การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้วิธีการผสมแบบฟัซซีลอจิก และ เจเนติกอัลกอริทึม

TIME SERIES FORECASTING USING HYBRID FUZZY LOGIC AND GENETIC ALGORITHM

ลดาวัลย์ อัตถวิโรจนกุล
LADAWAN ATTAVIROJANAKUL

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ. 2549
ISBN 974-15-2650-3

การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้วิธีการผสมแบบฟัซซีลอจิก และ เจเนติกอัลกอริทึม

TIME SERIES FORECASTING USING HYBRID FUZZY LOGIC AND GENETIC ALGORITHM

ลดาวัลย์ อัตตวิโรจนกุล

LADAWAN ATTAVIROJANAKUL

หมู่.....
ทะเบียน.....63635
เดือน,ปี.....30 ส.ค. 2549

.b.....
.i.....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2549

ISBN 974-15-2656-3

TIME SERIES FORECASTING USING HYBRID FUZZY LOGIC AND GENETIC ALGORITHM

LADAWAN ATTAVIROJANAKUL

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
2006

ISBN 974-15-2656-3

COPYRIGHT 2006

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้วิธีการผสมแบบฟัซซีลอจิกและเจเนติกอัลกอริทึม

TIME SERIES FORECASTING USING HYBRID FUZZY LOGIC AND GENETIC ALGORITHM

ชื่อนักศึกษา นางสาวลดาวัลย์ อัตตวิโรจนกุล

รหัสประจำตัว 44067050

ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา เทคโนโลยีสารสนเทศ

อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
รศ.ดร.อาริต	ธรรมโน	
รศ.ดร.บุญธีร์	เครือตราชู	
รศ.ดร.บุญวัฒน์	อัตชู	
รศ.ดร.วรพจน์	กรีสุระเดช	
รศ.ดร.โชติพัชร์	ภรณวลัย	

วัน / เดือน/ ปี ที่สอบ 24 พฤษภาคม 2549 เวลา 11.30 น. เป็นต้นไป

สถานที่สอบ ณ ห้อง M 04 (ชั้นลอย) คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัยรับรองแล้ว

(ผศ.ดร.จารุวัตร เจริญสุข)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ 19 **เดือน** กรกฎาคม **พ.ศ.** 2549

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้วิธีการผสมแบบฟัซซีลอจิก และ เจเนติกอัลกอริทึม
นักศึกษา	นางสาวลดาวัลย์ อัตตวิโรจนกุล
รหัสนักศึกษา	44067050
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
พ.ศ.	2549
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ. ดร. อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

งานวิจัยชิ้นนี้นำเสนอระบบทำนายข้อมูลอนุกรมเวลา โดยใช้ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ซึ่งมีการเรียนรู้แบบเจเนติกอัลกอริทึมเพื่อค้นหาฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกของระบบได้เอง ซึ่งแต่เดิมจะใช้ผู้เชี่ยวชาญเป็นผู้กำหนด และมักพบปัญหาไม่สามารถหาโครงสร้างระบบที่เหมาะสมได้เมื่อต้องทำนายข้อมูลที่มีความซับซ้อนอย่างเช่นข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น โดยการเรียนรู้ของระบบจะแบ่งเป็น 2 ขั้นตอน คือขั้นตอนที่ 1 เป็นการค้นหาฐานกฎซึ่งจะสร้างกลุ่มฐานกฎใหม่ 2 วิธี คือ วิธีครอสโอเวอร์โครโมโซมฐานกฎพ่อแม่ให้ได้โครโมโซมใหม่ และวิธีที่ 2 คือสุ่มค่ามาสร้างเป็นโครโมโซมฐานกฎซึ่งเป็นวิธีเดียวกับที่ใช้สร้างโครโมโซมพ่อแม่เริ่มต้น โดยฐานกฎที่ได้จากวิธีที่ 2 นี้จะทำให้ได้ฐานกฎที่หลากหลายมากขึ้น ส่วนการเรียนรู้ขั้นตอนที่ 2 เป็นการค้นหาฟังก์ชันสมาชิกโดยจะสร้างฟังก์ชันสมาชิกชุดใหม่ด้วยวิธีมิวเตทโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่ ให้ได้โครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกชุดใหม่ โดยการมิวเตททำโดยปรับค่าบิทของโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกขึ้นหรือลง ซึ่งเหมือนเป็นการค่อย ๆ ปรับค่าตัวแปรฟังก์ชันสมาชิกเพื่อหาฟังก์ชันสมาชิกที่ดีที่สุด โดยการทดลองในงานวิจัยใช้ข้อมูลทดลอง 10 ชุด และเปรียบเทียบผลกับระบบอื่น 3 ระบบ คือ ระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์พื้นฐานที่มีการค้นหาฐานกฎเพียงอย่างเดียวด้วยวิธีเจเนติกอัลกอริทึม และระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาเกชัน โดยผลการทดลองเห็นอย่างชัดเจนว่าระบบที่นำเสนอสามารถทำนายข้อมูลได้แม่นยำกว่าระบบที่นำมาเปรียบเทียบมาก

Thesis Title	Time Series Forecasting Using Hybrid Fuzzy Logic and Genetic Algorithm
Student	Miss Ladawan Attavirojanakul
Student ID.	44067050
Degree	Master of Science
Programme	Information Technology
Year	2006
Thesis Advisor	Assoc. Prof. Dr. Arit Thammano

ABSTRACT

This thesis proposed a time series forecasting system using fuzzy inference system. Genetic algorithm is employed in learning processes to self-generate the system's rule base and membership functions. The early methods are done by experts to manually configure the systems. One major problem is experts can not identify suitable structure when working with complicated data, i.e. non linear data. The learning processes of the proposed system are divided into 2 phases. Phase 1 of the learning processes is generation of system's rule base which new rule bases are created by 2 methods. First method, crossover processes are used to create new rule base chromosomes. Other method, for the propose of variation of childish rule base chromosomes, additional random-value chromosomes are created. Phase 2 of the learning processes is generation of system's membership functions. The mutations of membership function chromosomes are employed to create new sets of membership functions which are done by increasing or decreasing the value in bits of chromosomes, as this will fine tune parameters of the membership functions. Experiments for performance testing used 10 time series data and the best results of the proposed system are compared with 3 other systems which are fuzzy neural network, optimized rule base fuzzy inference system using genetic algorithm technique, backpropagation neural network. The results show obviously that the proposed system has more accurate forecasts than other 3 systems on tested data.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้อย่างดีด้วยคำแนะนำ คำปรึกษาจาก รศ.ดร. อาริต ธรรมโน ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ซึ่งดูแลเอาใจใส่ต่อศิษย์ทุกคนเป็นอย่างดีโดยสม่ำเสมอ ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งในความเมตตาของท่านอาจารย์มาก และขอกราบขอบพระคุณท่านไว้ ณ ที่นี้

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาให้กับข้าพเจ้า

ขอขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ ในแขนงวิชาวิทยาการสารสนเทศ สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุกท่านที่ให้คำแนะนำต่างๆ และคอยให้กำลังใจในการทำงานเสมอมา

ขอขอบคุณบัณฑิตศึกษา คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ และบัณฑิตวิทยาลัย ที่ให้ความช่วยเหลือในเรื่องต่างๆ เป็นอย่างดี

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวที่รักของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ ทำให้ข้าพเจ้าสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

ลดาวัลย์ อัตตวิโรจนกุล

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ II

กิตติกรรมประกาศ III

สารบัญ IV

สารบัญตาราง VII

สารบัญรูป IX

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ประวัติและความเป็นมา 1

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 1

1.3 ข้อจำกัดและขอบเขตงานวิจัย 1

1.4 วิธีดำเนินการวิจัย 2

1.5 การจัดเรียงหัวข้อในการเรียบเรียงวิทยานิพนธ์ 2

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 3

2.1 ข้อมูลอนุกรมเวลา 3

2.1.1 ค่าแนวโน้ม (Secular Trend) 3

2.1.2 การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal Variation) 3

2.1.3 การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร (Cyclical Variation) 3

2.1.4 การเปลี่ยนแปลงเนื่องจากเหตุการณ์ผิดปกติ (Irregular Variation) 4

2.2 เทคนิคการทำนายข้อมูลอนุกรมเวลา 4

2.2.1 แนวทางสถิติแบบเชิงปริมาณ 4

2.2.2 แนวทางปัญญาประดิษฐ์ 4

2.3 คลาสิคอลเซต 5

2.4 ฟัซซีลอจิก 6

2.4.1 ฟัซซีเซต (Fuzzy set) 6

2.4.2 โอเปอร์เรชันของฟัซซีเซต 7

2.4.3 ฟังก์ชันสมาชิก (Membership function, MF) 8

2.4.3.1 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม (Triangular MF) 8

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4.3.2 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู (Trapezoidal MF) 8
2.4.3.3 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาซ์เซียน (Gaussian MF) 9
2.4.3.4 ฟังก์ชันสมาชิกแบบระฆัง (Bell MF) 9
2.4.4 ฐานกฎและกฎฟัซซี 10
2.4.5 ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ 10
2.5 เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm, GA) 14
2.5.1 การทำงานของระบบเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่าย 14
2.6 บทวิจัยที่เกี่ยวข้อง 18
2.6.1 Muhammad และ King : Foreign exchange market forecasting using evolutionary fuzzy networks 18
2.6.2 สิรินดา พละหาญ : ระบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้ฟัซซี-นิวรอล เน็ตเวิร์ก ร่วมกับเจเนติก อัลกอริทึม 21
2.6.3 Gradojevic, Yang และ Gravelle : Neuro-Fuzzy Decision-Making in Foreign Exchange Trading and Other Applications 24
2.6.4 Tsakonas และ Dounias : Decision making on noisy time-series data under a neuro-genetic fuzzy rule-based system approach 24

บทที่ 3 การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้วิธีการผสมแบบฟัซซีลอจิกและเจเนติกอัลกอริทึม 28
3.1 ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์สำหรับทำนายข้อมูล 28
3.1.1 ฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบปิด 2 ด้าน 28
3.1.2 ฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบเปิดด้านซ้าย 29
3.1.3 ฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบเปิดด้านขวา 29
3.2 ลักษณะของชุดข้อมูลอนุกรมที่ใช้ฝึกฝนและทดสอบระบบ 31
3.3 ขั้นตอนการเรียนรู้ของระบบช่วงที่ 1 การค้นหาฐานกฎให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์.. 33
3.4 ขั้นตอนการเรียนรู้ของระบบช่วงที่ 2 การค้นหาฟังก์ชันสมาชิกให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ 37
3.5 การนำระบบที่ฝึกฝนได้ไปใช้ทำนายข้อมูล 41

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.6 ตัวอย่างการฝึกฝนระบบ 41
3.6.1 การเตรียมข้อมูลอนุกรม 41
3.6.2 ฟังก์ชันสมาชิกของระบบตัวอย่าง 43
3.6.3 การฝึกฝนระบบช่วงที่ 1 และการคัดเลือกระบบที่ดีที่สุดในช่วงที่ 1 43
3.6.4 การฝึกฝนระบบช่วงที่ 2 และการคัดเลือกระบบที่ดีที่สุดในช่วงที่ 2 58
3.6.5 การนำระบบที่ได้รับคัดเลือกจากการฝึกฝนช่วงที่ 2 ไปทดสอบ 75

บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง 78
4.1 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการทดสอบ 78
4.2 การออกแบบการทดลอง 85
4.3 ระบบที่นำมาใช้เปรียบเทียบ 92
4.3.1 ระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Fuzzy Neural Network) 92
4.3.2 ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ที่ใช้เจเนติกอัลกอริทึมหาฐานกฎเพียงอย่างเดียว 93
4.3.3 ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาแกชัน 94
4.4 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบ 95

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 106
5.1 สรุปผลการวิจัย 106
5.2 ข้อเสนอแนะ 107

เอกสารอ้างอิง 108

ภาคผนวก ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ 110

ประวัติผู้เขียน 120

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

2.1 ลักษณะข้อเสียจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องและแนวทางการปรับปรุง 27

3.1 ตัวอย่างตารางฐานกฎในระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ในระบบที่พัฒนาขึ้น 32

3.2 สัญลักษณ์แทนฟังก์ชันสมาชิกเอาท์พุท 33

3.3 การแบ่งข้อมูลสำหรับฝึกฝน คัดเลือก และทดสอบระบบตัวอย่าง 42

3.4 ฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้ในระบบตัวอย่าง 43

3.5 สัญลักษณ์ที่ใช้แทนในโครโมโซมในระบบตัวอย่าง ช่วงที่ 1 44

3.6 ฐานกฎที่ได้จากการแปลงโครโมโซมกฎพ่อแม่ตัวที่ 1 ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง 45

3.7 ฐานกฎที่ได้จากการแปลงโครโมโซมกฎพ่อแม่ตัวที่ 2 ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง 48

3.8 ช่วงของโครโมโซมที่ได้จากการคำนวณด้วยวิธีวงล้อรูเล็ท ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง 49

3.9 โครโมโซมที่สุ่มได้ด้วยวิธีวงล้อรูเล็ทคู่ที่ 1 ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง 49

3.10 โครโมโซมที่สุ่มได้ด้วยวิธีวงล้อรูเล็ทคู่ที่ 2 ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง 50

3.11 ช่วงของโครโมโซมที่ได้จากการคำนวณด้วยวิธีวงล้อรูเล็ท ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง 53

3.12 โครโมโซมที่สุ่มได้ด้วยวิธีวงล้อรูเล็ทคู่ที่ 1 ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง 53

3.13 โครโมโซมที่สุ่มได้ด้วยวิธีวงล้อรูเล็ทคู่ที่ 2 ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 1 ของ ระบบตัวอย่าง 54

3.14 ฐานกฎที่ดีที่สุดหลังการฝึกฝนช่วงที่ 1 ในระบบตัวอย่าง 59

3.15 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 1 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 63

3.16 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 2 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 66

3.17 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 3 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 68

3.18 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 4 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 71

3.19 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 5 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 73

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่ หน้า

4.1 การแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ฝึกฝนและทดสอบ 85

4.2 ค่าตัวแปรที่มีการปรับค่าของระบบ 85

4.3 ค่าตัวแปรคงที่ของระบบในการฝึกฝนช่วงที่ 1 86

4.4 ค่าตัวแปรคงที่ของระบบในการฝึกฝนช่วงที่ 2 86

4.5 ผลการทดลองของระบบที่ดีที่สุดหลังฝึกฝนและทดสอบระบบ 87

4.6 ผลการทดสอบที่ดีที่สุดของระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค 93

4.7 ผลการทดสอบที่ดีที่สุดของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ 94

4.8 ผลการทดสอบที่ดีที่สุดของระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาแกชัน 95

4.9 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 1 96

4.10 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 2 96

4.11 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 3 96

4.12 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 4 97

4.13 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 5 97

4.14 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 6 98

4.15 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 7 98

4.16 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 8 98

4.17 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 9 99

4.18 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 10 99

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา 4

2.2 (ก) คลาสสิคอลเซต (ข) การแบ่งคนสูงด้วยคลาสิคอลเซต 6

2.3 การแบ่งคนสูงด้วยฟัซซีเซต 7

2.4 กราฟแสดงฟังก์ชันสมาชิกแบบต่าง ๆ (ก) แบบสามเหลี่ยม (ข) แบบสี่เหลี่ยมคางหมู (ค) แบบเกาซ์เซียน (ง) แบบระฆัง 9

2.5 โครงสร้างของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ 11

2.6 การหาฟัซซีผลลัพธ์ของกฎโดยการตัดส่วนของฟัซซีเซตเอาท์พุทด้วยฟังก์ชัน Min 12

2.7 การหาฟัซซีผลลัพธ์ของกฎโดยการปรับสัดส่วนของฟัซซีเซตเอาท์พุทด้วยฟังก์ชัน Prod 12

2.8 ค่าที่ได้จากการดีฟัซซีฟิเคชันแบบต่าง ๆ 13

2.9 กระบวนการฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ 13

2.10 โฟลว์ชาร์ทแสดงเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่าย 15

2.11 การเลือกโครโมโซมแบบวงล้อรูเล็ท 16

2.12 การครอสโอเวอร์โครโมโซมแบบจุดเดียว 17

2.13 การมิวเตทโครโมโซมเลขฐานสอง 18

2.14 โครงสร้างของ Adaptive fuzzy network 19

2.15 เครือข่ายโหนดในเจเนติอัลกอริทึมแบบคู่ขนาน 21

2.16 โครงสร้างของระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค 22

2.17 การแปลงฐานกฎเป็นโครโมโซม 23

2.18 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาเกชัน 24

2.19 โมเดล NEFCLASS 26

3.1 ฟังก์ชันเกาเซียนแบบปิด 2 ด้าน 30

3.2 ฟังก์ชันเกาเซียนเปิดด้านซ้าย 30

3.3 ฟังก์ชันเกาเซียนแบบเปิดด้านขวา 30

3.4 ตัวอย่างฟังก์ชันสมาชิกแบบ 5 ฟังก์ชัน 31

3.5 โฟลว์ชาร์ทการเรียนรู้ของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ช่วงที่ 1 34

3.6 วิธีการเข้ารหัสจากฐานกฎให้เป็นโครโมโซมกฎ 35

3.7 โฟลว์ชาร์ทการหาผลการทำนายและฟิตเนสให้โครโมโซม 36

3.8 การครอสโอเวอร์โครโมโซมกฎ 37

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

3.9 โฟลว์ชาร์ทการเรียนรู้ของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ช่วงที่ 2 38

3.10 โครงสร้างของโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิก 39

3.11 การสร้างโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่ 39

3.12 การใช้ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ทำนายข้อมูล 41

3.13 ฟังก์ชันสมาชิกของระบบเริ่มต้นในระบบตัวอย่าง 43

3.14 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ในระบบตัวอย่าง 52

3.15 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 1 ในระบบตัวอย่าง 56

3.16 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 3 ของช่วงที่ 1 ในระบบตัวอย่าง 57

3.17 การคัดเลือกระบบในช่วงที่ 1 58

3.18 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 64

3.19 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 67

3.20 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 3 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 69

3.21 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 4 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 72

3.22 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 5 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง 74

3.23 การคัดเลือกระบบในช่วงที่ 2 76

3.24 ฟังก์ชันสมาชิกของระบบที่ได้รับการคัดเลือกในช่วงที่ 2 (ก) ฟังก์ชันสมาชิกก่อนปรับ (ข) ฟังก์ชันสมาชิกหลังปรับ 76

4.1 (ก) ลักษณะข้อมูลชุดที่ 1 79

4.1 (ข) ลักษณะข้อมูลชุดที่ 1 เฉพาะ 100 ค่าแรก 80

4.2 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 2 80

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.3 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 3 81
4.4 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 4 81
4.5 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 5 82
4.6 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 6 82
4.7 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 7 83
4.8 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 8 83
4.9 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 9 84
4.10 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 10 84
4.11 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 1 เฉพาะ 100 ค่าแรก 87
4.12 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 2 88
4.13 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 3 88
4.14 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 4 89
4.15 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 5 89
4.16 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 6 90
4.17 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 7 90
4.18 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 8 91
4.19 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 9 91
4.20 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 10 92
4.21 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 1 100
4.22 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 2 100
4.23 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 3 101
4.24 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 4 101

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า
4.25 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 5 102
4.26 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 6 102
4.27 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 7 103
4.28 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 8 103
4.29 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 9 104
4.30 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 10 104

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ประวัติและความเป็นมา

การนำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์มาใช้ในระบบทำนายข้อมูลอนุกรมเวลา มีข้อดีที่ช่วยลดความซับซ้อนในขั้นตอนการกำหนดโครงสร้างของระบบ เนื่องจากระบบใช้พื้นฐานของฟัซซีลอจิก ทำให้สามารถนำความรู้ของมนุษย์ มาใช้กำหนดโครงสร้างของระบบได้ทันที โดยไม่ต้องแปลงเป็นสมการที่ยุ่งยากซับซ้อน แต่อย่างไรก็ตามการกำหนดโครงสร้างของระบบก็ยังอาจทำได้ยาก เนื่องจากแม้จะมีผู้เชี่ยวชาญเกี่ยวกับระบบแล้ว แต่ระบบบางอย่างมีข้อมูลนำเข้าที่ซับซ้อน มีสิ่งรบกวน ทำให้ยากต่อการทำความเข้าใจความสัมพันธ์ของข้อมูลและกำหนดระบบได้อย่างถูกต้อง และบางครั้งอาจขาดผู้ที่มีความรู้เกี่ยวกับระบบนั้น ตัวอย่างข้างต้นล้วนเป็นอุปสรรคต่อการสร้างระบบทำนายข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในงานวิจัยชิ้นนี้ ผู้วิจัยได้พัฒนาระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์สำหรับทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาแบบไม่เป็นเชิงเส้น ที่สามารถเรียนรู้ที่จะค้นหาโครงสร้างของระบบที่เหมาะสมกับข้อมูลที่จะทำนายได้เองโดยอาศัยข้อมูลในอดีต และไม่ต้องใช้ความรู้จากผู้เชี่ยวชาญเลย โดยนำเทคนิคเจเนติกอัลกอริทึม ซึ่งเป็นเทคนิคการค้นหาแบบหนึ่งมาเป็นกลไกค้นหาโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดของระบบ โดยโครงสร้างส่วนที่ต้องกำหนดได้แก่ ฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิก ซึ่งเป็นส่วนที่มีผลต่อความแม่นยำของระบบทำนายข้อมูลมาก โดยหลังจากที่ค้นหาโครงสร้างทั้งสองส่วนของระบบได้แล้ว จะสามารถนำระบบที่ได้มาใช้ทำนายข้อมูลได้ทันที ซึ่งเป็นการอำนวยความสะดวกให้กับการสร้างระบบทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นอย่างมาก

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อศึกษาวิธีการทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาที่ประยุกต์ใช้หลักการฟัซซีลอจิก
2. เพื่อพัฒนาระบบทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาที่ประยุกต์ใช้หลักการฟัซซีลอจิก โดยใช้หลักการเจเนติกอัลกอริทึมเป็นอัลกอริทึมในการค้นหาฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิก

1.3 ข้อจำกัดและขอบเขตงานวิจัย

1. งานวิจัยนี้ใช้การทดลองแบบ off-line
2. ระบบที่พัฒนาสามารถทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาได้ล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา

1.4 วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาที่ประยุกต์ใช้หลักการฟัซซีลอจิกและเจเนติกอัลกอริทึม ได้แก่ หลักการฟัซซีลอจิก ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ เจเนติกอัลกอริทึม การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยโมเดลแบบต่าง ๆ เช่น ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ ระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค โครงข่ายประสาทเทียม และวิธีการผสมระหว่างฟัซซีลอจิกและเจเนติกอัลกอริทึม
2. ออกแบบและพัฒนาระบบการทำนายข้อมูลด้วยโมเดลฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ ที่มีการปรับฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกด้วยเจเนติกอัลกอริทึม
3. ดำเนินการทดลองและทดสอบระบบที่พัฒนากับข้อมูลอนุกรมเวลาหลายชุด โดยเปรียบเทียบกับผลการทดลองของระบบแบบอื่นที่มีลักษณะบางส่วนใกล้เคียงกับระบบที่นำเสนอ
4. ประเมินและสรุปผลการทดลอง
5. เรียบเรียงเอกสารประกอบวิทยานิพนธ์

1.5 การจัดเรียงหัวข้อในการเรียบเรียงวิทยานิพนธ์

บทที่ 1 กล่าวถึงประวัติและความเป็นมา วัตถุประสงค์ ข้อจำกัดและขอบเขตของงานวิจัย วิธีการดำเนินการวิจัย และการจัดเรียงหัวข้อในการเรียบเรียงวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ซึ่งมีเนื้อหาเกี่ยวกับข้อมูลอนุกรมเวลา หลักการฟัซซีลอจิก โครงสร้างและการทำงานของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ เจเนติกอัลกอริทึม และผลงานทางวิชาการของผู้วิจัยท่านอื่น ๆ ที่มีเนื้อหาเกี่ยวข้องกับงานวิจัย

บทที่ 3 กล่าวถึงสถาปัตยกรรมของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ วิธีการเตรียมข้อมูลสำหรับใช้ฝึกฝนและทดสอบระบบ การเรียนรู้และการทำนายข้อมูลของระบบที่พัฒนา

บทที่ 4 ขั้นตอนและรายละเอียดของการทดลอง ผลการทดลอง และสรุปผล

บทที่ 5 สรุปภาพรวมของวิทยานิพนธ์ ผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ข้อมูลอนุกรมเวลา

อนุกรมเวลา [1] คือ กลุ่มของค่าสังเกตที่รวบรวมมาตามเวลาอย่างต่อเนื่องและสม่ำเสมอ ตัวอย่างเช่น ข้อมูลการขายสินค้ารายวัน ข้อมูลการผลิตสินค้ารายเดือน ข้อมูลรายได้ประชาชาติของปีต่างๆ และข้อมูลการส่งออกหรือข้อมูลการนำเข้าสินค้าในแต่ละไตรมาสของปีต่าง ๆ เป็นต้น การนำเสนอข้อมูลอนุกรมเวลามักจะเรียงตามลำดับการเกิดก่อนหลังของข้อมูล โดยในข้อมูลอนุกรมเวลาสามารถแยกส่วนประกอบ ซึ่งเป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลลักษณะต่าง ๆ ได้ 4 ส่วน ได้แก่

2.1.1 ค่าแนวโน้ม (Secular Trend)

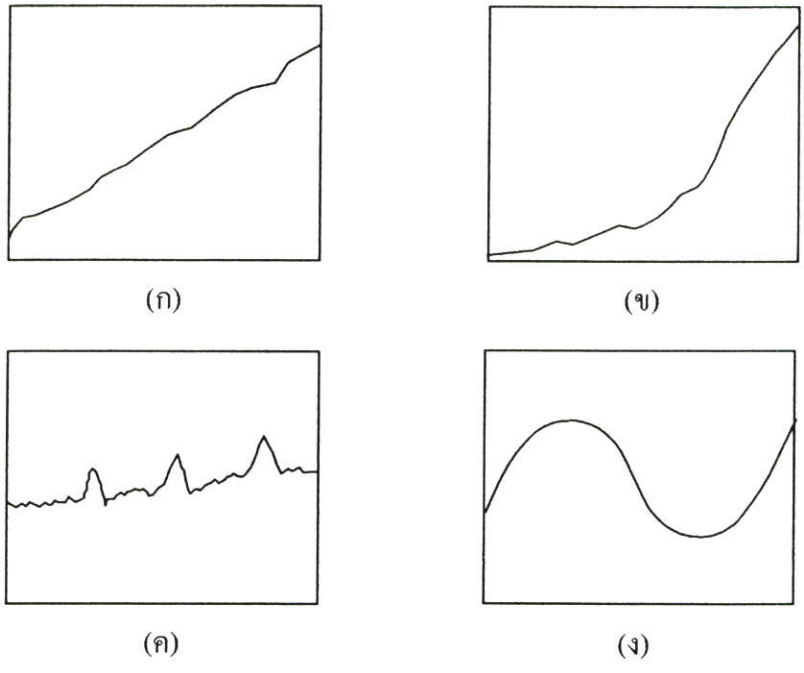
เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่แสดงการเพิ่มขึ้น คงที่หรือลดลงของอนุกรมเวลาอย่างสม่ำเสมอ โดยค่าแนวโน้มจะสังเกตเห็นได้ในข้อมูลที่เก็บในช่วงระยะเวลาที่ค่อนข้างยาวนาน อาจมีลักษณะเป็นเส้นตรง เส้นโค้ง หรือลักษณะอื่นก็ได้ รูปที่ 2.1 (ก) และ (ข) แสดงให้เห็นตัวอย่างค่าแนวโน้มที่มีลักษณะเส้นตรงและเส้นโค้ง

2.1.2 การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal Variation)

เป็นการเปลี่ยนแปลงขึ้นลงของข้อมูลในรูปแบบซ้ำ ๆ กัน โดยเกิดในช่วงเวลาต่างกันและมีระยะห่างของช่วงเวลาที่เกิดข้อมูลซ้ำเป็นระยะเท่ากันอย่างสม่ำเสมอ หน่วยของระยะเวลาที่ข้อมูลมีรูปแบบเกิดซ้ำมีหลายแบบ ได้แก่ รายไตรมาส รายเดือน รายสัปดาห์ รายวัน หรือ รายชั่วโมง เป็นต้น รูปที่ 2.1 (ค) แสดงความเคลื่อนไหวตามฤดูกาล

2.1.3 การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร (Cyclical Variation)

เป็นการเปลี่ยนแปลงเคลื่อนไหวในลักษณะซ้ำ ๆ กันและจะมีลักษณะคล้ายคลึงกับการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล แต่ต่างกันตรงที่การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักรแต่ละรอบจะใช้ระยะเวลาที่นานกว่า คือ ตั้งแต่ 5 ปีขึ้นไป รูปที่ 2.1 (ง) แสดงการเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักรธุรกิจ ซึ่งโดยทั่วไปประกอบด้วย ระยะเจริญรุ่งเรือง (prosperity) ระยะฝืดเคือง (recession) ระยะตกต่ำ (depression) และระยะขยายตัว (recovery)



รูปที่ 2.1 ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

2.1.4 การเปลี่ยนแปลงเนื่องจากเหตุการณ์ผิดปกติ (Irregular Variation)

หรือการเปลี่ยนแปลงที่เกิดเชิงสุ่ม (Random Fluctuation) เกิดจากปัจจัยหลายอย่างที่เราไม่อาจคาดการณ์ได้ล่วงหน้า เช่น การนัดหยุดงานของคนงาน สงคราม เป็นต้น

2.2 เทคนิคการทำนายข้อมูลอนุกรมเวลา

การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาสามารถทำได้ 2 แนวทาง [2] คือ

2.2.1 แนวทางสถิติแบบเชิงปริมาณ

การทำนายต้องอาศัยข้อมูลในอดีตที่อยู่ในรูปของข้อมูลอนุกรมเวลา มาวิเคราะห์ด้วยวิธีทางสถิติต่างๆ เพื่อจำลองเป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์ โมเดลที่ได้สามารถนำไปทำนายข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้ ตัวอย่างวิธีการทำนายแนวทางนี้ [3] ได้แก่ วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square Method) วิธีการทำให้ราบเรียบกำลังสอง (Double Exponential Smoothing) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยของข้อมูล (Regression) เป็นต้น ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เหมาะสมกับวิธีนี้คือข้อมูลอนุกรมเวลาแบบเป็นเชิงเส้น (Linear) เนื่องจากข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงโดยมีรูปแบบที่แน่นอนสม่ำเสมอ ทำให้การจำลองข้อมูลออกมาเป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์ยังทำได้แม่นยำ

2.2.2 แนวทางปัญญาประดิษฐ์

สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) นั้นจะมีรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลไม่แน่นอน ทำให้ใช้วิธีทางสถิติทำนายผลได้ไม่แม่นยำ จึงทำให้เกิด

การพัฒนาวิธีทางปัญญาประดิษฐ์ขึ้น โดยระบบปัญญาประดิษฐ์จะเรียนรู้จากข้อมูลอนุกรมในอดีต เพื่อพัฒนาตัวเองให้เหมาะกับข้อมูลที่จะทำนาย เทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้ ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียม ฟัซซีลอจิก ระบบนิวรอลฟัซซี เจเนติกอัลกอริทึม เป็นต้น

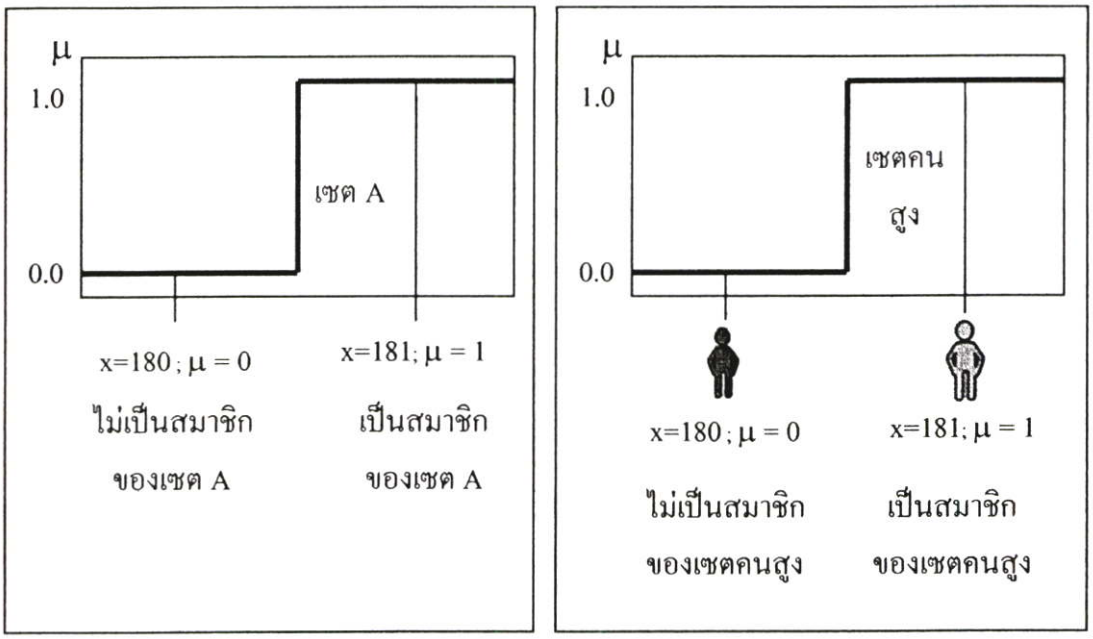
ในการวิจัยชิ้นนี้ได้นำหลักการฟัซซีลอจิกและเจเนติกอัลกอริทึมมาประยุกต์ใช้ เพื่อสร้างระบบทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความแม่นยำ พื้นฐานของหลักการฟัซซีลอจิก นั้นประยุกต์มาจากฟัซซีเซต ซึ่งพัฒนามาจากหลักการคลาสิคอลเซตซึ่งเป็นหลักตรรกะทางคณิตศาสตร์อีกต่อหนึ่ง โดยหัวข้อถัดไปจะอธิบายถึงรายละเอียดของคลาสสิคอลเซต และ ฟัซซีเซตตามลำดับ ส่วนเจเนติกอัลกอริทึมจะกล่าวถึงในหัวข้อ 2.5

2.3 คลาสิคอลเซต

คลาสสิคอลเซต (Classical set) เป็นตรรกศาสตร์ชนิดหนึ่งที่ถูกนำมาใช้กำหนดข้อเท็จจริงต่างๆ โดยคลาสสิคอลเซตมีลักษณะสำคัญคือ ขอบเขตของเซตมีการเปลี่ยนแปลงค่าอย่างชัดเจน ซึ่งเป็นผลมาจากค่าความเป็นสมาชิก หรือ μ ของคลาสสิคอลเซตนั้นมีค่าได้เพียง 2 ค่า คือ 1 เมื่อเป็นสมาชิก และ 0 เมื่อไม่เป็นสมาชิก ดังนั้นที่บริเวณขอบเขตของคลาสสิคอลเซต จะมีการเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนระหว่างค่าที่เป็นสมาชิกของเซตและค่าที่ไม่เป็นสมาชิกของเซต คือ จะเปลี่ยนจาก 1 เป็น 0 หรือ 0 เป็น 1 ทันที ซึ่งเซตที่มีขอบเขตเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนแบบนี้จะเรียกว่าเป็นคริสป์เซต (crisp set) ตัวอย่างของคลาสสิคอลเซต แสดงดังสมการที่ (2.1) เมื่อเซต A คือเซตของตัวเลขจำนวนเต็มที่มีค่ามากกว่า 180

$$A = \{x \mid x > 180\} \tag{2.1}$$

จะเห็นว่าเซต A นั้นเมื่อ x มีค่าน้อยกว่าเท่ากับ 180 จะมี μ เท่ากับ 0 และเมื่อ x มีค่ามากกว่าเท่ากับ 181 จะมี μ เพิ่มขึ้นเป็น 1 ทันที ดังรูปที่ 2.2 (ก) จะเห็นว่าลักษณะของคลาสสิคอลเซตนั้นไม่สามารถที่จะนำเสนอข้อเท็จจริงต่างๆ ได้ในทุกกรณี เช่น ในกรณีที่ข้อเท็จจริงมีลักษณะเป็นนามธรรมและไม่มีความชัดเจน ตัวอย่างเช่น เมื่อกล่าวถึง เซตของคนตัวสูง ถ้าเราใช้คลาสสิคอลเซต ตามสมการที่ 2.1 มากำหนด จะได้ว่า A คือ เซตของคนตัวสูง และ x คือ ความสูงของคนแต่ละคน ทำให้บุคคลที่มีความสูงมากกว่า 180 เซนติเมตร จะถือว่าเป็นคนสูง ซึ่งกรณีนี้จะเห็นว่าเป็นการกำหนดลักษณะของคนตัวสูงที่ไม่ถูกต้องนัก เพราะคนที่มีความสูง 180 เซนติเมตร จะไม่จัดว่าเป็นคนสูง แต่คนที่มีความสูง 181 เซนติเมตร จะจัดว่าเป็นคนตัวสูง ทั้งที่มีความสูงต่างกันเพียง 1 เซนติเมตร รูปการแบ่งคนสูงด้วยคลาสิคอลเซต สำหรับคนที่สูง 180 และ 181 เซนติเมตร แสดงดังรูปที่ 2.2 (ข)



(ก) (ข)

รูปที่ 2.2 (ก) คลาสสิคอลเซต (ข) การแบ่งคนสูงด้วยคลาสิคอลเซต

2.4 ฟัซซีลอจิก

ฟัซซีลอจิกเป็นหลักการตรรกศาสตร์ชนิดหนึ่ง ซึ่งมีพื้นฐานมาจากฟัซซีเซต [4] จุดเด่นของฟัซซีลอจิกคือ ค่าความจริงจะไม่ถูกจำกัดอยู่แค่จริงหรือเท็จ ทำให้ฟัซซีลอจิกจำลองความคิดของมนุษย์ได้ใกล้เคียงมากขึ้น ลดความซับซ้อนในการพัฒนาระบบที่ต้องใช้ความรู้ที่เกี่ยวข้องกับมนุษย์ได้เป็นอย่างดี

2.4.1 ฟัซซีเซต (Fuzzy set)

ฟัซซีเซตมีลักษณะสำคัญ คือ ขอบเขตของเซตมีการเปลี่ยนแปลงเป็นค่าต่อเนื่อง โดยการกำหนดสมาชิกให้กับฟัซซีเซตแสดงดังสมการที่ 2.2

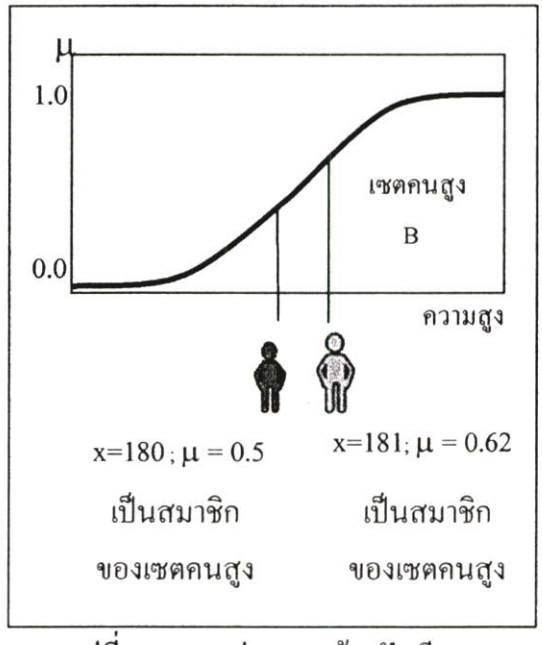
$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X\} \tag{2.2}$$

โดย A คือ ฟัซซีเซต ประกอบไปด้วยคู่ลำดับของ x และ $\mu_A(x)$ โดย x คือสมาชิกของเซต A และ $\mu_A(x)$ คือค่าระดับความเป็นสมาชิกของ x ในเซต A และ x เป็นสมาชิกของ X (Universe of discourse) ค่าของ $\mu_A(x)$ สามารถหาได้จากฟังก์ชันสมาชิก (Membership function) ของเซต A และสามารถเป็นค่าต่อเนื่องได้ตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่ทำให้ฟัซซีเซตแสดงข้อเท็จจริงที่มีลักษณะไม่ชัดเจนได้ เช่นการใช้ฟัซซีเซตแบ่งคนตัวสูง สมการที่ 2.3 คือ สมการ

กำหนดสมาชิกของฟัซซีเซตคนตัวสูง B และสมการ 2.4 คือ ฟังก์ชันสมาชิกสำหรับฟัซซีเซต B ในที่นี้ x คือค่าความสูง, $\mu_B(x)$ คือ ระดับความเป็นสมาชิกของความสูง x ในเซตคนสูง B, X คือ ความสูงที่เป็นไปได้ทั้งหมด กราฟแสดงลักษณะเซตคนสูงในแบบฟัซซีเซตแสดงตามรูปที่ 2.3

$$B=\left\{(x,\mu_B(x))\,|\,x\in X\right\} \tag{2.3}$$

$$\mu_B(x)=\frac{1}{1+\exp[-0.5(x-180)]} \tag{2.4}$$



รูปที่ 2.3 การแบ่งคนสูงด้วยฟัซซีเซต

เนื่องจากฟัซซีเซตคนสูง B มีฟังก์ชันสมาชิกเป็นค่าต่อเนื่อง โดยมีขอบเขตของเซตที่ค่อย ๆ เปลี่ยนแปลงจาก 0 เป็น 1 ทำให้คนที่มีความสูงไม่ต่างกันมาก เช่น 180 หรือ 181 ก็ยังคงเป็นสมาชิกของเซตคนสูงทั้งคู่ แต่จะมีค่าความเป็นสมาชิกในเซตคนสูงอยู่ในระดับต่างกัน คือ คนสูง 180 จะมี μ เท่ากับ 0.5 ซึ่งมีความเป็นสมาชิกในเซตคนสูงน้อยกว่าคนที่สูง 181 ซึ่งมี μ เท่ากับ 0.62 จะเห็นได้ว่าการใช้ฟัซซีเซตในการกำหนดข้อเท็จจริงที่ไม่ชัดเจนนั้นมีความเหมาะสมกว่าการใช้คลาสิคอลเซตมาก

2.4.2 โอเปอร์เรชันของฟัซซีเซต

โอเปอร์เรชันพื้นฐานที่ใช้ในฟัซซีเซตนั้น จะมีเหมือนกับที่ใช้ในคลาสสิคอลเซต ได้แก่ ยูเนี่ยน, อินเตอร์เซกชัน และคอมพลีเมนท์ เป็นต้น ซึ่งโอเปอร์เรชันเหล่านี้มีประโยชน์สำหรับใช้รวมฟัซซีเซตหลายเซตเข้าด้วยกัน วิธีหาผลลัพธ์ของโอเปอร์เรชัน แสดงในสมการที่ 2.5-2.7

$$\mu_{A\cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{2.5}$$

$$\mu_{A\cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{2.6}$$

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \tag{2.7}$$

สมการที่ 2.5 คือ การหาฟังก์ชันสมาชิกของ ฟัซซีเซต A ยูเนียนกับฟัซซีเซต B ($A \cup B$) หาได้โดยการเลือกค่าที่มากกว่าระหว่าง $\mu_A(x)$ และ $\mu_B(x)$ สำหรับทุกค่า x ใดๆ

สมการที่ 2.6 คือ การหาฟังก์ชันสมาชิกของ ฟัซซีเซต A อินเตอร์เซกชันกับฟัซซีเซต B ($A \cap B$) หาได้โดยการเลือกค่าที่น้อยกว่าระหว่าง $\mu_A(x)$ และ $\mu_B(x)$ สำหรับทุกค่า x ใดๆ

สมการที่ 2.7 คือ การหาฟังก์ชันสมาชิกของคอมพลีเมนต์ของฟัซซีเซต A หาได้โดยเอา 1 ลบกับ $\mu_A(x)$ สำหรับทุกค่า x ใดๆ

2.4.3 ฟังก์ชันสมาชิก (Membership function, MF)

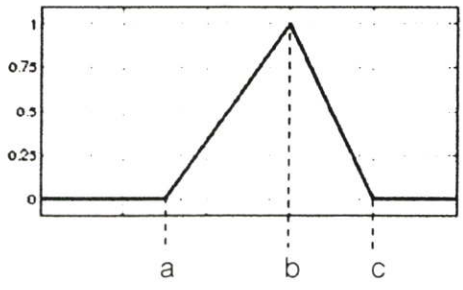
การเลือกฟังก์ชันที่จะนำมาใช้กับฟัซซีเซตนั้น ควรเลือกฟังก์ชันที่กำหนดขอบเขตข้อมูลได้อย่างเหมาะสม โดยฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้กันทั่วไปนั้นมีอยู่หลายแบบ [5] ตัวอย่างดังรูปที่ 2.4

2.4.3.1 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม (Triangular MF) มีสมการดังนี้

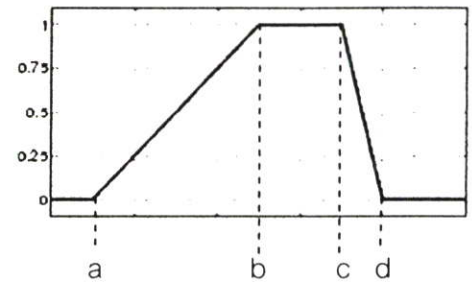
$$triangle(x;a,b,c) = \begin{cases} 0 & ,x \le a \\ \dfrac{x-a}{b-a} & ,a \le x \le b \\ \dfrac{c-x}{c-b} & ,b \le x \le c \\ 0 & ,c \le x \end{cases} \tag{2.8}$$

2.4.3.2 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู (Trapezoidal MF) มีสมการดังนี้

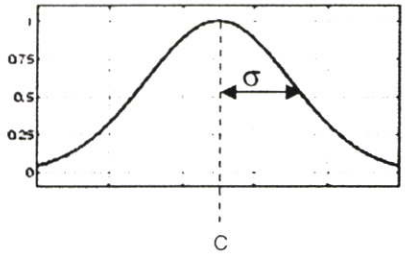
$$trapezoid(x;a,b,c,d) = \begin{cases} 0 & ,x \le a \\ \dfrac{x-a}{b-a} & ,a \le x \le b \\ 1 & ,b \le x \le c \\ \dfrac{d-x}{d-c} & ,c \le x \le d \\ 0 & ,d \le x \end{cases} \tag{2.9}$$



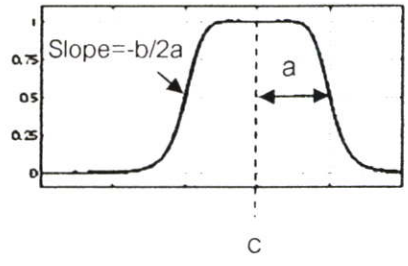
(ก) triangle(x;a,b,c)



(ข) trapezoid(x;a,b,c,d)



(ค) gaussian(x;c,σ)



(ง) bell(x;a,b,c)

รูปที่ 2.4 กราฟแสดงฟังก์ชันสมาชิกแบบต่าง ๆ (ก) แบบสามเหลี่ยม (ข) แบบสี่เหลี่ยมคางหมู (ค) แบบเกาซ์เซียน (ง) แบบระฆัง

2.4.3.3 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาซ์เซียน (Gaussian MF) มีสมการดังนี้

$$gaussian(x;c,\sigma)=\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right] \tag{2.10}$$

2.4.3.4 ฟังก์ชันสมาชิกแบบระฆัง (Bell MF) มีสมการดังนี้

$$bell(x;a,b,c)=\frac{1}{1+\left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \tag{2.11}$$

ฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้กำหนดให้ฟัซซีเซตนั้น เราสามารถกำหนดชื่อ (Linguistic Value) สำหรับแต่ละฟังก์ชันได้ โดยชื่อที่กำหนดนี้มีลักษณะพิเศษ คือเป็นชื่อที่มีความหมายและมนุษย์เข้าใจได้ทันทีไม่ต้องตีความอีก ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันสมาชิกสำหรับการแบ่งคนสูง อาจมี 3 ฟังก์ชัน ชื่อว่า สูง กลาง ต่ำ เป็นต้น

2.4.4 ฐานกฎและกฎฟัซซี

ฐานกฎ เป็นส่วนประกอบของระบบที่ประยุกต์ใช้ฟัซซีลอจิกแบบหนึ่งที่เรียกว่าระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ โดยฐานกฎเป็นส่วนของความรู้เกี่ยวกับระบบ สร้างขึ้นโดยอาศัยความรู้ของผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งเข้าใจระบบเป็นอย่างดี ภายในฐานกฎประกอบไปด้วยกฎฟัซซีหลายกฎ โครงสร้างของกฎฟัซซี 1 กฎมีดังนี้

$$\underbrace{\text{IF } x \text{ is } A_i}_{\text{แอนติซีเดนท์}} \qquad \underbrace{\text{THEN } y \text{ is } B_i}_{\text{คอนซีเควน}}$$

ส่วนของแอนติซีเดนท์ คือ ส่วนที่อธิบายลักษณะอินพุทของระบบ มีลักษณะเป็นประโยคเงื่อนไข และคอนซีเควนคือ ส่วนที่อธิบายเอาท์พุทของระบบมีลักษณะเป็นข้อสรุปของระบบหรือผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นในระบบเมื่อได้รับอินพุทที่สอดคล้องกับเงื่อนไขในส่วนอินพุทของกฎ โดย x และ y ในกฎฟัซซี คือ ชื่อของตัวแปรอินพุท และเอาท์พุทของระบบตามลำดับ ซึ่งเป็นชื่อตัวแปรเชิงภาษา (Linguistic Variable) เช่น อุณหภูมิ ราคา เป็นต้น ซึ่งมีความหมายและมนุษย์เข้าใจได้ทันทีเช่นเดียวกับชื่อฟังก์ชันสมาชิก ตามปกติค่าของตัวแปรอินพุทและเอาท์พุท สามารถแบ่งออกเป็นกลุ่มด้วยฟังก์ชันสมาชิกต่างๆ ได้ ดังนั้น A_i และ B_i จึงเป็นส่วนที่ใช้แบ่งอินพุทและเอาท์พุทออกเป็นกลุ่ม ซึ่งจะกำหนดเป็นฟังก์ชันสมาชิกต่าง ๆ ของตัวแปรอินพุท และ เอาท์พุทตามลำดับนั่นเอง ตัวอย่างการใช้ชื่อตัวแปรและชื่อฟังก์ชันสมาชิก เช่น ตัวแปรชื่อว่า อุณหภูมิ อาจมีฟังก์ชันสมาชิกสำหรับแบ่งอุณหภูมิ 3 ฟังก์ชันชื่อว่า สูง, ปานกลาง, ต่ำ เป็นต้น

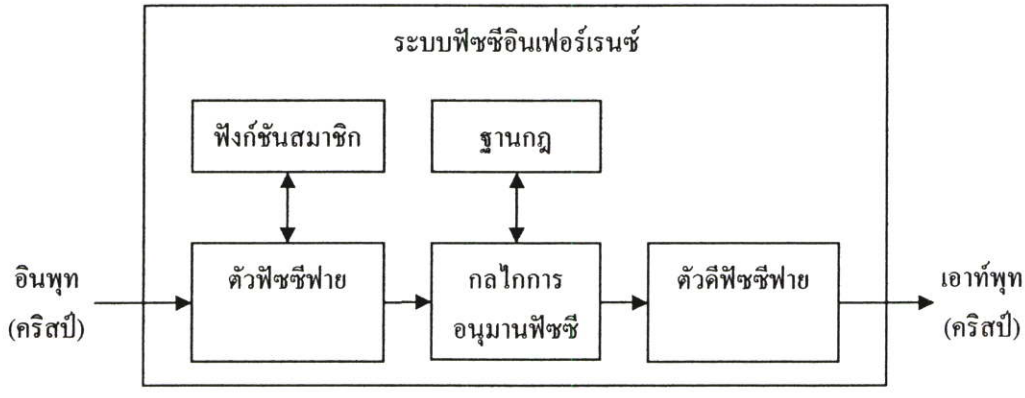
จำนวนเงื่อนไขของอินพุทในส่วนแอนติซีเดนท์ และจำนวนเอาท์พุทในส่วนคอนซีเควนนั้นสามารถมีได้มากกว่าส่วนละ 1 ตัว ถ้ามีมากกว่า 1 ตัว จำเป็นต้องมีตัวเชื่อม โดยตัวเชื่อมมีอยู่ 2 แบบ คือ AND และ OR การเลือกใช้ AND หรือ OR นั้นจะมีผลกับวิธีการทำงานของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ ซึ่งจะได้อธิบายในหัวข้อถัดไป การจะกำหนดฐากกฎให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์นั้น วิธีทั่วไป คือ ให้ผู้เชี่ยวชาญในระบบนั้นเป็นผู้กำหนด

2.4.5 ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์

ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ คือ ระบบที่อาศัยหลักการฟัซซีลอจิกในการประเมินค่าเอาท์พุทที่เหมาะสมออกมาเมื่อได้รับค่าอินพุทลักษณะต่างๆ เข้าไปในระบบ การจะประเมินค่าเอาท์พุทได้ต้องอาศัยฐานกฎ ฟังก์ชันสมาชิก และ กลไกการอนุมานฟัซซี โครงสร้างของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ แสดงในรูปที่ 2.5 และมีส่วนประกอบ ดังนี้

1. ฟังก์ชั่นสมาชิกและฐานกฎ คือส่วนเก็บความรู้ที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญ และจะถูกนำไปใช้ในการทำงานของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์

2. ตัวฟัซซีฟาย ทำหน้าที่แปลงอินพุทที่เป็นค่าคริสป์ให้เป็นค่าฟัซซี โดยอาศัยฟังก์ชันสมาชิกสำหรับอินพุทแต่ละตัว ซึ่งจะมีฟังก์ชันสมาชิกเป็นชุดของตัวเอง
3. กลไกการอนุมานฟัซซี เป็นส่วนที่จะคำนวณหาเอาท์พุทหรือฟัซซีเซตผลลัพธ์รวมที่เหมาะสมกับค่าอินพุธที่ส่งเข้ามา ขั้นตอนการคำนวณจะใช้ฐานกฎจากภายนอกเข้ามาประกอบ
4. ตัวดีฟัซซีฟาย เป็นตัวแปลงฟัซซีเซตผลลัพธ์รวมที่อนุมานได้ให้กลับมาอยู่ในรูปคริสป์

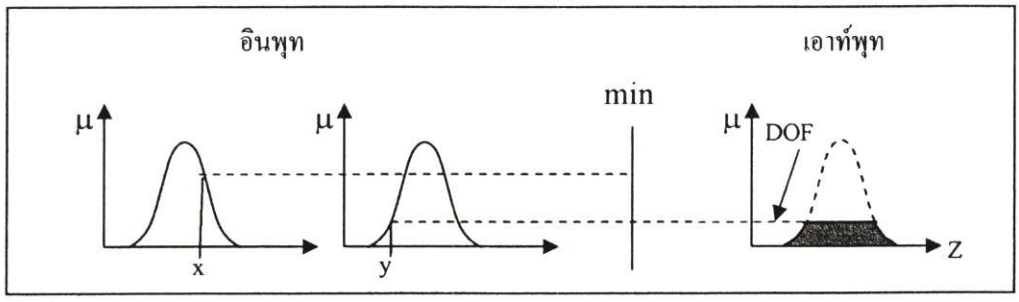


รูปที่ 2.5 โครงสร้างของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์

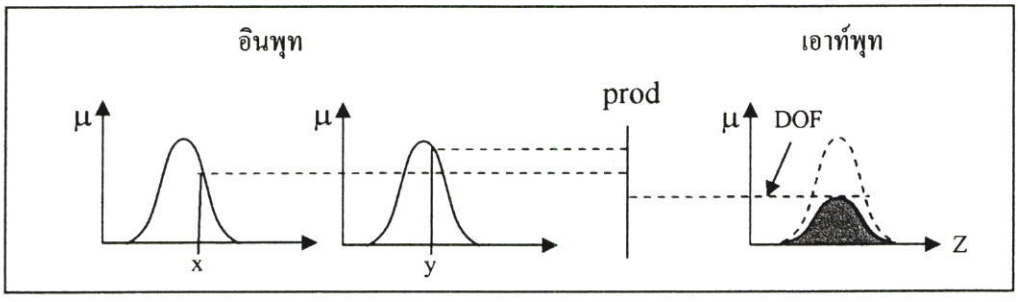
ขั้นตอนการแปลงค่าอินพุท ให้ออกมาเป็นค่าเอาท์พุทของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ เรียกว่า กระบวนการฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ [5],[6] มีขั้นตอนโดยสรุปดังนี้

1. ตัวฟัซซีฟายแปลงค่าอินพุทจากค่าคริสป์ให้เป็นค่าฟัซซี โดยนำค่าอินพุทซึ่งเป็นค่าคริสป์มาคำนวนด้วยฟังก์ชันสมาชิกสำหรับอินพุทแต่ละตัว ได้ผลลัพธ์เป็นค่าฟัซซีของอินพุทแต่ละตัว
2. ที่ส่วนกลไกอนุมานฟัซซี จะนำค่าฟัซซีของอินพุทจากข้อ 1 มาคำนวณหา Degree of Firing (DOF) ของแต่ละกฎ โดย DOF คือ ค่าฟัซซีของอินพุทตัวใดตัวหนึ่งจากอินพุททั้งหมดที่จะถูกเลือกขึ้นมาให้เป็นค่าฟัซซีสำหรับกฎนั้นๆ โดยการจะเลือกค่าฟัซซีของอินพุทตัวใดนั้นขึ้นอยู่กับวิธีการเชื่อมเงื่อนไขของกฎ สำหรับกฎที่เชื่อมเงื่อนไขด้วย AND ทั่วไปจะใช้ฟังก์ชัน Min คือเลือกค่าฟัซซีที่มีค่าน้อยที่สุดของกฎนั้นเป็นค่า DOF และ กฎที่เชื่อมเงื่อนไขด้วย OR ทั่วไปจะใช้ฟังก์ชัน Max คือเลือกค่าฟัซซีที่ค่ามากสุดของกฎนั้นเป็นค่า DOF
3. หาฟัซซีผลลัพธ์ของแต่ละกฎ โดยนำค่า DOF และฟัซซีเซตในส่วนเอาท์พุทมาดำเนินการ วิธีทั่วไปมี 2 แบบ คือ การตัดส่วนของฟัซซีเซตเอาท์พุทที่เกินค่า DOF

ออกไปโดยใช้ฟังก์ชัน Min ดังรูปที่ 2.6 และ แบบที่ 2 จะปรับสัดส่วนของฟัซซีเซต เอาท์พุทตามค่า DOF โดยใช้ฟังก์ชัน Prod ดังรูปที่ 2.7



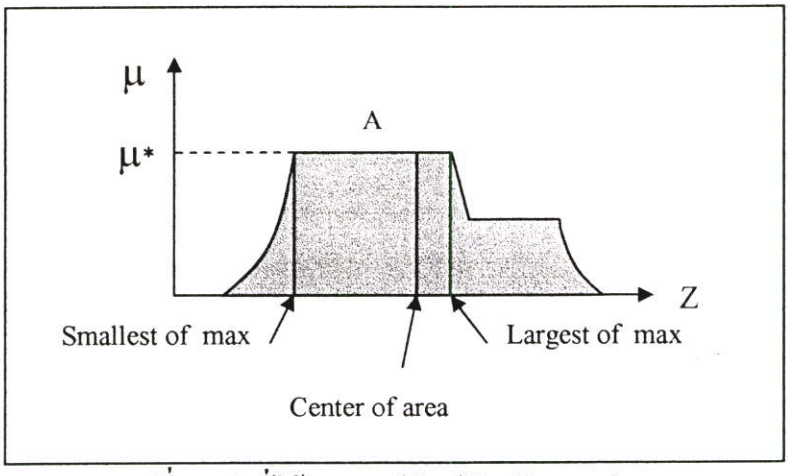
รูปที่ 2.6 การหาฟัซซีผลลัพธ์ของกฎโดยการตัดส่วนของฟัซซีเซตเอาท์พุทด้วยฟังก์ชัน Min



รูปที่ 2.7 การหาฟัซซีผลลัพธ์ของกฎโดยการปรับสัดส่วนของฟัซซีเซตเอาท์พุทด้วยฟังก์ชัน Prod

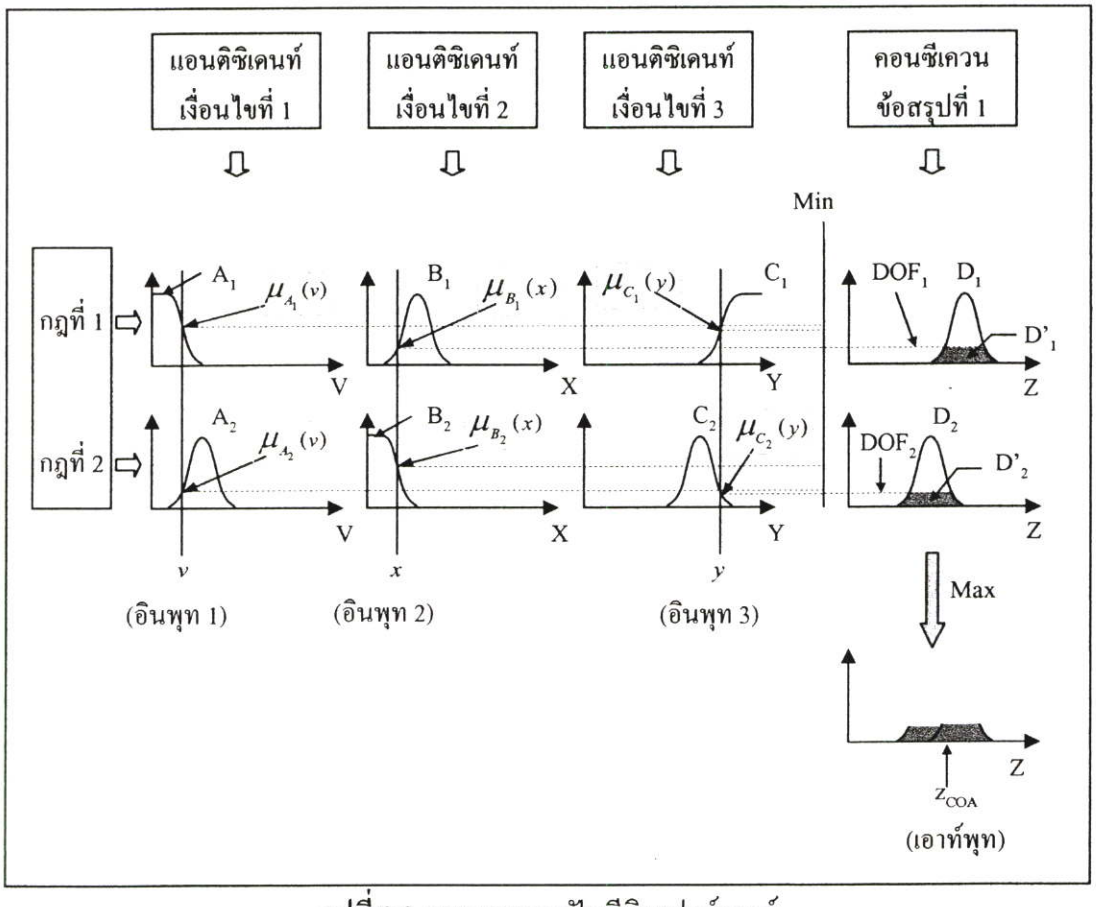
4. รวมฟัซซีผลลัพธ์ในส่วนเอาท์พุทของทุกกฎ โดยทั่วไปจะใช้ฟังก์ชั่น Max , Probor , Sum
5. ตัวดีฟัซซีฟาย จะแปลงฟัซซีผลลัพธ์รวมให้เป็นค่าคริปส์ (z) ซึ่งเป็นค่าที่จะถูกนำไปใช้งานต่อไป วิธีการดีฟัซซีฟายมีหลายวิธี ได้แก่ แบบจุดศูนย์กลางพื้นที่ (Center of area, z_{COA}) หาได้จากสมการที่ 2.12 แบบจุดซ้ายสุดของค่าสูงสุด (Smallest of maximum, z_{SOM}) คือ $\mu_A(z)$ ของ z ทางด้านซ้ายสุดที่มีค่า μ เท่ากับ μ สูงสุด (μ^*) แบบจุดขวาสุดของค่าสูงสุด (Largest of maximum, z_{LOM}) คือ $\mu_A(z)$ ของ z ทางด้านขวาสุดที่มีค่า μ เท่ากับ μ สูงสุด (μ^*) รูปที่ 2.8 แสดงค่าดีฟัซซีฟิเคชันทั้ง 3 แบบ

$$z_{COA} = \frac{\sum_z \mu_A(z) z}{\sum_z \mu_A(z)} \qquad (2.12)$$



รูปที่ 2.8 ค่าที่ได้จากการดีฟัซซีฟิเคชันแบบต่าง ๆ

รูปที่ 2.9 แสดงการทำงานของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์แบบมิน-แมกซ์ หมายถึงระบบที่ใช้ฟังก์ชั่น Min ในการหาค่า DOF ใช้วิธีการหาฟัซซีผลลัพธ์ของแต่ละกฎแบบตัดส่วนของฟัซซีเซตที่เกินค่า DOF ออกไป และหาฟัซซีผลลัพธ์รวมด้วยฟังก์ชัน Max จากรูปมีรายละเอียดดังนี้



รูปที่ 2.9 กระบวนการฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์

ภายในฐานกฎมีกฎอยู่ 2 กฎ และมีอินพุท 3 ตัว โดย v, x, y คือ อินพุทตัวที่ 1, 2, 3 ตามลำดับ ส่วน A_1, B_1, C_1 คือฟังก์ชันสมาชิกในส่วนแอนติซิเดนท์ของกฎที่ 1, D_1 คือฟังก์ชันสมาชิกส่วนคอนซีเควน ของกฎที่ 1 ส่วน A_2, B_2, C_2 คือฟังก์ชันสมาชิกส่วนแอนติซิเดนท์ของกฎที่ 2, D_2 คือฟังก์ชันสมาชิกส่วนคอนซีเควนของกฎที่ 2 ส่วน $\mu_{A1}(v)$, $\mu_{B1}(x)$, $\mu_{C1}(y)$, $\mu_{A2}(v)$, $\mu_{B2}(x)$, $\mu_{C2}(y)$ คือ ค่าอินพุทซึ่งถูกแปลงจากค่าคริสป์เป็นค่าฟัซซี ส่วน D'_1 และ D'_2 คือ ฟัซซีเซตผลลัพธ์ของกฎที่ 1 และ 2 ตามลำดับ ซึ่งได้มาหลังจากตัดส่วนของฟัซซีเซตที่เกินค่า DOF ออกไปโดยใช้ฟังก์ชัน Min , z_{COA} คือ เอาท์พุทที่ดีฟัซซีฟายได้ด้วยวิธีหาจุดศูนย์กลางพื้นที่

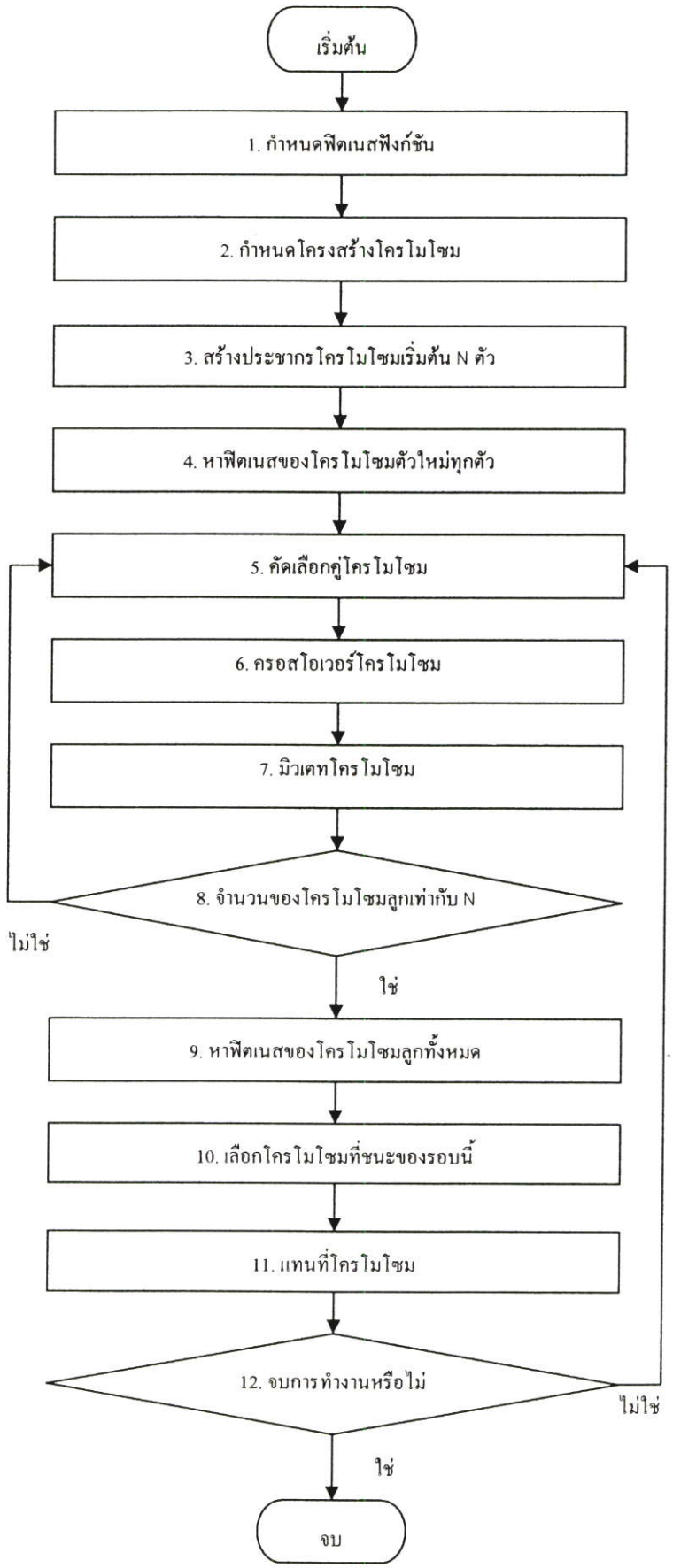
2.5 เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic algorithm, GA)

เจเนติกอัลกอริทึม คิดค้นโดยฮอลแลนด์ [7] เป็นวิธีการค้นหาแบบ Stochastic วิธีหนึ่งที่ใช้ค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหา (Optimal solution) โดยจำลองหลักการถ่ายทอดทางพันธุ์กรรมของมนุษย์มาประยุกต์ใช้ มีข้อดีคือ สามารถหาคำตอบของปัญหาได้คราวละหลายคำตอบ และคำตอบที่ได้แต่ละคำตอบก็สามารถให้ผลลัพธ์ที่อยู่ในช่วงที่ต่างกันได้

2.5.1 การทำงานของระบบเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่าย

ระบบเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่าย เป็นระบบเบื้องต้นที่สามารถนำไปปรับใช้กับปัญหาแบบต่าง ๆ ได้ การทำงานแสดงดังรูปที่ 2.10 แบ่งเป็นขั้นตอนดังต่อไปนี้

1) กำหนดฟิตเนสฟังก์ชัน คือ ฟังก์ชันที่ใช้แทนปัญหา ซึ่งจะนำมาใช้คำนวณระดับประสิทธิภาพ หรือค่าฟิตเนสของวิธีการแก้ปัญหาแต่ละแบบที่หาได้จากกระบวนการของเจเนติกอัลกอริทึม
2) กำหนดโครงสร้างข้อมูลของโครโมโซม โครโมโซมได้มาจากการเข้ารหัสค่าของชุดตัวแปรของปัญหาให้อยู่ในรูปของโครโมโซมมีหน่วยเป็นบิท โดยวิธีการเข้ารหัสนั้นมีหลายวิธี จะเลือกวิธีไหนขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของปัญหา เช่น การเข้ารหัสตัวแปรเป็นเลขฐานสอง เลขจำนวนจริง หรือ ตัวอักษร เป็นต้น ค่าในแต่ละบิทของโครโมโซมสามารถปรับเปลี่ยนได้ การปรับค่าในบิทไป หมายถึงวิธีการแก้ปัญหาที่ต่างกันไปด้วย ดังนั้นในโครโมโซม 1 ตัว จึงหมายถึงวิธีการแก้ปัญหา 1 แบบ
3) สร้างประชากรโครโมโซมพ่อแม่เริ่มต้นจำนวน N โครโมโซม วิธีการสร้างโครโมโซม ใช้วิธีการสุ่มค่าที่เป็นไปได้ให้กับแต่ละบิทของโครโมโซมทีละบิทจนครบจำนวนบิทที่ต้องการ โดยค่าที่เป็นไปได้จะขึ้นอยู่กับโครงสร้างโครโมโซม เช่น ในกรณีที่ใช้การเข้ารหัสเป็นเลขฐานสอง ค่าที่เป็นไปได้คือ {0,1}

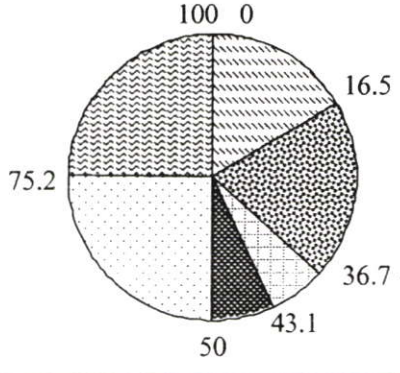


รูปที่ 2.10 โฟลว์ชาร์ทแสดงเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่าย

4) คำนวณหาฟิตเนสของประชากรโครโมโซมทั้งหมด โดยถอดรหัสโครโมโซมให้เป็นค่าตัวแปรและนำค่ามาแทนในฟิตเนสฟังก์ชัน และหาผลลัพธ์ออกมาได้เป็นค่าฟิตเนส

5) คัดเลือกโครโมโซม (Selection) คือ การสุ่มเลือกโครโมโซมขึ้นมาจากประชากรโครโมโซมพ่อแม่ เพื่อจะนำมาเป็นต้นฉบับในการสร้างโครโมโซมลูกรุ่นต่อไป วิธีที่ใช้ในเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่าย คือ การคัดเลือกแบบวงล้อรูเล็ท (Roulette wheel selection) รูปที่ 2.11 แสดงการสร้างวงล้อรูเล็ทของโครโมโซมขั้นตอนการสร้าง คือ นำค่าฟิตเนสของโครโมโซมแต่ละตัวมาคิดเป็นเปอร์เซ็นต์และเปอร์เซ็นต์สะสม แล้วนำเปอร์เซ็นสะสมของโครโมโซมตั้งแต่ตัวแรกถึงตัวสุดท้ายมาเรียงต่อกันในวงล้อรูเล็ท การจะเลือกโครโมโซมทำได้โดยสุ่มตัวเลขระหว่าง 0 ถึง 100 ขึ้นมา 1 ค่า ค่าที่สุ่มได้ไปตกอยู่ที่ขอบเขตเปอร์เซ็นต์สะสมของโครโมโซมตัวใด โครโมโซมตัวนั้นก็จะได้รับเลือกขึ้นมา 1 โครโมโซม สำหรับเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่ายจะคัดเลือกโครโมโซมขึ้นมาที่ละตัวให้ได้ 1 คู่ เพื่อนำไปสร้างโครโมโซมใหม่ในขั้นตอนต่อไป

โครโมโซม	ฟิตเนส (%)	% สะสม
x1	16.5	16.5
x2	20.2	36.7
x3	6.4	43.1
x4	6.9	50
x5	25.2	75.2
x6	24.8	100

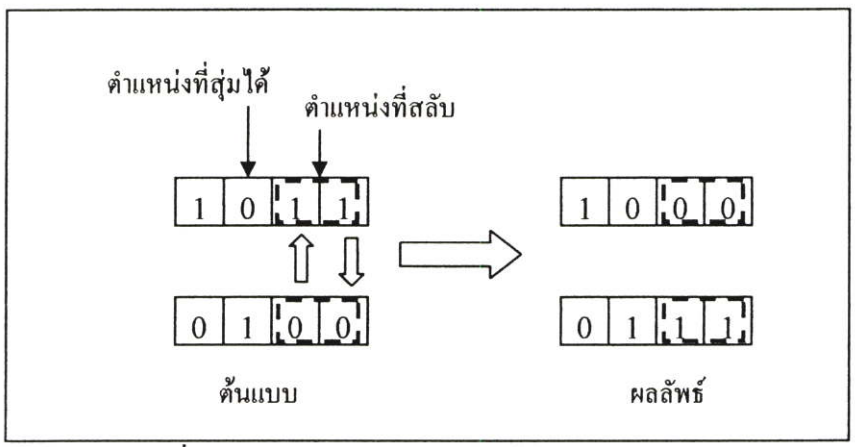


รูปที่ 2.11 การเลือกโครโมโซมแบบวงล้อรูเล็ท

6) การครอสโอเวอร์ (Crossover) คือ การนำโครโมโซมที่ได้รับการคัดเลือกมาทำการแลกเปลี่ยนยีนกัน โดยโครโมโซมคู่ที่จะได้รับการครอสโอเวอร์ จะต้องมีค่าที่สุ่มเพื่อการครอสโอเวอร์ต่ำกว่าค่า P_c ส่วนคู่ใดมีค่าที่สุ่มได้มากกว่าค่า P_c ก็จะไม่ได้ครอสโอเวอร์ ค่า P_c คือค่าความน่าจะเป็นของการครอสโอเวอร์ที่ถูกกำหนดไว้ตั้งแต่แรก มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยปกตินิยมที่จะกำหนดค่า P_c ให้มีค่าค่อนข้างสูงเพื่อให้คู่โครโมโซมส่วนใหญ่ได้ทำการแลกเปลี่ยนยีนกัน วิธีการครอสโอเวอร์ของเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่าย คือการครอสโอเวอร์แบบจุดเดี่ยว

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

(Single point crossover) มีวิธีคือ สุ่มเลือกตำแหน่งเริ่มต้นของบิทที่จะแลกเปลี่ยนกัน แล้วจึงสลับบิทกันตั้งแต่บิทหลังจากจุดที่สุ่มได้ไปจนถึงบิทสุดท้าย รูปที่ 2.12 แสดงการครอสโอเวอร์แบบจุดเดียวของโครโมโซมเลขฐานสอง

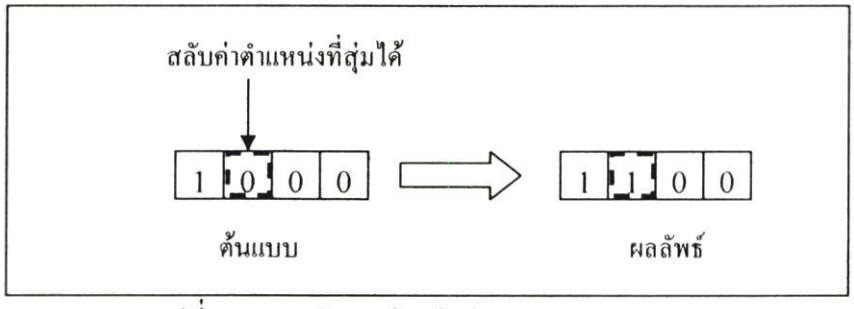


รูปที่ 2.12 การครอสโอเวอร์โครโมโซมแบบจุดเดียว

7) มิวเตทโคโมโซม (Mutate) คือการเปลี่ยนค่าบิทบางบิทของโครโมโซมไปเพื่อให้ได้โครโมโซมที่ผ่าเหล่าจากโครโมโซมต้นฉบับ โดยโครโมโซมตัวที่จะได้รับการมิวเตท จะต้องมีค่าที่สุ่มเพื่อการมิวเตทต่ำกว่าค่า P_m ส่วนตัวใดสุ่มค่าได้มากกว่าค่า P_m ก็จะไม่ได้มิวเตท ค่า P_m คือ ค่าความน่าจะเป็นของการมิวเตทที่กำหนดไว้ตั้งแต่แรกเช่นกัน มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งนิยมที่จะกำหนดให้มีค่าต่ำมาก เนื่องจากจะทำให้ระบบมีความเสถียรมากกว่าการตั้งค่าสูง ๆ วิธีการมิวเตทของเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่าย จะทำโดยการสุ่มตำแหน่งบิทที่จะมิวเตทและทำการเปลี่ยนค่าในบิทที่สุ่มได้เป็นค่าใหม่ ในกรณีการมิวเตทโครโมโซมเลขฐานสอง จะทำการสลับค่าระหว่าง 0 และ 1 ส่วนในกรณีที่ไม่ใช่โครโมโซมเลขฐานสอง จะทำการสุ่มค่าใหม่จากค่าที่สามารถเป็นไปได้ขึ้นมาแทน รูปที่ 2.13 แสดงการมิวเตทโครโมโซมเลขฐานสอง

8) ตรวจสอบว่าได้โครโมโซมลูกครบตามจำนวนที่กำหนดหรือไม่ ถ้าครบแล้วให้ข้ามไปทำขั้นตอนที่ 9 ต่อ ถ้ายังไม่ครบให้ย้อนกลับไปทำขั้นตอนที่ 5, 6, 7 ซ้ำจำนวนโครโมโซมลูกนั้นเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่ายกำหนดให้มีจำนวนเท่ากับจำนวนประชากรพ่อแม่ คือ N ตัว

63635



รูปที่ 2.13 การมิวเตทโครโมโซมเลขฐานสอง

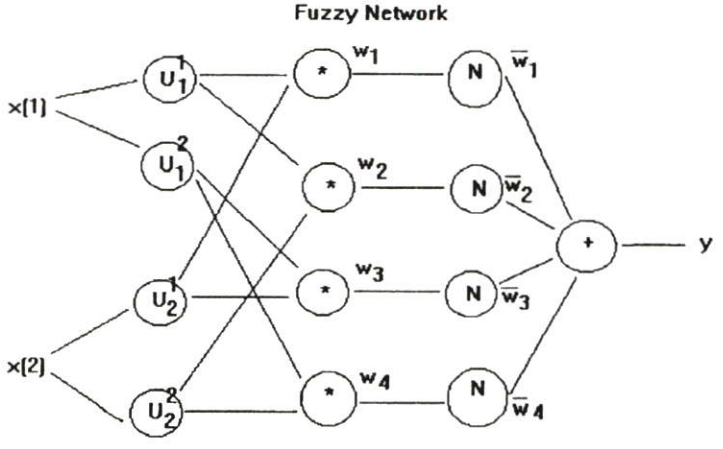
9) หาค่าฟิตเนสของประชากรโครโมโซมลูกทั้งหมด
10) เลือกโครโมโซมที่ฟิตเนสดีที่สุดเป็นตัวที่ชนะสำหรับรอบนี้
11) แทนที่โครโมโซม คือ การเลือกโครโมโซมที่เหมาะสมมาเป็นโครโมโซมพ่อแม่สำหรับรอบต่อไป วิธีที่ง่ายที่สุดคือ การเลือกประชากรโครโมโซมลูกชุดใหม่มาแทนที่ประชากรโครโมโซมพ่อแม่ทั้งหมด โดยไม่สนใจว่าค่าฟิตเนสของประชากรโครโมโซมลูกจะดีกว่าประชากรโครโมโซมพ่อแม่หรือไม่ ส่วนวิธีที่ใช้ในเจเนติกอัลกอริทึมอย่างง่ายคือ การเลือกโครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสดีที่สุด N ลำดับ จากประชากรโครโมโซมพ่อแม่และลูก มาเป็นโครโมโซมพ่อแม่สำหรับรอบต่อไป
12) ตรวจสอบการจบการทำงานของระบบ ถ้าตรงตามเงื่อนไขแล้วก็จบการทำงาน ถ้ายังไม่ตรงก็ข้ามไปข้อ 5 โดยเงื่อนไขสามารถตรวจสอบที่ค่าฟิตเนส ว่าได้ผลดีเกินกว่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้หรือไม่ ถ้าดีกว่าแล้วจึงจบการทำงาน หรืออาจกำหนดจำนวนรอบการทำงานไว้ก็ได้ เมื่อทำงานครบจำนวณรอบจึงจบการทำงาน

2.6 บทวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.6.1 Muhammad และ King : Foreign exchange market forecasting using evolutionary fuzzy networks

Muhammad และ King [8] ได้นำเสนอโครงข่าย Adaptive Fuzzy Network ที่จำลองการทำงานของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์สำหรับทำนายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราในอนาคต โดยใช้เทคนิคเจเนติคอัลกอริทึมแบบคู่ขนานในการปรับพารามิเตอร์ของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์นี้ โดยระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ที่ใช้เป็นระบบที่มีโครงสร้าง 4 ส่วนคือ ตัวฟัซซีฟาย ตัวดีฟัซซีฟาย กลไกอนุมานฟัซซี และฐานกฎ และใช้วิธีหาผลลัพธ์จากการอนุมานกฎแต่ละกฎด้วยสมการเชิงเส้น ส่วนผลลัพธ์ของระบบซึ่งเป็นค่าคริสป์นั้นจะหาโดยนำค่าผลลัพธ์แบบเชิงเส้นที่ได้จากการอนุมานกฎทั้งหมดมาหาค่าฉลี่ยแบบถ่วงน้ำหนัก (weighted average) การจำลองระบบฟัซซีอิน

เฟอร์เรนซ์จะใช้โครงข่ายฟัซซี ซึ่งประกอบไปด้วยโหนดต่างๆ และเส้นเชื่อม ภายในแต่ละโหนดทำหน้าที่คำนวณตามกลไกของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ และแต่ละโหนดจะมีค่าพารามิเตอร์ฝังอยู่ ซึ่งเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์เหล่านี้จะทำให้ระบบฟัซซีโดยรวมนั้นถูกปรับตามไปด้วย ลักษณะโครงสร้างของระบบ Adaptive fuzzy network แสดงดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 โครงสร้างของ Adaptive fuzzy network

โครงข่ายฟัซซีประกอบไปด้วย 4 ชั้น ดังนี้

ชั้นที่ 1 เป็นชั้นฟัซซีฟาย ทำหน้าที่ฟัซซีฟายค่าอินพุทซึ่งเป็นค่าคริสป์ให้เป็นค่าฟัซซี แต่ละโหนดแทนฟังก์ชันสมาชิกแต่ละตัวของอินพุท

ชั้นที่ 2 เป็นชั้นคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักของกฎแต่ละกฎ ซึ่งหาจากผลคูณของค่าอินพุทที่ส่งมาจากชั้นที่ 1

ชั้นที่ 3 เป็นชั้นนอร์มอลไลซ์ค่าถวงน้ำหนักของกฎแต่ละกฎ ที่ส่งมาจากชั้นที่ 2 ด้วยสมการที่ 2.13

$$\overline{w_i} = \frac{w_i}{\sum w_i} \tag{2.13}$$

ชั้นที่ 4 เป็นชั้นดีฟัซซีฟาย ซึ่งจะใช้ตัวดีฟัซซีฟาย ดังสมการที่ 2.14

$$y = \frac{\sum \overline{y_i} w_i}{\sum w_i} \tag{2.14}$$

โดยค่า y_i คือ ผลลัพธ์จากการอนุมานกฎแต่ละกฎด้วยสมการเชิงเส้น และ $\bar{y}_i$ คือจุดที่ y_i มีค่าสูงสุด คือ 1 ซึ่ง $\bar{y}_i$ นี้เป็นพารามิเตอร์ที่จะต้องทำการปรับเพื่อค้นหาระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ที่ให้ผลการทำนายที่มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โครงสร้างของระบบนั้นสามารถปรับจำนวนของอินพุทและจำนวนโหนดในชั้นที่ 1 และ 2 ได้เพื่อให้เหมาะสมกับการนำไปใช้งาน

ก่อนการฝึกฝนระบบจะต้องกำหนดโครงสร้างของระบบก่อนได้แก่ จำนวนอินพุท, จำนวนของโหนดฟังก์ชันสมาชิกในชั้นที่ 1, จำนวนโหนดกฎในชั้นที่ 2 และกำหนดพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกในชั้นที่ 1 ด้วยวิธี Clustering หลังจากนั้นจึงทำการฝึกฝนระบบด้วยเจเนติกอัลกอริทึมแบบคู่ขนาน ซึ่งจะค้นหาค่าพารามิเตอร์ $\bar{y}_i$ ของโครงข่ายฟัซซีในชั้นดีฟัซซีฟาย เพื่อให้ได้ค่าผลทำนาย y ที่คลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

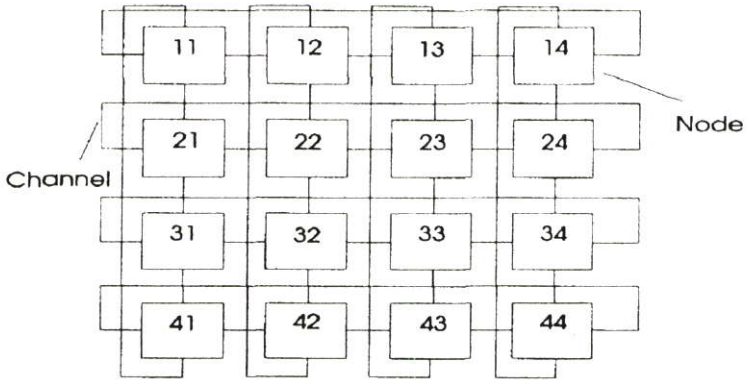
เทคนิคเจเนติกอัลกอริทึมแบบคู่ขนาน (Parallel genetic algorithm) จะแตกต่างจากวิธีพื้นฐานคือประชากรโครโมโซมจะถูกกระจายออกไปตามเครือข่ายโหนด ดังรูปที่ 2.15 ภายใน 1 โหนด จะมีโครโมโซม 1 ตัว และสามารถจับคู่และครอสโอเวอร์กับโครโมโซมที่อยู่ในโหนดที่มีเส้นเชื่อมกันเพียง 4 โหนดเท่านั้น โดยการทำงานของเจเนติกอัลกอริทึมแบบคู่ขนาน โหนดแต่ละโหนดจะทำงานพร้อมกันดังนี้

1. โหนดแต่ละโหนดสร้างโครโมโซมใหม่พร้อมกันด้วยวิธีการสุ่มค่า
2. โหนดแต่ละโหนดคำนวณค่าฟิตเนสของโครโมโซมใหม่
3. โหนดแต่ละโหนดเลือกโครโมโซมสำหรับครอสโอเวอร์จากโหนดทั้ง 4 ที่อยู่ติดกัน เพื่อครอสโอเวอร์กับโหนดหลักที่อยู่ตรงกลาง
4. โหนดแต่ละโหนดครอสโอเวอร์โครโมโซม
5. โหนดแต่ละโหนดมิวเตทโครโมโซม
6. ตรวจสอบการจบการทำงาน ถ้าจบการทำงานให้หยุด ถ้ายังไม่จบการทำงานให้ย้อนไปทำข้อ 2

ส่วนของข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับฝึกฝนระบบนั้น จะนำข้อมูลอนุกรมมาแปลงให้อยู่ในรูปผลต่างของอนุกรม และแบ่งออกเป็นเซกเมนต์ย่อย ๆ เท่ากับจำนวนอินพุทและต่อท้ายด้วยข้อมูลเป้าหมายดังนี้

x(t), x(t+1), x(t+2), x(t+3); x(t+4)

เซกเมนต์ข้อมูลที่ได้จากข้อมูลอนุกรมจะมีจำนวนหลายเซกเมนต์ ซึ่งจะถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มแรกสำหรับใช้ฝึกฝนระบบ กลุ่มที่ 2 ใช้สำหรับทดสอบระบบ



รูปที่ 2.15 เครือข่ายโหนดในเจเนติอัลกอริทึมแบบคู่ขนาน

ระบบที่นำเสนอนี้ มีวิธีการค้นหาที่สามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาได้เร็วขึ้น เนื่องจากประชากรโครโมโซมได้ถูกกระจายออกเป็นกลุ่มเล็ก แต่ก็มีข้อเสียที่คำตอบที่ได้อาจแย่กว่าการใช้ประชากรโครโมโซมกลุ่มใหญ่ เนื่องจากความหลายหลายของโครโมโซมจะน้อยลง

2.6.2 สิรินดา พละหาญ : ระบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้ฟัซซี-นิวรอล เน็ตเวิร์ก ร่วมกับเจเนติก อัลกอริทึม

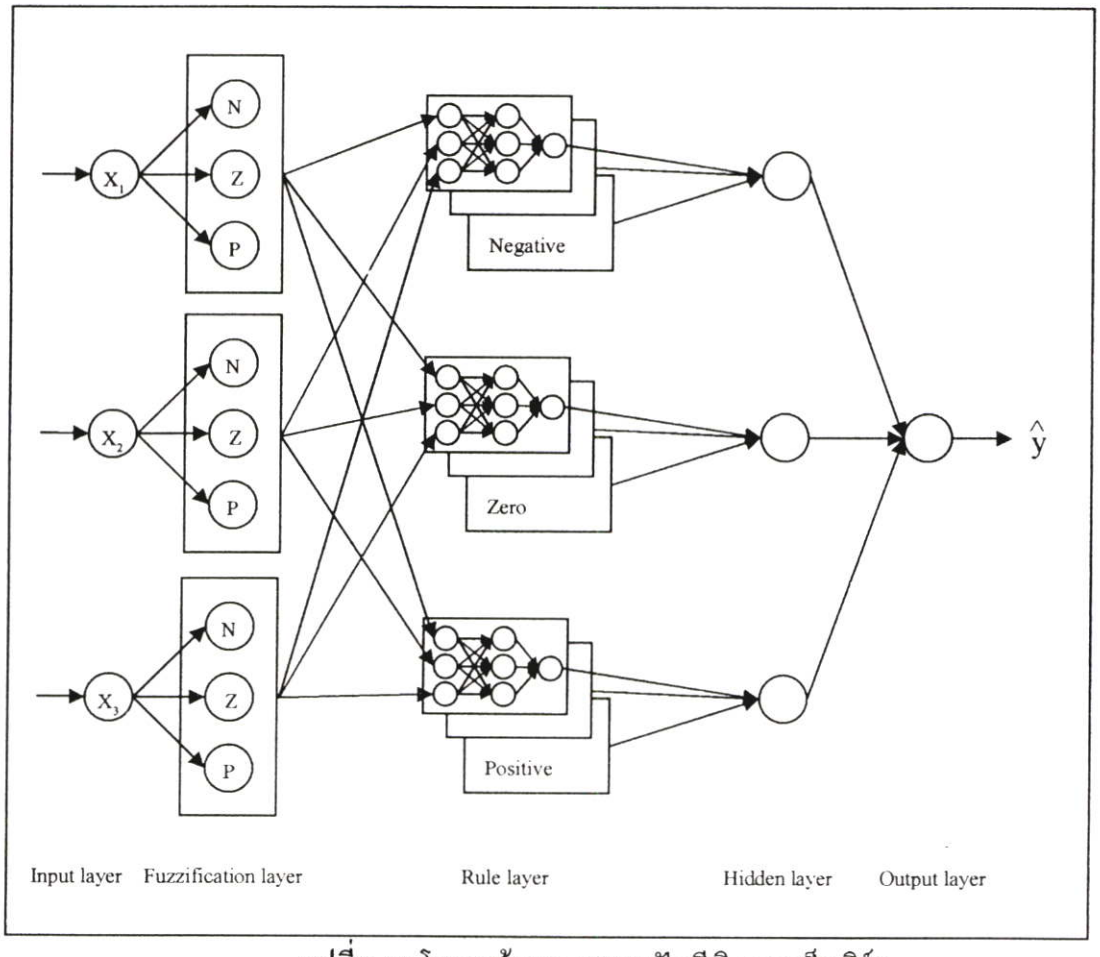
สิรินดา พละหาญ [14] ได้นำเสนอระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์คสำหรับทำนายข้อมูลอนุกรมเวลา โดยการกำหนดโครงสร้างของระบบ ใช้เทคนิค Fuzzy C Mean Algorithm สำหรับค้นหาฟังก์ชันสมาชิกให้กับระบบ และใช้เทคนิคเจเนติกอัลกอริทึมสำหรับค้นหาฐานกฎให้กับระบบ

โครงสร้างของระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์คแสดงดังรูปที่ 2.16 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1. ชั้นอินพุททำหน้าที่รับอินพุท แล้วส่งต่อไปยังชั้นต่อไป
2. ชั้นฟัซซีฟิเคชัน ทำหน้าที่คำนวณระดับความเป็นสมาชิกของอินพุทโดยใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาเซียน แต่ละโหนดจะมีฟังก์ชันสมาชิกฝังอยู่ 5 ฟังก์ชัน มีการสร้างฟังก์ชันสมาชิกแบบอัตโนมัติ โดยใช้ Fuzzy C Mean Algorithm
3. ชั้นกฎ แต่ละโหนดทำหน้าที่แทนกฎ 1 กฎ ในแต่ละโหนดกฎจะมีโครงข่ายประสาทเทียมขนาดเล็กฝังอยู่ ทำหน้าที่เป็นกลไกอนุมานของแต่ละกฎ โหนดที่มีฟังก์ชันสมาชิกในส่วนของ THEN เหมือนกัน จะมีโครงข่ายประสาทเทียมขนาดเล็กตัวเดียวกัน และจะเชื่อมไปยังโหนดบนชั้นฮิดเดนโหนดเดียวกัน และใช้ค่าถ่วงน้ำหนักร่วมกันด้วย โครงข่ายประสาทเทียมขนาดเล็กมีทั้งหมด 3 ชั้น คือ ชั้นอินพุท ชั้นฮิดเดน และชั้นเอาท์พุท ชั้นอินพุทมีจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนอินพุทของฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค เอาท์พุทมีจำนวน 1 โหนด ชั้นฮิดเดนมีโหนด H โหนด โหนดบนชั้นอินพุทจะเชื่อมต่อยังทุกโหนดบนชั้นฮิดเดน โหนดบนชั้นฮิดเดนและชั้นเอาท์พุทใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ เป็น

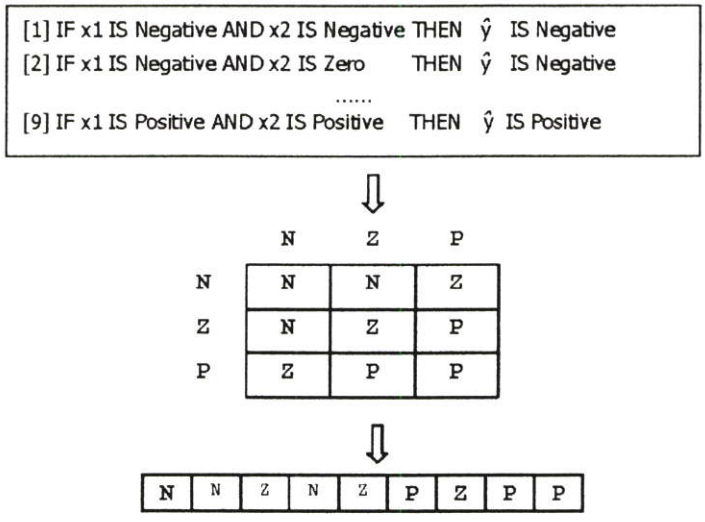
ฟังก์ชันกระตุ้น

4. ชั้นฮิดเดน มีโหนดเท่ากับจำนวนฟังก์ชันสมาชิกในส่วนของ THEN แต่ละโหนดจะรับอินพุทที่ส่งมาจากทุกโหนดบนชั้นกฎที่มีฟังก์ชันสมาชิกในส่วนของ THEN ตัวเดียวกัน และใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นฟังก์ชันกระตุ้น
5. ชั้นเอาท์พุท ทำหน้าที่คำนวณเอาท์พุท ใช้ Linear Function เป็นฟังก์ชันกระตุ้น



รูปที่ 2.16 โครงสร้างของระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

การทำงานของระบบเริ่มจาก การสร้างฟังก์ชันสมาชิกให้กับโหนดในชั้นฟัซซีฟิเคชันด้วยเทคนิค Fuzzy C Mean Algorithm จากนั้นจึงเป็นขั้นตอนการค้นหาส่วนคอนซีเควนของฐานกฎด้วยเทคนิคเจเนติกอัลกอริทึม และปรับค่าถ่วงน้ำหนักระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์คไปพร้อม ๆ กัน โดยโครงสร้างของโครโมโซมนั้น ได้มาจากการแปลงฐานกฎให้อยู่ในรูปตารางการตัดสินใจแบบฟัซซีก่อน และนำสัญลักษณ์ในตารางทั้งหมดซึ่งแทนชื่อฟังก์ชันสมาชิกในส่วนคอนซีเควนของกฎมาเรียงต่อกันเป็นยีนในโครโมโซม ซึ่งต้องเรียงตามลำดับก่อนหลังของกฎด้วย ทำให้โครโมโซม 1 ตัวจะใช้แทนฐานกฎได้ 1 ฐานกฎ รูปที่ 2.17 แสดงการแปลงฐานกฎเป็นโครโมโซม



รูปที่ 2.17 การแปลงฐานกฎเป็นโครโมโซม

ขั้นตอนการฝึกฝนระบบเพื่อหาฐานกฎและปรับค่าถ่วงน้ำหนักของระบบนั้น สรุปได้ดังนี้

1. สร้างประชากรโครโมโซมเริ่มต้น โดยการสุ่มสัญลักษณ์แทนชื่อฟังก์ชันสมาชิกในส่วนคอนซีเควนใส่ในยีนทีละยีนจนครบ
2. ถอดรหัสโครโมโซมเป็นฐานกฎแล้วกำหนดฐานกฎให้ระบบฟัซซีนิวรอลเพื่อหาค่าฟิตเนสให้โครโมโซมกฎทั้งหมด
3. เลือกคู่โครโมโซมด้วยวิธีวงล้อรูเล็ท
4. ครอสโอเวอร์โครโมโซม โดยใช้วิธีหลายจุด (Multi-points crossover)
5. เลือกประชากรโครโมโซมกลุ่มใหม่แทนที่ประชากรโครโมโซมกลุ่มเก่า
6. ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์คโดยเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุดที่ได้ในรอบนี้เป็นฐานกฎของระบบ การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะทำการปรับ 2 ส่วน โดยส่วนที่ 1 จะปรับที่โครงข่ายหลัก ระหว่างชั้นเอาท์พุทและชั้นฮิดเดน และระหว่างชั้นฮิดเดนและชั้นกฎ ส่วนที่ 2 ที่ปรับ คือที่โครงข่ายประสาทเทียมขนาดเล็กระหว่างชั้นเอาท์พุทและชั้นฮิดเดน และ ระหว่างชั้นฮิดเดนและชั้นอินพุท
7. ตรวจสอบการจบการทำงาน ถ้ายังไม่บรรลุเป้าหมายให้กลับไปทำตั้งแต่ข้อ 2

ข้อเสียของระบบที่นำเสนอนี้คือ การเรียนรู้ของระบบจะต้องมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมหลายโครงข่าย ทำให้มีการคำนวณหลายขั้นตอน ดังนั้นการพัฒนาระบบจึงค่อนข้างยุ่งยาก

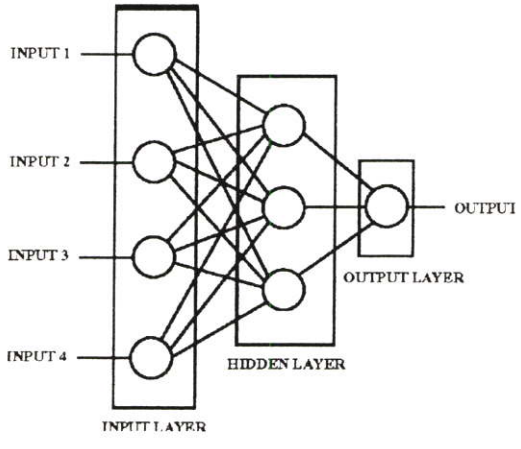
2.6.3 Gradojevic, Yang และ Gravelle : Neuro-Fuzzy Decision-Making in Foreign Exchange Trading and Other Applications

Gradojevic, Yang และ Gravelle [10] ได้นำเสนอระบบนิวโรฟัซซีสำหรับแนะนำนโยบายการซื้อขายเงินตราต่างประเทศ โดยใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาเกชันสำหรับทำนายอัตราแลกเปลี่ยนล่วงหน้า 1 วันของเงินดอลล่าสหรัฐ/ดอลล่าแคนาดา ผลการทำนายที่ได้จะนำไป เป็นอินพุทของระบบฟัซซีลอจิกซึ่งจะให้ผลลัพธ์เป็นนโยการซื้อขายเงินตราแก่ผู้ซื้อ/ขาย

ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้มีโครงสร้างดังรูปที่ 2.16 ประกอบด้วยชั้นอินพุท ชั้นฮิดเดนและชั้นเอาท์พุท

ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์นั้น เป็นระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์พื้นฐานแบบมิน-แมกซ์ ใช้การกำหนดโครงสร้างทั้งจำนวนฟังก์ชันสมาชิก โครงสร้างของฟังก์ชันสมาชิก จำนวนกฎและโครงสร้างของฐานกฎโดยอาศัยผู้เชี่ยวชาญเพียงอย่างเดียวเท่านั้น ดังนั้นการเรียนรู้ของระบบจึงทำเฉพาะในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำนายผลอัตราแลกเปลี่ยนล่วงหน้าเท่านั้น ซึ่งการกำหนดโครงสร้างก็ทำโดยผู้เชี่ยวชาญเช่นกัน

ข้อเสียสำคัญของงานวิจัยนี้คือ ไม่มีขั้นตอนการเรียนรู้ของระบบฟัซซีลอจิกเพื่อค้นหาโครงสร้างที่เหมาะสมได้เองอัตโนมัติ จึงจำเป็นต้องอาศัยความรู้ที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญเท่านั้นมากำหนดโครงสร้างของระบบฟัซซีลอจิก



รูปที่ 2.18 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาเกชัน

2.6.4 Tsakonas และ Dounias : Decision making on noisy time-series data under a neuro-genetic fuzzy rule-based system approach

Tsakonas และ Dounias [9] ได้นำเสนอระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์สำหรับตัดสินใจนโยบายการลงทุนในหุ้น โดยมีการค้นหาฐานกฎที่เหมาะสมให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ด้วย

เทคนิคเจเนติกอัลกอริทึม และค้นหาฟังก์ชันสมาชิกของระบบโดยจำลองระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ด้วยโมเดล NEFCLASS [15] ซึ่งเป็นโครงข่ายนิวโรฟัซซีและฝึกฝนระบบด้วยวิธีแพร่ย้อนกลับแบบแบคพรอพาเกชัน

โครงสร้างของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์เป็นระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์พื้นฐาน ซึ่งมีอินพุทที่รับค่าผลตอบแทนจากการลงทุนที่ได้แต่ละวัน และ เอาท์พุทจะให้ผลลัพธ์เป็นนโยบายการลงทุนในอนาคตที่เหมาะสมกับผลตอบแทนของวันที่ผ่านมา ฟังก์ชันสมาชิกของระบบเป็นฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์เซียน ตัวอย่างฐานกฎกรณีมีแอนติซีเดนท์ 2 เงื่อนไขมีลักษณะดังนี้

IF tomorrow daily return IS high AND next day after tomorrow daily return IS high THEN strong buy
IF tomorrow daily return IS high AND next day after tomorrow daily return IS zero THEN buy
IF tomorrow daily return IS zero AND next day after tomorrow daily return IS high THEN buy
IF tomorrow daily return IS zero AND next day after tomorrow daily return IS zero THEN hold
IF tomorrow daily return IS low AND next day after tomorrow daily return IS zero THEN sell
IF tomorrow daily return IS zero AND next day after tomorrow daily return IS low THEN sell
IF tomorrow daily return IS low AND next day after tomorrow daily return IS low THEN strong sell

การฝึกฝนระบบจะแบ่งเป็น 2 ช่วง คือช่วงแรกเป็นการใช้เจเนติกอัลกอริทึมเพื่อหาฐานกฎโดยโครงสร้างของโครโมโซมมีวิธีสร้างโดยฐานกฎจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปตารางเมตริก สำหรับตัวอย่างกฎข้างต้นจะได้ตารางเมตริกดังนี้

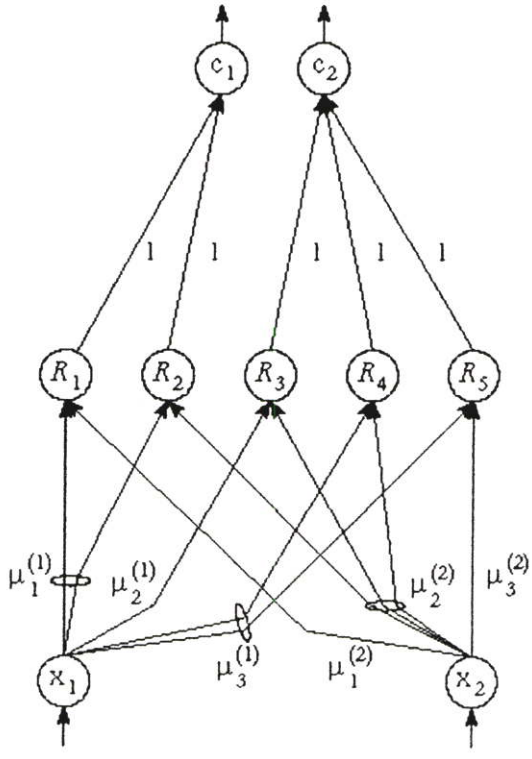
	low	zero	high
low	-2	-1	-
zero	-1	0	1
high	-	1	2

ตัวเลขในตารางเป็นสัญลักษณ์ที่ใช้แทนนโยบายแบบต่าง ๆ ในส่วนคอนซีเควนของฐานกฎ และจะถูกนำไปกำหนดเป็นค่าในบิทแต่ละบิทของโครโมโซมตามลำดับกฎ ขั้นตอนการฝึกฝนเพื่อให้ได้ฐานกฎที่ดีที่สุดในช่วงแรกสรุปได้ดังนี้

1. เลือกโครโมโซมด้วยวิธีวงล้อรูเล็ท
2. ครอสโอเวอร์โครโมโซมด้วยวิธี heuristic variable point crossover
3. มิวเตทโครโมโซม
4. คำนวณค่าฟิตเนส (RMSE) ของโครโมโซมใหม่
5. เลือกโครโมโซมที่ชนะ

6. ตรวจสอบการจบการทำงาน ถ้ายังไม่จบย้อนกลับไปทำข้อ 1 ถ้าจบแล้วให้หยุด

เมื่อจบการฝึกฝนช่วงแรกจะได้ฐานกฎที่ดีที่สุด และดำเนินการฝึกฝนในช่วงที่ 2 ซึ่งระบบจะถูกจำลองด้วยระบบ NEFCLASS มีโครงสร้างดังรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.19 โมเดล NEFCLASS

ระบบ NEFCLASS ประกอบไปด้วยชั้น 3 ชั้น ได้แก่ชั้นอินพุทซึ่งจะรับอินพุทเข้ามาและฟัซซีฟายเป็นค่าฟัซซีส่งไปให้ชั้นต่อไปคือชั้น ฐานกฎ ซึ่งจะรับค่าฟัซซีจากชั้นอินพุท และเลือกค่าฟัซซีซึ่งมีค่าน้อยที่สุดเป็นเอาท์พุทและส่งต่อไปยังชั้นถัดไป คือชั้นเอาท์พุท ซึ่งจะมีจำนวนโหนดเท่ากับนโยบายการลงทุนที่สามารถเป็นไปได้ แต่ละโหนดแทนนโยบานการลงทุนแต่ละแบบ โดยโหนดในชั้นเอาท์พุทจะรับค่าจากโหนดฐานกฎที่มีส่วนเอาท์พุทตรงกับนโยบายการลงทุนของตัวเองเท่านั้น โดยชั้นเอาท์พุทจะคำนวณค่าผลลัพธ์ได้ 2 แบบ คือ หาค่าเฉลี่ยของอินพุทที่รับเข้ามา หรือ เลือกอินพุทที่มีค่ามากสุดเป็นผลลัพธ์

ระหว่างการทำงานแต่ละรอบของการฝึกฝนระบบในช่วงที่ 2 จะมีการส่งค่าย้อนกลับมาเพื่อปรับค่าตำแหน่งและขนาดของฟังก์ชันสมาชิก เพื่อให้ระบบมีค่าความคลาดเคลื่อนในการตัดสินใจน้อยลง เมื่อจบการทำงาน ระบบสามารถให้นโยบายการตัดสินใจที่ให้ผลตอบแทนได้มาก เนื่องจากระบบได้รับการปรับทั้งฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องทำให้ทราบข้อเสียหลายประการที่ควรหลีกเลี่ยงในการออกแบบระบบใหม่ ซึ่งสรุปได้ในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ลักษณะข้อเสียจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องและแนวทางการปรับปรุง

ลักษณะข้อเสีย	แนวทางการปรับปรุง
1. การกำหนดโครงสร้างของระบบต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญกำหนดเท่านั้น (จากงานวิจัย 2.6.3)	1. ใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์หาโครงสร้างของฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกแบบอัตโนมัติ
2. ระบบมีโครงสร้างซับซ้อนและการเรียนรู้ระบบต้องอาศัยการคำนวนหลายขั้นตอนทำให้การพัฒนาระบบยุ่งยาก (จากงานวิจัย 2.6.2)	2. เปลี่ยนจากการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้โครงสร้างระบบมาเป็นการเรียนรู้ด้วยเจเนติกอัลกอริทึมซึ่งทำให้การพัฒนาระบบไม่ยุ่งยาก
3. ใช้วิธีการค้นหาระบบที่มีจำนวนประชากรโครโมโซมน้อยทำให้อาจได้ระบบที่มีผลไม่ดีเท่าที่ควร (จากงานวิจัย 2.6.1)	3. ใช้วิธีค้นหาแบบปกติ ซึ่งจะสามารถกำหนดจำนวนประชากรได้อิสระ

บทที่ 3
การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้วิธีการผสมแบบฟัซซีลอจิกและเจเนติกอัลกอริทึม

วิธีประยุกต์ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์เพื่อทำนายข้อมูลอนุกรมสามารถทำได้โดย การแปลงข้อมูลที่จะทำนายให้อยู่ในรูปผลต่าง ซึ่งจะแสดงให้เห็นการเปลี่ยนแปลงขึ้นลงของข้อมูล แล้วนำข้อมูลผลต่างช่วงหนึ่งที่เกิดก่อนหน้าและติดกับข้อมูลที่ต้องการทำนาย ใส่ให้กับระบบที่มีการกำหนดฟังก์ชันสมาชิกและฐานกฎไว้แล้ว และให้ระบบทำนายค่าผลต่างในอนาคตออกมา โดยส่วนสำคัญที่มีผลต่อความถูกต้องของการทำนายคือ ความเหมาะสมของฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิก ปัญหาสำคัญที่เกิดขึ้นคือ การกำหนดฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกของระบบให้เหมาะสมกับข้อมูลที่ทำนายนั้นทำได้ยาก งานวิจัยนี้ได้นำเจเนติกอัลกอริทึม มาใช้ในการฝึกฝนระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ที่ใช้ทำนายข้อมูลอนุกรม เพื่อหาฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกที่เหมาะสมให้กับระบบทำนายข้อมูล โดยมีขั้นตอนในการฝึกฝนระบบ 2 ขั้นตอน คือ ขั้นที่ 1 เป็นช่วงของการฝึกฝนระบบเพื่อหาฐานกฎที่เหมาะสมกับข้อมูลที่จะทำนายให้กับระบบ และขั้นที่ 2 คือช่วงการฝึกฝนระบบเพื่อค้นหาฟังก์ชันสมาชิกที่เหมาะสมกับข้อมูลที่จะทำนายให้กับระบบ

3.1 ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์สำหรับทำนายข้อมูล

ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์สำหรับทำนายข้อมูลที่ใช้ในการทดลองมีโครงสร้าง ตามรูปที่ 2.5 และมีการทำงานแบบแมกซ์-มินดังรูปที่ 2.7 และใช้ตัวดีฟัซซีฟายแบบจุดศูนย์กลางพื้นที่ ดังที่อธิบายแล้วในหัวข้อ 2.4.5 ส่วนฟังก์ชันสมาชิกสำหรับส่วนอินพุทหรือเอาท์พุทใช้ฟังก์ชันสมาชิก 3 แบบ ดังนี้

3.1.1 ฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบปิด 2 ด้าน แสดงดังสมการที่ 3.1 โดย c แทนจุดศูนย์กลางของฟังก์ชัน σ_1 แทนความกว้างทางด้านซ้ายของฟังก์ชัน และ σ_2 แทนความกว้างทางด้านขวาของฟังก์ชัน รูปที่ 3.1 แสดงลักษณะของฟังก์ชันสมาชิกเกาส์เซียนแบบปิด 2 ด้าน ที่มีความกว้างต่างกัน

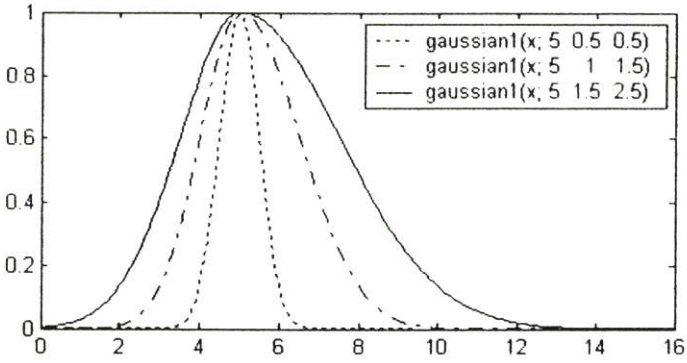
$$gaussian1(x;c,\sigma_1,\sigma_2)=\begin{cases}\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma_1}\right)^2\right], & \text{เมื่อ } x<c \\ 1, & \text{เมื่อ } c=x \\ \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma_2}\right)^2\right], & \text{เมื่อ } c<x\end{cases} \quad (3.1)$$

3.1.2 ฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบเปิดด้านซ้าย แสดงดังสมการที่ 3.2 โดย σ, c แทนความกว้างและจุดศูนย์กลางทางด้านขวาของฟังก์ชัน รูปที่ 3.2 แสดงลักษณะของฟังก์ชันสมาชิกเกาส์เซียนแบบเปิดด้านซ้าย ที่มีความกว้างและจุดศูนย์กลางต่างกัน

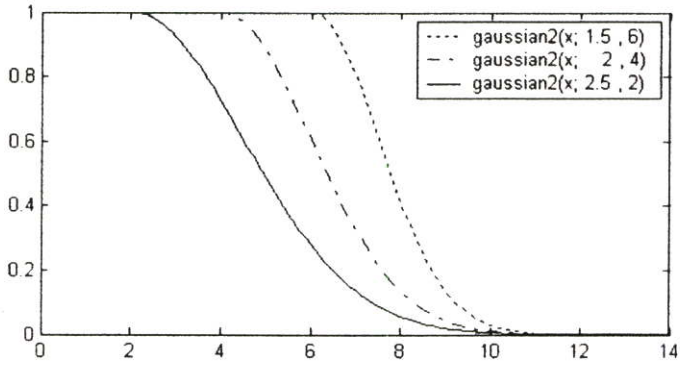
$$gaussian2(x;\sigma,c)=\begin{cases}1 & ,\text{เมื่อ } x\le c \\ \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right] & ,\text{เมื่อ } c<x\end{cases} \quad (3.2)$$

3.1.3 ฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบเปิดด้านขวา แสดงดังสมการที่ 3.3 โดย σ, c แทนความกว้างและจุดศูนย์กลางทางด้านซ้ายของฟังก์ชัน รูปที่ 3.3 แสดงลักษณะของฟังก์ชันสมาชิกเกาส์เซียนแบบเปิดด้านขวา ที่มีความกว้างและจุดศูนย์กลางต่างกัน

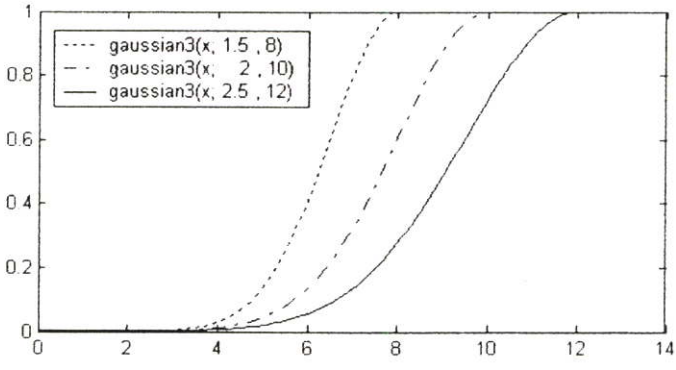
$$gaussian3(x;\sigma,c)=\begin{cases}\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right] & ,\text{เมื่อ } x<c \\ 1, & ,\text{เมื่อ } c\le x\end{cases} \quad (3.3)$$



รูปที่ 3.1 ฟังก์ชันเกาเซียนแบบปิด 2 ด้าน

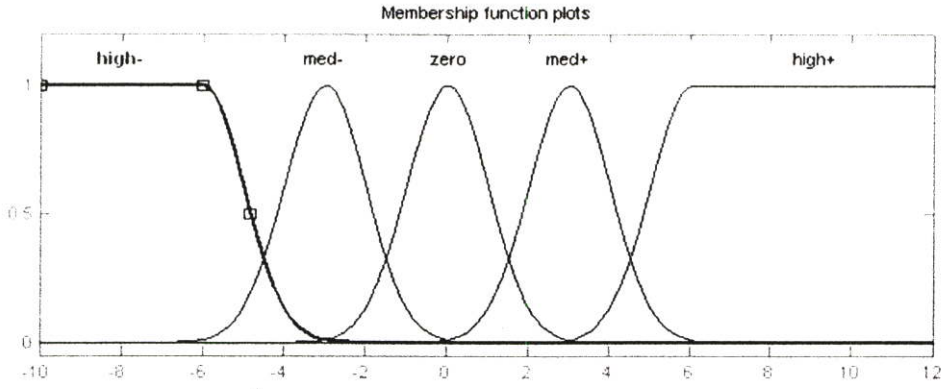


รูปที่ 3.2 ฟังก์ชันเกาเซียนเปิดด้านซ้าย



รูปที่ 3.3 ฟังก์ชันเกาเซียนแบบเปิดด้านขวา

ฟังก์ชันสมาชิกของระบบที่ใช้ทดลอง จะมีฟังก์ชันที่ 1 (ฟังก์ชันด้านซ้ายสุด) เป็นฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบเปิดด้านซ้าย และฟังก์ชันสุดท้าย (ฟังก์ชันด้านขวาสุด) จะเป็นฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบเปิดด้านขวา ส่วนฟังก์ชันที่อยู่ระหว่างกลางจะใช้ฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบปิด 2 ด้าน รูปที่ 3.4 แสดงตัวอย่างฟังก์ชันสมาชิกสำหรับอินพุทหรือเอาท์พุทแบบมี 5 ฟังก์ชัน



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างฟังก์ชันสมาชิกแบบ 5 ฟังก์ชัน

ส่วนฐานกฎของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ แต่ละกฎจะประกอบไปด้วยส่วนแอนติซีเดนท์เท่ากับจำนวนอินพุทของระบบ และส่วนคอนซีเควนซ์เท่ากับจำนวนเอาท์พุทของระบบคือ 1 ตัว ตัวเชื่อมที่ใช้ในส่วนแอนติซีเดนท์ของกฎคือ AND (ในตารางใช้คำว่า "และ" แทน) ซึ่งหมายถึงการใช้ฟังก์ชัน Min ในการหาค่า DOF นั่นเอง จำนวนของกฎในฐานกฎ 1 ฐานกฎ สามารถหาจากสมการที่ 3.4 เมื่อ r คือจำนวนกฎใน 1 ฐานกฎ p คือจำนวนอินพุทของระบบ และ q คือ จำนวนของฟังก์ชันสมาชิกทั้งหมดที่เป็นไปได้ใน 1 อินพุท โดยในระบบทำนายข้อมูลเริ่มต้นนั้นจะไม่มีฐานกฎกำหนดไว้ก่อน แต่จะมีการกำหนดฐานกฎให้ระบบในช่วงการฝึกฝนช่วงที่ 1 โดยฐานกฎจะได้มาจากกระบวนการเจเนติกอัลกอริทึม ตัวอย่างฐานกฎของระบบแบบมี 3 อินพุทและ 1 เอาท์พุทแสดงดังตารางที่ 3.1

$$r = q^{p} \tag{3.4}$$

3.2 ลักษณะของชุดข้อมูลอนุกรมที่ใช้ฝึกฝนและทดสอบระบบ

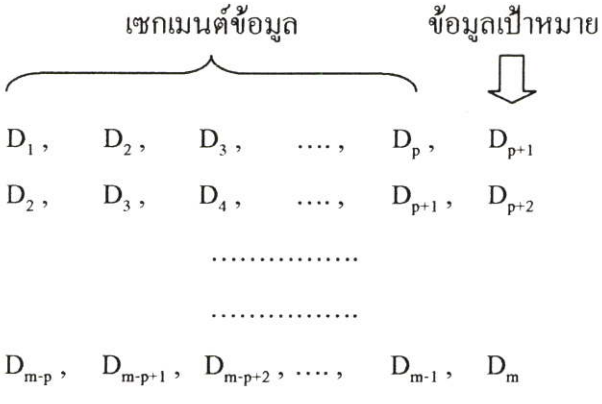
เนื่องจากระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ที่ใช้ทำนายข้อมูล จะทำนายค่าผลต่างของข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งแสดงให้เห็นว่าเปลี่ยนแปลงสูงขึ้น คงที่ หรือต่ำลงเท่าใด ดังนั้นข้อมูลอนุกรมเวลาทั่วไปซึ่งอยู่ในรูปของ $S_1, S_2, S_3, \ldots, S_{n-2}, S_{n-1}, S_n$ เมื่อ n คือ จำนวนลำดับของข้อมูลอนุกรมจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของผลต่างระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลา 2 ลำดับใด ๆ ที่อยู่ติดกัน ดังนี้ $(S_2 - S_1)$, $(S_3 - S_2)$, $(S_4 - S_3)$, $\ldots$, $(S_{n-1} - S_{n-2})$, $(S_n - S_{n-1})$ จะได้ผลลัพธ์เป็นอนุกรมของผลต่างจำนวน n-1 ลำดับ ซึ่งมี ค่า 3 แบบคือ ถ้าเป็นค่าบวก หมายถึงข้อมูล S_{i+1} มีค่าเพิ่มขึ้นจากข้อมูล S_i ถ้าเป็นค่าลบ คือ ข้อมูล S_{i+1} มีค่าลดลงจากข้อมูล S_i ถ้ามีค่าเป็น 0 หมายถึงข้อมูล S_{i-1} ไม่มีการเปลี่ยนแปลงจากข้อมูล S_i โดย i เท่ากับ 1 ถึง n-1 ตัวอย่างเช่น ถ้ามีอนุกรมเวลา คือ 4, 10, 10, 3 เมื่อนำอนุกรมมาแปลงค่าจะได้ดังนี้ (10-4), (10-10), (3-10) ซึ่งจะได้ผลลัพธ์เป็นอนุกรมที่แสดงการเปลี่ยนแปลงของอนุกรมเวลา คือ 6, 0, -7

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างตารางฐานกฎในระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ในระบบที่พัฒนาขึ้น

หมายเลขกฎ	ส่วนแอนติซิเดนท์			ส่วนคอนซีเควนท์
1	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นปานกลาง
2	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y ลดลงปานกลาง	ดังนั้น z ลดลงปานกลาง
3	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
4	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y เพิ่มขึ้นปานกลาง	ดังนั้น z ลดลงปานกลาง
5	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z คงที่
6	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงปานกลาง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z ลดลงสูง
7	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงปานกลาง	และ y ลดลงปานกลาง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นปานกลาง
8	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงปานกลาง	และ y คงที่	ดังนั้น z คงที่
. . .		. . .		. . .
r	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z คงที่

อนุกรมผลต่างที่ได้จะถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วนสำหรับนำมาพัฒนาระบบ ได้แก่ ข้อมูลสำหรับฝึกฝนระบบ ข้อมูลสำหรับคัดเลือกระบบที่เหมาะสมที่สุด และข้อมูลสำหรับทดสอบระบบ

ส่วนแรกคือ ข้อมูลสำหรับฝึกฝนระบบ ใช้ในขั้นตอนการฝึกฝนระบบ ทั้งช่วงที่ 1 และ 2 มีวิธีเตรียมข้อมูลโดยแบ่งอนุกรมผลต่างมา m ตัว และแบ่งข้อมูล m ตัวนี้ให้เป็นเซกเมนต์ข้อมูลมีขนาดความยาวเท่ากับจำนวนอินพุทของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ โดยระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไม่ควรมีจำนวนของอินพุทมากเกินไปเพื่อระบบที่ได้จะไม่ซับซ้อนมาก แต่ละเซกเมต์จะมีข้อมูลเป้าหมายหรือ target วางไว้ที่ตำแหน่งท้ายสุด ใช้สำหรับเวลาตรวจสอบความแม่นยำของผลการทำนายของระบบ กรณีที่ข้อมูลสำหรับฝึกฝนคือ D_1 , D_2 , D_3 , ... , D_{m-1} , D_m และระบบมีจำนวนอินพุท p ตัว สามารถเขียนเซกเมนต์ทั้งหมดและข้อมูลเป้าหมายที่พร้อมจะนำเข้าในระบบได้ดังนี้



ส่วนที่ 2 คือ ข้อมูลสำหรับคัดเลือกระบบที่ชนะในช่วงการฝึกฝนทั้ง 2 ช่วง เนื่องจากถ้าเลือกระบบที่ชนะโดยใช้ข้อมูลที่ฝึกฝนเป็นเกณฑ์วัด จะได้ระบบที่ชนะในรอบสุดท้ายของการฝึกฝนเป็นตัวที่ชนะ และอาจได้ระบบที่โอเวอร์ฟิตเกินไป และให้ผลทำนายไม่ดีเท่าที่ควรเมื่อนำไปทำนายข้อมูลทดสอบ จึงได้สร้างข้อมูลขึ้นมาอีกส่วนหนึ่ง เพื่อเมื่อฝึกฝนจบแล้วจะนำระบบที่ชนะในแต่ละรอบการฝึกฝนมาทำนายผลข้อมูลชุดนี้ และคัดเลือกระบบที่ให้ผลดีที่สุดเป็นระบบที่ชนะ วิธีสร้างข้อมูลส่วนนี้ทำโดย สุ่มเซกเมนท์ข้อมูลพร้อมกับข้อมูลเป้าหมายขึ้นมาทีละชุดจากเซกเมนต์ข้อมูลสำหรับฝึกฝน จนครบจำนวนที่ต้องการ ทำให้ได้เซกเมนต์ข้อมูลอีกชุดซึ่งมีลักษณะบางส่วนที่เหมือนกับข้อมูลฝึกฝน แต่จะมีลำดับและจำนวนเซกเมนต์ไม่เท่ากัน

ส่วนที่ 3 คือข้อมูลสำหรับทดสอบระบบ ข้อมูลส่วนนี้ถูกนำไปใช้หลังจากที่ฝึกฝนเสร็จและคัดเลือกระบบที่ชนะได้แล้ว จุดประสงค์เพื่อวัดระดับประสิทธิภาพของระบบว่าแม่นยำแค่ไหน มีวิธีเตรียมข้อมูล คือนำอนุกรมผลต่างส่วนหลังที่เหลือจากการแบ่งข้อมูลไปเป็นข้อมูลสำหรับฝึกฝนมาแบ่งเป็นเซกเมนต์ข้อมูลด้วยวิธีการแบ่งแบบเดียวกับข้อมูลสำหรับฝึกฝน

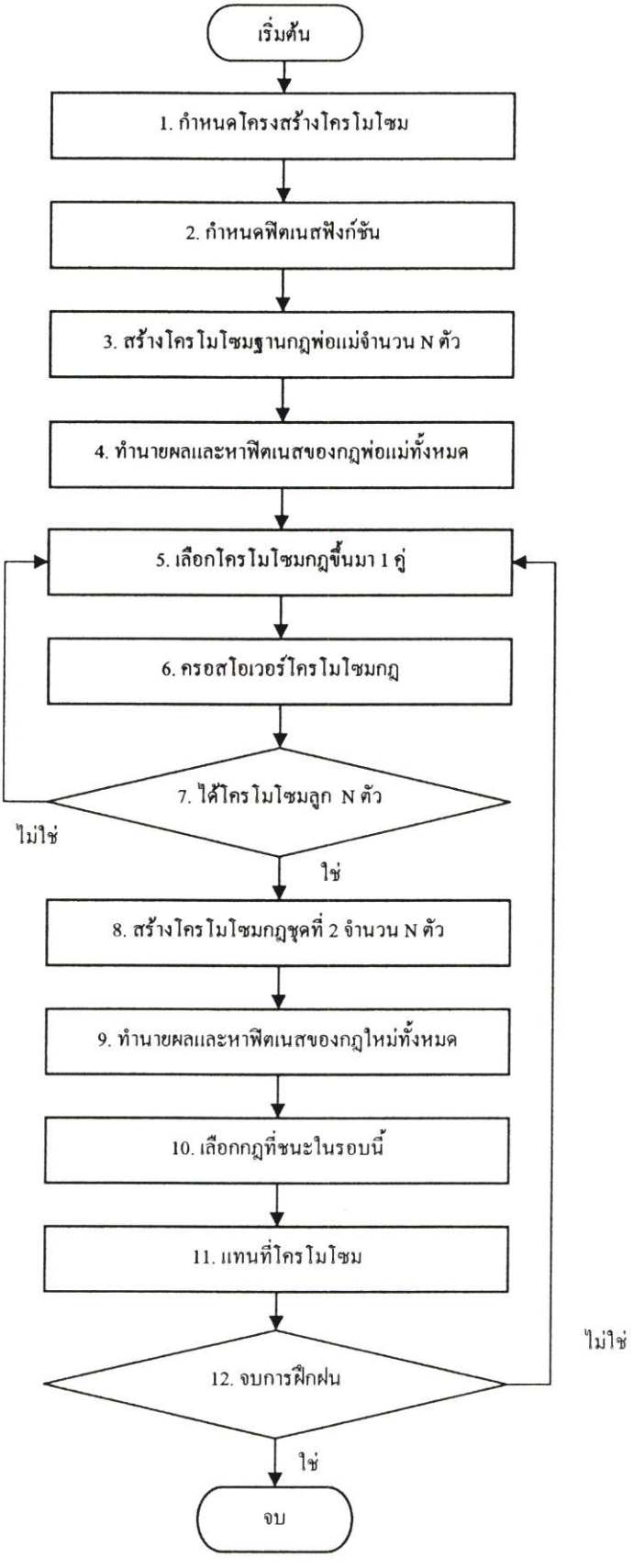
3.3 ขั้นตอนการเรียนรู้ของระบบช่วงที่ 1 การค้นหาฐานกฎให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์

การฝึกฝนช่วงนี้ จุดประสงค์เพื่อค้นหาฐานกฎที่เหมาะสมที่สุดให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ ขั้นตอนการเรียนรู้ของระบบแสดงดังรูปที่ 3.5 มีขั้นตอนดังนี้

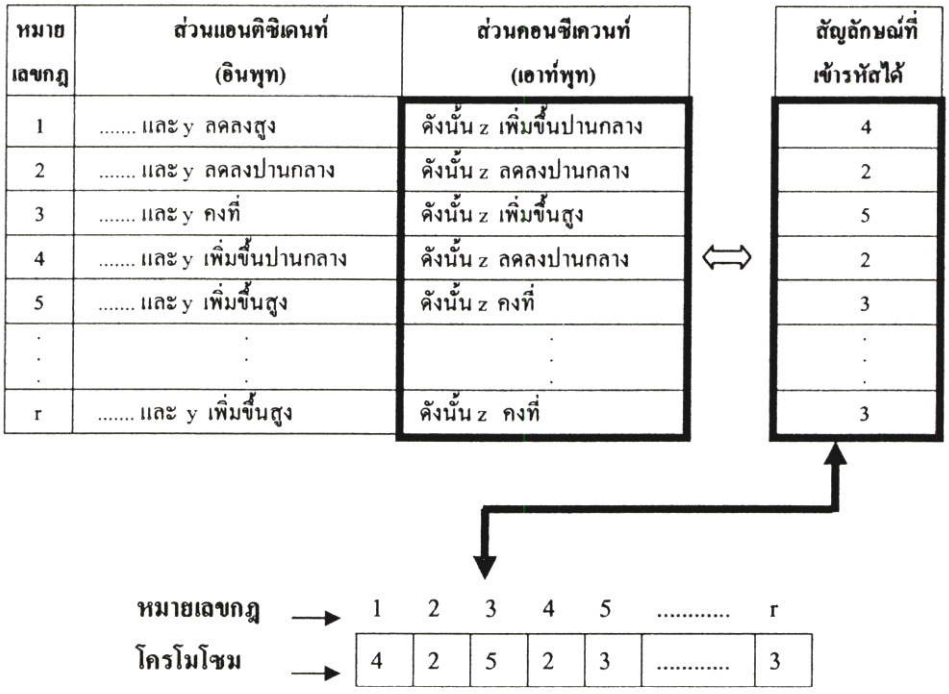
1. กำหนดโครงสร้างของโครโมโซมโดยโครโมโซม 1 โครโมโซมแทนฐานกฎ 1 ฐานกฎ และ 1 บิทของโครโมโซมแทนกฎ 1 กฎ ดังนั้นโครโมโซม 1 ตัว จะมีบิทเท่ากับจำนวนกฎในตาราง ค่าภายใน 1 บิทจะมีสัญลักษณ์ตัวเลขที่แทนฟัซซีเอาท์พุทของกฎ 1 กฎอยู่ โดยลำดับของบิทในโครโมโซมต้องตรงกับลำดับของกฎในฐานกฎ ตัวอย่างฐานกฎในตารางที่ 3.1 ใช้สัญลักษณ์แทนดังตารางที่ 3.2 และโครโมโซมที่แทนฐานกฎ 1 ฐานกฎแสดงดังรูปที่ 3.6

ตารางที่ 3.2 สัญลักษณ์แทนฟังก์ชันสมาชิกเอาท์พุท

ฟังก์ชันสมาชิก	แทนด้วยสัญลักษณ์
ลดลงสูง	1
ลดลงปานกลาง	2
คงที่	3
เพิ่มขึ้นปานกลาง	4
เพิ่มขึ้นสูง	5

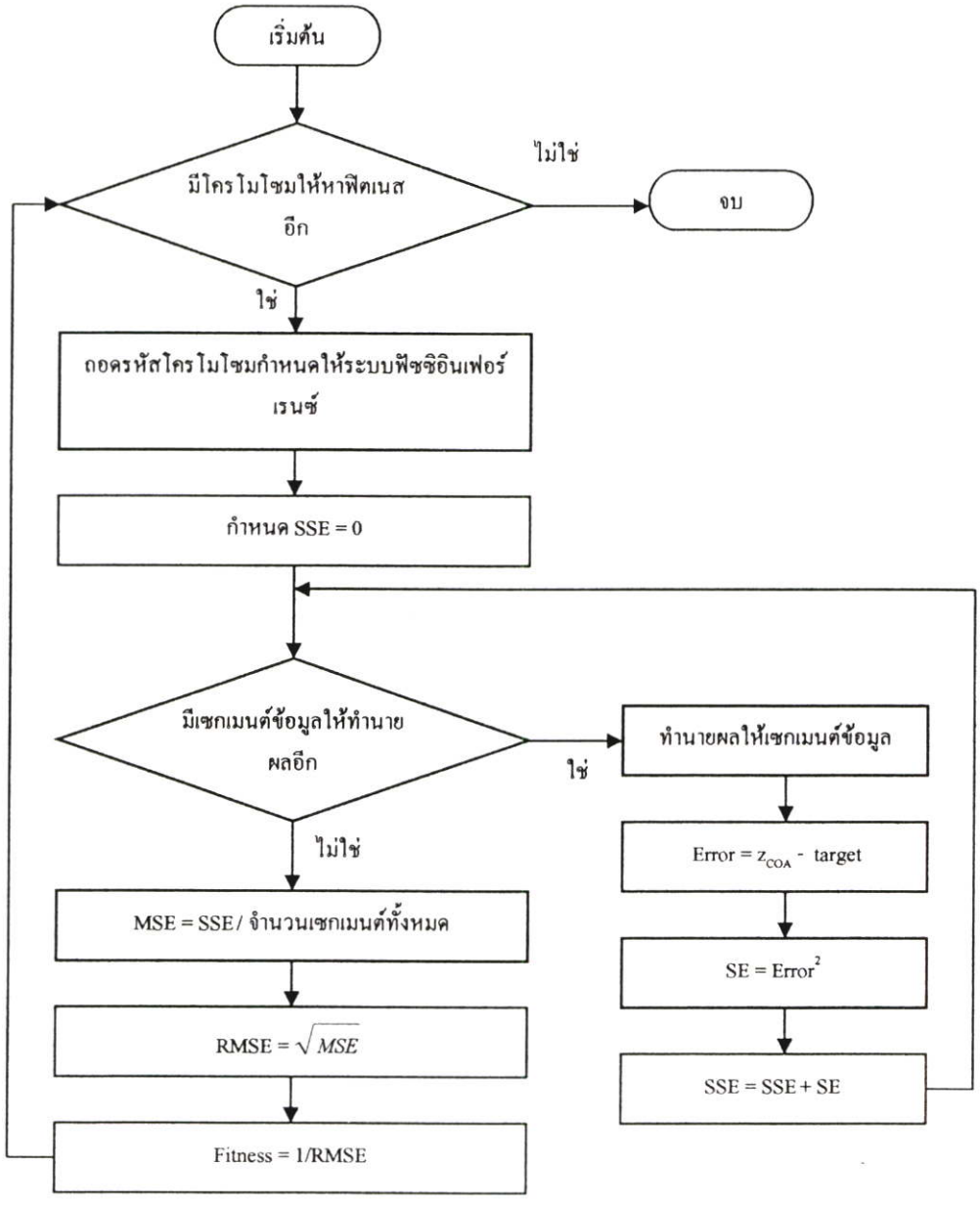


รูปที่ 3.5 โฟลว์ชาร์ทการเรียนรู้ของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ช่วงที่ 1



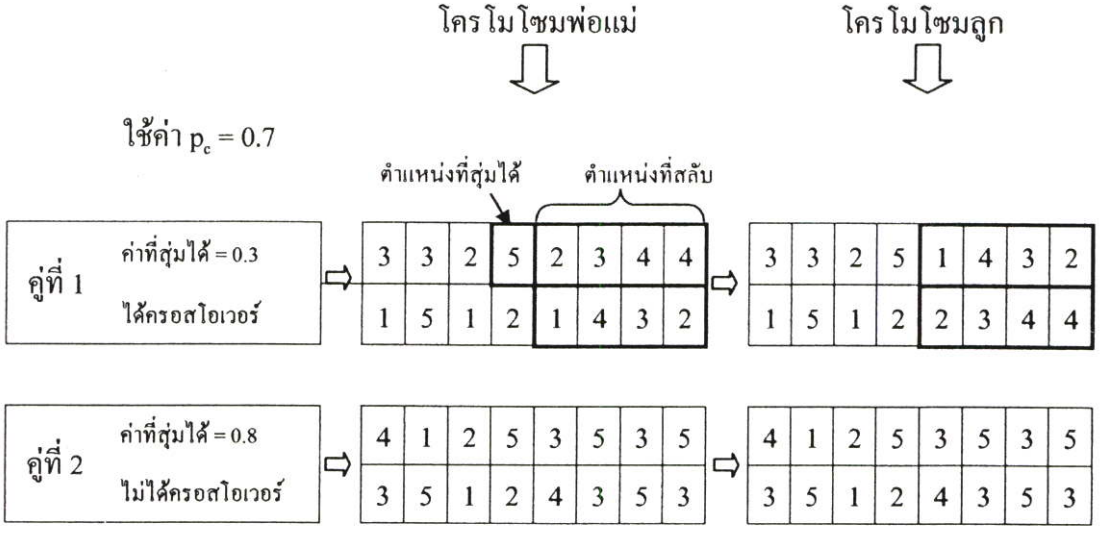
รูปที่ 3.6 วิธีการเข้ารหัสจากฐานกฎให้เป็นโครโมโซมกฎ

2. กำหนดฟิตเนสฟังก์ชันของระบบ โดยวิธีการหาค่าฟิตเนสของโครโมโซม แสดงดังรูปที่ 3.7
3. สร้างโครโมโซมฐานกฎขึ้นมาเป็นโครโมโซมพ่อแม่ N ตัว วิธีสร้างทำโดยสุ่มเลือกสัญลักษณ์ตัวเลขที่ใช้แทนฟังก์ชันสมาชิกขึ้นมา 1 ตัวจากสัญลักษณ์ตัวเลขทั้งหมด สัญลักษณ์ที่สุ่มได้จะถูกกำหนดให้กับโครโมโซมทีละบิท จนครบจำนวน r กฎ
4. นำโครโมโซมกฎพ่อแม่ทีละตัว ถอดรหัสเป็นฐานกฎ เพื่อนำไปกำหนดให้ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์และทำนายผลออกมาโดยใช้ข้อมูลฝึกฝน และคำนวนค่าฟิตเนสของโครโมโซมพ่อแม่ออกมา
5. เลือกโครโมโซมขึ้นมาจากโครโมโซมพ่อแม่ขึ้นมา 1 คู่ด้วยวิธีการเลือกแบบวงล้อรูเล็ท
6. ครอสโอเวอร์โครโมโซมที่เลือกได้ให้ได้โครโมโซมลูก 1 คู่ โดยใช้วิธีครอสโอเวอร์แบบจุดเดี่ยว รูปที่ 3.8 แสดงตัวอย่างการครอสโอเวอร์โครโมโซม 2 คู่ โดยที่โครโมโซมคู่ที่ 1 ได้รับการครอสโอเวอร์ และคู่ที่ 2 ไม่ได้รับการครอสโอเวอร์
7. ตรวจสอบว่าได้โครโมโซมลูกครบ N ตัวหรือไม่ ถ้าครบแล้วทำข้อ 8 ต่อไป ถ้ายังไม่ครบย้อนไปทำข้อ 5-6 ซ้ำ
8. สร้างโครโมโซมขึ้นมาอีก 1 ชุดจำนวน N ตัว จุดประสงค์เพื่อให้ได้โครโมโซมที่หลากหลายมากขึ้น โดยใช้วิธีสร้างเหมือนการสร้างประชากรพ่อแม่ เมื่อรวมกับโครโมโซมลูกที่ได้จากการครอสโอเวอร์จะได้โครโมโซมใหม่ทั้งหมด 2N ตัว



รูปที่ 3.7 โฟลว์ชาร์ทการหาผลการทำนายและฟิตเนสให้โครโมโซม

9. นำโครโมโซมลูกทีละตัว ถอดรหัสเป็นฐานกฎ เพื่อนำไปกำหนดให้ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์และทำนายผลออกมาโดยใช้ข้อมูลฝึกฝน และคำนวนค่าฟิตเนสของโครโมโซมทั้งหมด
10. เลือกโครโมโซมที่มีฟิตเนสมากที่สุดเป็นตัวที่ชนะสำหรับรอบนี้
11. แทนที่โครโมโซมโดยเลือกโครโมโซมที่ฟิตเนสมากที่สุด N ตัวที่ไม่ซ้ำกันขึ้นมาจากโครโมโซมพ่อแม่และโครโมโซมใหม่ทั้งหมด เพื่อเป็นโครโมโซมพ่อแม่ของรอบต่อไป



รูปที่ 3.8 การครอสโอเวอร์โครโมโซมกฎ

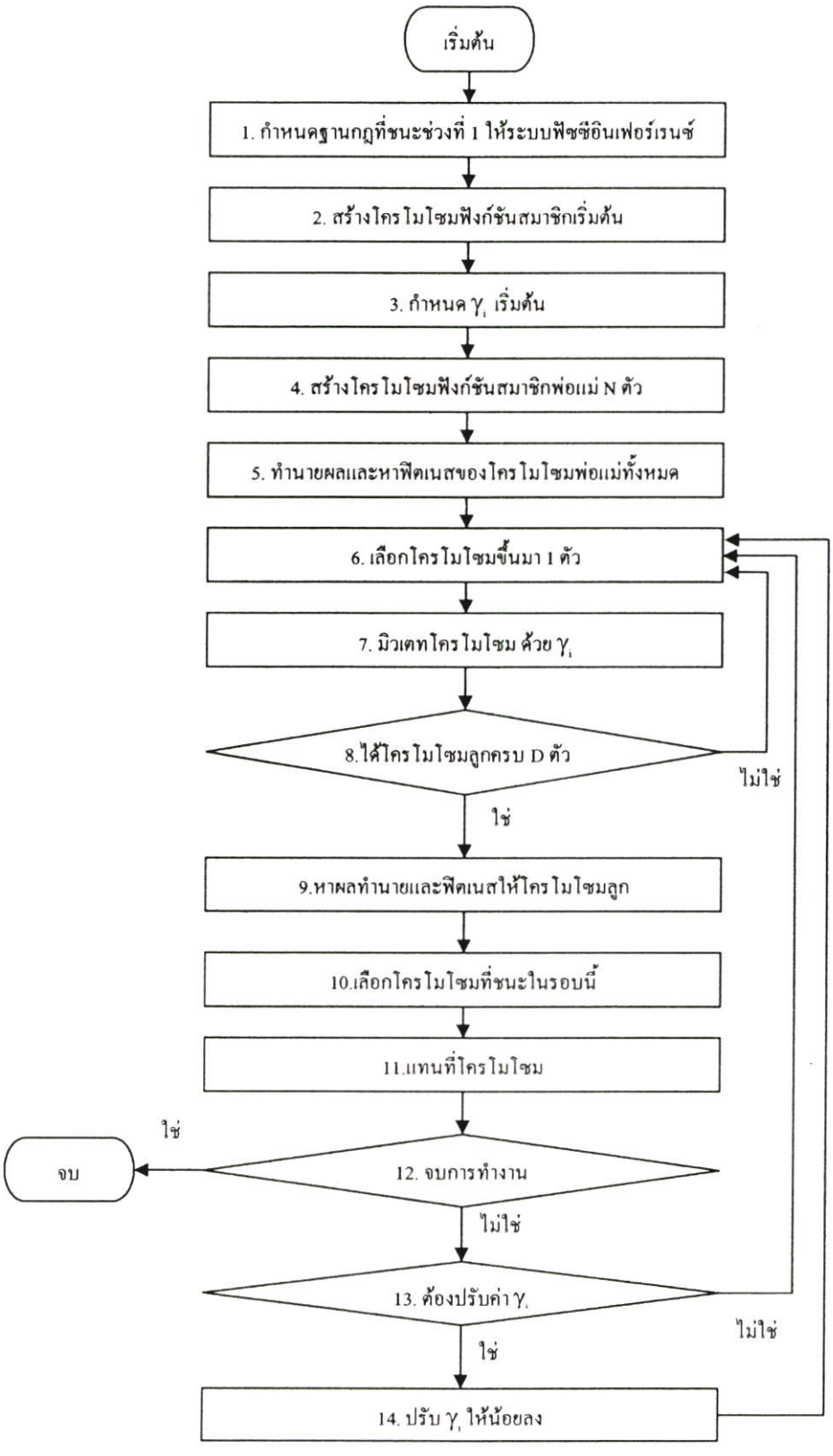
12. ตรวจสอบว่า ฟิตเนสของโครโมโซมที่ชนะแต่ละรอบที่ผ่านมาซ้ำกันเกินจำนวนครั้งที่กำหนดหรือไม่ ถ้าเกินแล็วก็หยุดการทำงาน ถ้ายังไม่เกินก็ฝึกฝนรอบต่อไปโดยย้อนกลับไปทำตั้งแต่ข้อที่ 5

เมื่อจบการทำงานของช่วงนี้แล้ว จะนำระบบที่ชนะในแต่ละรอบทั้งหมดไปทำนายผลโดยใช้ข้อมูลสำหรับคัดเลือกระบบ และหาค่าฟิตเนสออกมา และเลือกระบบที่ได้ผลดีที่สุดกับข้อมูลชุดนี้เป็นระบบที่ชนะ และเป็นระบบที่ค้นหาฐานกฎที่เหมาะสมได้แล้ว และจะนำไปใช้เป็นระบบเริ่มต้นในการฝึกฝนช่วงที่ 2 ต่อไป

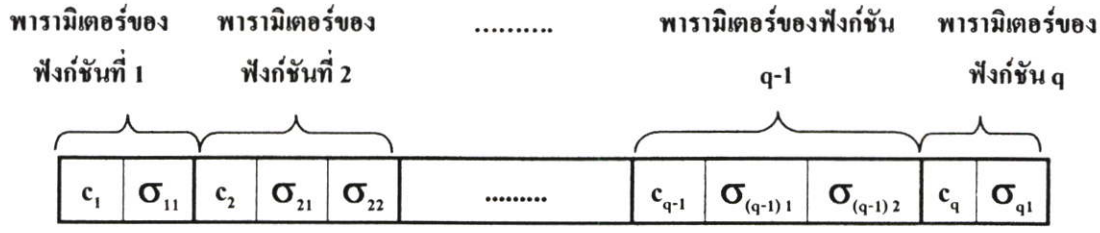
3.4 ขั้นตอนการเรียนรู้ของระบบช่วงที่ 2 การค้นหาฟังก์ชันสมาชิกให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์

การฝึกฝนช่วงที่ 2 จุดประสงค์เพื่อนำระบบที่ค้นหาฐานกฎที่เหมาะสมได้แล้วมาฝึกฝนต่อเพื่อหาฟังก์ชันสมาชิกที่เหมาะสมอีกครั้งหนึ่ง ขั้นตอนการฝึกฝนช่วงที่ 2 แสดงดังรูปที่ 3.9 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1. นำโครโมโซมกฎที่ชนะในการฝึกฝนช่วงที่ 1 มาถอดรหัสเป็นฐานกฎและกำหนดให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ ซึ่งจะใช้เป็นระบบเริ่มต้นไปตลอดการฝึกฝนช่วงที่ 2
2. สร้างโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกเริ่มต้น ซึ่งจะนำค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกทั้งหมดของส่วนเอาท์พุทมาเรียงต่อกันเป็นโครโมโซม ตามลำดับดังรูปที่ 3.10 เมื่อ q คือจำนวนของฟังก์ชันสมาชิกทั้งหมดในเอาท์พุท



รูปที่ 3.9 โฟลว์ชาร์ทการเรียนรู้ของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ช่วงที่ 2



รูปที่ 3.10 โครงสร้างของโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิก

3. กำหนดค่า γ_i เริ่มต้นโดยค่า γ_i เป็นค่าที่จะนำไปใช้ในการมิวเตทโครโมโซมให้ได้โครโมโซมลูก
4. สร้างโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่ N ตัว โดยนำโครโมโซมเริ่มต้นมาเป็นต้นแบบในการสร้างโครโมโซมใหม่ทั้งหมด วิธีการคือมิวเตทโครโมโซมเริ่มต้น 1 ตัว ให้ได้โครโมโซมพ่อแม่ทั้งหมด N ตัว การมิวเตททำโดยสุ่มว่าจะมิวเตทโดยการเพิ่มหรือลดค่าในบิท และสุ่มตำแหน่งที่จะมิวเตทโครโมโซมมา 1 ตำแหน่ง แล้วจึงเพิ่มหรือลดค่าโครโมโซมในตำแหน่งบิทที่สุ่มได้ไปเท่ากับ γ_i วิธีการสร้างโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่แสดงในรูปที่ 3.11

โครโมโซมเริ่มต้น

-6	2	-3	2	-3	2	0	2	0	2	3	2	3	2	6	2

$\gamma_i = 1$

โครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 1 : สุ่มได้ว่าให้มิวเตทโดยเพิ่มค่าและตำแหน่งที่สุ่มได้ = 5

-6	2	-3	2	**-2**	2	0	2	0	2	3	2	3	2	6	2

โครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 2 : สุ่มได้ว่าให้มิวเตทโดยลดค่าและตำแหน่งที่สุ่มได้ = 8

-6	2	-3	2	-3	2	0	**1**	0	2	3	2	3	2	6	2

.....

.....

โครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ N : สุ่มได้ว่าให้มิวเตทโดยเพิ่มค่าและตำแหน่งที่สุ่มได้ = 1

-5	2	-3	2	-3	2	0	2	0	2	3	2	3	2	6	2

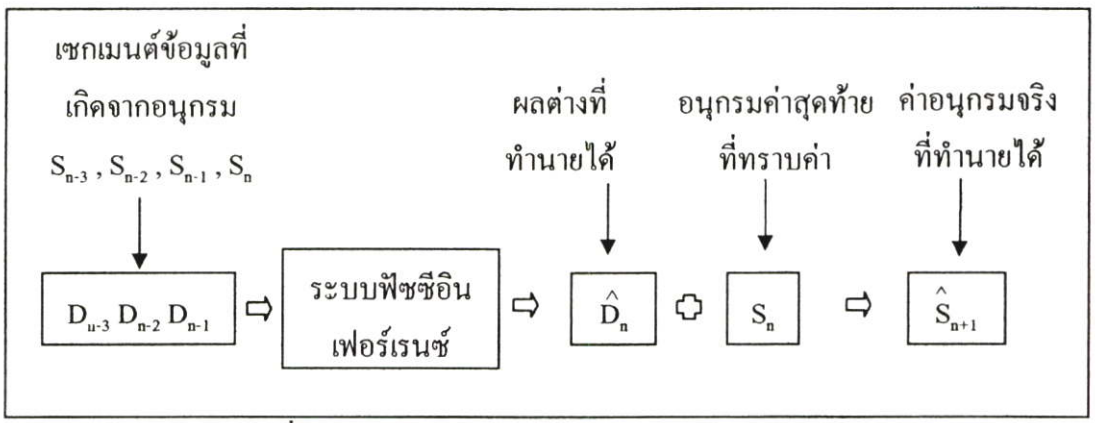
รูปที่ 3.11 การสร้างโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่

5. นำโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่ทีละตัว ถอดรหัสเป็นฟังก์ชันสมาชิกและกำหนดให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์และทำนายผลออกมาโดยใช้ข้อมูลฝึกฝน และคำนวนค่าฟิตเนสของโครโมโซมพ่อแม่ทั้งหมด
6. เลือกโครโมโซมด้วยวิธีคัดเลือกแบบวงล้อรูเล็ทขึ้นมา 1 ตัวจากโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่ เพื่อนำไปมิวเตทเป็นโครโมโซมลูก
7. มิวเตทโครโมโซมที่เลือกได้ ให้ได้โครโมโซมลูก 1 ตัว ด้วยวิธีเหมือนที่อธิบายในข้อ 4 โดยใช้ค่า γ_i
8. ตรวจสอบว่าได้โครโมโซมลูกครบ D ตัวหรือไม่ ถ้าครบแล้วข้ามไปทำข้อต่อไป ถ้ายังไม่ครบย้อนกลับไปทำข้อ 6-7
9. นำโครโมโซมลูกทีละตัว ถอดรหัสให้เป็นฟังก์ชันสมาชิกและกำหนดให้กับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์และทำนายผลออกมาโดยใช้ข้อมูลฝึกฝน และคำนวนค่าฟิตเนสของโครโมโซมลูกทั้งหมด
10. เลือกโครโมโซมที่มีฟิตเนสมากที่สุดเป็นตัวที่ดีที่สุดสำหรับรอบนี้
11. แทนที่โครโมโซมโดยเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุด N ตัวที่ไม่ซ้ำกันขึ้นมาจากโครโมโซมพ่อแม่และโครโมโซมใหม่ทั้งหมด เพื่อเป็นโครโมโซมพ่อแม่ของรอบต่อไป
12. ตรวจสอบการจบการทำงาน โดยตรวจเงื่อนไข คือ ถ้าฟิตเนสของโครโมโซมที่ดีที่สุดแต่ละรอบที่ผ่านมาทั้งหมด ปรับดีขึ้นน้อยกว่าค่าที่กำหนดไว้เกินจำนวนครั้งที่กำหนด ก็ให้จบการทำงาน ถ้าไม่ตรงเงื่อนไขให้ทำข้อต่อไป
13. ตรวจสอบว่าต้องปรับค่า γ_i หรือยัง โดยดูว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดของรอบที่ผ่านมาทุกรอบที่เกิดจากการมิวเตทด้วย γ_i ค่าเดียวกันมีฟิตเนสซ้ำกันเกินจำนวนครั้งที่กำหนดหรือไม่ ถ้าเกินจำนวนครั้งที่กำหนดแล้วก็ปรับค่า γ_i โดยให้ทำข้อต่อไป ถ้ายังไม่ตรงเงื่อนไขก็ยังไม่ต้องปรับค่า γ_i และให้ฝึกฝนรอบต่อไปโดยใช้ γ_i ค่าเดิมโดยย้อนกลับไปทำตั้งแต่ข้อที่ 6
14. เปลี่ยนค่า γ_i ใหม่ โดยปรับให้มีค่าน้อยลง แล้วย้อนกลับไปทำข้อ 6

เมื่อจบการฝึกฝนของช่วงที่ 2 แล้ว จะนำระบบที่ชนะในแต่ละรอบทั้งหมด (ที่ได้จากข้อ 10) ไปทำนายผลโดยใช้ข้อมูลสำหรับคัดเลือกระบบ และหาค่าฟิตเนสออกมา และเลือกระบบที่ได้ผลดีที่สุดกับข้อมูลชุดนี้เป็นระบบที่ชนะในช่วงที่ 2 ซึ่งเป็นระบบที่ค้นหาฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกที่เหมาะสมได้แล้ว ระบบนี้จะถูกนำไปทำนายผลข้อมูลสำหรับทดสอบ เพื่อทดสอบระบบและนำผลทดสอบไปเปรียบเทียบกับระบบอื่น ๆ ต่อไป

3.5 การนำระบบที่ฝึกฝนได้ไปใช้ทำนายข้อมูล

เนื่องจากระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์จะทำนายผลออกมาเป็นค่าผลต่างของอนุกรม ดังนั้นถ้าต้องการรู้ผลการทำนายของอนุกรมจริง จะต้องนำผลต่างที่ทำนายได้ไปรวมกับค่าอนุกรมจริงค่าสุดท้ายที่ทราบค่า จึงจะได้ผลทำนายของอนุกรมที่ต้องการ ดังรูปที่ 3.12



รูปที่ 3.12 การใช้ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ทำนายข้อมูล

3.6 ตัวอย่างการฝึกฝนระบบ

เพื่อให้เข้าใจระบบได้ง่ายขึ้น จึงได้ยกตัวอย่างขึ้นมาเพื่อแสดงลักษณะและขั้นตอนในการทำงานของระบบดังนี้

1. การเตรียมข้อมูลอนุกรม
2. ฟังก์ชันสมาชิกของระบบตัวอย่าง
3. การฝึกฝนระบบช่วงที่ 1 และการคัดเลือกระบบที่ดีที่สุดในช่วงที่ 1
4. การฝึกฝนระบบช่วงที่ 2 และการคัดเลือกระบบที่ดีที่สุดในช่วงที่ 2
5. การนำระบบที่ได้รับคัดเลือกจากการฝึกฝนช่วงที่ 2 ไปทดสอบ

3.6.1 การเตรียมข้อมูลอนุกรม

ข้อมูลอนุกรมที่นำมาเป็นตัวอย่างมีข้อมูล 14 ตัวดังนี้

{ 273.64, 274.22, 272.99, 271.44, 265.22, 268.34, 268.11, 271.75, 270.9, 267.2, 268.28, 275.54, 276.97, 283.84}

นำข้อมูลชุดดังกล่าวมาคำนวณหาผลต่าง จะได้ค่าผลต่าง 13 ลำดับดังนี้

D = {(274.22 - 273.64), (272.99 - 274.22), (271.44 - 272.99), (265.22 - 271.44),
(268.34 - 265.22), (268.11 - 268.34), (271.75 - 268.11), (270.9 - 271.75),

(267.2 - 270.9), (268.28 - 267.2), (275.54 - 268.28), (276.97 - 275.54),

(283.84 - 276.97) }

= {0.58, -1.23, -1.55, -6.22, 3.12, -0.23, 3.64, -0.85, -3.7, 1.08, 7.26, 1.43, 6.87}

นำผลต่างทั้ง 13 ลำดับหรือ D มาแบ่งเป็นเซกเมนต์ หรือแพทเพิร์นข้อมูล เนื่องจากกำหนดให้ระบบตัวอย่างมีอินพุท 3 ตัว และเอาท์พุท 1 ตัว ดังนั้นจะได้เซกเมนต์ซึ่งมีอินพุท 3 ตัว และเป้าหมาย(target) 1 ตัวจำนวน 10 เซกเมนต์ดังนี้

	อินพุท			เป้าหมาย
เซกเมนต์ที่ 1 =>	0.58	-1.23	-1.55 ,	-6.22
เซกเมนต์ที่ 2 =>	-1.23	-1.55	-6.22 ,	3.12
เซกเมนต์ที่ 3 =>	-1.55	-6.22	3.12 ,	-0.23
เซกเมนต์ที่ 4 =>	-6.22	3.12	-0.23 ,	3.64
เซกเมนต์ที่ 5 =>	3.12	-0.23	3.64 ,	-0.85
เซกเมนต์ที่ 6 =>	-0.23	3.64	-0.85 ,	-3.7
เซกเมนต์ที่ 7 =>	3.64	-0.85	-3.7 ,	1.08
เซกเมนต์ที่ 8 =>	-0.85	-3.7	1.08 ,	7.26
เซกเมนต์ที่ 9 =>	-3.7	1.08	7.26 ,	1.43
เซกเมนต์ที่ 10 =>	1.08	7.26	1.43 ,	6.87

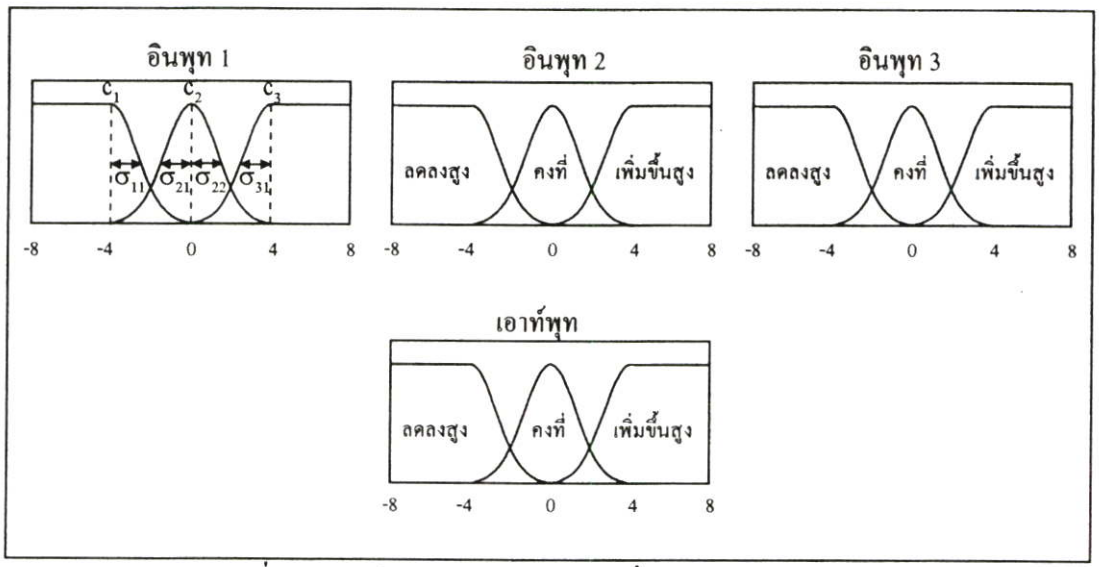
นำเซกเมนต์ที่ได้ทั้งหมดมาแบ่งเป็นข้อมูล 3 ส่วนได้แก่ ข้อมูลสำหรับฝึกฝน ข้อมูลสำหรับคัดเลือกระบบ และข้อมูลสำหรับทดสอบระบบ ได้ดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 การแบ่งข้อมูลสำหรับฝึกฝน คัดเลือก และทดสอบระบบตัวอย่าง

ข้อมูล	วิธีการแบ่ง	จำนวนเซกเมนต์	เซกเมนต์ที่ได้
ฝึกฝน	เซกเมนต์จำนวน 80% แรก	8	เซกเมนต์ 1- 8
คัดเลือก	สุ่มเซกเมนต์จากข้อมูลฝึกฝนขึ้นมา 20%	2 (ค่าโดยประมาณ)	เซกเมนต์ 4 และ7
ทดสอบ	เซกเมนต์จำนวน 20% หลัง	2	เซกเมนต์ 9-10

3.6.2 ฟังก์ชันสมาชิกของระบบตัวอย่าง

กำหนดให้ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ตัวอย่างมีอินพุท 3 อินพุท และเอาท์พุท 1 เอาท์พุท ซึ่งในระบบเริ่มต้นนั้น อินพุทและเอาท์พุททุกตัวจะประกอบด้วยฟังก์ชันสมาชิก 3 ฟังก์ชันเหมือนกัน คือ ฟังก์ชันลดลงสูง ฟังก์ชันคงที่ และฟังก์ชันเพิ่มขึ้นสูง ดังรูปที่ 3.13 โดย c_1 และ σ_{11} คือ จุดศูนย์กลางและความกว้างของฟังก์ชันสมาชิกลดลงสูง ตามลำดับ ส่วน c_2 , σ_{21} และ σ_{22} คือ จุดศูนย์กลาง ความกว้างด้านซ้าย และความกว้างด้านขวาของของฟังก์ชันสมาชิกคงที่ ตามลำดับ ส่วน c_3 และ σ_{31} คือ จุดศูนย์กลางและความกว้างของฟังก์ชันสมาชิกเพิ่มขึ้นสูง ตามลำดับ โดยค่าพารามิเตอร์ในสมการฟังก์ชันสมาชิกแสดงดังตารางที่ 3.4



รูปที่ 3.13 ฟังก์ชันสมาชิกของระบบเริ่มต้นในระบบตัวอย่าง

ตารางที่ 3.4 ฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้ในระบบตัวอย่าง

ชื่อฟังก์ชัน	ชนิดของฟังก์ชัน	พารามิเตอร์
ลดลงสูง	เกาซ์เซียนแบบเปิดด้านซ้าย	$c_1 = -4$, $\sigma_{11} = 1.33$
คงที่	เกาซ์เซียนแบบปิด 2 ด้าน	$c_2 = 0$, $\sigma_{21} = \sigma_{22} = 1.33$
เพิ่มขึ้นสูง	เกาซ์เซียนแบบเปิดด้านขวา	$c_3 = 4$, $\sigma_{31} = 1.33$

3.6.3 การฝึกฝนระบบช่วงที่ 1 และการคัดเลือกระบบที่ดีที่สุดในช่วงที่ 1

การฝึกฝนในช่วงที่ 1 จะเป็นช่วงที่สร้างโครโมโซมของฟังก์ชันสมาชิกในส่วนเอาท์พุทของฐานกฎขึ้นมาด้วยเจเนติกอัลกอริทึม เพื่อค้นหาฐานกฎที่ดีที่สุด โดยก่อนเริ่มการฝึกฝน จะต้องกำหนดโครงสร้างโครโมโซมก่อน ซึ่งจำนวนบิทในโครโมโซม 1 โครโมโซมจะมีขนาดเท่ากับจำนวนกฎทั้งหมดใน 1 ฐานกฎซึ่งคำนวณได้จากสมการที่ 3.4 ดังนี้

จำนวนบิทใน 1 โครโมโซม $= q^p = 3^3 = 27$ บิท

โดย q คือจำนวนฟังก์ชันสมาชิกที่เป็นไปได้ทั้งหมดในส่วนเอาท์พุทของกฎ ซึ่งตัวอย่างนี้กำหนดให้มี 3 ฟังก์ชัน และ p คือจำนวนอินพุท ซึ่งในตัวอย่างนี้คือ 3

สัญลักษณ์ที่อยู่ภายในแต่ละบิทเป็นไปได้ 3 แบบได้แก่ 1, 2, 3 ซึ่งใช้แทนฟังก์ชันสมาชิกในส่วนเอาท์พุท ดังนี้

ตารางที่ 3.5 สัญลักษณ์ที่ใช้แทนในโครโมโซมในระบบตัวอย่าง ช่วงที่ 1

สัญลักษณ์ในบิท	หมายถึงฟังก์ชันสมาชิก
1	ลดลงสูง
2	คงที่
3	เพิ่มขึ้นสูง

การฝึกฝนรอบที่ 1 ขั้นแรกจะทำการสร้างประชากรโครโมโซมฐานกฎพ่อแม่ขึ้นมา โดยสุ่มสัญลักษณ์ 1 หรือ 2 หรือ 3 เข้ามากำหนดให้บิททีละบิทจนครบ 27 บิทจะได้โครโมโซม 1 ตัว กำหนดให้จำนวนประชากรพ่อแม่เท่ากับ 4 ตัว ซึ่งได้ประชากรโครโมโซมพ่อแม่ดังนี้

โครโมโซมตัวที่ 1	2 2 3 3 3 3 3 3 1 2 1 3 2 1 1 2 3 2 3 2 2 3 3 3 2 3 3
โครโมโซมตัวที่ 2	2 1 1 3 1 2 1 2 1 3 2 1 1 3 2 3 2 2 2 3 3 3 3 3 2 1 1
โครโมโซมตัวที่ 3	1 1 2 1 3 2 1 1 2 2 2 3 3 1 1 1 1 1 3 3 1 3 2 1 1 2 3
โครโมโซมตัวที่ 4	1 3 1 2 2 1 2 3 2 1 3 1 2 3 3 1 3 3 2 3 3 1 2 1 2 2 2

ขั้นต่อไป คือ การคำนวณฟิตเนสให้โครโมโซมพ่อแม่ทีละตัวจนครบ ทำได้โดยแปลงโครโมโซมให้เป็นฐานกฎ เพื่อนำไปกำหนดให้ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์และใช้ระบบที่ได้ทำนายผลข้อมูลฝึกฝนทีละเซกเมนต์จนครบทุกเซกเมนต์และคำนวณฟิตเนสของโครโมโซมนั้นออกมา

การหาฟิตเนสของโครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 1 ทำได้โดยนำโครโมโซมตัวที่ 1 แปลงเป็นฐานกฎแล้วจะได้ผลดังตารางที่ 3.6 ซึ่งส่วนแอนติซีเดนท์ (เงื่อนไขของอินพุท) จะเหมือนกันทุกฐานกฎ โดยมีเงื่อนไขแบบครบทุกคอมบิเนชัน ส่วนคอนซีเควน (เอาท์พุท) ของแต่ละฐานกฎนั้นจะไม่เหมือนกันขึ้นอยู่กับค่าของโครโมโซมแต่ละตัว จากตารางที่ 3.6 v, x, y คือตัวแปรอินพุทตัวที่ 1,2,3 ของระบบตามลำดับ ส่วน z คือตัวแปรเอาท์พุทของระบบ

ส่วนคอนซีเควนท์ มีวิธีการแปลงจากโครโมโซมมาเป็นฐานกฎ โดยนำสัญลักษณ์ที่อยู่ในบิทโครโมโซม มาแปลงเป็นฟังก์ชันสมาชิกของเอาท์พุท ตามที่กำหนดในตารางที่ 3.5 โดยทำตามลำดับทีละบิท ดังนี้

บิทที่ 1 มีสัญลักษณ์ 2 ดังนั้นฟังก์ชันสมาชิกเอาท์พุทของกฎที่ 1 ในฐานกฎ คือ คงที่

บิทที่ 2 มีสัญลักษณ์ 2 ดังนั้นฟังก์ชันสมาชิกเอาท์พุทของกฎที่ 2 ในฐานกฎ คือ คงที่

บิทที่ 3 มีสัญลักษณ์ 3 ดังนั้นฟังก์ชันสมาชิกเอาท์พุทของกฎที่ 3 ในฐานกฎ คือ เพิ่มขึ้นสูง

บิทที่เหลือจะทำการแปลงไปเช่นนี้จนครบ 27 บิท

ตารางที่ 3.6 ฐานกฎที่ได้จากการแปลงโครโมโซมกฎพ่อแม่ตัวที่ 1 ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง

หมายเลขกฎ	ส่วนแอนติซิเดนท์			ส่วนคอนซีเควนท์
1	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z คงที่
2	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z คงที่
3	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
4	ถ้า v ลดลงสูง	และ x คงที่	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
5	ถ้า v ลดลงสูง	และ x คงที่	และ y คงที่	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
6	ถ้า v ลดลงสูง	และ x คงที่	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
7	ถ้า v ลดลงสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
8	ถ้า v ลดลงสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
. . .	. . .			. . .
26	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
27	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง

เมื่อได้กฎครบ 27 กฎแล้วนำฐานกฎที่ได้ไปกำหนดให้ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ แล้วนำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนทีละเซกเมนต์ จนครบทุกเซกเมนต์พร้อมกับคำนวณค่าฟิตเนส ดังนี้

กำหนด SSE = 0

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 1 ซึ่งมีข้อมูล คือ (0.58 –1.23 –1.55 , –6.22) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ –3.48 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = (–3.48) – (–6.22) = 2.74

$\Rightarrow$ SE = Error^2 = $(2.74)^2$ = 7.5076

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 7.5076

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 2 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–1.23 –1.55 –6.22 , 3.12) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 1.01 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 1.01 – 3.12 = –2.11

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(-2.11)^2$ = 4.4521

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 7.5076 + 4.4521 = 11.9597

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 3 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–1.55 –6.22 3.12 , –0.23) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 3.71 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 3.71 – (–0.23) = 3.94

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(3.94)^2$ = 15.5236

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 11.9597 + 15.5236 = 27.4833

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 4 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–6.22 3.12 –0.23 , 3.64) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 4.97 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 4.97 – 3.64 = 1.33

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(1.33)^2$ = 1.7689

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 27.4833 + 1.7689 = 29.2522

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 5 ซึ่งมีข้อมูล คือ (3.12 –0.23 3.64 , –0.85) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 4.28 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 4.28 – (–0.85) = 5.13

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(5.13)^2$ = 26.3169

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 29.2522 + 26.3169 = 55.5691

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 6 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–0.23 3.64 –0.85 , –3.7) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 4.6 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 4.6 – (–3.7) = 8.3

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(8.3)^2$ = 68.89

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 55.5691 + 68.89 = 124.4591

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 7 ซึ่งมีข้อมูล คือ (3.64 –0.85 –3.7 , 1.08) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 4.78 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 4.78 – 1.08 = 3.7

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(3.7)^2$ = 13.69

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 124.4591 + 13.69 = 138.1491

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 8 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–0.85 –3.7 1.08 , 7.26) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ –3.82 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = (–3.82) – 7.26 = –11.08

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(-11.08)^2$ = 122.7664

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 138.1491 + 122.7664 = 260.9155

คำนวณ MSE , RMSE และ Fitness ของโครโมโซมที่ 1 ดังนี้

$\Rightarrow$ MSE = SSE / จำนวนเซกเมนต์ = 260.9155 / 8 = 32.6144

$\Rightarrow$ RMSE = $\sqrt{MSE}$ = $\sqrt{32.6144}$ = 5.7109

$\Rightarrow$ Fitness = 1/RMSE = 0.1751

ค่าฟิตเนสของโครโมโซมตัวที่ 1 คือ 0.1751

การหาฟิตเนสของโครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 2 ทำได้โดยนำโครโมโซมตัวที่ 2 แปลงเป็นฐานกฎแล้วจะได้ผลดังตารางที่ 3.7 จะเห็นว่าส่วนแอนติซีเดนท์ยังคงเหมือนเดิม ส่วนคอนซีเควนจะเปลี่ยนไปตามค่าของโครโมโซมตัวที่ 2 ซึ่งโครโมโซมตัวที่ 2 เป็นดังนี้

โครโมโซมตัวที่ 2

2	1	1	3	1	2	1	2	1	3	2	1	1	3	2	3	2	2	2	3	3	3	3	3	2	1	1

การแปลงโครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 2 มาเป็นฐานกฎ แปลงดังนี้

บิทที่ 1 มีสัญลักษณ์ 2 ดังนั้นฟังก์ชันสมาชิกเอาท์พุทของกฎที่ 1 ในฐานกฎ คือ คงที่

บิทที่ 2 มีสัญลักษณ์ 1 ดังนั้นฟังก์ชันสมาชิกเอาท์พุทของกฎที่ 2 ในฐานกฎ คือ ลดลงสูง

บิทที่ 3 มีสัญลักษณ์ 1 ดังนั้นฟังก์ชันสมาชิกเอาท์พุทของกฎที่ 3 ในฐานกฎ คือ ลดลงสูง

บิทที่เหลือจะทำการแปลงไปเช่นนี้จนครบ 27 บิท ขั้นตอนหลังจากนี้ทำเช่นเดียวกับของโครโมโซมตัวที่ 1 เมื่อเสร็จแล้วจึงเริ่มคำนวณฟิตเนสของโครโมโซมตัวที่ 3 และ 4 ต่อไปซึ่งจะขอข้ามรายละเอียดไป โดยค่าฟิตเนสของโครโมโซมพ่อแม่ทั้งหมดหลังจากคำนวณเสร็จแล้ว ได้ผลดังนี้

โครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 1 ได้ค่าฟิตเนส 0.1751

โครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 2 ได้ค่าฟิตเนส 0.1786

โครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 3 ได้ค่าฟิตเนส 0.2163

โครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 4 ได้ค่าฟิตเนส 0.1844

ตารางที่ 3.7 ฐานกฎที่ได้จากการแปลงโครโมโซมกฎพ่อแม่ตัวที่ 2 ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง

หมายเลขกฎ	ส่วนแอนติซิเดนท์			ส่วนคอนซีเควนท์
1	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z คงที่
2	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z ลดลงสูง
3	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z ลดลงสูง
4	ถ้า v ลดลงสูง	และ x คงที่	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
5	ถ้า v ลดลงสูง	และ x คงที่	และ y คงที่	ดังนั้น z ลดลงสูง
6	ถ้า v ลดลงสูง	และ x คงที่	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z คงที่
7	ถ้า v ลดลงสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z ลดลงสูง
8	ถ้า v ลดลงสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z คงที่
. . .		. . .		. . .
26	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z ลดลงสูง
27	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z ลดลงสูง

หลังจากคำนวณฟิตเนสของโครโมโซมครบทุกตัวแล้ว ขั้นต่อไปคือการเลือกโครโมโซมขึ้นมาเพื่อนำไปครอสโอเวอร์ ดังนี้

หาผลรวมฟิตเนสของโครโมโซมทั้งหมด = 0.1751+ 0.1786+ 0.2163+ 0.1844 = 0.7544

หาค่าเปอร์เซนต์ของฟิตเนสแต่ละตัว ได้ดังนี้

โครโมโซม 1 มีฟิตเนส (%) = 0.1751 / 0.7544 * 100 = 23.2105

โครโมโซม 2 มีฟิตเนส (%) = 0.1786 / 0.7544 * 100 = 23.6744

โครโมโซม 3 มีฟิตเนส (%) = 0.2163 / 0.7544 * 100 = 28.6718

โครโมโซม 4 มีฟิตเนส (%) = 0.1844 / 0.7544 * 100 = 24.4433

หาฟิตเนส (%) สะสมของโครโมโซมแต่ละตัว ได้ดังนี้

โครโมโซม 1 มีฟิตเนส (%) สะสม = 23.2105

โครโมโซม 2 มีฟิตเนส (%) สะสม = 23.2105 + 23.6744 = 46.8849

โครโมโซม 3 มีฟิตเนส (%) สะสม = 46.8849 + 28.6718 = 75.5567

โครโมโซม 4 มีฟิตเนส (%) สะสม = 75.5567 + 24.4433 = 100

เมื่อได้ฟิตเนส (%) สะสมแล้วจะทราบว่าโครโมโซมแต่ละตัวมีช่วงของโครโมโซมอยู่ช่วงใด ดังนี้

ตารางที่ 3.8 ช่วงของโครโมโซมที่ได้จากการคำนวณด้วยวิธีวงล้อรูเล็ท ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง

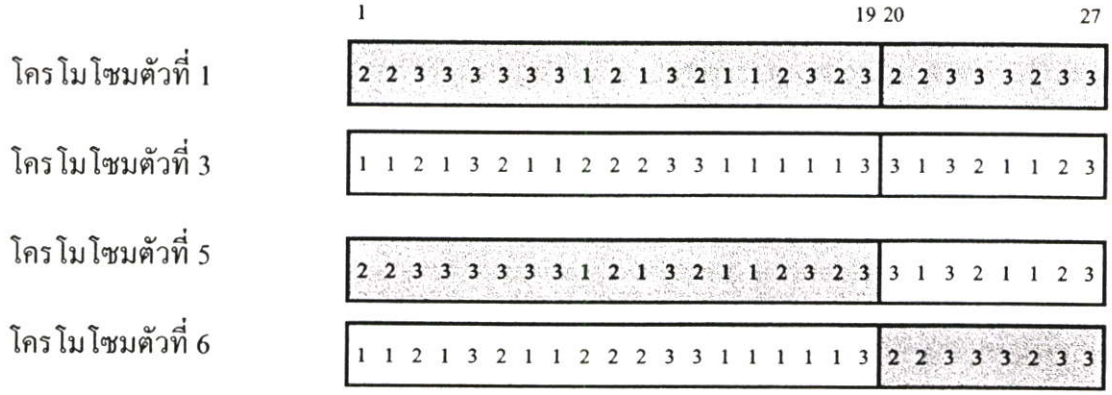
โครโมโซม	ฟิตเนส	ฟิตเนส(%)	% สะสม	ช่วงของโครโมโซม
1	0.1751	23.2105	23.2105	0 - 23.2105
2	0.1786	23.6744	46.8849	23.2106 - 46.8849
3	0.2163	28.6718	75.5567	46.8850 - 75.5567
4	0.1844	24.4433	100	75.5568 - 100

เมื่อทราบช่วงของโครโมโซมแล้วจะทำการสุ่มโครโมโซมขึ้นมา โดยสุ่มค่าระหว่าง 1 ถึง 100 และค่าที่สุ่มไปตกอยู่ที่ช่วงของโครโมโซมตัวใดก็เลือกโครโมโซมตัวนั้นขึ้นมา ต้องทำการสุ่มโครโมโซม 2 ครั้ง เพื่อให้ได้โครโมโซม 1 คู่ ถ้าโครโมโซมตัวที่เลือกขึ้นมาเกิดซ้ำกับตัวแรกให้ทำการสุ่มเลือกใหม่เพื่อให้ได้โครโมโซมที่ไม่เหมือนกัน ดังตารางที่ 3.9

ตารางที่ 3.9 โครโมโซมที่สุ่มได้ด้วยวิธีวงล้อรูเล็ทคู่ที่ 1 ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง

ลำดับการสุ่ม	ค่าที่สุ่มได้	ค่าที่สุ่มตกอยู่ในช่วงของโครโมโซมตัวที่	ได้/ไม่ได้รับเลือก
1	20.74	1	ได้รับเลือก
2	4.08	1	ไม่ได้รับเลือกเพราะซ้ำกับตัวแรก
3	74.64	3	ได้รับเลือก

ดังนั้นโครโมโซมตัวที่ 1 และ 3 จะได้รับเลือกและจับคู่กันเพื่อนำไปครอสโอเวอร์ ดังนี้ โดยกำหนดค่า P_c ให้มีค่าเท่ากับ 0.85 จะต้องสุ่มค่าระหว่าง 0-1 เพื่อดูว่าโครโมโซมคู่ที่ 1 จะได้ครอสโอเวอร์หรือไม่ สมมติว่าสุ่มได้ 0.57 ซึ่งมีค่าน้อยกว่า P_c ดังนั้นโครโมโซมคู่แรกจะได้ครอสโอเวอร์ โดยทำการสุ่มตำแหน่งว่าจะครอสโอเวอร์ตำแหน่งใด สมมติว่าสุ่มได้ตำแหน่ง ที่ 19 ดังนั้นโครโมโซมบิทที่ 20-27 ของโครโมโซมทั้งสองจะสลับค่ากันได้เป็นโครโมโซมตัวที่ 5- 6 ซึ่งเป็นโครโมโซมลูก ดังนี้

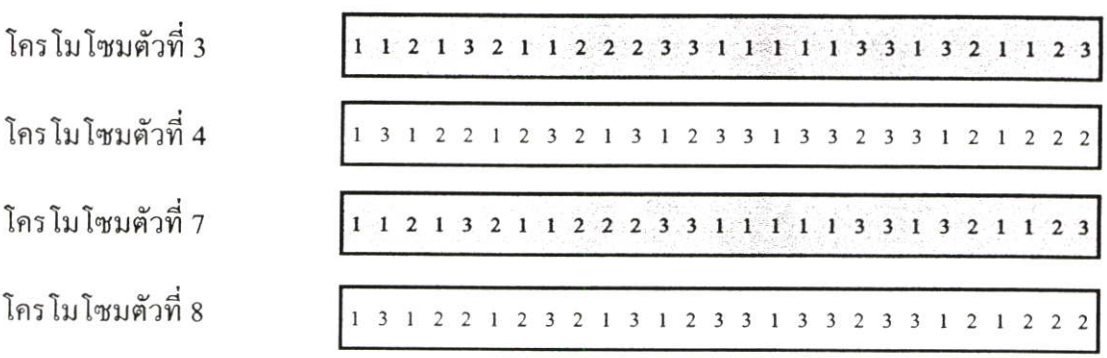


จากนั้นทำการเช็คว่าครอสโอเวอร์ครบจำนวนครั้งที่กำหนดหรือยัง โดยจำนวนครั้งที่ต้องครอสโอเวอร์เท่ากับ N/2 = 4/2 = 2 ปรากฏว่ายังขาดอีก 1 รอบ จึงต้องสุ่มโครโมโซมคู่ที่ 2 ต่อไปดังนี้

ตารางที่ 3.10 โครโมโซมที่สุ่มได้ด้วยวิธีวงล้อรูเล็ทคู่ที่ 2 ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง

ลำดับการสุ่ม	ค่าที่สุ่มได้	ค่าที่สุ่มตกอยู่ในช่วงของโครโมโซมตัวที่	ได้/ไม่ได้รับเลือก
1	90.00788	4	ได้รับเลือก
2	60.9951	3	ได้รับเลือก

โครโมโซมตัวที่ 3 และ 4 จะถูกเลือกขึ้นมาและจับคู่กันเพื่อนำไปครอสโอเวอร์ โดยสุ่มค่าระหว่าง 0-1 เพื่อดูว่าจะได้ครอสโอเวอร์หรือไม่ สมมติว่าสุ่มได้ 0.89 ดังนั้นโครโมโซมคู่ที่ 2 จะไม่ได้ครอสโอเวอร์เพราะมีค่าที่สุ่มได้สูงกว่าค่า P_c ดังนั้นโครโมโซมลูก คือ ตัวที่ 7 และ 8 จะมีหน้าตาเหมือนโครโมโซมตัวที่ 3 และ 4 ซึ่งเป็นพ่อแม่ดังนี้



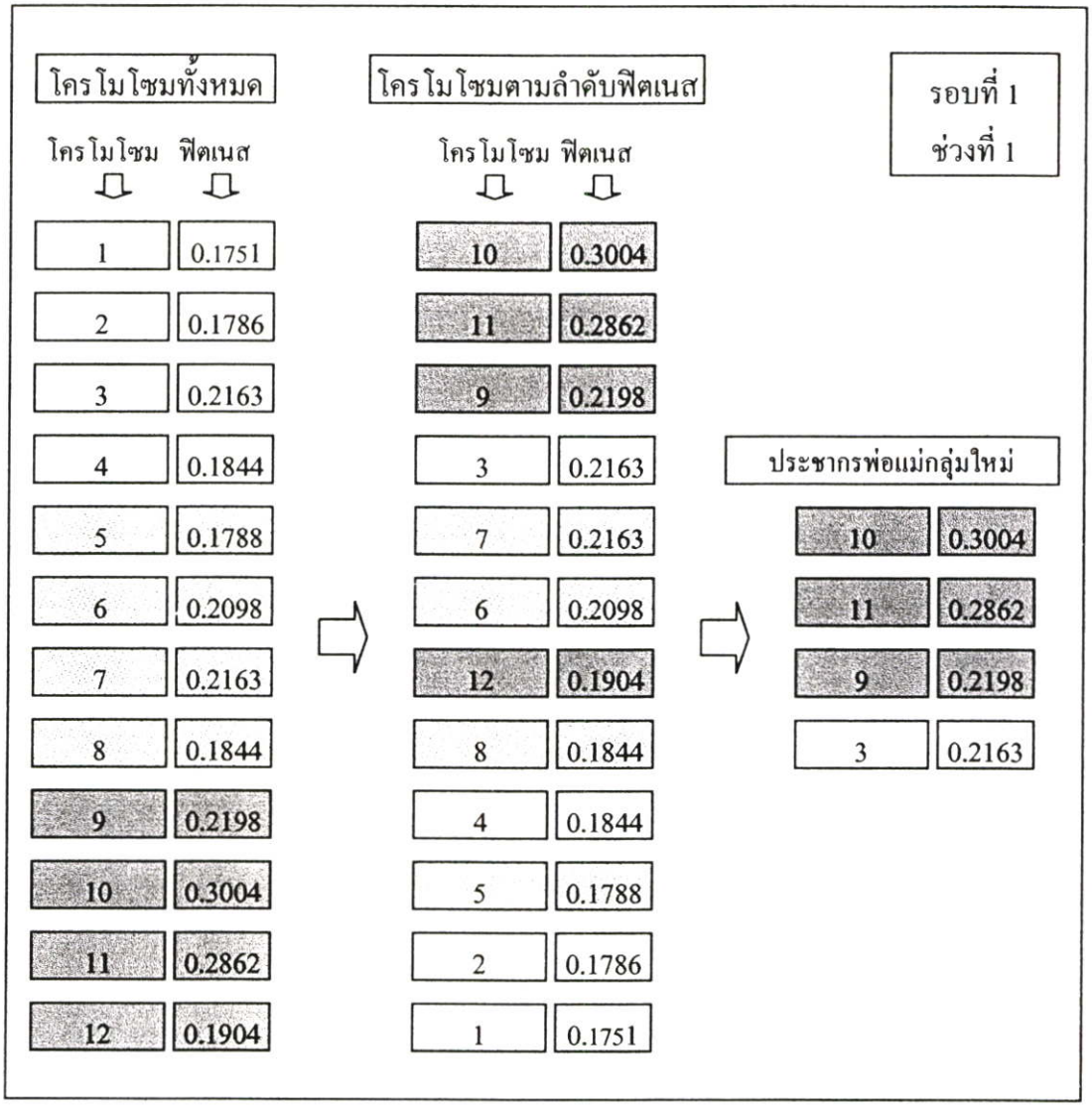
หลังจากครอสโอเวอร์ครบจำนวนที่กำหนดคือ 2 ครั้งแล้ว จะได้โครโมโซมลูกจากการครอสโอเวอร์ 4 ตัว คือโครโซมตัวที่ 5-8 หลังจากนั้นจะต้องสร้างประชากรลูกกลุ่มที่ 2 อีกโดยใช้วิธีสร้างเหมือนการสร้างประชากรพ่อแม่โดยการสุ่มสัญลักษณ์ให้กับโครโมโซมทีละบิท ได้ประชากรลูกกลุ่มที่ 2 คือ โครโมโซมที่ 9-12 ดังนี้

โครโมโซมตัวที่ 9	3 3 2 2 1 3 3 1 1 1 2 1 3 2 1 2 1 3 2 2 3 1 1 3 2 3 1
โครโมโซมตัวที่ 10	3 1 1 2 1 2 2 3 3 3 3 1 3 1 3 1 2 2 1 3 1 3 3 3 3 1 3
โครโมโซมตัวที่ 11	1 2 2 1 3 3 3 3 3 3 3 1 2 2 1 2 1 1 3 1 1 3 3 3 1 1 2
โครโมโซมตัวที่ 12	3 2 1 1 1 1 3 1 2 3 1 2 1 2 3 2 2 3 2 2 2 3 2 2 1 1 2

คำนวณค่าฟิตเนสให้โครโมโซมตัวที่ 5-12 ได้ผลดังนี้ 0.1788, 0.2098, 0.2163, 0.1844, 0.2198, 0.3004, 0.2862, 0.1904 จากนั้นทำการเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุดสำหรับการทำงานรอบแรก โดยนำโครโมโซมพ่อแม่และโครโมโซมลูกทั้งหมดได้แก่โครโมโซมตัวที่ 1-12 มาเรียงตามลำดับค่าฟิตเนส โดยโครโมโซมตัวที่ 1 – 4 คือ โครโมโซมพ่อแม่, ตัวที่ 5-8 คือโครโมโซมลูกที่เกิดจากการครอสโอเวอร์ได้, ตัวที่ 9-12 คือ โครโมโซมลูกกลุ่มที่ 2 ที่เกิดจากการสุ่มค่าขึ้นมาใหม่ โครโมโซมตัวที่ชนะในรอบปัจจุบันคือ โครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสมากที่สุด จากรูปที่ 3.14 แสดงการเรียงลำดับโครโมโซมตัวที่ 1-12 ตามลำดับค่าฟิตเนสของโครโมโซม ได้ผลว่าโครโมโซมตัวที่ 10 มีค่าฟิตเนสดีที่สุดคือ 0.3004 ดังนั้นจะได้รับเลือกเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบแรกนี้

จากนั้นจะทำการแทนที่โครโมโซม โดยการเลือกโครโมโซมที่มีฟิตเนสมากที่สุด 4 ลำดับ (เท่ากับจำนวนประชากรพ่อแม่) และไม่ซ้ำกันขึ้นมาแทนที่ประชากรพ่อแม่ชุดเก่า จากรูปที่ 3.14 ได้ว่าโครโมโซมตัวที่ 10, 11, 9, 3 เป็นโครโมโซมที่จะเป็นโครโมโซมพ่อแม่ชุดใหม่แทนที่โครโมโซมพ่อแม่ชุดเก่า

ขั้นต่อไปจะตรวจสอบว่า โครโมโซมที่ดีที่สุดในแต่ละรอบมีฟิตเนสซ้ำกันเกินจำนวนครั้งที่กำหนดหรือไม่ โดยกำหนดให้ถ้ามีฟิตเนสซ้ำกัน 1 ครั้งให้หยุดการทำงาน ในรอบแรกนี้มีโครโมโซมที่ดีที่สุดเพียงตัวเดียวจึงยังไม่ตรงเงื่อนไขและต้องทำงานซ้ำรอบที่ 2 ต่อไป



รูปที่ 3.14 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 ในระบบตัวอย่าง

การทำงานในรอบที่ 2 โครโมโซมที่เป็นโครโมโซมพ่อแม่มีหน้าตาดังนี้

โครโมโซมตัวที่ 1	3 1 1 2 1 2 2 3 3 3 3 1 3 1 3 1 2 2 1 3 1 3 3 3 3 1 3
โครโมโซมตัวที่ 2	1 2 2 1 3 3 3 3 3 3 3 1 2 2 1 2 1 1 3 1 1 3 3 3 1 1 2
โครโมโซมตัวที่ 3	3 3 2 2 1 3 3 1 1 1 2 1 3 2 1 2 1 3 2 2 3 1 1 3 2 3 1
โครโมโซมตัวที่ 4	1 1 2 1 3 2 1 1 2 2 2 3 3 1 1 1 1 1 3 3 1 3 2 1 1 2 3

ขั้นแรกในรอบที่ 2 คือการเลือกโครโมโซมขึ้นมาเพื่อนำไปครอสโอเวอร์ ดังนี้

หาผลรวมฟิตเนสของโครโมโซมทั้งหมด = 0.3004+ 0.2862 + 0.2198 + 0.2163 = 1.0227

หาค่าเปอร์เซนต์ของฟิตเนสแต่ละตัว ได้ดังนี้

โครโมโซม 1 มีฟิตเนส (%) = 0.3004 / 1.0227 * 100 = 29.3732

โครโมโซม 2 มีฟิตเนส (%) = 0.2862 / 1.0227 * 100 = 27.9847

โครโมโซม 3 มีฟิตเนส (%) = 0.2198 / 1.0227 * 100 = 21.4921

โครโมโซม 4 มีฟิตเนส (%) = 0.2163 / 1.0227 * 100 = 21.1499

หาฟิตเนส (%) สะสมของโครโมโซมแต่ละตัว ดังนี้

โครโมโซม 1 มีฟิตเนส (%) สะสม = 29.3732

โครโมโซม 2 มีฟิตเนส (%) สะสม = 29.3732 + 27.9847 = 57.3579

โครโมโซม 3 มีฟิตเนส (%) สะสม = 57.3579 + 21.4921 = 78.8500

โครโมโซม 4 มีฟิตเนส (%) สะสม = 78.8500 + 21.1499 = 100

ดังนั้นช่วงของโครโมโซมแต่ละตัวในการทำงานรอบที่ 2 จะเป็นดังนี้

ตารางที่ 3.11 ช่วงของโครโมโซมที่ได้จากการคำนวณด้วยวิธีวงล้อรูเล็ท ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง

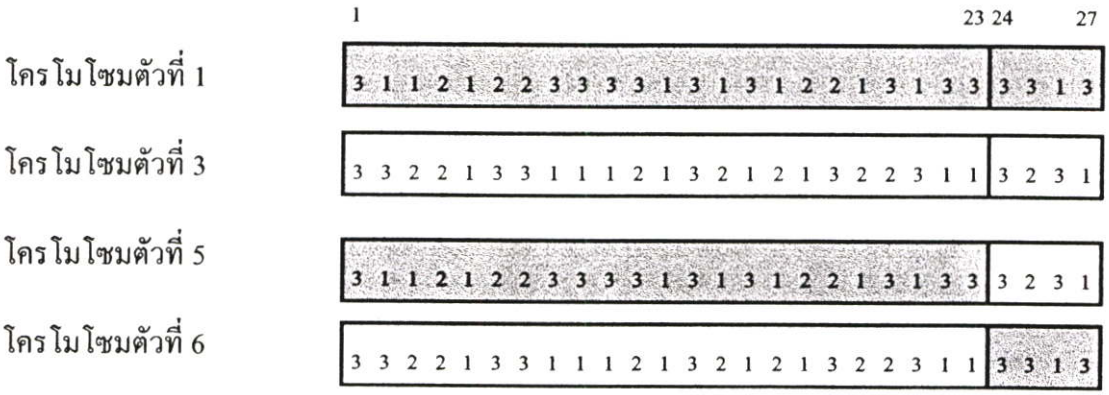
โครโมโซม	ฟิตเนส	ฟิตเนส(%)	% สะสม	ช่วงของโครโมโซม
1	0.3004	29.3732	29.3732	0 - 29.3732
2	0.2862	27.9847	57.3579	29.3733 - 57.3579
3	0.2198	21.4921	78.8500	57.3580 - 78.8500
4	0.2163	21.1499	100	78.8501 - 100

ขั้นต่อไป สุ่มโครโมโซมคู่ที่ 1 ขึ้นมาดังนี้

ตารางที่ 3.12 โครโมโซมที่สุ่มได้ด้วยวิธีวงล้อรูเล็ทคู่ที่ 1 ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง

ลำดับการสุ่ม	ค่าที่สุ่มได้	ค่าที่สุ่มตกอยู่ในช่วงของโครโมโซมตัวที่	ได้/ไม่ได้รับเลือก
1	67.0883	3	ได้รับเลือก
2	8.438	1	ได้รับเลือก

โครโมโซมตัวที่ 1 และ 3 จะได้รับเลือกและจับคู่กันเพื่อนำไปครอสโอเวอร์ โดยค่าที่สุ่มได้คือ 0.75 ซึ่งมีค่าน้อยกว่า P_c ดังนั้นโครโมโซมคู่ที่ 1 จะได้ครอสโอเวอร์ ตำแหน่งในการครอสโอเวอร์ที่สุ่มได้คือตำแหน่งที่ 23 ดังนั้นบิทที่ 24-27 ของโครโมโซมทั้งสองจะสลับค่ากันได้โครโมโซมลูกตัวที่ 5 และ 6 ดังนี้

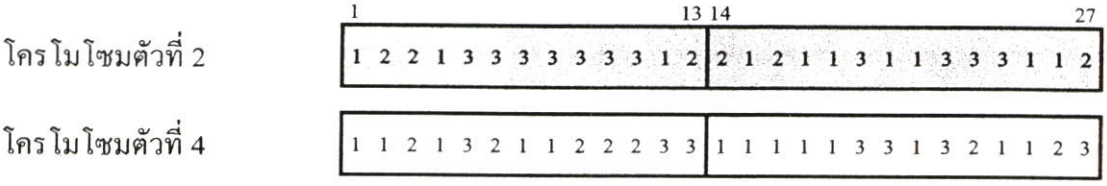


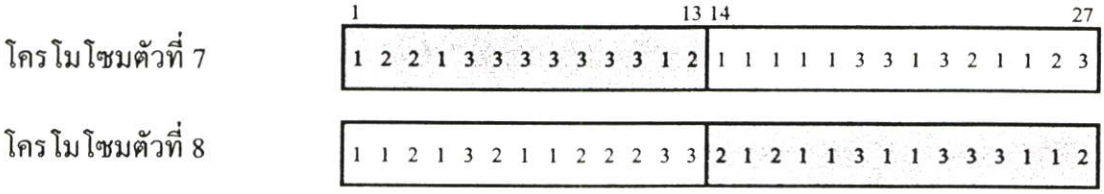
ขั้นต่อไป ทำการเช็คว่าครอสโอเวอร์ครบจำนวนครั้งที่กำหนดคือ 2 รอบหรือยัง ปรากฏว่ายังขาดอีก 1 รอบ จึงต้องสุ่มโครโมโซมคู่ที่ 2 ต่อไปดังนี้

ตารางที่ 3.13 โครโมโซมที่สุ่มได้ด้วยวิธีวงล้อรูเล็ทคู่ที่ 2 ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 1 ของระบบตัวอย่าง

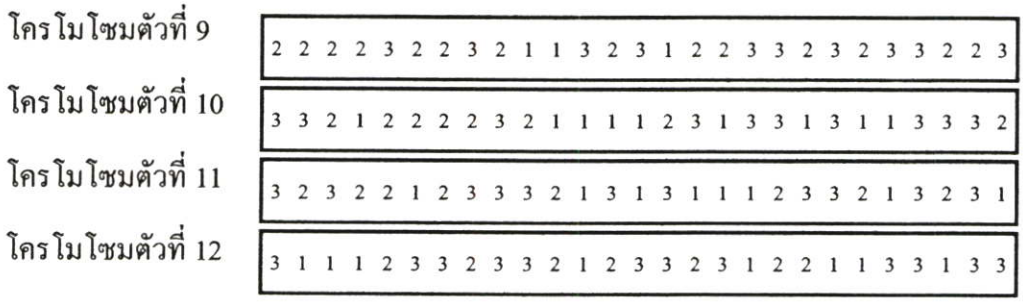
ลำดับการสุ่ม	ค่าที่สุ่มได้	ค่าที่สุ่มตกอยู่ในช่วงของโครโมโซมตัวที่	ได้/ไม่ได้รับเลือก
1	48.33081	2	ได้รับเลือก
2	93.93575	4	ได้รับเลือก

โครโมโซมตัวที่ 2 และ 4 จะได้รับเลือกและจับคู่กันเพื่อนำไปครอสโอเวอร์ โดยค่าที่สุ่มได้คือ 0.41 ซึ่งมีค่าน้อยกว่า P_c ดังนั้นโครโมโซมคู่ที่ 2 จะได้ครอสโอเวอร์ ตำแหน่งในการครอสโอเวอร์ที่สุ่มได้คือตำแหน่งที่ 13 ดังนั้นบิทที่ 14-27 ของโครโมโซมทั้งสองจะสลับค่ากันได้โครโมโซมลูกตัวที่ 7 และ 8 ดังนี้





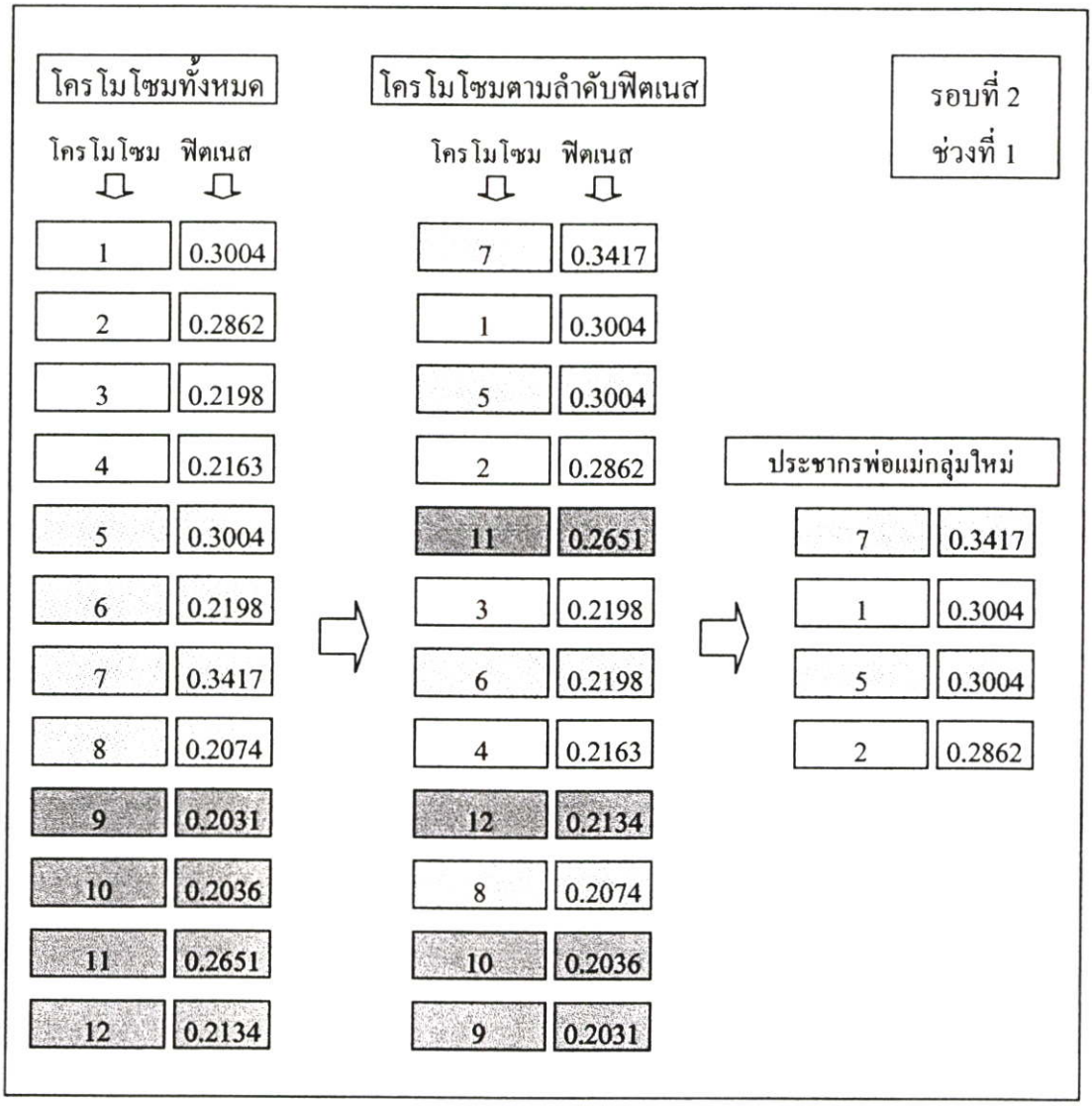
หลังจากครอสโอเวอร์ครบจำนวนที่กำหนดคือ 2 ครั้งแล้ว ทำการสร้างประชากรลูกกลุ่มที่ 2 ซึ่งได้โครโมโซมดังนี้



คำนวณค่าฟิตเนสให้โครโมโซมตัวที่ 5-12 ได้ผลดังนี้ 0.3004, 0.2198, 0.3417, 0.2074, 0.2031, 0.2036, 0.2651, 0.2134 จากนั้นเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุดสำหรับการทำงานรอบที่ 2 จากรูปที่ 3.15 แสดงการเรียงลำดับโครโมโซมตัวที่ 1-12 ตามลำดับค่าฟิตเนสของโครโมโซมทั้งหมดในการทำงานรอบที่ 2 จะเห็นว่าโครโมโซมที่ 7 มีค่าฟิตเนสดีที่สุดคือ 0.3417 ดังนั้นจะได้รับเลือกเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 2

จากนั้นจะทำการแทนที่โครโมโซม ซึ่งจากรูปที่ 3.15 ได้ว่าโครโมโซมตัวที่ 7, 1, 5, 2 เป็นโครโมโซมที่มีฟิตเนสดีที่สุด 4 ลำดับและได้รับเลือกเป็นโครโมโซมพ่อแม่ชุดใหม่แทนที่โครโมโซมพ่อแม่ชุดเก่า

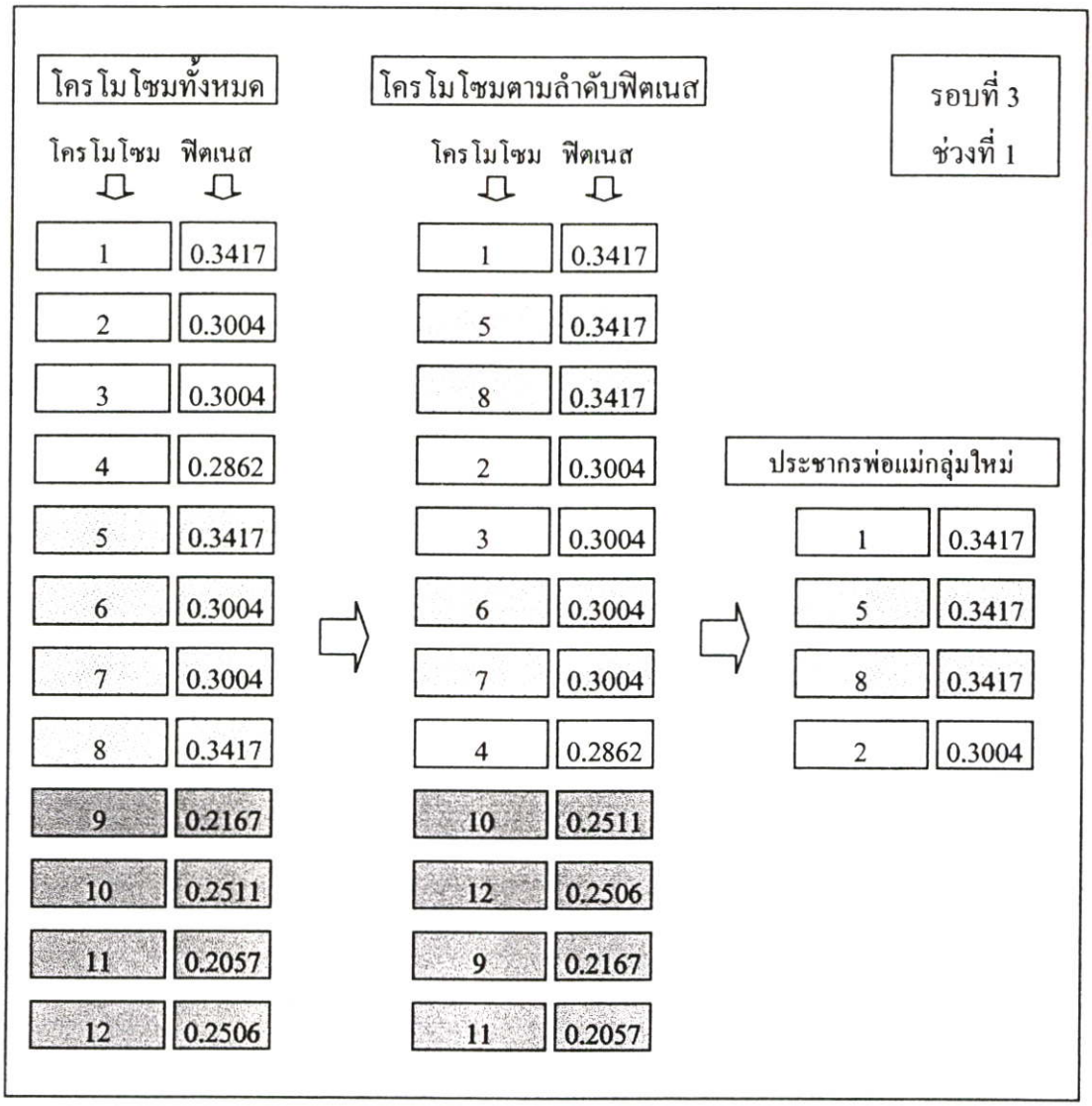
ขั้นต่อไปจะตรวจสอบการหยุดการทำงาน โดยตรวจสอบว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในแต่ละรอบมีฟิตเนสซ้ำกัน 1 ครั้งหรือไม่ ปรากฏว่าฟิตเนสของโครโมโซมที่ดีที่สุดของรอบที่ 1 และ 2 คือ 0.3004 และ 0.3417 ซึ่งยังไม่ซ้ำกันจึงต้องทำงานซ้ำรอบที่ 3 ต่อไป ซึ่งมีขั้นตอนเช่นเดียวกับการทำงานในรอบที่ 2 จึงขอข้ามรายละเอียดไป และแสดงเพียงค่าฟิตเนสของโครโมโซมที่ได้เมื่อทำงานในรอบที่ 3 เสร็จแล้ว และผลการเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนส ดังรูปที่ 3.16 ซึ่งเห็นว่าโครโมโซมตัวที่ 1, 5, 8 มีค่าฟิตเนสดีที่สุดคือ 0.3417 ดังนั้นจึงเลือกโครโมโซมตัวที่ 1 เป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดสำหรับการทำงานรอบที่ 3



รูปที่ 3.15 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 1 ในระบบตัวอย่าง

จากนั้นจึงแทนที่โครโมโซมโดยเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุด 4 ตัวแรกที่ไม่ซ้ำ ได้แก่ ตัวที่ 1, 5, 8, 2 เป็นโครโมโซมที่จะเป็นโครโมโซมพ่อแม่ชุดใหม่แทนที่โครโมโซมพ่อแม่ชุดเก่า

ต่อไปจะตรวจสอบการหยุดการทำงาน โดยตรวจสอบว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในแต่ละรอบมีฟิตเนสซ้ำกัน 1 ครั้งหรือไม่ ปรากฏว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 2 และ 3 มีฟิตเนสซ้ำกัน คือ 0.3417 จึงหยุดการทำงานในช่วงที่ 1

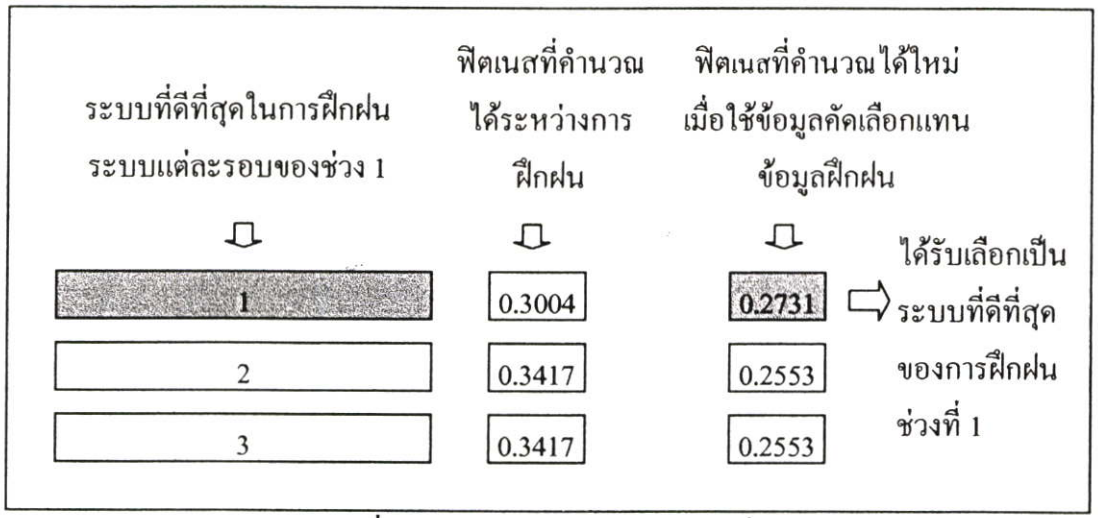


รูปที่ 3.16 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 3 ของช่วงที่ 1 ในระบบตัวอย่าง

หลังจากหยุดการฝึกฝนระบบในช่วงที่ 1 ขั้นต่อไปคือการคัดเลือกระบบที่ดีที่สุดซึ่งจะนำไปฝึกฝนต่อในช่วงที่ 2 การคัดเลือกจะทำโดยนำระบบที่ดีที่สุดในแต่ละรอบการทำงาน คือ รอบที่ 1, 2 และ 3 มาคำนวณหาระบบที่ดีที่สุด โดยใช้ข้อมูลคัดเลือกเป็นข้อมูลสำหรับคำนวณค่าฟิตเนส วิธีการหาค่าฟิตเนสนั้นใช้วิธีเดียวกับการหาฟิตเนสในตอนที่ฝึกฝนระบบ เพียงแต่เปลี่ยนข้อมูลสำหรับให้ระบบทำนายผลเพื่อคำนวณค่าฟิตเนสไปจากข้อมูลฝึกฝน 8 เซกเมนต์เดิม มาใช้ข้อมูลคัดเลือกจำนวน 2 เซกเมนต์คือ เซกเมนต์ที่ 4 และ 7 ซึ่งได้ค่าฟิตเนสใหม่ดังรูปที่ 3.17

จะเห็นว่าระบบที่ดีที่สุดที่ได้จากการฝึกฝนระบบรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 เป็นโครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสสูงที่สุดเมื่อเปลี่ยนมาใช้ข้อมูลสำหรับคัดเลือกระบบ คือมีฟิตเนส 0.2731 ดังนั้นระบบ

ที่ดีที่สุดที่ได้จากการฝึกฝนรอบที่ 1 ของช่วงที่ 1 จึงจะถูกนำไปฝึกฝนต่อไปในช่วงที่ 2 ซึ่งมีลักษณะของฐานกฎที่ได้รับการปรับให้เหมาะสมแล้วแสดงดังตารางที่ 3.14



รูปที่ 3.17 การคัดเลือกระบบในช่วงที่ 1

3.6.4 การฝึกฝนระบบช่วงที่ 2 และการคัดเลือกระบบที่ดีที่สุดในช่วงที่ 2

การฝึกฝนช่วงที่สองเริ่มจากนำระบบที่ดีที่สุดที่ได้จากช่วงที่ 1 มาเป็นระบบเริ่มต้นในการค้นหาฟังก์ชันสมาชิก

จากนั้นสร้างโครโมโซมของฟังก์ชันสมาชิกในส่วนเอาท์พุทขึ้นมา 1 ตัว ซึ่งจะใช้เป็นโครโมโซมเริ่มต้น ทำโดยนำพารามิเตอร์ทั้งหมดของฟังก์ชันสมาชิกทั้ง 3 ฟังก์ชันของส่วนเอาท์พุทมาสร้าง โดยกำหนดโครงสร้างดังนี้

บิทที่ 1 คือ ศูนย์กลางของฟังก์ชันสมาชิกลดลงสูง (c_1)

บิทที่ 2 คือ ความกว้างของฟังก์ชันสมาชิกลดลงสูง (σ_{11})

บิทที่ 3 คือ ศูนย์กลางของฟังก์ชันสมาชิกคงที่ (c_2)

บิทที่ 4 คือ ความกว้างด้านซ้ายของฟังก์ชันสมาชิกคงที่ (σ_{21})

บิทที่ 5 คือ ความกว้างด้านขวาของฟังก์ชันสมาชิกคงที่ (σ_{22})

บิทที่ 6 คือ ศูนย์กลางของฟังก์ชันสมาชิกเพิ่มขึ้นสูง (c_3)

บิทที่ 7 คือ ความกว้างของฟังก์ชันสมาชิกเพิ่มขึ้นสูง (σ_{31})

ลักษณะของโครโมโซมเริ่มต้นที่ได้เป็นดังนี้

-4	1.33	0	1.33	1.33	4	1.33

ตารางที่ 3.14 ฐานกฎที่ดีที่สุดหลังการฝึกฝนช่วงที่ 1 ในระบบตัวอย่าง

หมายเลขกฎ	ส่วนแอนติซิเดนท์			ส่วนคอนซีเควนท์
1	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
2	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z ลดลงสูง
3	ถ้า v ลดลงสูง	และ x ลดลงสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z ลดลงสูง
4	ถ้า v ลดลงสูง	และ x คงที่	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z คงที่
5	ถ้า v ลดลงสูง	และ x คงที่	และ y คงที่	ดังนั้น z ลดลงสูง
6	ถ้า v ลดลงสูง	และ x คงที่	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z คงที่
7	ถ้า v ลดลงสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z คงที่
8	ถ้า v ลดลงสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
9	ถ้า v ลดลงสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
10	ถ้า v คงที่	และ x ลดลงสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
11	ถ้า v คงที่	และ x ลดลงสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
12	ถ้า v คงที่	และ x ลดลงสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z ลดลงสูง
13	ถ้า v คงที่	และ x คงที่	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
14	ถ้า v คงที่	และ x คงที่	และ y คงที่	ดังนั้น z ลดลงสูง
15	ถ้า v คงที่	และ x คงที่	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
16	ถ้า v คงที่	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z ลดลงสูง
17	ถ้า v คงที่	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z คงที่
18	ถ้า v คงที่	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z คงที่
19	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x ลดลงสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z ลดลงสูง
20	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x ลดลงสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
21	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x ลดลงสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z ลดลงสูง
22	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x คงที่	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
23	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x คงที่	และ y คงที่	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
24	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x คงที่	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
25	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y ลดลงสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง
26	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y คงที่	ดังนั้น z ลดลงสูง
27	ถ้า v เพิ่มขึ้นสูง	และ x เพิ่มขึ้นสูง	และ y เพิ่มขึ้นสูง	ดังนั้น z เพิ่มขึ้นสูง

จากนั้นกำหนดค่าของ γ เริ่มต้นคือ γ_1 ซึ่งในตัวอย่างกำหนดให้ $\gamma_1 = 2$ แล้วสร้างโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่โดยนำโครโมโซมเริ่มต้นมามิวเตท 4 ครั้ง ให้ได้โครโมโซม 4 ตัว ดังนี้

โครโมโซมตัวที่ 1

สุ่มค่า 0 หรือ 1 เพื่อเลือกว่าจะเพิ่มหรือลดค่าบิทในโครโมโซมเริ่มต้น กรณีสุ่มค่าได้ 0 หมายถึง เลือกที่จะเพิ่มค่าบิทในโครโมโซม กรณีสุ่มค่าได้ 1 หมายถึง เลือกที่จะลดค่าบิทในโครโมโซม โดยมีข้อกำหนดว่าถ้าลดค่าบิทที่เป็นความกว้างฟังก์ชันแล้วได้ผลลัพธ์เป็นค่าลบให้เปลี่ยนการมิวเตทในครั้งนั้นเป็นการเพิ่มค่าบิทนั้นแทน จากนั้นสุ่มตำแหน่งที่จะเพิ่มหรือลดค่าบิทในโครโมโซม สมมติว่าสุ่มครั้งแรกได้ 1 ดังนั้นจะต้องลดค่า และสุ่มตำแหน่งได้ 6 ดังนั้นโครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 1 จะมีบิทที่ 6 มีค่าลดลงเท่ากับ $4 - \gamma_1 = 4 - 2 = 2$ ซึ่งได้ผลลัพธ์ของโครโมโซมดังนี้

6

-4	1.33	0	1.33	1.33	2	1.33

โครโมโซมตัวที่ 2

สุ่มค่าครั้งแรกได้ 0 คือเพิ่มค่า และสุ่มตำแหน่งได้ 5 ดังนั้นโครโมโซมที่ 2 จะมีบิทที่ 5 มีค่าเพิ่มขึ้นเท่ากับ $1.33 + \gamma_1 = 1.33 + 2 = 3.33$ ซึ่งได้ผลลัพธ์ของโครโมโซมดังนี้

5

-4	1.33	0	1.33	3.33	4	1.33

โครโมโซมตัวที่ 3

สุ่มค่าครั้งแรกได้ 0 คือเพิ่มค่า และสุ่มตำแหน่งได้ 2 ดังนั้นโครโมโซมที่ 3 จะมีบิทที่ 2 มีค่าเท่ากับ $1.33 + \gamma_1 = 1.33 + 2 = 3.33$ ซึ่งได้ผลลัพธ์ของโครโมโซมดังนี้

2

-4	3.33	0	1.33	1.33	4	1.33

โครโมโซมตัวที่ 4

สุ่มค่าครั้งแรกได้ 1 คือลดค่า และสุ่มตำแหน่งได้ 5 ดังนั้นถ้าหากมีการมิวเตท โครโมโซมที่ 4 จะมีบิทที่ 5 มีค่าเท่ากับ $1.33 - \gamma_1 = 1.33 - 2 = -0.6700$ ซึ่งเป็นค่าลบ ดังนั้นจึงกลับค่าให้สุ่มครั้งแรกได้เป็น 0 แทนทำให้โครโมโซมที่ 4 จะมีบิทที่ 5 มีค่าเท่ากับ $1.33 + \gamma_1 = 1.33 + 2 = 3.33$ ซึ่งได้ผลลัพธ์ของโครโมโซมดังนี้

5

-4	1.33	0	1.33	3.33	4	1.33

ขั้นต่อไปคือการหาฟิตเนสให้โครโมโซมพ่อแม่ทั้ง 4 ตัวทีละตัว โดยใช้ข้อมูลฝึกฝน 8 เซกเมนต์ซึ่งเคยใช้ในการฝึกฝนช่วงที่ 1 มาคำนวณ ดังนี้

การหาฟิตเนสของโครโมโซมพ่อแม่ตัวที่ 1 ทำได้โดยนำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์เริ่มต้นซึ่งเป็นระบบที่ค้นหาได้จากช่วงที่ 1 มากำหนดพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกในส่วนเอาท์พุทตามโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่ตัวที่ 1 และนำระบบที่ได้ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนทีละเซกเมนต์จนครบทุกเซกเมนต์ พร้อมกับคำนวณค่าฟิตเนส ดังนี้

กำหนด SSE = 0

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 1 ซึ่งมีข้อมูล คือ (0.58 –1.23 –1.55 , –6.22) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ –2.0993 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = (–2.0993) – (–6.22) = 4.1207

$\Rightarrow$ SE = Error^2 = $(4.1207)^2$ = 16.9803

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 16.9803

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 2 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–1.23 –1.55 –6.22 , 3.12) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 2.0933 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = (2.0933) – 3.12 = –1.0267

$\Rightarrow$ SE = Error^2 = $(–1.0267)^2$ = 1.0541

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 16.9803 + 1.0541 = 18.0344

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 3 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–1.55 –6.22 3.12 , –0.23) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 0.0880 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = (0.0880) – (–0.23) = 0.3180

$\Rightarrow$ SE = Error^2 = $(0.3180)^2$ = 0.1011

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 18.0344 + 0.1011 = 18.1355

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 4 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–6.22 3.12 –0.23 , 3.64) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 0.1586 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 0.1586 – 3.64 = –3.4814

$\Rightarrow$ SE = Error^2 = $(–3.4814)^2$ = 12.1201

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 18.1355 + 12.1201 = 30.2556

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 5 ซึ่งมีข้อมูล คือ (3.12 –0.23 3.64 , –0.85) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 0.1586 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 0.1586 – (–0.85) = 1.0086

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(1.0086)^2$ = 1.0173

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 30.2556 + 1.0173 = 31.2729

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 6 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–0.23 3.64 –0.85 , –3.7) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ –4.7410 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = –4.7410 – (–3.7) = –1.0410

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(-1.0410)^2$ = 1.0837

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 31.2729 + 1.0837 = 32.3566

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 7 ซึ่งมีข้อมูล คือ (3.64 –0.85 –3.7 , 1.08) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 3.8917 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 3.8917 – 1.08 = 2.8117

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(2.8117)^2$ = 7.9057

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 32.3566 + 7.9057 = 40.2623

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนเซกเมนต์ที่ 8 ซึ่งมีข้อมูล คือ (–0.85 –3.7 1.08 , 7.26) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 2.5579 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 2.5579 – 7.26 = –4.7021

$\Rightarrow$ SE = $Error^2$ = $(-4.7021)^2$ = 22.1098

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 40.2623 + 22.1098 = 62.3721

คำนวณ MSE , RMSE และ Fitness ของโครโมโซมที่ 1 ดังนี้

$\Rightarrow$ MSE = SSE / จำนวนเซกเมนต์ = 62.3721 / 8 = 7.7965

$\Rightarrow$ RMSE = $\sqrt{MSE}$ = $\sqrt{7.7965}$ = 2.7922

$\Rightarrow$ Fitness = 1/RMSE = 0.3581

หลังจากหาฟิตเนสของโครโมโซมตัวที่ 1 ได้ จึงทำการหาฟิตเนสของโครโมโซมตัวที่ 2 โดยนำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์เริ่มต้นซึ่งเป็นระบบที่ค้นหาได้จากช่วงที่ 1 มากำหนดพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกในส่วนเอาท์พุทตามโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่ตัวที่ 2 และนำระบบที่ได้ไปทำนายผลข้อมูลฝึกฝนทีละเซกเมนต์จนครบทุกเซกเมนต์ พร้อมกับคำนวณค่าฟิตเนส และเนื่องจากการหาฟิตเนสของโครโมโซมตัวที่ 2-4 มีขั้นตอนเช่นเดียวกับการหาฟิตเนสให้โครโมโซมตัวที่ 1 จึงขอข้ามรายละเอียดไป โดยเมื่อเสร็จแล้วจะได้ค่าฟิตเนสของโครโมโซมดังนี้

								ฟิตเนส
โครโมโซมตัวที่ 1	-4	1.33	0	1.33	1.33	2	1.33	0.3581
โครโมโซมตัวที่ 2	-4	1.33	0	1.33	3.33	4	1.33	0.3409
โครโมโซมตัวที่ 3	-4	3.33	0	1.33	1.33	4	1.33	0.3363
โครโมโซมตัวที่ 4	-4	1.33	0	1.33	3.33	4	1.33	0.3409

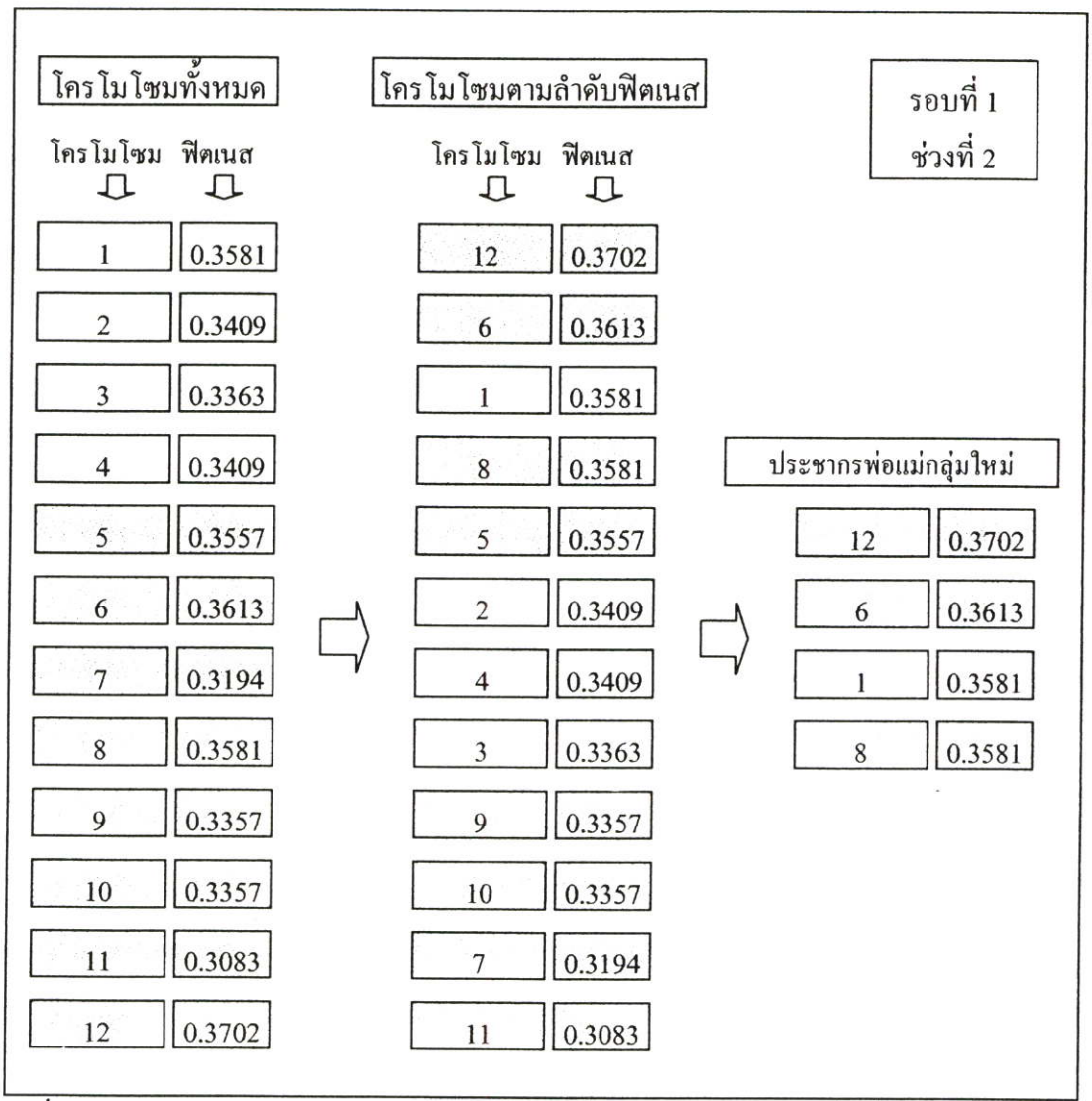
ขั้นต่อไปคือการเลือกโครโมโซมขึ้นมา 1 ตัวด้วยวิธีแบบวงล้อรูเร็ท (ที่ได้ยกตัวอย่างแล้วในช่วงที่ 1 จึงขอข้ามรายละเอียดไป) จากโครโมโซมพ่อแม่ทั้งสี่ จากนั้นนำโครโมโซมที่เลือกได้ไปมิวเตทเป็นโครโมโซมลูก 1 ตัว วิธีการมิวเตททำเช่นเดียวกับการมิวเตทโครโมโซมเริ่มต้นเพื่อสร้างโครโมโซมพ่อแม่ ดังนั้นจะต้องทำการเลือกโครโมโซมและมิวเตทซ้ำทั้งหมด 8 ครั้งจึงจะได้โครโมโซมลูกครบ 8 ตัว และยังคงใช้ $\gamma = 2$ ในการมิวเตทอยู่ หลังจากนั้นทำการคำนวณฟิตเนสให้โครโมโซมลูกแต่ละตัวด้วยข้อมูลฝึกฝนชุดเดิม ซึ่งได้ผลดังตารางที่ 3.15 โครโมโซมตัวที่ 5-12 คือโครโมโซมลูกซึ่งเกิดจากการมิวเตทโครโมโซมในคอลัมน์ที่ 2 ของตารางซึ่งเป็นโครโมโซมพ่อแม่ที่ถูกเลือกขึ้นมา การมิวเตทโครโมโซมแต่ละครั้งจะต้องทำการสุ่มเพื่อเลือกว่าจะเพิ่มหรือลดค่าบิทในโครโมโซม และสุ่มตำแหน่งที่จะเปลี่ยนค่าในโครโมโซมด้วย โดยโครโมโซมลูกที่ได้จากการมิวเตท และฟิตเนสของโครโมโซมลูกแต่ละตัวได้แสดงไว้ในตารางที่ 3.15 ด้วย

ตารางที่ 3.15 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 1 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

โครโมโซมตัวที่	สร้างจากพ่อแม่ตัวที่	ผลสุ่มเลือกเพิ่ม/ลดค่าบิท	ผลสุ่มตำแหน่งที่มิวเตท	โครโมโซมลูก							ฟิตเนส
5	1	+	1	**-2**	1.33	0	1.33	1.33	2	1.33	0.3557
6	1	+	7	-4	1.33	0	1.33	1.33	2	**3.33**	0.3613
7	2	-	3	-4	1.33	**-2**	1.33	3.33	4	1.33	0.3194
8	4	-	6	-4	1.33	0	1.33	3.33	**2**	1.33	0.3581
9	3	+	5	-4	3.33	0	1.33	**3.33**	4	1.33	0.3357
10	4	+	2	-4	**3.33**	0	1.33	3.33	4	1.33	0.3357
11	2	+	4	-4	1.33	0	**3.33**	3.33	4	1.33	0.3083
12	1	-	6	-4	1.33	0	1.33	1.33	**0**	1.33	0.3702

ขั้นตอนต่อไป นำโครโมโซมทั้งหมดมาเรียงลำดับตามฟิตเนส เพื่อเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุด ดังรูปที่ 3.18 จะเห็นว่าโครโมโซมที่ 12 มีค่าฟิตเนสดีที่สุดคือ 0.3702 ดังนั้นจะได้รับเลือกเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 1 ของการทำงานช่วงที่ 2

จากนั้นจะทำการแทนที่โครโมโซม ซึ่งจากรูปที่ 3.18 ได้ว่าโครโมโซมตัวที่ 12, 6, 1, 8 เป็นโครโมโซมที่มีฟิตเนสดีที่สุด 4 ลำดับและได้รับเลือกเป็นโครโมโซมพ่อแม่ชุดใหม่แทนที่โครโมโซมพ่อแม่ชุดเก่า



รูปที่ 3.18 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 1 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

ต่อไปจะตรวจสอบการจบการทำงาน โดยในตัวอย่างกำหนดให้เงื่อนไขการจบการทำงานในช่วงที่ 2 คือ เมื่อโครโมโซมที่ดีที่สุดของแต่ละรอบมีฟิตเนสซ้ำกัน 2 ครั้งจึงหยุดการทำงาน ซึ่งพบว่ายังไม่ตรงเงื่อนไข จึงยังไม่จบการทำงาน

ขั้นต่อไป ตรวจสอบว่าต้องปรับค่า γ_2 หรือไม่ ซึ่งในตัวอย่างกำหนดไว้ว่า ถ้าโครโมโซมที่ดีที่สุดของแต่ละรอบเป็นโครโมโซมที่เกิดจากการมิวเตทด้วย γ ที่มีค่าเท่ากัน และมีฟิตเนสซ้ำกัน 1 ครั้ง จะต้องทำการปรับค่า γ ที่จะใช้ในการทำงานรอบถัดไปให้มีค่าน้อยลง ซึ่งพบว่ายังไม่ตรงเงื่อนไข จึงยังไม่ปรับค่า γ_2

จากนั้นเป็นการเริ่มทำงานซ้ำในรอบที่ 2 โดยโครโมโซมพ่อแม่และฟิตเนสของรอบที่ 2 ของช่วงที่ 2 เป็นดังนี้

								ฟิตเนส
โครโมโซมตัวที่ 1	-4	1.33	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3702
โครโมโซมตัวที่ 2	-4	1.33	0	1.33	1.33	2	3.33	0.3613
โครโมโซมตัวที่ 3	-4	1.33	0	1.33	1.33	2	1.33	0.3581
โครโมโซมตัวที่ 4	-4	1.33	0	1.33	3.33	2	1.33	0.3581

ขั้นต่อไปคือการเลือกโครโมโซมขึ้นมา 1 ตัวด้วยวิธีแบบวงล้อรูเร็ท จากโครโมโซมพ่อแม่ทั้งสี่ จากนั้นนำโครโมโซมที่เลือกได้ไปมิวเตทเป็นโครโมโซมลูก 1 ตัว ซึ่งต้องทำการเลือกโครโมโซมและมิวเตทซ้ำทั้งหมด 8 ครั้งจึงจะได้โครโมโซมลูกครบ 8 ตัว และยังคงใช้ $\gamma_2 = 2$ ในการมิวเตทอยู่ หลังจากนั้นทำการคำนวณฟิตเนสโครโมโซมลูกแต่ละตัวด้วยข้อมูลฝึกฝน ซึ่งได้ผลดังตารางที่ 3.16

ขั้นตอนต่อไป นำโครโมโซมทั้งหมดมาเรียงลำดับตามฟิตเนส เพื่อเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุด ดังรูปที่ 3.19 จะเห็นว่าโครโมโซมที่ 1 มีค่าฟิตเนสดีที่สุดคือ 0.3702 ดังนั้นจะได้รับเลือกเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 2 ของการทำงานช่วงที่ 2

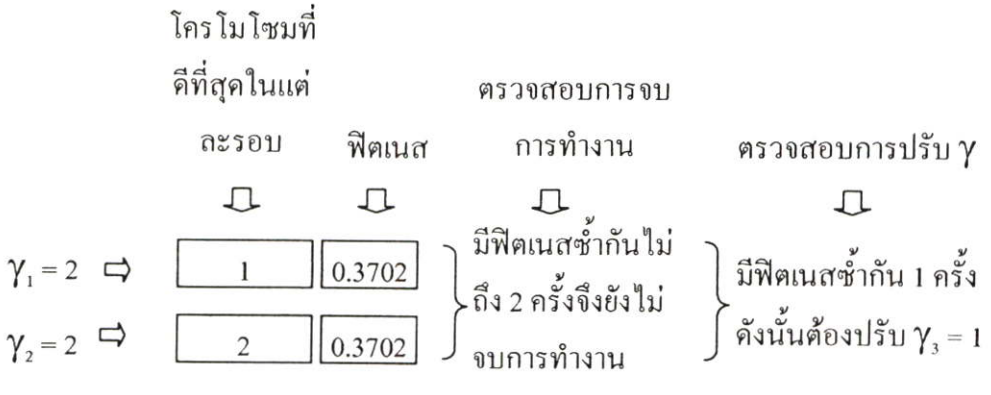
จากนั้นจะทำการแทนที่โครโมโซม ซึ่งจากรูปที่ 3.19 ได้ว่าโครโมโซมตัวที่ 1, 6, 2, 9 เป็นโครโมโซมที่มีฟิตเนสดีที่สุด 4 ลำดับและได้รับเลือกเป็นโครโมโซมพ่อแม่ชุดใหม่แทนที่โครโมโซมพ่อแม่ชุดเก่า

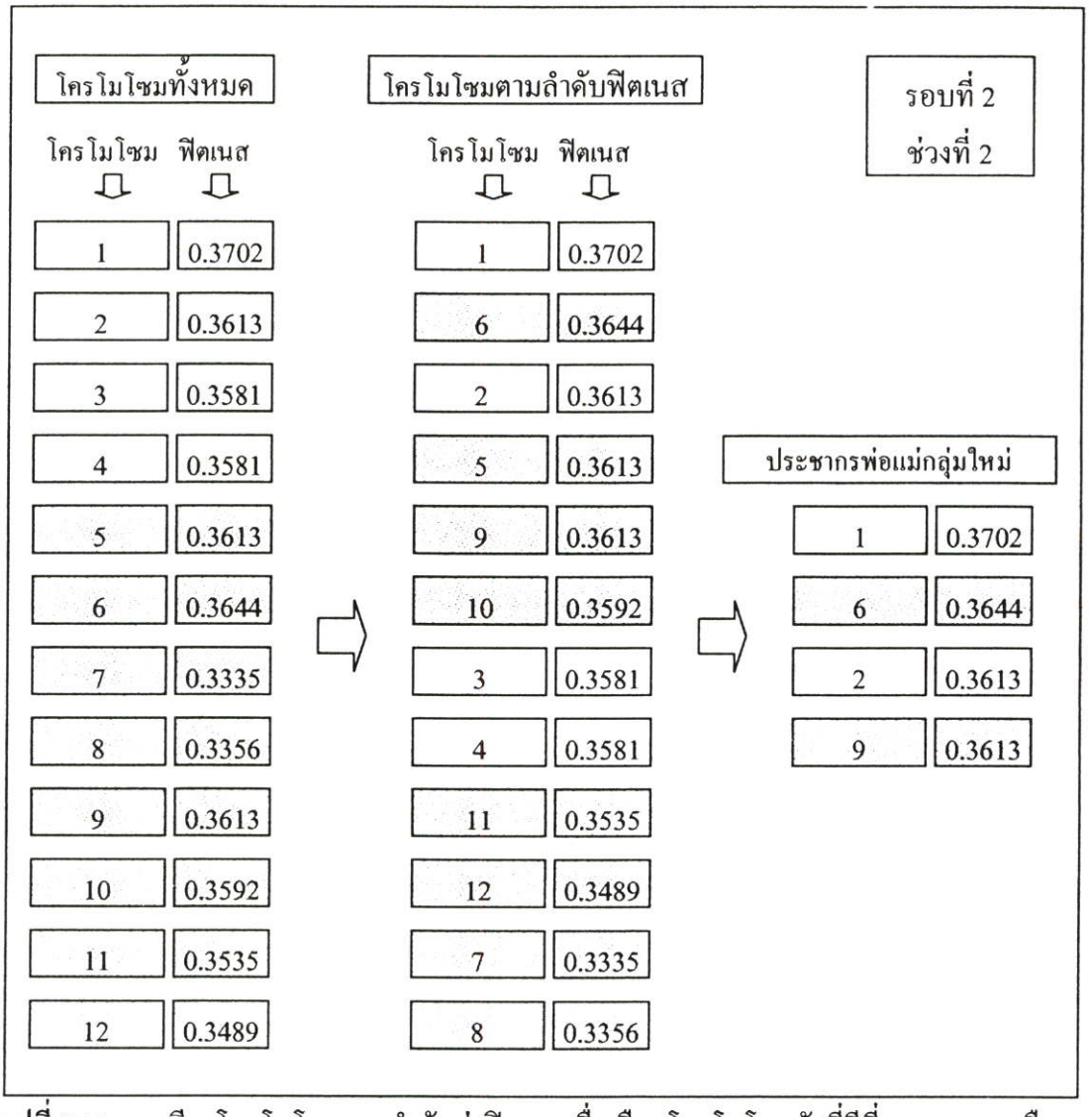
ตารางที่ 3.16 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 2 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

โครโมโซมตัวที่	สร้างจากพ่อแม่ตัวที่	ผลสุ่มเลือกเพิ่ม/ลดค่าบิท	ผลสุ่มตำแหน่งที่มิวเตท	โครโมโซมลูก							ฟิตเนส
5	3	+	7	-4	1.33	0	1.33	1.33	2	**3.33**	0.3613
6	1	+	2	-4	**3.33**	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3644
7	4	-	3	-4	1.33	**-2**	1.33	3.33	2	1.33	0.3335
8	3	-	3	-4	1.33	**-2**	1.33	1.33	2	1.33	0.3356
9	2	+	5	-4	1.33	0	1.33	**3.33**	2	3.33	0.3613
10	4	+	6	-4	1.33	0	1.33	3.33	**4**	1.33	0.3592
11	4	-	1	**-6**	1.33	0	1.33	3.33	2	1.33	0.3535
12	1	-	6	-4	1.33	0	1.33	1.33	**-2**	1.33	0.3489

ต่อไปจะตรวจสอบการจบการทำงาน โดยตรวจสอบว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดของแต่ละรอบมีฟิตเนสซ้ำกัน 2 ครั้งหรือไม่ จะเห็นว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 1 และ 2 มีฟิตเนสเท่ากัน คือ 0.3702 ซึ่งซ้ำกัน 1 ครั้ง และยังไม่ตรงเงื่อนไข จึงยังไม่จบการทำงาน

ขั้นต่อไป ตรวจสอบว่าต้องปรับค่า γ_3 หรือไม่ โดยตรวจสอบว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 1 และ 2 ซึ่งเกิดจากการมิวเตทด้วย ค่า $\gamma = 2$ เหมือนกัน มีฟิตเนสซ้ำกัน 1 ครั้งหรือไม่ ปรากฏว่า โครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 1 และ 2 มีฟิตเนสซ้ำกัน 1 ครั้งซึ่งตรงตามเงื่อนไข จึงต้องปรับค่า γ_3 ซึ่งกำหนดให้ปรับค่าโดย $\gamma_{i+1} = \gamma_i / 2$ ดังนั้น $\gamma_3 = \gamma_2 / 2 = 2/2 = 1$ ซึ่งสรุปการตรวจสอบการจบการทำงานและการปรับค่า γ ได้ดังนี้





รูปที่ 3.19 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 2 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

จากนั้นเป็นการเริ่มทำงานซ้ำในรอบที่ 3 โดยโครโมโซมพ่อแม่และฟิตเนสของรอบที่ 3 ของช่วงที่ 2 เป็นดังนี้

		ฟิตเนส
โครโมโซมตัวที่ 1	-4 1.33 0 1.33 1.33 0 1.33	0.3702
โครโมโซมตัวที่ 2	-4 3.33 0 1.33 1.33 0 1.33	0.3644
โครโมโซมตัวที่ 3	-4 1.33 0 1.33 1.33 2 3.33	0.3613
โครโมโซมตัวที่ 4	-4 1.33 0 1.33 3.33 2 3.33	0.3613

ขั้นต่อไปคือการเลือกโครโมโซมขึ้นมา 1 ตัวด้วยวิธีแบบวงล้อรูเร็ท จากโครโมโซมพ่อแม่ทั้งสี่ จากนั้นนำโครโมโซมที่เลือกได้ไปมิวเตทเป็นโครโมโซมลูก 1 ตัว ซึ่งต้องทำการเลือกโครโมโซมและมิวเตทซ้ำทั้งหมด 8 ครั้งจึงจะได้โครโมโซมลูกครบ 8 ตัว โดยการทำงานรอบที่ 3 ใช้ $\gamma_3 = 1$ ในการมิวเตท หลังจากนั้นทำการคำนวณฟิตเนสโครโมโซมลูกแต่ละตัวด้วยข้อมูลฝึกฝน ซึ่งได้ผลดังตารางที่ 3.17

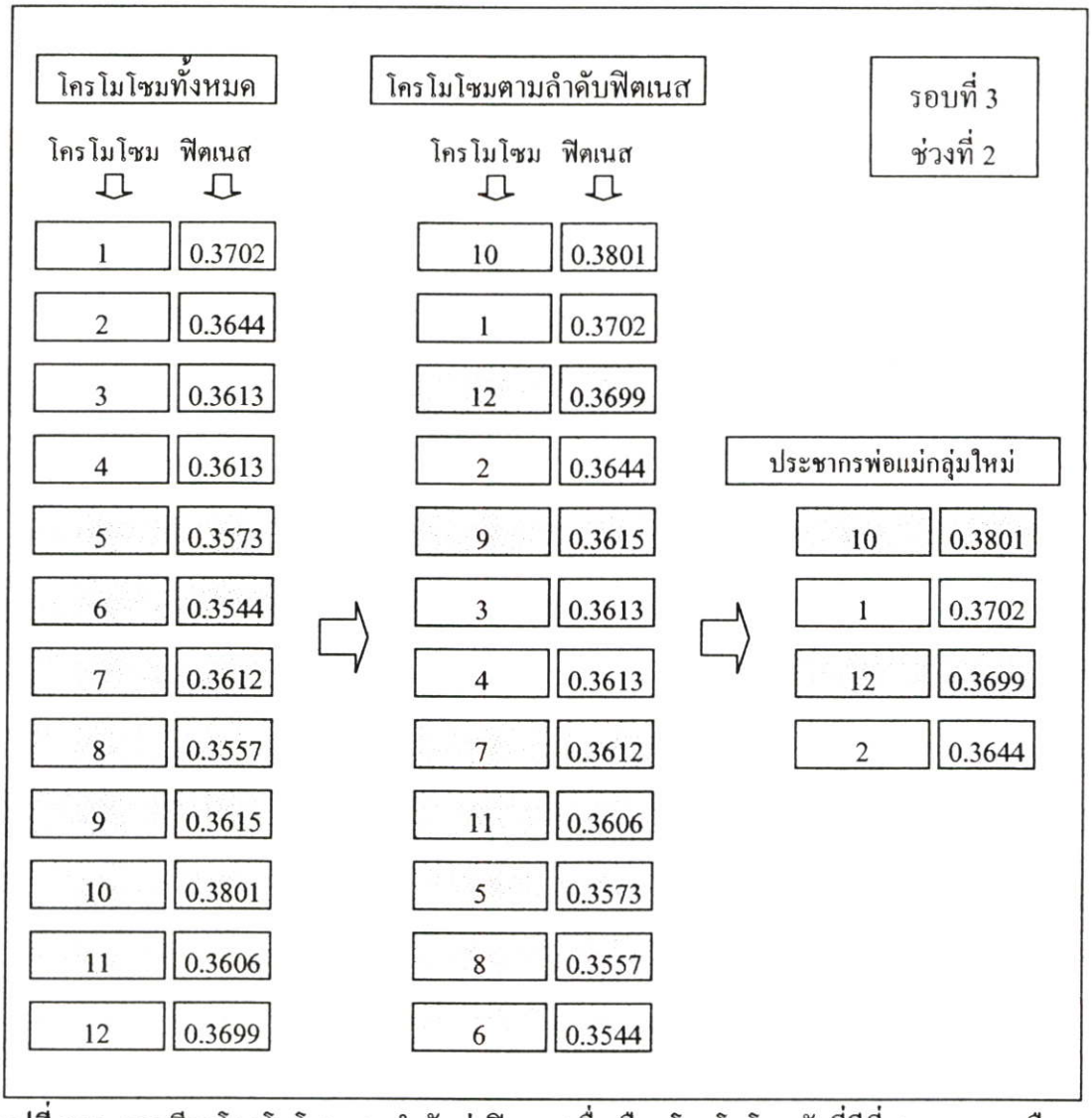
ขั้นตอนต่อไป นำโครโมโซมทั้งหมดมาเรียงลำดับตามฟิตเนส เพื่อเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุด ดังรูปที่ 3.20 จะเห็นว่าโครโมโซมที่ 10 มีค่าฟิตเนสดีที่สุดคือ 0.3801 ดังนั้นจะได้รับเลือกเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 3 ของการทำงานช่วงที่ 2

จากนั้นจะทำการแทนที่โครโมโซม ซึ่งจากรูปที่ 3.20 ได้ว่าโครโมโซมตัวที่ 10, 1, 12, 2 เป็นโครโมโซมที่มีฟิตเนสดีที่สุด 4 ลำดับและได้รับเลือกเป็นโครโมโซมพ่อแม่ชุดใหม่แทนที่โครโมโซมพ่อแม่ชุดเก่า

ตารางที่ 3.17 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 3 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

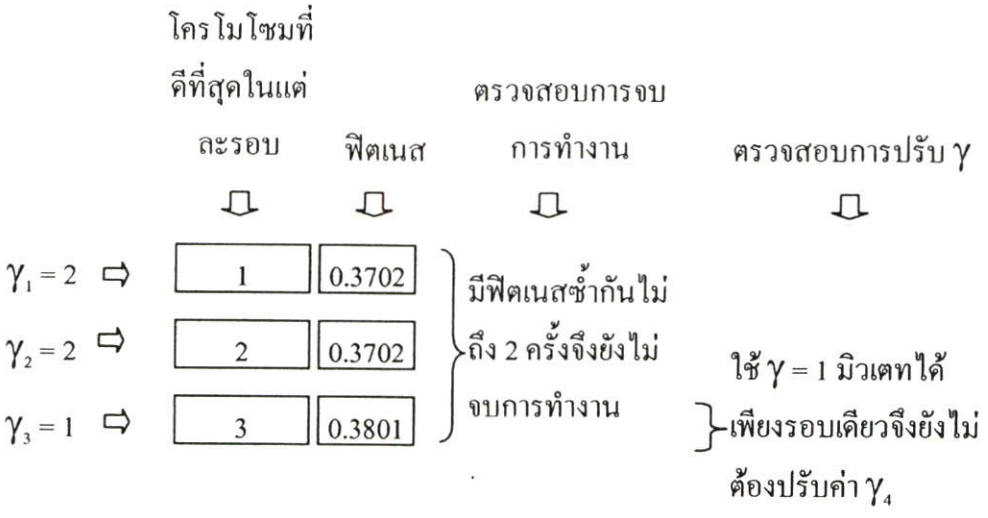
โครโมโซมตัวที่	สร้างจากพ่อแม่ตัวที่	ผลสุ่มเลือกเพิ่ม/ลดค่าบิท	ผลสุ่มตำแหน่งที่มิวเตท	โครโมโซมลูก							ฟิตเนส
5	3	-	3	-4	1.33	-1	1.33	1.33	2	3.33	0.3573
6	3	+	4	-4	1.33	0	2.33	1.33	2	3.33	0.3544
7	4	+	2	-4	2.33	0	1.33	3.33	2	3.33	0.3612
8	2	-	7	-4	3.33	0	1.33	1.33	0	0.33	0.3557
9	3	+	1	-3	1.33	0	1.33	1.33	2	3.33	0.3615
10	1	+	6	-3	1.33	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3801
11	1	-	6	-4	1.33	0	1.33	1.33	-1	1.33	0.3606
12	1	+	2	-4	2.33	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3699

ต่อไปจะตรวจสอบการจบการทำงาน โดยตรวจสอบว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดของแต่ละรอบมีฟิตเนสซ้ำกัน 2 ครั้งหรือไม่ จะเห็นว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 2 และ 3 มีฟิตเนส คือ 0.3702 และ 0.3801 ซึ่งไม่ซ้ำกัน ดังนั้นยังไม่ตรงเงื่อนไข จึงยังไม่จบการทำงาน



รูปที่ 3.20 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซมในการทำงานรอบที่ 3 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

ขั้นต่อไป ตรวจสอบว่าต้องปรับค่า γ_4 หรือไม่ โดยตรวจสอบว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดของแต่ละรอบเป็นโครโมโซมที่เกิดจากการมิวเตทด้วย γ ที่มีค่าเท่ากัน และมีฟิตเนสซ้ำกัน 1 ครั้ง หรือไม่ ปรากฏว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 3 ซึ่งเป็นการทำงานเพียงรอบเดียวที่ใช้ $\gamma = 1$ ดังนั้นจึงยังไม่ตรงเงื่อนไข และไม่ต้องปรับค่า γ_4 ซึ่งสรุปการตรวจสอบการจบการทำงานและการปรับค่า γ ได้ดังนี้



จากนั้นเป็นการเริ่มทำงานซ้ำในรอบที่ 4 โดยโครโมโซมพ่อแม่และฟิตเนสของรอบที่ 4 ของช่วงที่ 2 เป็นดังนี้

								ฟิตเนส
โครโมโซมตัวที่ 1	-3	1.33	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3801
โครโมโซมตัวที่ 2	-4	1.33	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3702
โครโมโซมตัวที่ 3	-4	2.33	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3699
โครโมโซมตัวที่ 4	-4	3.33	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3644

ขั้นต่อไปคือการเลือกโครโมโซมขึ้นมา 1 ตัวด้วยวิธีแบบวงล้อรูเร็ท จากโครโมโซมพ่อแม่ทั้งสี่ จากนั้นนำโครโมโซมที่เลือกได้ไปมิวเตทเป็นโครโมโซมลูก 1 ตัว ซึ่งต้องทำการเลือกโครโมโซมและมิวเตทซ้ำทั้งหมด 8 ครั้งจึงจะได้โครโมโซมลูกครบ 8 ตัว และยังคงใช้ $\gamma_4 = 1$ ในการมิวเตทอยู่ หลังจากนั้นทำการคำนวณฟิตเนสโครโมโซมลูกแต่ละตัวด้วยข้อมูลฝึกฝน ซึ่งได้ผลดังตารางที่ 3.18

ขั้นตอนต่อไป นำโครโมโซมทั้งหมดมาเรียงลำดับตามฟิตเนส เพื่อเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุด ดังรูปที่ 3.21 จะเห็นว่าโครโมโซมที่ 1 มีค่าฟิตเนสดีที่สุดคือ 0.3801 ดังนั้นจะได้รับเลือกเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 4 ของการทำงานช่วงที่ 2

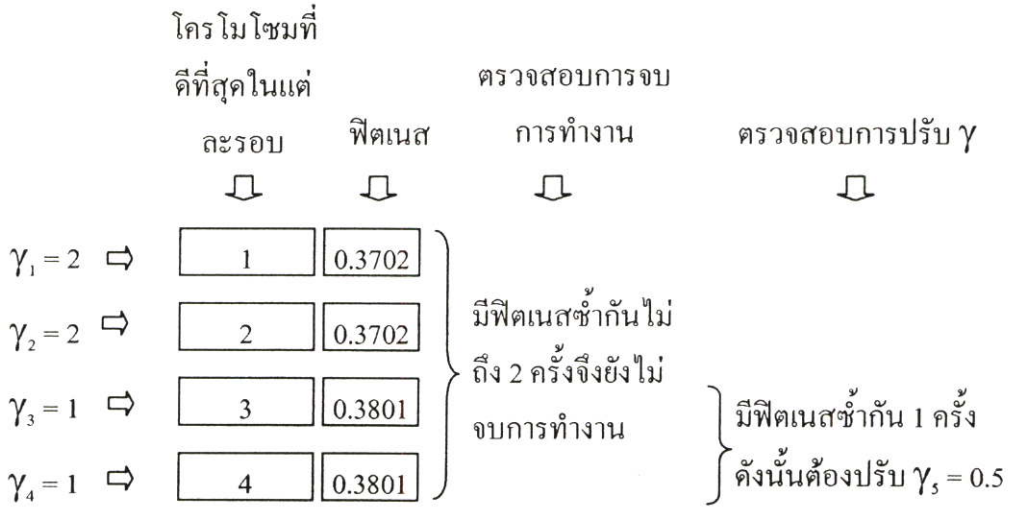
จากนั้นจะทำการแทนที่โครโมโซม ซึ่งจากรูปที่ 3.21 ได้ว่าโครโมโซมตัวที่ 1, 2, 3, 6 เป็นโครโมโซมที่มีฟิตเนสดีที่สุด 4 ลำดับและได้รับเลือกเป็นโครโมโซมพ่อแม่ชุดใหม่แทนที่โครโมโซมพ่อแม่ชุดเก่า

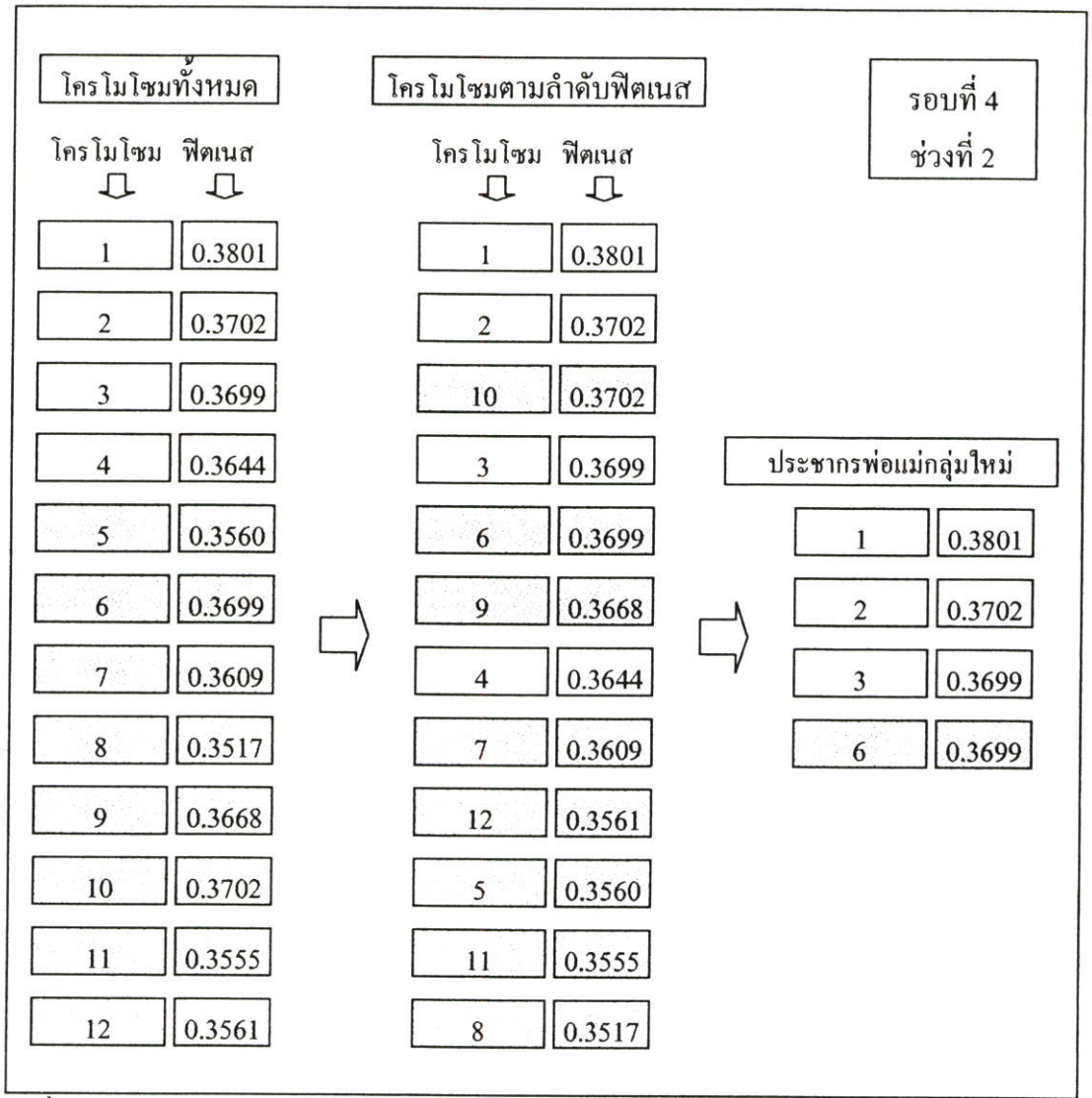
ตารางที่ 3.18 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 4 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

โครโมโซมตัวที่	สร้างจากพ่อแม่ตัวที่	ผลสุ่มเลือกเพิ่ม/ลดค่าบิท	ผลสุ่มตำแหน่งที่มิวเตท	โครโมโซมลูก							ฟิตเนส
5	4	-	6	-4	3.33	0	1.33	1.33	-1	1.33	0.3560
6	3	-	4	-4	2.33	0	0.33	1.33	0	1.33	0.3699
7	3	-	6	-4	2.33	0	1.33	1.33	-1	1.33	0.3609
8	4	-	3	-4	3.33	-1	1.33	1.33	0	1.33	0.3517
9	1	+	2	-3	2.33	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3668
10	1	-	1	-4	1.33	0	1.33	1.33	0	1.33	0.3702
11	2	+	7	-4	1.33	0	1.33	1.33	0	2.33	0.3555
12	1	+	7	-3	1.33	0	1.33	1.33	0	2.33	0.3561

ต่อไปจะตรวจสอบการจบการทำงาน โดยตรวจสอบว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดของแต่ละรอบมีฟิตเนสซ้ำกัน 2 ครั้งหรือไม่ จะเห็นว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 3 และ 4 มีฟิตเนสเท่ากัน คือ 0.3801 ซึ่งซ้ำกัน 1 ครั้ง และยังไม่ตรงเงื่อนไข จึงยังไม่จบการทำงาน

ขั้นต่อไป ตรวจสอบว่าต้องปรับค่า γ_5 หรือไม่ โดยตรวจสอบว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 3 และ 4 ซึ่งเกิดจากการมิวเตทด้วย ค่า $\gamma = 1$ เหมือนกัน มีฟิตเนสซ้ำกัน 1 ครั้งหรือไม่ ปรากฏว่า โครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 3 และ 4 มีฟิตเนสซ้ำกัน 1 ครั้งซึ่งตรงตามเงื่อนไข จึงต้องปรับค่า γ_5 ได้ว่า $\gamma_5 = \gamma_4 / 2 = 1/2 = 0.5$ ซึ่งสรุปการตรวจสอบการจบการทำงานและการปรับค่า γ ได้ดังนี้





รูปที่ 3.21 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 4 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

จากนั้นเป็นการเริ่มทำงานซ้ำในรอบที่ 5 โดยโครโมโซมพ่อแม่และฟิตเนสของรอบที่ 5 ของช่วงที่ 2 เป็นดังนี้

		ฟิตเนส
โครโมโซมตัวที่ 1	-3 1.33 0 1.33 1.33 0 1.33	0.3801
โครโมโซมตัวที่ 2	-4 1.33 0 1.33 1.33 0 1.33	0.3702
โครโมโซมตัวที่ 3	-4 2.33 0 1.33 1.33 0 1.33	0.3699
โครโมโซมตัวที่ 4	-4 2.33 0 0.33 1.33 0 1.33	0.3699

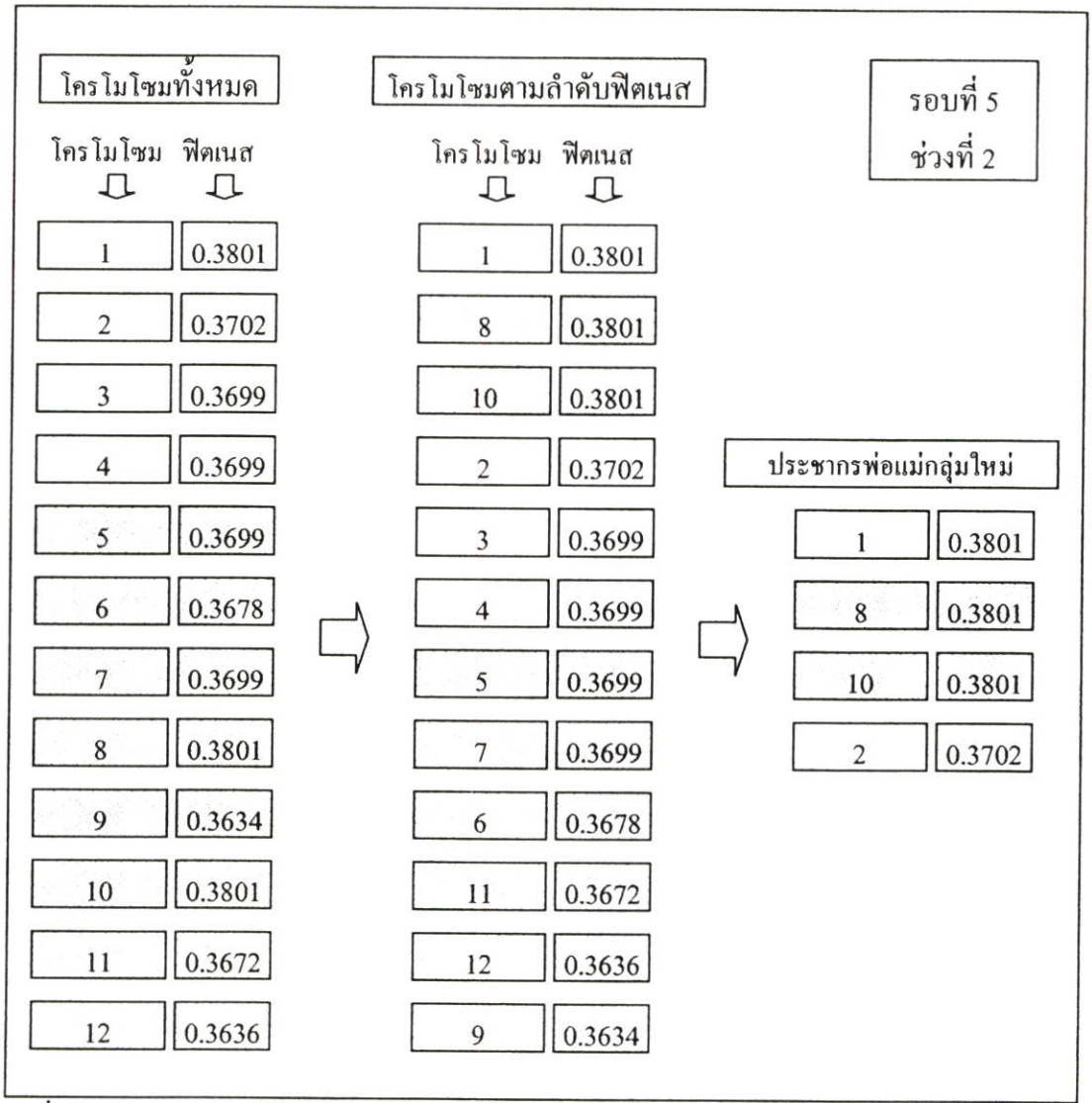
ขั้นต่อไปคือการเลือกโครโมโซมขึ้นมา 1 ตัวด้วยวิธีแบบวงล้อรูเร็ท จากโครโมโซมพ่อแม่ทั้งสี่ จากนั้นนำโครโมโซมที่เลือกได้ไปมิวเตทเป็นโครโมโซมลูก 1 ตัว ซึ่งต้องทำการเลือกโครโมโซมและมิวเตทซ้ำทั้งหมด 8 ครั้งจึงจะได้โครโมโซมลูกครบ 8 ตัว โดยการทำงานรอบที่ 5 ใช้ $\gamma_5 = 0.5$ ในการมิวเตท หลังจากนั้นทำการคำนวณฟิตเนสโครโมโซมลูกแต่ละตัวด้วยข้อมูลฝึกฝน ซึ่งได้ผลดังตารางที่ 3.19

ขั้นตอนต่อไป นำโครโมโซมทั้งหมดมาเรียงลำดับตามฟิตเนส เพื่อเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุด ดังรูปที่ 3.22 จะเห็นว่าโครโมโซมที่ 1 มีค่าฟิตเนสดีที่สุดคือ 0.3801 ดังนั้นจะได้รับเลือกเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 5 ของการทำงานช่วงที่ 2

ตารางที่ 3.19 โครโมโซมลูกที่ได้จากการทำงานรอบที่ 5 ช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

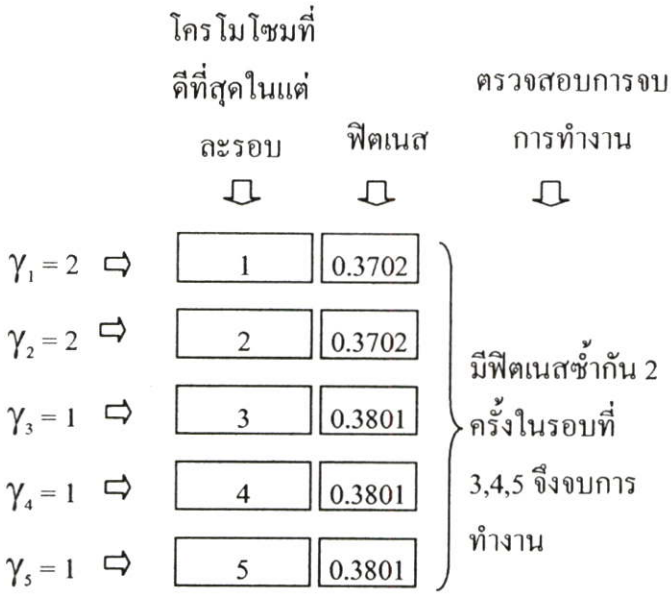
โครโมโซมตัวที่	สร้างจากพ่อแม่ตัวที่	ผลสุ่มเลือกเพิ่ม/ลดค่าบิท	ผลสุ่มตำแหน่งที่มิวเตท	โครโมโซมลูก							ฟิตเนส
5	4	+	3	-4	2.33	**0.5**	0.33	1.33	0	1.33	0.3699
6	4	+	7	-4	**2.83**	0	0.33	1.33	0	1.33	0.3678
7	3	-	4	-4	2.33	0	**0.83**	1.33	0	1.33	0.3699
8	1	-	4	-3	1.33	0	**0.83**	1.33	0	1.33	0.3801
9	3	-	3	-4	2.33	**-0.5**	1.33	1.33	0	1.33	0.3634
10	1	+	5	-3	1.33	0	1.33	**1.83**	0	1.33	0.3801
11	3	+	6	-4	2.33	0	1.33	1.33	**0.5**	1.33	0.3672
12	4	+	7	-4	2.33	0	0.33	1.33	0	**1.83**	0.3636

จากนั้นจะทำการแทนที่โครโมโซม ซึ่งจากรูปที่ 3.22 ได้ว่าโครโมโซมตัวที่ 1, 8, 10, 2 เป็นโครโมโซมที่มีฟิตเนสดีที่สุด 4 ลำดับและได้รับเลือกเป็นโครโมโซมพ่อแม่ชุดใหม่แทนที่โครโมโซมพ่อแม่ชุดเก่า



รูปที่ 3.22 การเรียงโครโมโซมตามลำดับค่าฟิตเนสเพื่อเลือกโครโมโซมตัวที่ดีที่สุด และการเลือกโครโมโซมเพื่อแทนที่โครโมโซม ในการทำงานรอบที่ 5 ของช่วงที่ 2 ในระบบตัวอย่าง

ต่อไปจะตรวจสอบการจบการทำงาน โดยตรวจสอบว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดของแต่ละรอบมีฟิตเนสซ้ำกัน 2 ครั้งหรือไม่ จะเห็นว่าโครโมโซมที่ดีที่สุดในรอบที่ 3, 4 และ 5 มีฟิตเนสเท่ากัน คือ 0.3801 ซึ่งซ้ำกัน 2 ครั้ง และตรงกับเงื่อนไข จึงจบการทำงานในการฝึกฝนระบบช่วงที่ 2 ซึ่งสรุปการตรวจสอบการจบการทำงาน ได้ดังนี้



หลังจากหยุดการฝึกฝนระบบในช่วงที่ 2 ขั้นต่อไปคือการคัดเลือกระบบที่ดีที่สุดซึ่งจะนำไปทดสอบ การคัดเลือกจะทำโดยนำระบบที่ดีที่สุดในแต่ละรอบการทำงาน คือ รอบที่ 1, 2, 3, 4 และ 5 มาคำนวณหาระบบที่ดีที่สุด โดยใช้ข้อมูลคัดเลือกเป็นข้อมูลสำหรับคำนวณค่าฟิตเนส วิธีการหาค่าฟิตเนสนั้นใช้วิธีเดียวกับการหาฟิตเนสในตอนที่ฝึกฝนระบบ เพียงแต่เปลี่ยนข้อมูลสำหรับให้ระบบทำนายผลเพื่อคำนวณค่าฟิตเนสไปจากข้อมูลฝึกฝน 8 เซกเมนต์เดิม มาใช้ข้อมูลคัดเลือกจำนวน 2 เซกเมนต์ที่เคยใช้คัดเลือกในช่วงที่ 1 คือ เซกเมนต์ที่ 4 และ 7 ซึ่งได้ค่าฟิตเนสใหม่ดังรูปที่ 3.23

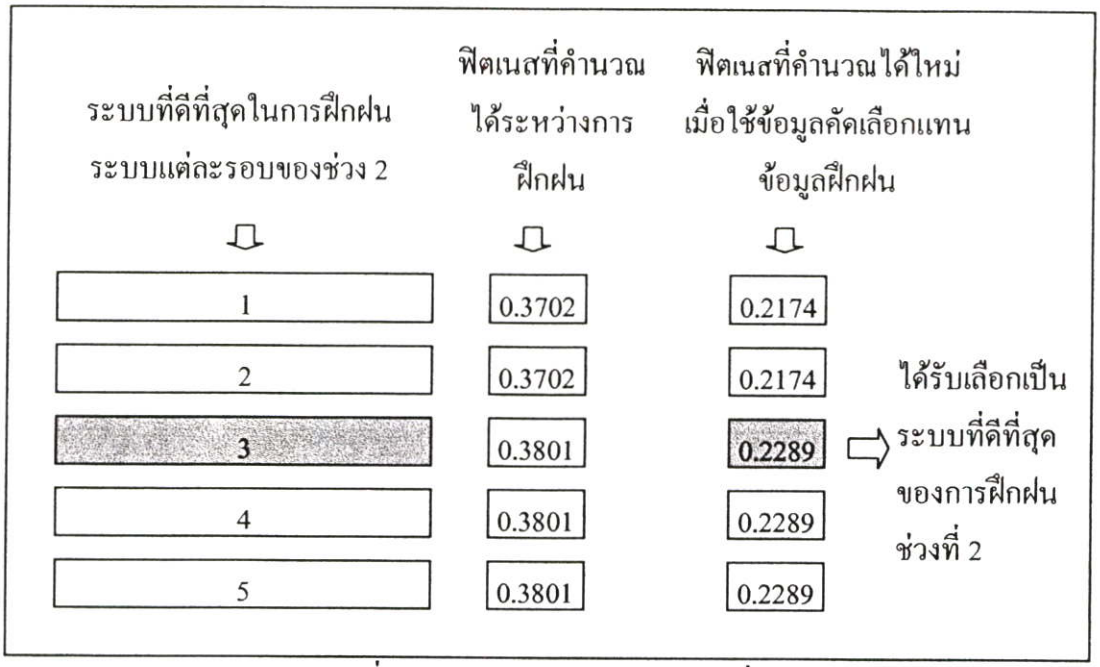
จะเห็นว่าระบบที่ดีที่สุดที่ได้จากการฝึกฝนระบบรอบที่ 3 ของช่วงที่ 2 เป็นโครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสสูงที่สุดเมื่อเปลี่ยนมาใช้ข้อมูลสำหรับคัดเลือกระบบ คือมีฟิตเนส 0.2289 ดังนั้นระบบที่ดีที่สุดที่ได้จากการฝึกฝนรอบที่ 3 ของช่วงที่ 2 ซึ่งมีลักษณะของฟังก์ชันสมาชิกเริ่มต้นของระบบและฟังก์ชันสมาชิกที่ได้รับการปรับให้เหมาะสมแล้ว แสดงดังรูปที่ 3.24(ก) และ 3.24(ข) ตามลำดับจึงถูกนำไปทดสอบต่อไป

3.6.5 การนำระบบที่ได้รับคัดเลือกจากการฝึกฝนช่วงที่ 2 ไปทดสอบ

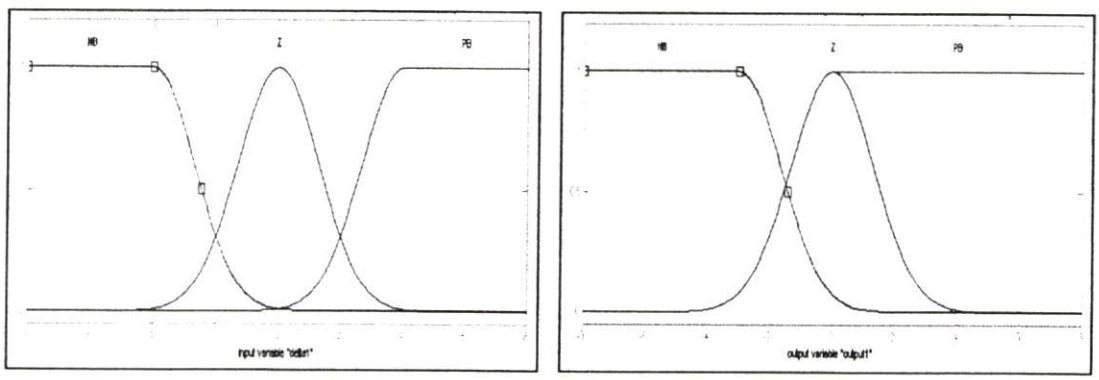
การทดสอบจะทำโดยนำระบบที่คัดเลือกได้จากช่วงที่ 2 มาคำนวณค่าฟิตเนสใหม่ โดยใช้ข้อมูลทดสอบเป็นข้อมูลสำหรับคำนวณค่าฟิตเนส วิธีการหาค่าฟิตเนสนั้นใช้วิธีเดียวกับการหาฟิตเนสในตอนที่ฝึกฝนระบบ เพียงแต่เปลี่ยนข้อมูลสำหรับให้ระบบทำนายผลเพื่อคำนวณค่าฟิตเนสไปจากข้อมูลฝึกฝน 8 เซกเมนต์เดิม มาใช้ข้อมูลทดสอบจำนวน 2 เซกเมนต์ คือ เซกเมนต์ที่ 9 และ 10 ซึ่งข้อมูลทดสอบ มีลักษณะดังนี้

เซกเมนต์ที่ 9 => -3.7 1.08 7.26 , 1.43

เซกเมนต์ที่ 10 => 1.08 7.26 1.43 , 6.87



รูปที่ 3.23 การคัดเลือกระบบในช่วงที่ 2



(ก) ฟังก์ชันสมาชิกก่อนปรับ (ข) ฟังก์ชันสมาชิกหลังปรับ

รูปที่ 3.24 ฟังก์ชันสมาชิกของระบบที่ได้รับการคัดเลือกในช่วงที่ 2

ขั้นตอนการคำนวณค่าฟิตเนสสำหรับการทดสอบทำได้ดังนี้

กำหนด SSE = 0

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลทดสอบเซกเมนต์ที่ 1 ซึ่งมีข้อมูล คือ (-3.7 1.08 7.26 , 1.43) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ 2.8992 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = 2.8992 – 1.43 = 1.4692

$\Rightarrow$ SE = Error^2 = $(1.4692)^2$ = 2.1587

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 2.1587

นำระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ไปทำนายผลข้อมูลทดสอบเซกเมนต์ที่ 2 ซึ่งมีข้อมูล คือ (1.08 7.26 1.43 , 6.87) ได้ผลทำนาย (z_{coa}) คือ –3.2310 นำมาคำนวณหาค่า SSE ดังนี้

$\Rightarrow$ Error = z_{coa} – target = –3.2310 – 6.87 = –10.101

$\Rightarrow$ SE = Error^2 = $(-10.101)^2$ = 102.0309

$\Rightarrow$ SSE = SSE + SE = 2.1587 + 102.0309 = 104.1896

คำนวณ MSE , RMSE และ Fitness ของระบบที่ ดังนี้

$\Rightarrow$ MSE = SSE / จำนวนเซกเมนต์ = 104.1896 / 2 = 52.0948

$\Rightarrow$ RMSE = $\sqrt{MSE}$ = $\sqrt{52.0948}$ = 7.2177

$\Rightarrow$ Fitness = 1/RMSE = 0.1385

หลังจากคำนวณค่าฟิตเนสของระบบที่ทำการทดสอบแล้ว ได้ผลว่าระบบมีค่าฟิตเนสคือ 0.1385

บทที่ 4

การทดลองและผลการทดลอง

4.1 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการทดสอบ

การทดลองใช้ข้อมูลอนุกรมจากแหล่งข้อมูลต่าง ๆ ทั้งหมด 10 ชุด โดยข้อมูลชุดแรกเป็นอนุกรมที่ได้จากสมการ และข้อมูลชุดที่ 2 ถึง 10 ได้จากการเก็บข้อมูลจริง ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีผู้นิยมนำไปทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพของระบบทำนายข้อมูลอย่างแพร่หลาย โดยข้อมูลชุดที่ 2 นำมาจาก [11] ข้อมูลชุดที่ 3 – 11 นำมาจาก [12] รายละเอียดของข้อมูลทั้งหมด มีดังนี้

ข้อมูลชุดที่ 1 สร้างจากสมการแม็กเคย์-กลาส [13] ดังสมการที่ 4.1 เป็นอนุกรมเวลาลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น มีจำนวนข้อมูลจำนวน 1,000 ตัว ลักษณะข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.1(ก) และ 4.1(ข)

$$x(t+1) = x(t) + \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t), \tau = 17 \qquad (4.1)$$

ข้อมูลชุดที่ 2 เป็นปริมาณกระแสไฟฟ้ารายเดือนที่ผลิตโดยภาคอุตสาหกรรมการไฟฟ้าของประเทศสหรัฐอเมริกา ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1985 ถึงเดือนตุลาคม ค.ศ. 1996 ช่วงของข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 184.88 ถึง 304.71 มีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 142 ตัว ลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.2

ข้อมูลชุดที่ 3 เป็นยอดขายสินค้ารายเดือน ของบริษัทผลิตยาแห่งหนึ่ง ตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ ค.ศ 1985 ถึงเดือนตุลาคม ค.ศ. 1987 ช่วงของข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 84,225 ถึง 1,780,830 มีจำนวนข้อมูล 33 ตัว ลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.3

ข้อมูลชุดที่ 4 เป็นข้อมูลรายเดือนแสดงยอดขายภาคอุตสาหกรรมของบริษัทผลิตยาแห่งหนึ่ง ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1982 ถึงเดือนตุลาคม ค.ศ. 1987 ช่วงของข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 742 ถึง 1,163 มีจำนวนข้อมูล 70 ตัว ลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.4

ข้อมูลชุดที่ 5 เป็นข้อมูลรายเดือนแสดงยอดขายรวมของบริษัทแห่งหนึ่ง ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1981 ถึง เดือนตุลาคม ค.ศ. 1987 ช่วงข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 24,611 ถึง 222,062 มีข้อมูล 82 ตัว ลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.5

ข้อมูลชุดที่ 6 เป็นข้อมูลรายเดือนแสดงยอดขายของแผนกในบริษัทแห่งหนึ่ง ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1981 ถึงเดือนตุลาคม ค.ศ. 1987 ช่วงของข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 8,871 ถึง 37,400 มีจำนวนข้อมูล 82 ตัว ลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.6

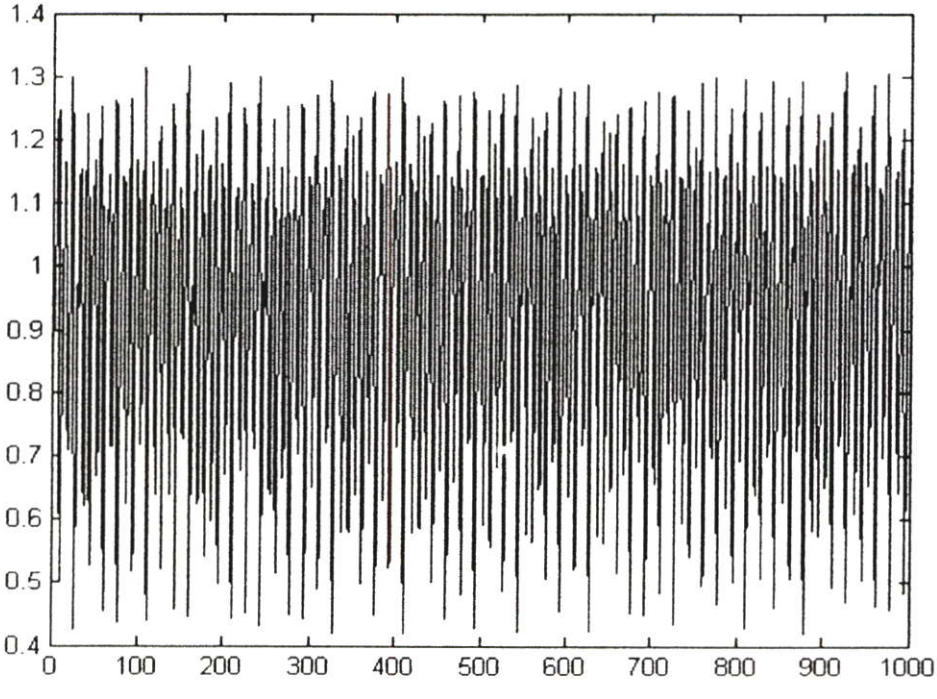
ข้อมูลชุดที่ 7 เป็นข้อมูลรายเดือนแสดงจำนวนการจัดส่งสินค้าของอุตสาหกรรมเตา

หลอมเหล็ก ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1981 ถึงเดือนตุลาคม ค.ศ. 1987 ช่วงของข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 910 ถึง 2,505 มีจำนวนข้อมูล 82 ตัว ลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.7

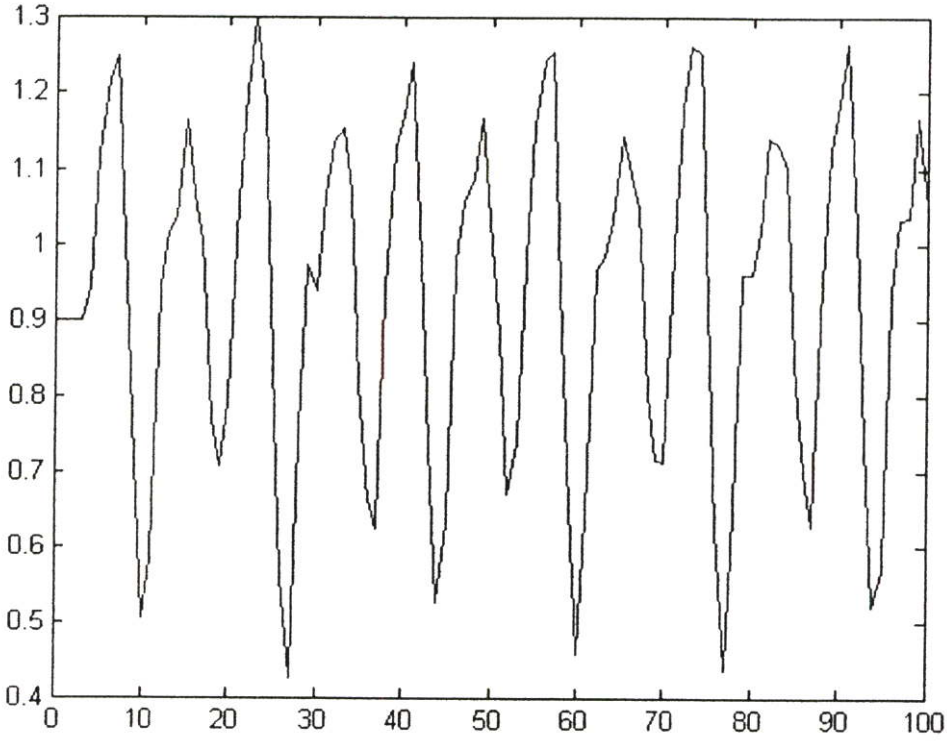
ข้อมูลชุดที่ 8 เป็นค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมแห่งชาติ (GNP) รายไตรมาส ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ค.ศ. 1947 ถึงไตรมาสที่ 3 ค.ศ. 1987 ช่วงของข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 1,056.5 ถึง 3,796.4 มีจำนวนข้อมูล 163 ตัว ลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.8

ข้อมูลชุดที่ 9 เป็นค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมแห่งชาติเฉลี่ย (IMPLICIT PRICE DEFLATOR - GNP) รายไตรมาส ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ค.ศ. 1947 ถึงไตรมาสที่ 3 ค.ศ. 1987 ช่วงของข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 21.5 ถึง 117.2 มีจำนวนข้อมูล 163 ตัว ลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.9

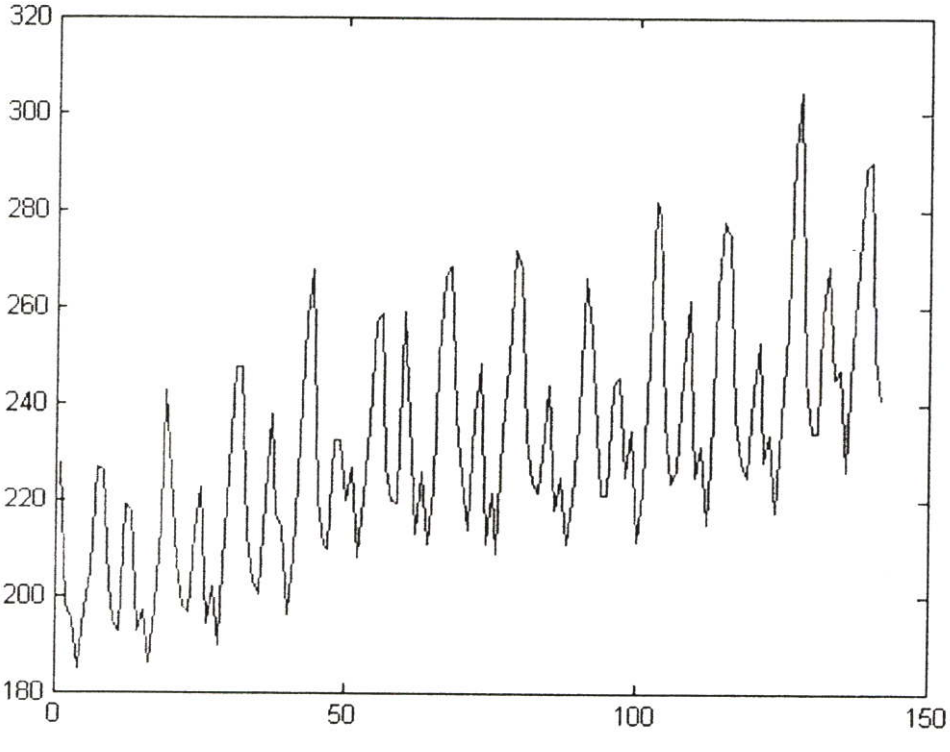
ข้อมูลชุดที่ 10 เป็นยอดสั่งซื้อกระดาษรายเดือนของประเทศสหรัฐอเมริกา ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1969 ถึงเดือนกันยายน ค.ศ. 1987 ช่วงของข้อมูลอยู่ระหว่าง 222,000 ถึง 651,000 จำนวนข้อมูลทั้งหมด 225 จุด ลักษณะของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4.10



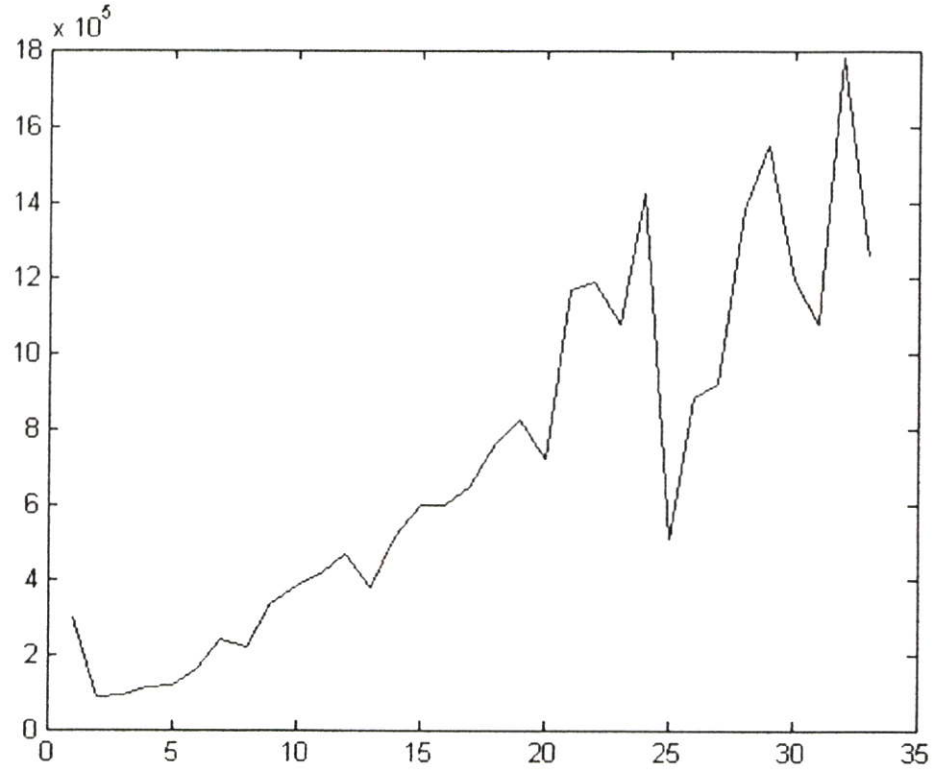
รูปที่ 4.1 (ก) ลักษณะข้อมูลชุดที่ 1



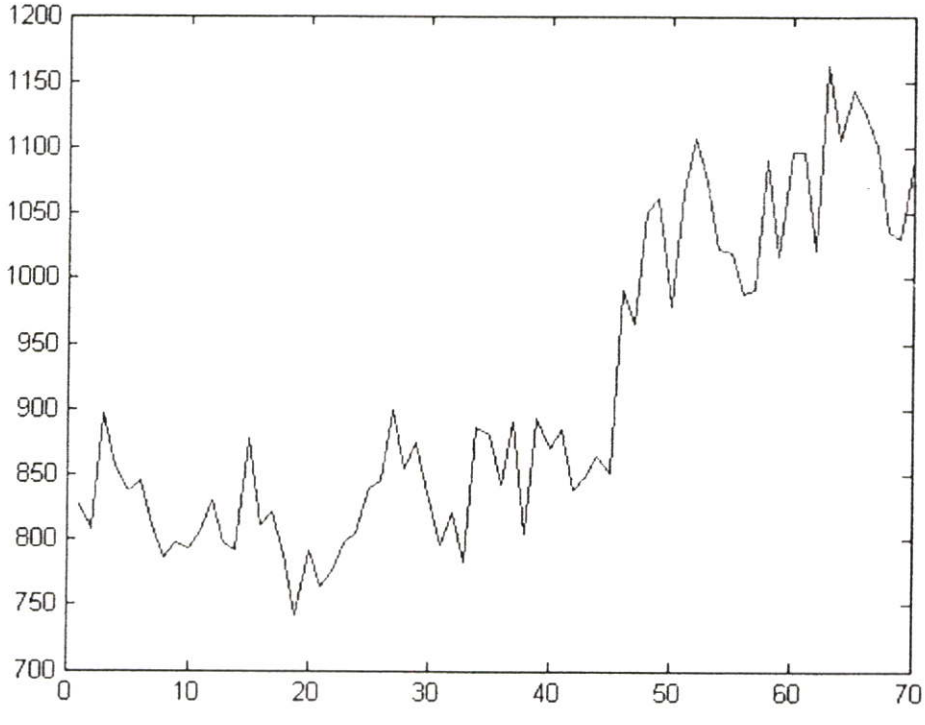
รูปที่ 4.1 (ข) ลักษณะข้อมูลชุดที่ 1 เฉพาะ 100 ค่าแรก



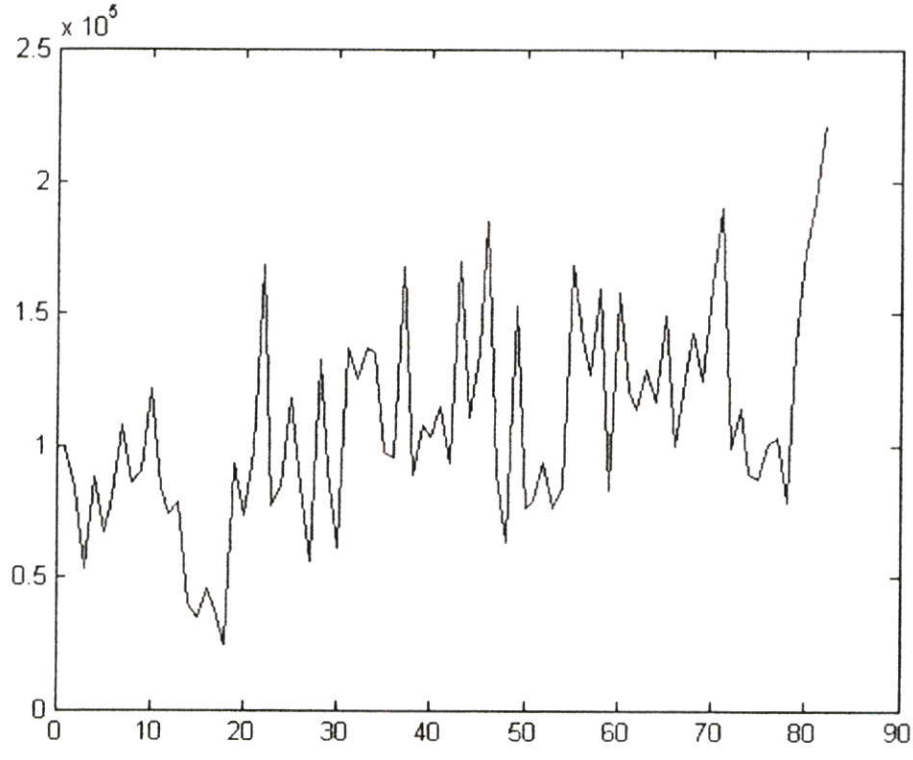
รูปที่ 4.2 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 2



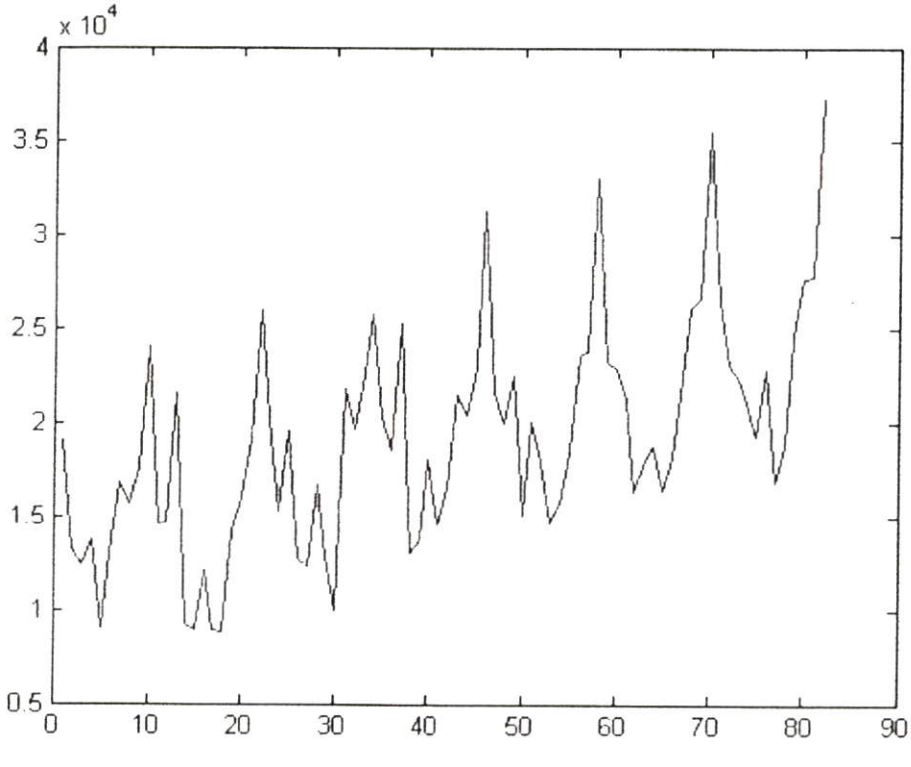
รูปที่ 4.3 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 3



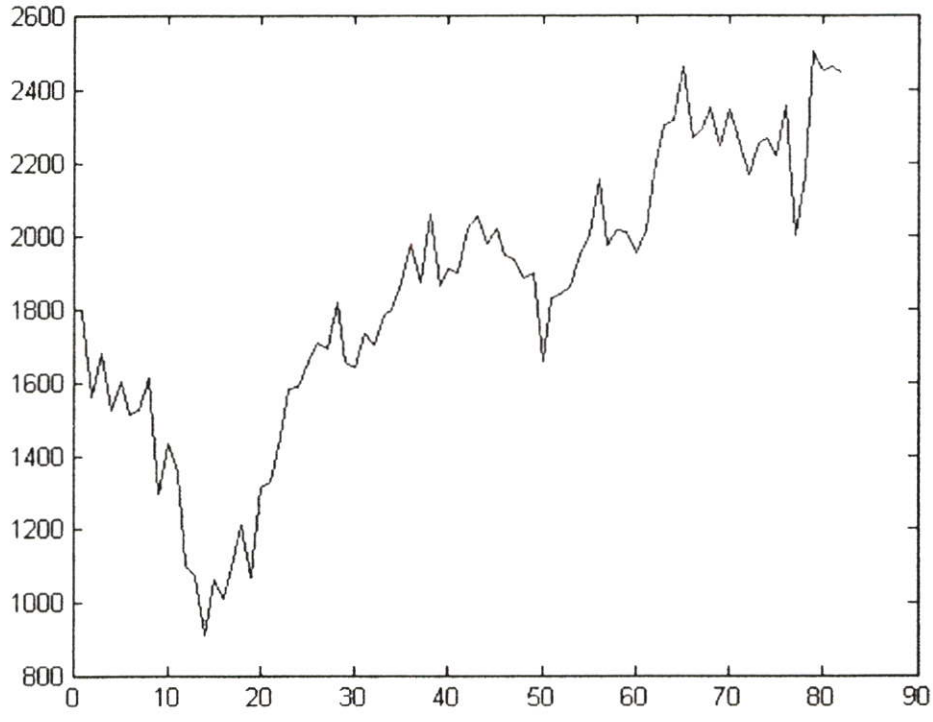
รูปที่ 4.4 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 4



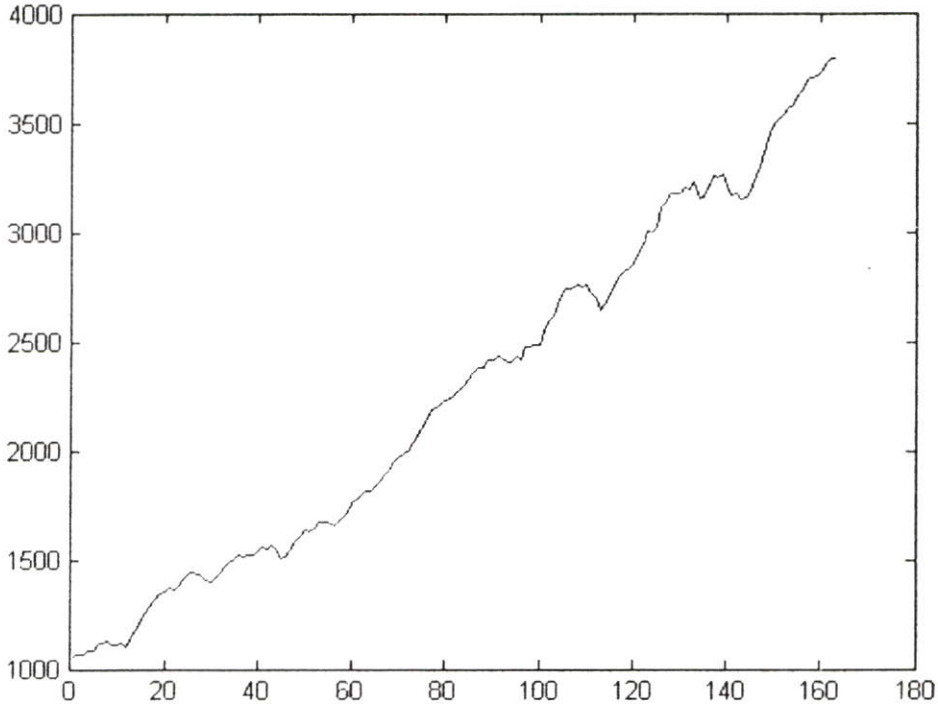
รูปที่ 4.5 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 5



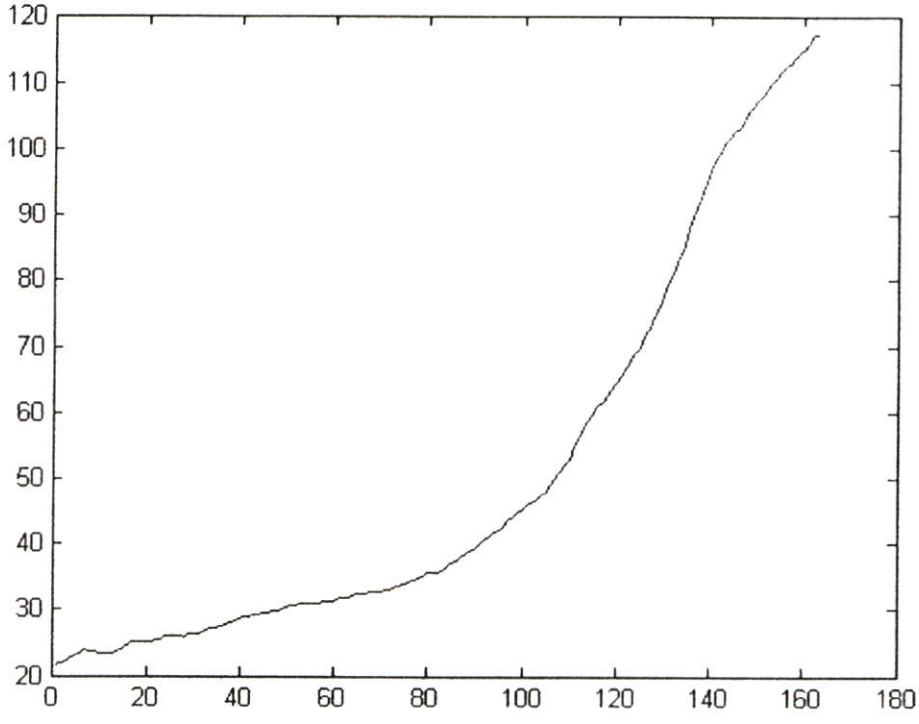
รูปที่ 4.6 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 6



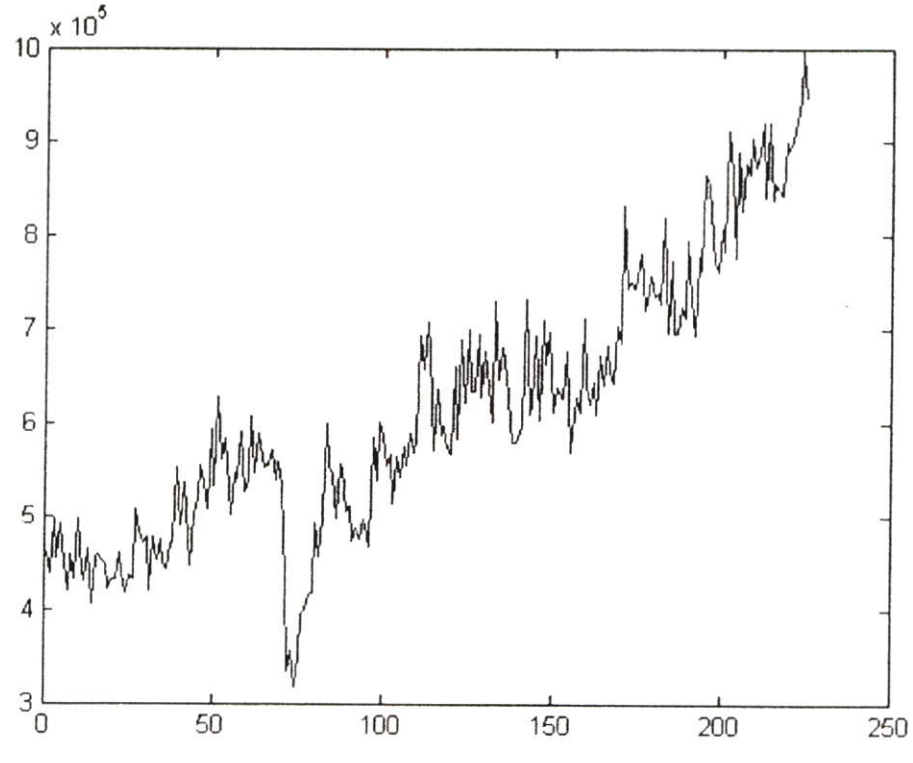
รูปที่ 4.7 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 7



รูปที่ 4.8 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 8



รูปที่ 4.9 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 9



รูปที่ 4.10 ลักษณะข้อมูลชุดที่ 10

4.2 การออกแบบการทดลอง

การทดลองทำบนเครื่องคอมพิวเตอร์โปรเซสเซอร์ความเร็ว 1.4 GHz หน่วยความจำ 256 เมกกะไบต์ ใช้ระบบปฏิบัติการ Windows XP Professtional โปรแกรมที่ใช้จำลองระบบคือ โปรแกรม Matlab เวอร์ชั่น 6.1

ข้อมูลชุดที่ 1 จะถูกแบ่งออกเป็นข้อมูลสำหรับฝึกฝน 50% และข้อมูลทดสอบ 50% ข้อมูลชุดที่ 2-10 จะถูกแบ่งออกเป็นข้อมูลสำหรับฝึกฝน 80% และ ข้อมูลทดสอบ 20% จากนั้น ข้อมูลทั้งสองจะถูกแปลงให้เป็นเซกเมนต์ของข้อมูล ส่วนข้อมูลสำหรับคัดเลือกระบบจะมีจำนวนเซกเมต์เป็น 20% ของเซกเมนต์ข้อมูลฝึกหัด ตารางที่ 4.1 แสดงการแบ่งข้อมูลในการฝึกฝนและทดสอบระบบของข้อมูล

จากนั้นข้อมูลสำหรับฝึกฝนแต่ละชุดจะถูกนำไปใช้ฝึกฝนระบบทั้งสองช่วง ตามขั้นตอนซึ่งอธิบายในหัวข้อที่ 3.3 และ 3.4 โดยแต่ละชุดข้อมูลจะฝึกฝนหลายครั้ง แต่ละครั้งจะทดลองปรับค่าตัวแปรที่สนใจของระบบไป ได้แก่ จำนวนอินพุทของระบบ และ จำนวนฟังก์ชันสมาชิก รายละเอียดของค่าตัวแปรที่ทดลองปรับแสดงในตารางที่ 4.2 ส่วนตัวแปรที่คงที่ตลอดการฝึกฝนช่วงที่ 1 และ 2 แสดงในตารางที่ 4.3 และ 4.4 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.1 การแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ฝึกฝนและทดสอบ

ชุดข้อมูล	จำนวนข้อมูลทั้งหมด	ลำดับข้อมูลฝึกฝน (จำนวนข้อมูล)	ลำดับข้อมูลทดสอบ (จำนวนข้อมูล)
1	1000	1-500 (500)	501-1000 (500)
2	142	1-114 (114)	115-142 (28)
3	33	1-25 (25)	26-33 (8)
4	70	1-56 (56)	57-70 (14)
5,6,7	82	1-65 (65)	66-82 (17)
8,9	163	1-130 (130)	131-163 (33)
10	225	1-180 (180)	181-225 (45)

ตารางที่ 4.2 ค่าตัวแปรที่มีการปรับค่าของระบบ

ตัวแปร	ค่าที่ทดลอง
จำนวนอินพุทของระบบ	3,4
จำนวนฟังก์ชันสมาชิก	3,5,7

ตารางที่ 4.3 ค่าตัวแปรคงที่ของระบบในการฝึกฝนช่วงที่ 1

ตัวแปร	ค่าที่ทดลอง
จำนวนโครโมโซมกฎพ่อแม่ (N)	80
จำนวนโครโมโซมกฎลูก (N)	80
P_c	0.85
เงื่อนไขหยุดการฝึกฝน	ค่าฟิตเนสที่ชนะแต่ละรอบคงที่เกิน 15 รอบ

ตารางที่ 4.4 ค่าตัวแปรคงที่ของระบบในการฝึกฝนช่วงที่ 2

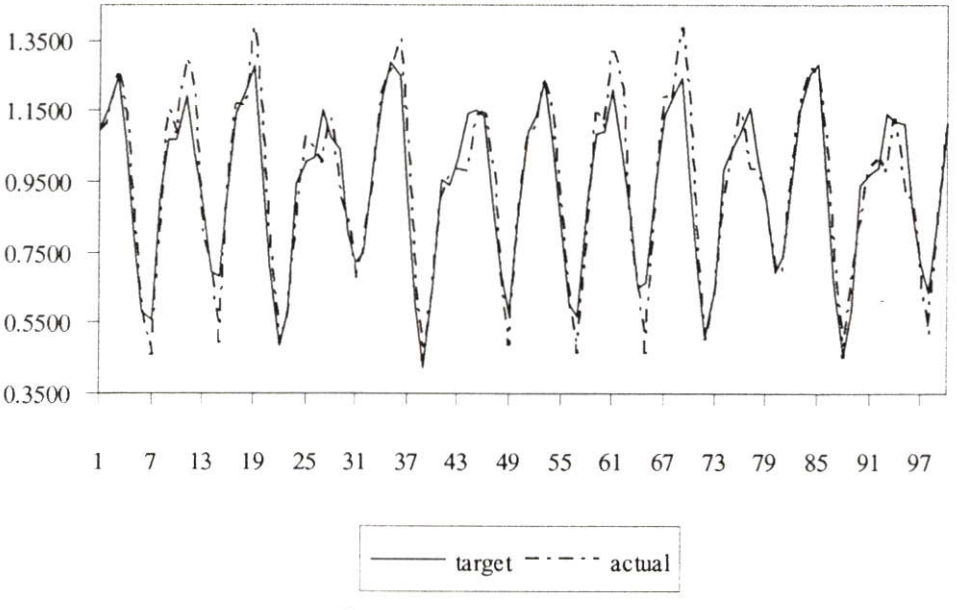
ตัวแปร	ค่าที่ทดลอง
จำนวนโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกพ่อแม่ (N)	100
จำนวนโครโมโซมฟังก์ชันสมาชิกลูก (D)	200
วิธีการปรับค่า γ	$\gamma_{i+1} = \gamma_i / 2$
P_m	1
เงื่อนไขปรับค่า γ_i	โครโมโซมที่มิวเตทด้วย γ_i ที่ชนะแต่ละรอบมีค่าฟิตเนสคงที่เกิน 5 รอบ
เงื่อนไขหยุดการฝึกฝน	ค่าฟิตเนสที่ชนะแต่ละรอบปรับดีขึ้นน้อยกว่า 0.00001 เกิน 15 รอบ

หลังการฝึกฝนทั้ง 2 ช่วง จะคัดเลือกระบบที่ชนะในการฝึกฝนแต่ละครั้งโดยใช้ข้อมูลสำหรับคัดเลือกระบบ ทำให้ได้ระบบที่ค้นหาฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกที่เหมาะสมแล้ว

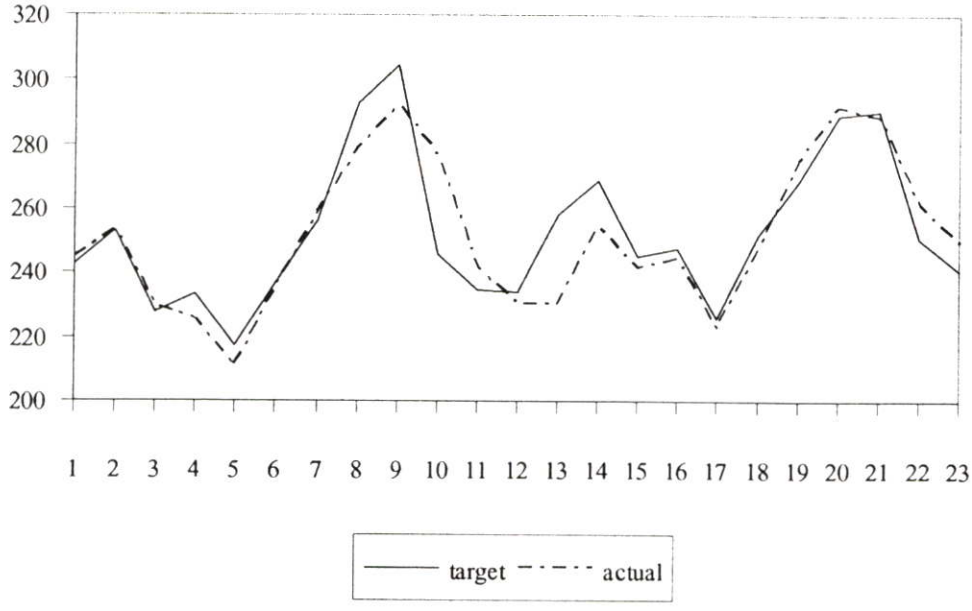
เมื่อได้ระบบที่ค้นหาฐานกฎ และฟังก์ชันสมาชิกที่เหมาะสมของการฝึกฝนแต่ละครั้งได้ครบแล้ว จะนำระบบที่ได้ทั้งหมดไปทดสอบกับข้อมูลสำหรับทดสอบ จากนั้นจึงนำผลการทดสอบทั้งหมดของข้อมูลชุดนั้นๆ มาเปรียบเทียบประสิทธิภาพเพื่อหาระบบที่ชนะสำหรับชุดข้อมูลนั้น โดยวัดจากค่า RMSE ของการทดสอบระบบ ระบบที่มีค่า RMSE ของการทดสอบต่ำที่สุดจะถูกเลือกเป็นระบบที่ชนะสำหรับแต่ละชุดข้อมูล ผลการทดลองของระบบที่ชนะสำหรับแต่ละชุดข้อมูลหลังการฝึกฝนและทดสอบระบบ แสดงดังตารางที่ 4.5 และรูปที่ 4.11 – 4.20 แสดงกราฟค่าผลทำนายของระบบที่ชนะแต่ละชุดข้อมูลที่ได้จากการทดสอบระบบ ซึ่งแปลงจากค่าผลต่างเป็นค่าอนุกรมปกติแล้วเทียบกับค่าเป้าหมาย ซึ่งแปลงจากค่าผลต่างเป็นค่าอนุกรมปกติแล้วเช่นกัน

ตารางที่ 4.5 ผลการทดลองของระบบที่ดีที่สุดหลังฝึกฝนและทดสอบระบบ

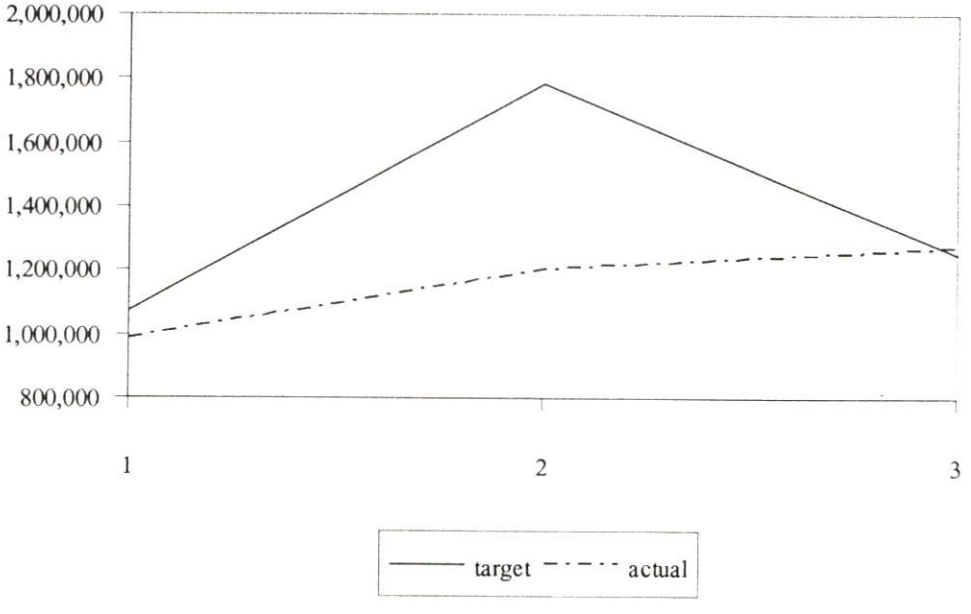
ชุดข้อมูล	จ.น. อินพุท	จ.น. ฟังก์ชันสมาชิก	RMSE จากการฝึกฝน	RMSE จากการทดสอบ
1	4	3	0.082428	0.0809
2	4	3	8.8798	10.9276
3	3	5	129742.1	316,230
4	4	3	35.1658	42.8897
5	4	5	35360.65	31,263
6	3	3	3620.785	3,501
7	3	3	109.8816	135.9384
8	3	5	19.3308	28.5108
9	3	3	0.21293	0.4289
10	3	7	33449.48	39,630



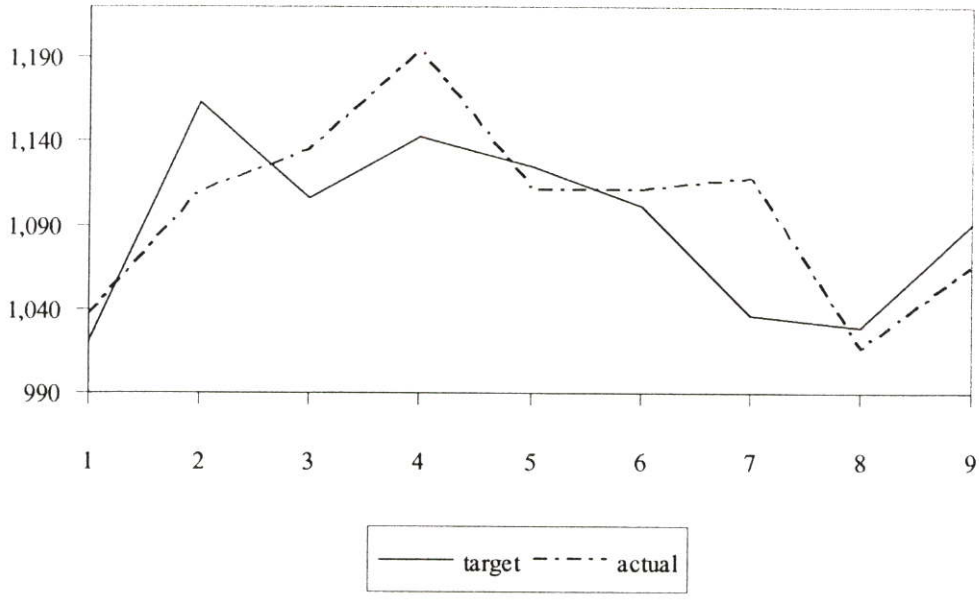
รูปที่ 4.11 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 1 เฉพาะ 100 ค่าแรก



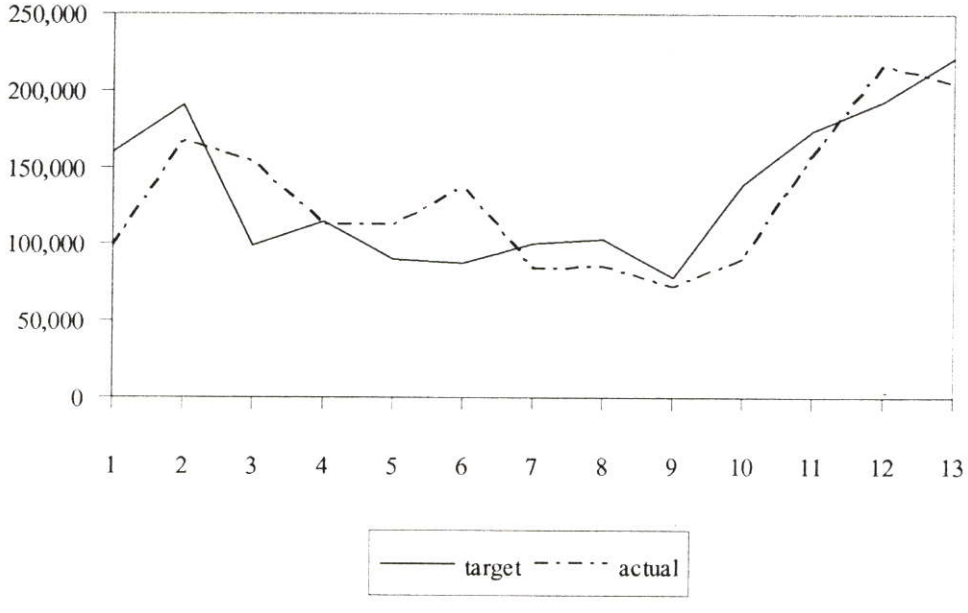
รูปที่ 4.12 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 2



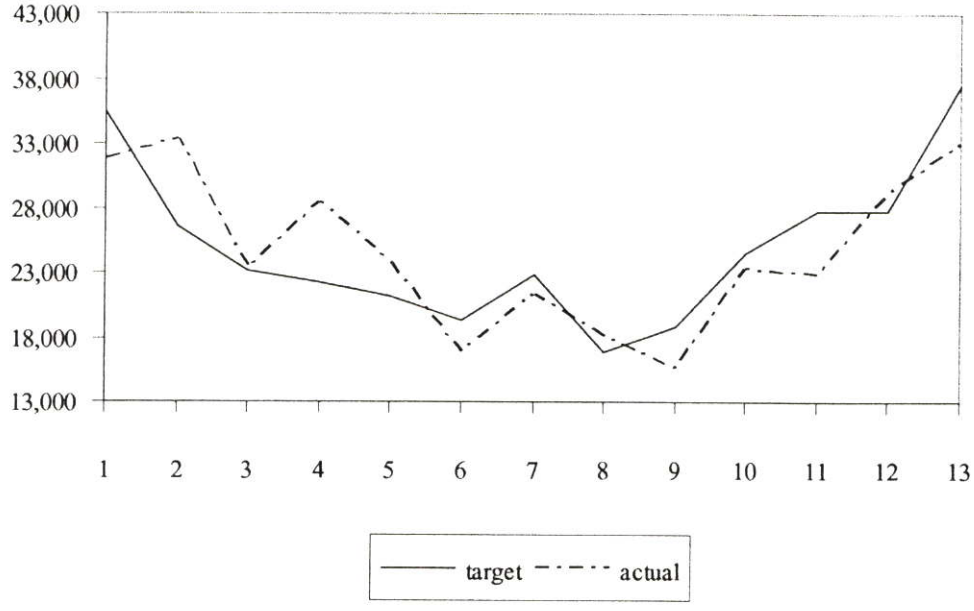
รูปที่ 4.13 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 3



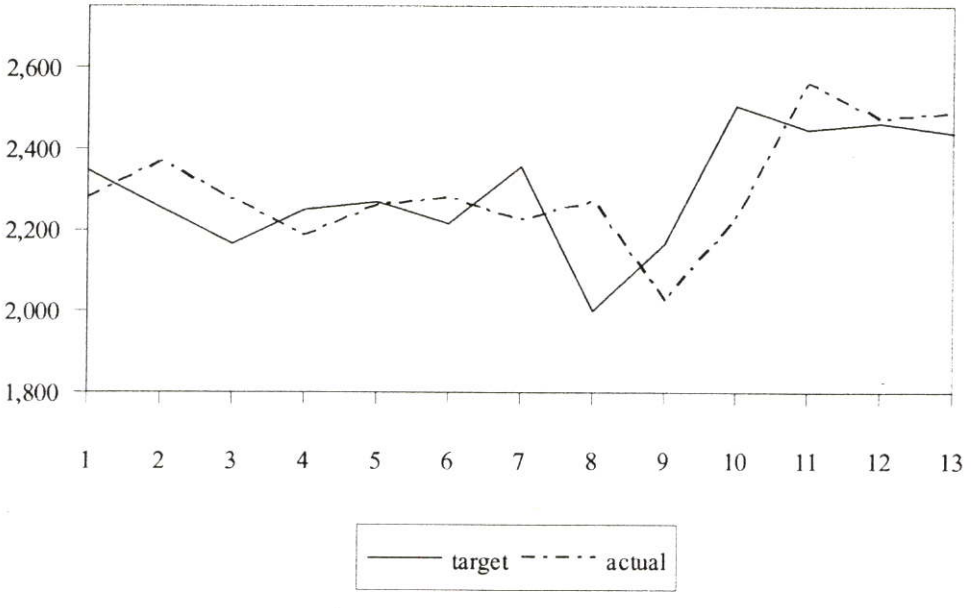
รูปที่ 4.14 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 4



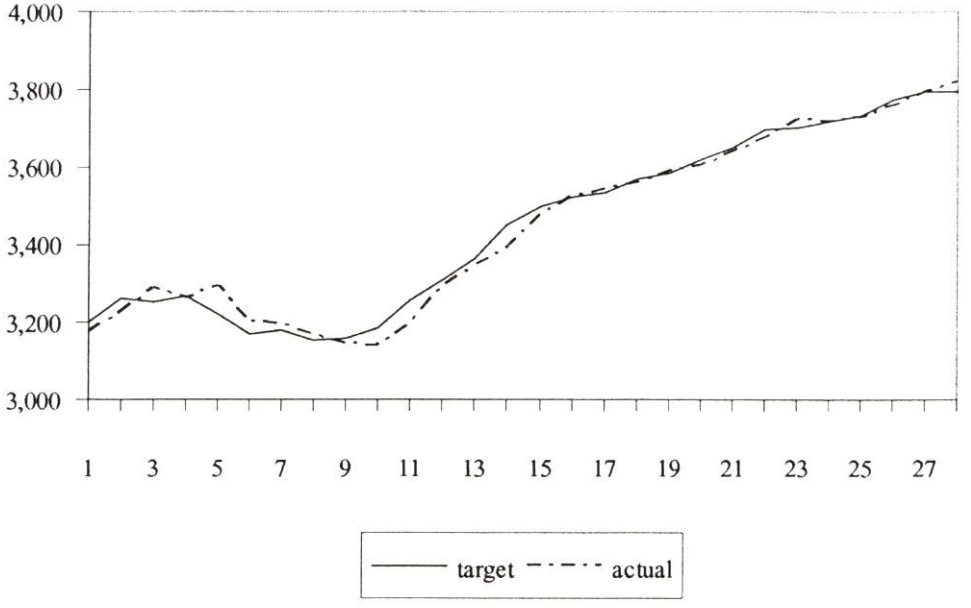
รูปที่ 4.15 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 5



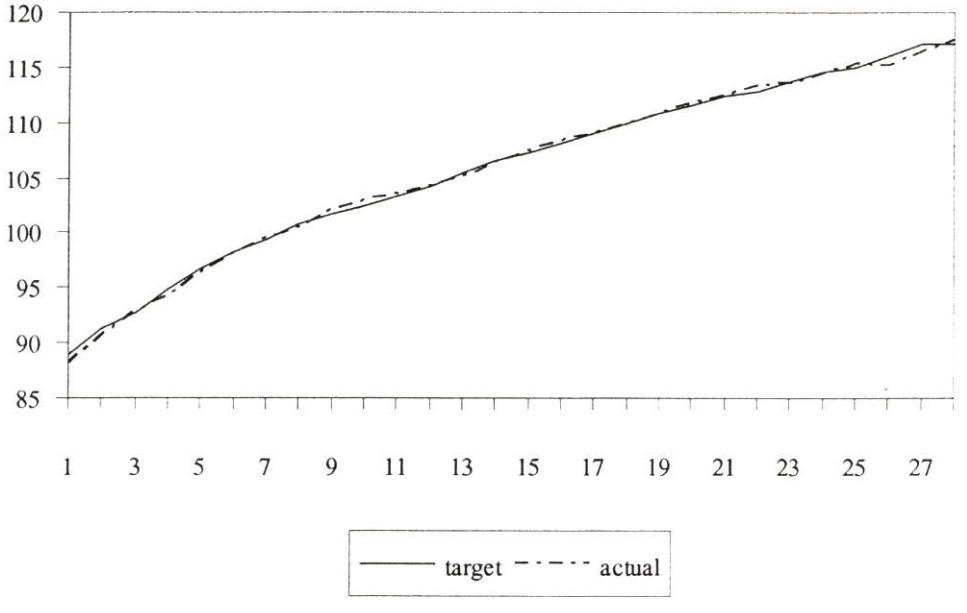
รูปที่ 4.16 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 6



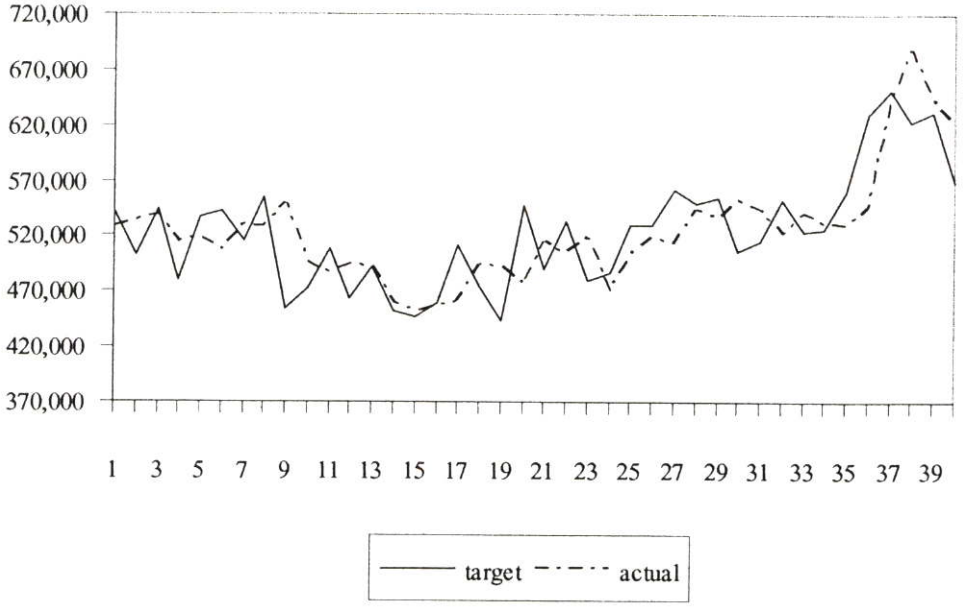
รูปที่ 4.17 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 7



รูปที่ 4.18 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 8



รูปที่ 4.19 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 9



รูปที่ 4.20 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 10

4.3 ระบบที่นำมาใช้เปรียบเทียบ

ระบบทำนายข้อมูลอนุกรมที่นำมาใช้เปรียบเทียบมี 3 ระบบ ได้แก่ ระบบที่ 1 เป็นระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่พัฒนาโดย สิรินดา พละหาญ [14] ระบบที่ 2 เป็นระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ที่ใช้เจเนติกอัลกอริทึมหาฐานกฎเพียงอย่างเดียว ระบบที่ 3 เป็น ระบบนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบแบคพรอพาเกชัน ซึ่งระบบทั้ง 3 แบบได้ทำการทดลองฝึกฝนระบบด้วยข้อมูลสำหรับฝึกฝนระบบเหมือนกับระบบที่นำเสนอ การทดลองเปรียบเทียบจะนำระบบที่ดีที่สุดของระบบทั้ง 3 แบบมาทดสอบกับข้อมูลทดสอบชุดเดียวกับที่ใช้ในระบบที่นำเสนอ โดยการแบ่งข้อมูลสำหรับฝึกฝนและทดสอบระบบจะแบ่งเหมือนกันทั้งหมด รายละเอียดของแต่ละระบบมีดังนี้

4.3.1 ระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Fuzzy Neural Network)

โครงสร้างและการทำงานของระบบได้อธิบายแล้วในหัวข้อ 2.6.2 โดยการทดลองของระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์คมีดังนี้ ข้อมูลแต่ละชุดจะทดลองกับระบบ 8 โมเดลที่ใช้ค่าตัวแปรต่างกันคือ ระบบที่มีอินพุท 3 และ 4 ตัว จำนวนฮิดเดนโหนดในโครงข่ายประสาทเทียมขนาดเล็กตั้งแต่ 2-5 โหนด ระบบจะถูกนำมาฝึกฝนด้วยวิธีเจเนติกอัลกอริทึม ที่ใช้การครอสโอเวอร์แบบหลายจุดเพื่อหาฐานกฎที่ดีที่สุด โดยแต่ละโมเดลจะฝึกฝนซ้ำ 5 ครั้งโดยใช้จำนวนจุดการครอสโอเวอร์ต่างกันคือ 4, 8, 12, 16, 32 (เฉพาะระบบแบบ 4 อินพุท) จุด จะจบการฝึกฝนเมื่อระบบมีค่า RMSE ลดลงจากรอบที่แล้วน้อยกว่า 0.01% ระบบที่ชนะในรอบสุดท้ายของการฝึกฝนจะถูกนำไปทดสอบกับข้อมูลทดสอบ โดยระบบที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุดของข้อมูลแต่ละชุดในการทดสอบ

จะได้รับเลือกเป็นระบบที่ชนะของชุดข้อมูลดังกล่าว ผลการทดสอบของระบบที่ดีที่สุด สำหรับแต่ละชุดข้อมูลโดยใช้ข้อมูลทดสอบ แสดงดังตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 ผลการทดสอบที่ดีที่สุดของระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค

ชุดข้อมูล	จำนวนอินพุท	จ.น.โหนดฮิดเดน	จ.น.จุดครอสโอเวอร์	RMSE
1	4	3	8	0.0785
2	3	4	16	10.6250
3	3	5	8	454,295
4	4	5	8	57.5932
5	3	3	8	32,963
6	3	5	8	3,681
7	3	5	12	144.3800
8	3	3	8	30.5930
9	3	2	8	0.5756
10	3	3	4	36,563

4.3.2 ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ที่ใช้เจเนติกอัลกอริทึมหาฐานกฎเพียงอย่างเดียว

ระบบที่ 2 ที่นำมาใช้เปรียบเทียบเป็นระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ ซึ่งสร้างฟังก์ชันสมาชิกของอินพุทและเอาท์พุทแบบอัตโนมัติ โดยใช้ Fuzzy C Mean Algorithm [14] โดยใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบ 5 ฟังก์ชัน มีการฝึกฝนระบบเพื่อหาฐานกฎโดยวิธีเจเนติกอัลกอริทึมที่ใช้การครอสโอเวอร์แบบหลายจุด การทดลองของข้อมูลแต่ละชุดจะทดลองโดยใช้ระบบที่มีอินพุท 3 และ 4 ตัว และจำนวนจุดการครอสโอเวอร์จะทดลองใช้แบบ 4, 8, 12, 16, 32 (เฉพาะระบบแบบ 4 อินพุท) จุด จะจบการฝึกฝนเมื่อระบบมีค่า RMSE ลดลงจากรอบที่แล้วน้อยกว่า 0.01% ระบบที่ชนะในรอบสุดท้ายของการฝึกฝนจะถูกนำไปทดสอบกับข้อมูลทดสอบ โดยระบบที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุดของข้อมูลแต่ละชุดในการทดสอบ จะได้รับเลือกเป็นระบบที่ชนะของชุดข้อมูลดังกล่าว ผลการทดสอบของระบบที่ดีที่สุด สำหรับแต่ละชุดข้อมูลโดยใช้ข้อมูลทดสอบ แสดงดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ผลการทดสอบที่ดีที่สุดของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์

ชุดข้อมูล	จำนวนอินพุท	จ.น.จุดครอสโอเวอร์	RMSE
1	3	16	0.0963
2	3	16	12.8110
3	3	8	287,762
4	3	4	60.5608
5	3	12	33,817
6	4	8	3,873
7	3	16	83.5380
8	4	4	38.8321
9	4	12	0.6307
10	4	8	46,010

4.3.3 ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาแกชัน

ระบบที่ 3 ที่นำมาเปรียบเทียบเป็นระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาเกชัน ซึ่งมีโครงสร้าง 3 ชั้น คือชั้นอินพุท ชั้นฮิดเดน และชั้นเอาท์พุท และนำมาฝึกฝนโดยใช้อัลกอริทึมแบบแพร่ย้อนกลับ การทดลองของข้อมูลแต่ละชุดจะทดลองโดยใช้ระบบที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุท 3 และ 4 ตัว และปรับจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดนเป็นตั้งแต่ 2-7 ส่วนจำนวนโหนดในชั้นเอาท์พุทให้มีจำนวนคงที่ 1 โหนด จะจบการฝึกฝนเมื่อระบบมีค่า RMSE ลดลงจากรอบที่แล้วน้อยกว่า 0.01% ระบบที่ชนะในรอบสุดท้ายของการฝึกฝนจะถูกนำไปทดสอบกับข้อมูลทดสอบ โดยระบบที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุดของข้อมูลแต่ละชุดในการทดสอบ จะได้รับเลือกเป็นระบบที่ชนะของชุดข้อมูลดังกล่าวตารางที่ 4.8 แสดงผลการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดสำหรับแต่ละชุดข้อมูลโดยใช้ข้อมูลทดสอบ

ตารางที่ 4.8 ผลการทดสอบที่ดีที่สุดของระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาแกชัน

ชุดข้อมูล	จำนวนอินพุท	จ.น.โหนดฮิดเดน	RMSE
1	3	5	0.1390
2	3	7	21.9855
3	4	3	513,508
4	3	3	62.8271
5	3	5	36,294
6	3	5	5,119
7	3	7	159.2380
8	4	5	37.8530
9	3	3	0.5781
10	3	5	42,935

4.4 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบ

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบที่นำเสนอและระบบที่นำมาเปรียบเทียบ เพื่อให้เห็นถึงความแตกต่างอย่างชัดเจน จึงแยกสรุปผลการทดลองเป็นของข้อมูลแต่ละชุดดังนี้ และรูปที่ 4.22 - 4.31 แสดงกราฟผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของระบบทั้ง 4 เปรียบเทียบกันของข้อมูลแต่ละชุด

ข้อมูลชุดที่ 1 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.9 ระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค (FNN) มี RMSE ดีที่สุด ส่วนระบบที่นำเสนอ (Proposed) มี RMSE ดีเป็นอันดับสอง แต่ก็มีค่าใกล้เคียงกับของ FNN มาก ส่วนระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ (FIS) มี RMSE เป็นอันดับที่ 3 และมีค่าค่อนข้างใกล้เคียงกับระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาเกชัน (BPNN) มี RMSE แย่ที่สุด

ตารางที่ 4.9 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 1

ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	0.0809	0.0024
FNN	0.0785	-
FIS	0.0963	0.0178
BPNN	0.1390	0.0605

ข้อมูลชุดที่ 2 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.10 FNN มี RMSE ดีที่สุด ส่วนระบบที่นำเสนอดีเป็นอันดับสอง แต่มีค่าใกล้เคียงกับ FNN มาก ส่วน FIS มี RMSE เป็นอันดับที่ 3 และ BPNN มี RMSE แย่ที่สุด โดย BPNN มี RMSE มากกว่าระบบที่นำเสนอมาก

ตารางที่ 4.10 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 2

ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	10.9276	0.3026
FNN	10.6250	-
FIS	12.8110	2.186
BPNN	21.9855	11.3605

ข้อมูลชุดที่ 3 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.11 ระบบ FIS เป็นระบบที่มี RMSE น้อยที่สุด โดยระบบที่นำเสนอมี RMSE สูงกว่าระบบ FIS ปานกลาง ส่วน FNN และ BPNN มี RMSE มากกว่า ระบบ FIS และระบบที่นำเสนอมาก

ตารางที่ 4.11 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 3

ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	316,230	28,470
FNN	454,300	166,540
FIS	287,760	-
BPNN	444,710	156,950

ข้อมูลชุดที่ 4 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.12 ระบบที่นำเสนอมี RMSE ดีกว่าระบบที่นำมาเปรียบเทียบทั้ง 3 ระบบมาก โดยมีค่าน้อยกว่าเกือบครึ่งหนึ่งของระบบทั้งสาม โดยระบบ FNN, FIS และ BPNN มีค่าใกล้เคียงกัน

ตารางที่ 4.12 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 4

ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	42.8897	-
FNN	57.5932	14.7035
FIS	60.5608	17.6711
BPNN	62.8271	19.9374

ข้อมูลชุดที่ 5 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.13 ระบบที่นำเสนอมี RMSE ดีที่สุด โดย RMSE น้อยกว่า FNN และ FIS พอสมควร และน้อยกว่า BPNN มาก

ตารางที่ 4.13 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 5

ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	31,263	-
FNN	32,963	1,700
FIS	33,816	2,553
BPNN	36,293	5,030

ข้อมูลชุดที่ 6 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.14 ระบบที่นำเสนอมี RMSE ดีที่สุด โดย RMSE น้อยกว่า FNN และ FIS พอสมควร และน้อยกว่า BPNN มาก

ตารางที่ 4.14 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 6

ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	3,502	-
FNN	3,743	241
FIS	3,873	371
BPNN	5,119	1,617

ข้อมูลชุดที่ 7 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.15 ระบบ FIS มี RMSE ดีที่สุด ส่วนระบบที่นำเสนอมี RMSE ดีเป็นอันดับสอง ระบบ FNN มี RMSE เป็นอันดับที่ 3 ส่วน BPNN มี RMSE แย่ที่สุด

ตารางที่ 4.15 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 7

ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	135.9384	52.4004
FNN	144.3800	60.842
FIS	83.5380	-
BPNN	159.2380	75.7

ข้อมูลชุดที่ 8 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.16 ระบบที่นำเสนอมี RMSE ดีที่สุด โดย RMSE น้อยกว่า FNN พอสมควร และ น้อยกว่า FIS และ BPNN มาก

ตารางที่ 4.16 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 8

ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	28.5108	-
FNN	30.5930	2.0822
FIS	38.8321	10.3213
BPNN	37.8530	9.3422

ข้อมูลชุดที่ 9 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.17 ระบบที่นำเสนอมี RMSE ดีที่สุด โดยมี RMSE น้อยกว่าทั้งสามระบบมาก

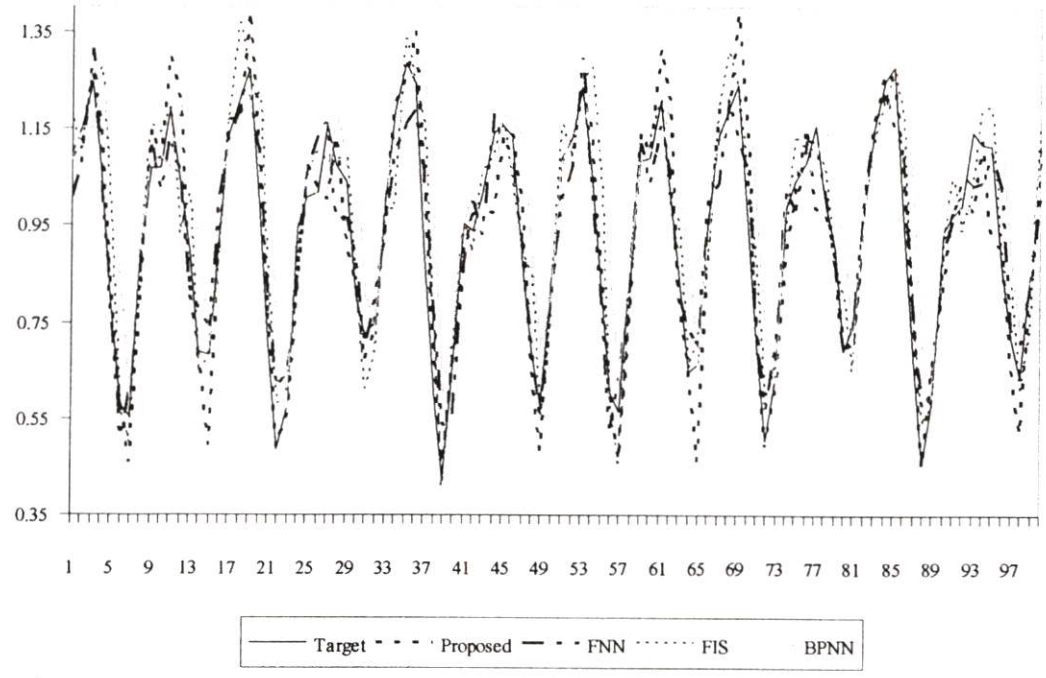
ตารางที่ 4.17 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 9

ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	0.4289	-
FNN	0.5608	0.1319
FIS	0.6307	0.2018
BPNN	0.5781	0.1492

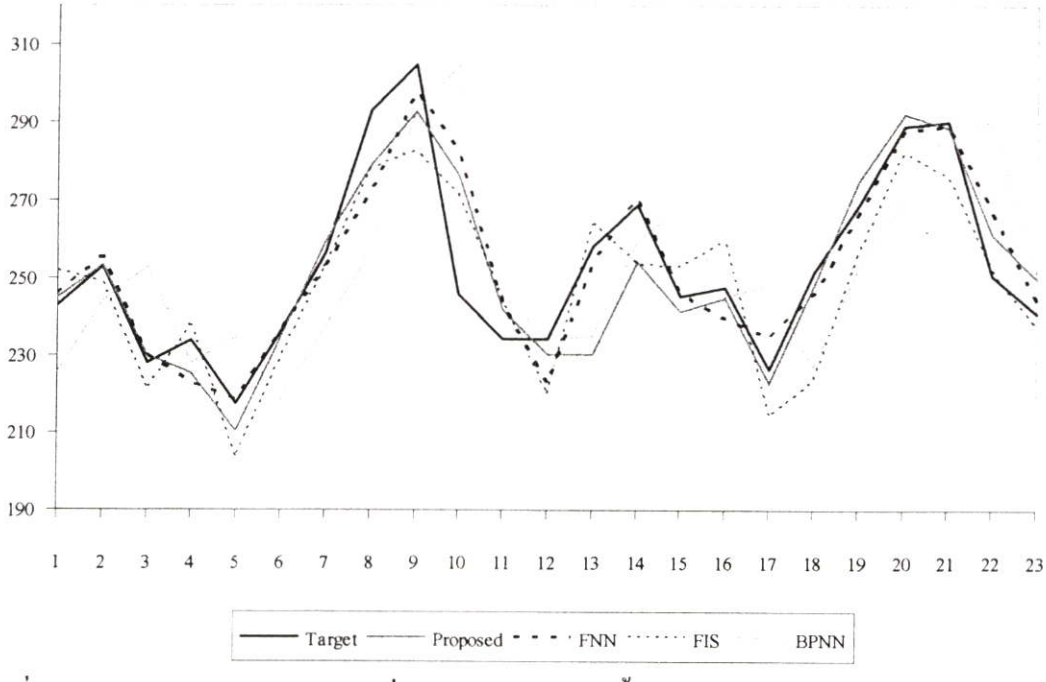
ข้อมูลชุดที่ 10 จากผลเปรียบเทียบในตารางที่ 4.18 FNN มี RMSE ดีที่สุด โดยดีกว่าระบบอื่นทั้งสามพอสมควร

ตารางที่ 4.18 ผลการเปรียบเทียบระบบที่ชนะทั้ง 4 แบบ ของข้อมูลชุดที่ 10

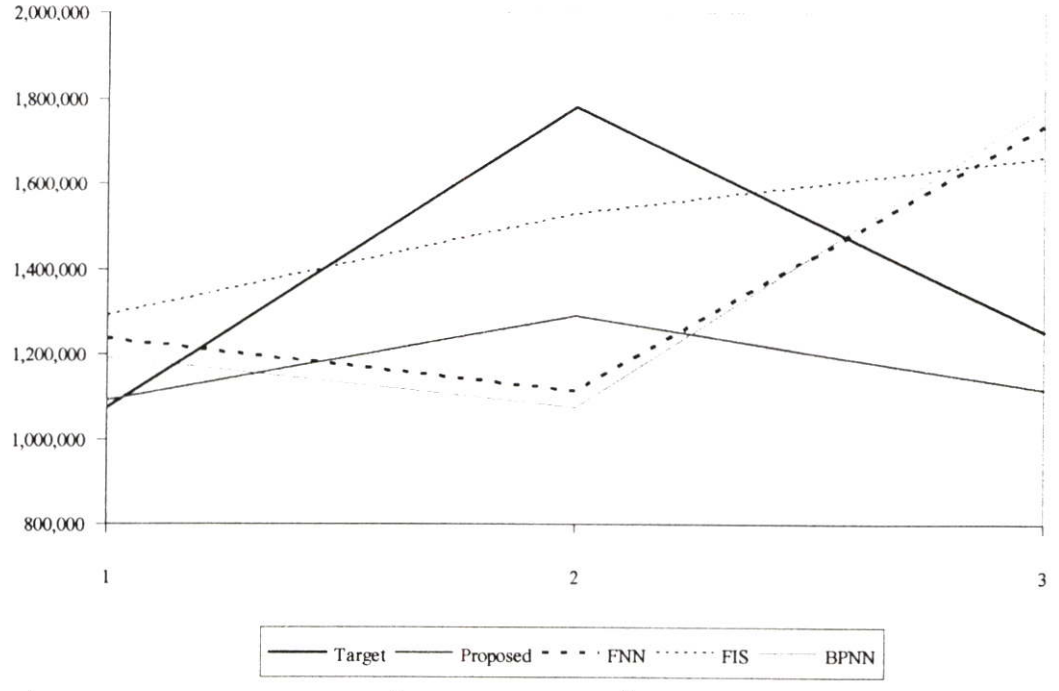
ระบบ	RMSE	ผลต่างของ RMSE เทียบกับตัวที่ชนะ
Proposed	39,630	3,067
FNN	36,563	-
FIS	46,010	9,447
BPNN	42,935	6,372



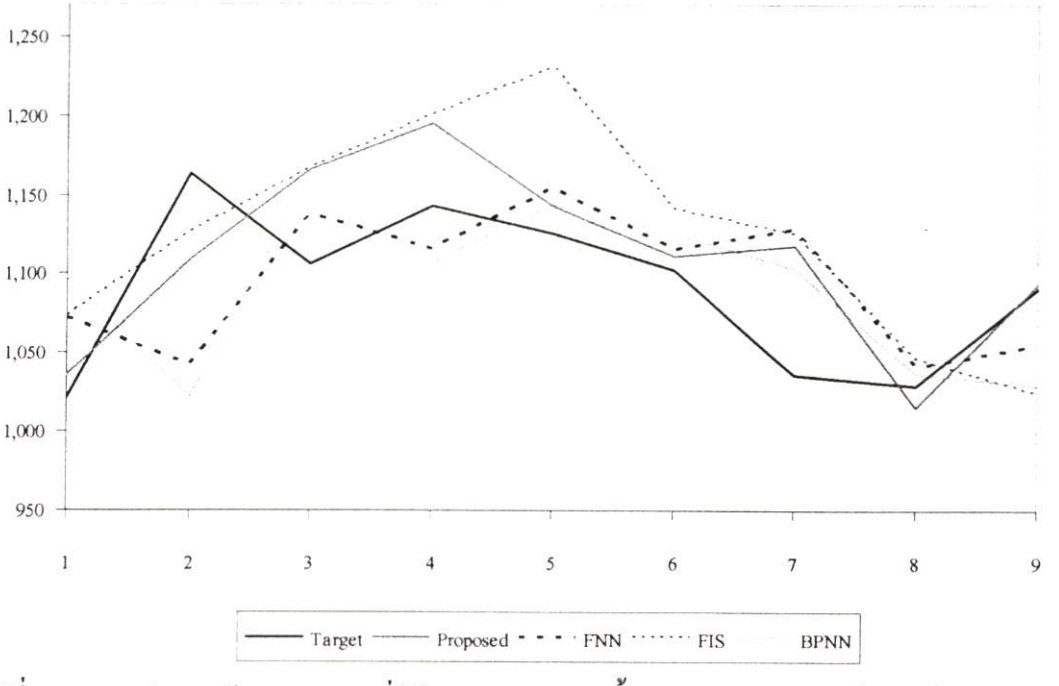
รูปที่ 4.21 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 1



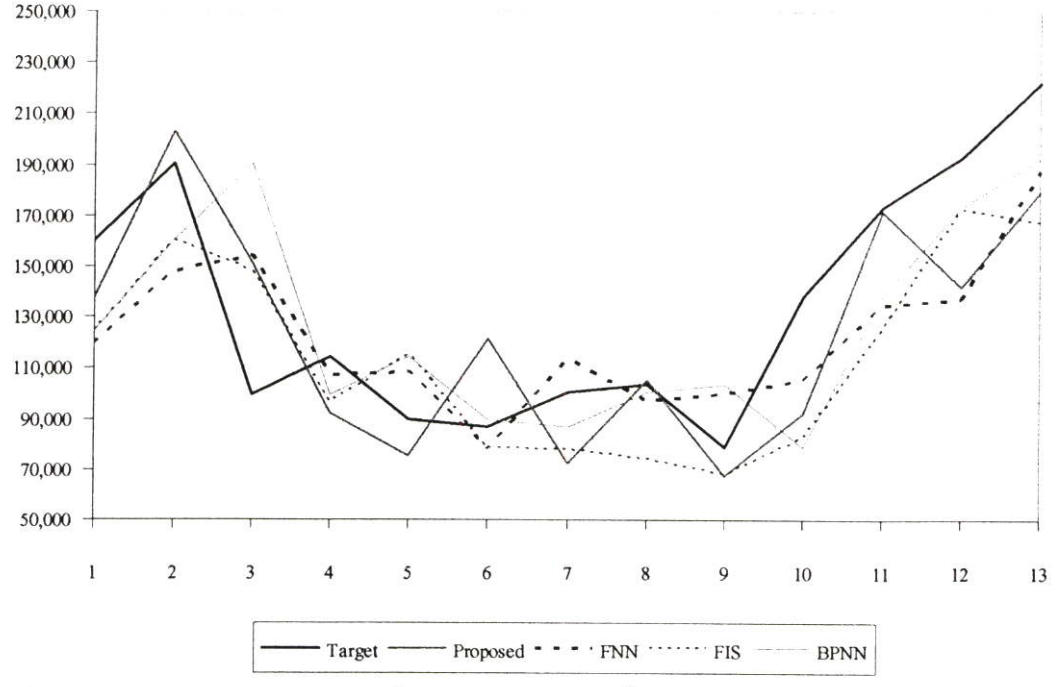
รูปที่ 4.22 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 2



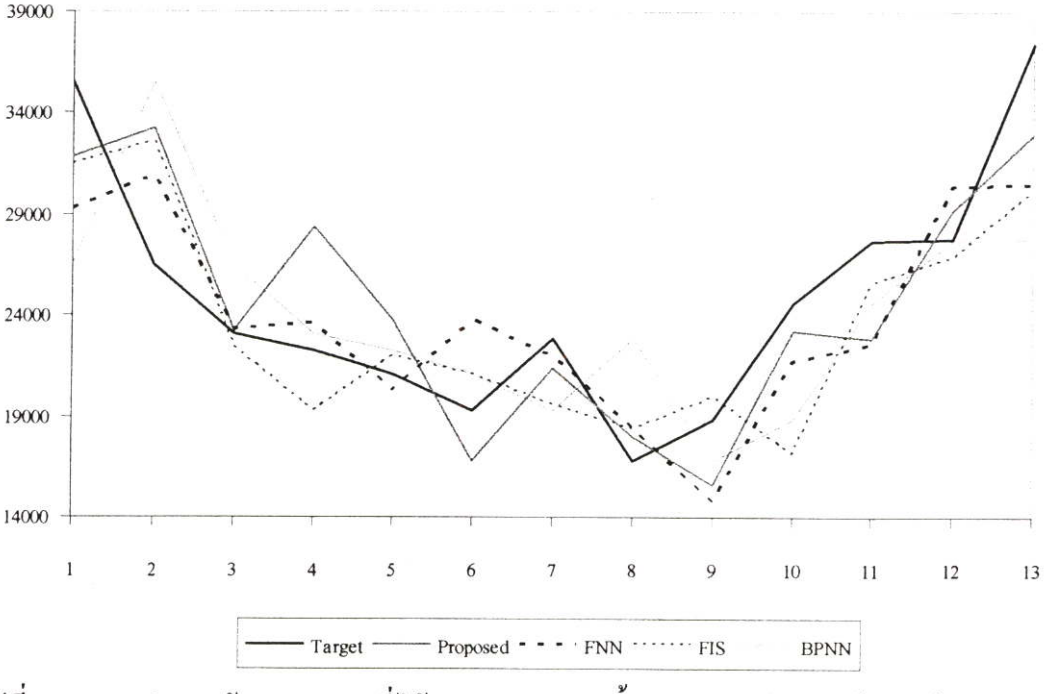
รูปที่ 4.23 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 3



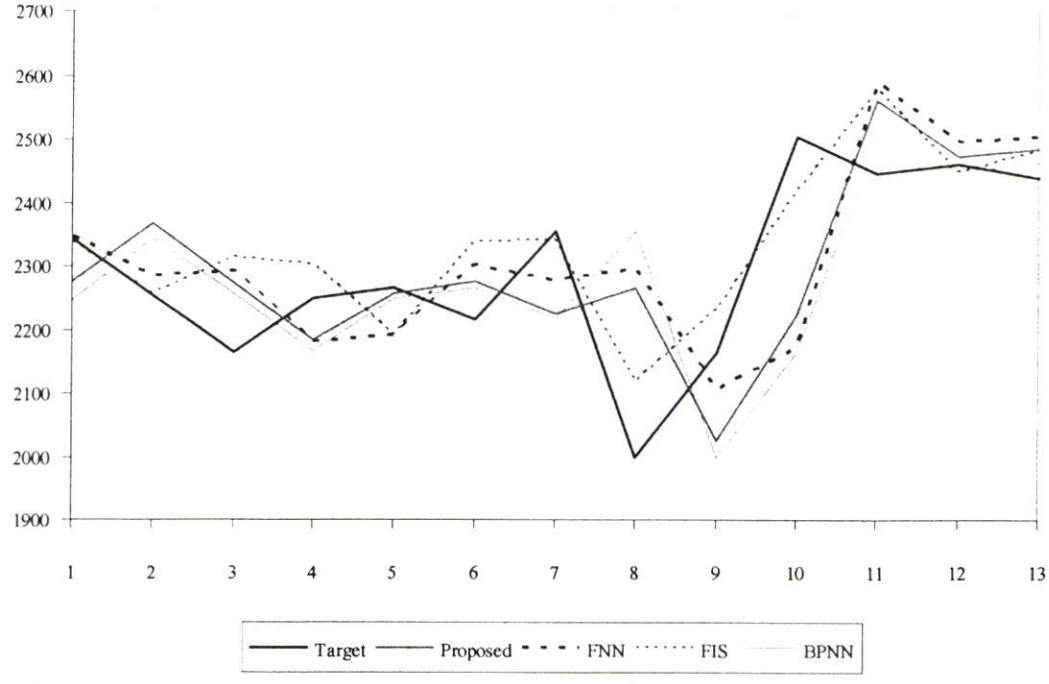
รูปที่ 4.24 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 4



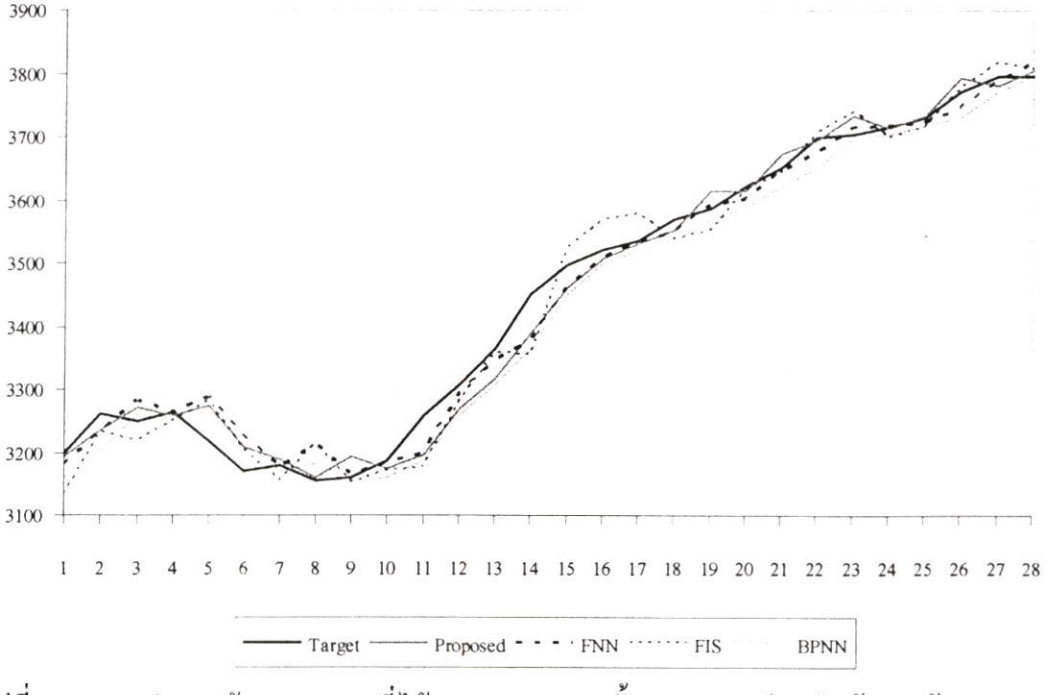
รูปที่ 4.25 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 5



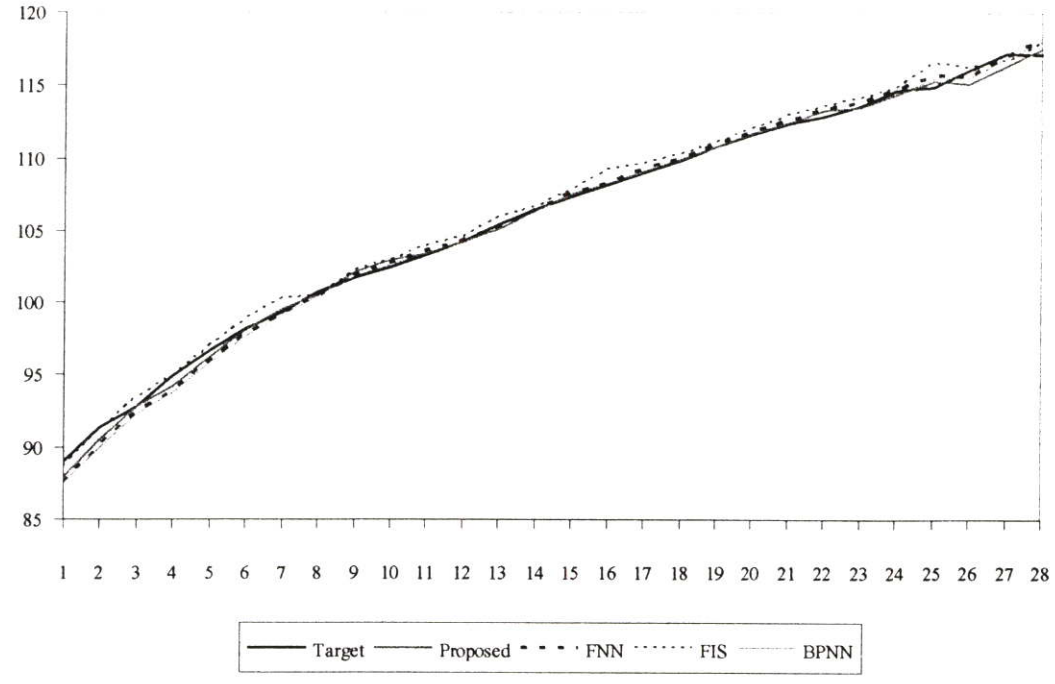
รูปที่ 4.26 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 6



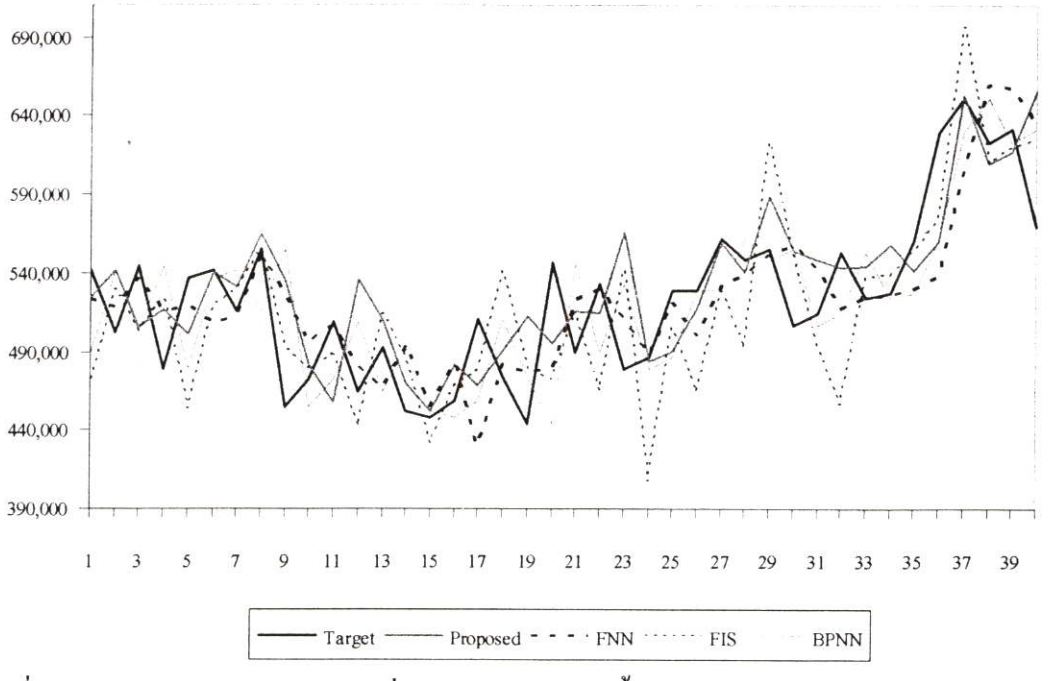
รูปที่ 4.27 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 7



รูปที่ 4.28 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 8



รูปที่ 4.29 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 9



รูปที่ 4.30 ผลทำนายข้อมูลอนุกรมที่ได้จากการทดสอบทั้ง 4 ระบบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายของข้อมูลชุดที่ 10

จากผลสรุปทั้งหมด ระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับทั้ง 3 ระบบทั้งหมด 5 ชุด ได้แก่ ข้อมูลที่ 4 – 6 และ 8 - 9 ส่วนระบบ FNN มี RMSE ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับระบบอื่นทุกระบบทั้งหมด 3 ชุดได้แก่ ชุดที่ 1, 2 และ 10 ระบบ FIS มี RMSE ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับระบบอื่นทุกระบบรวม 2 ชุดได้แก่ชุดที่ 3 และ 7 จะเห็นว่าระบบที่นำเสนอมีผลดีกว่าระบบอื่นทั้งหมด

นอกจากนี้ยังได้นำผลของระบบที่นำเสนอมาเปรียบกับระบบอื่นทีละระบบดังนี้ เมื่อเทียบกับระบบ FNN ระบบที่นำเสนอมีค่า RMSE ต่ำกว่าระบบ FNN รวม 7 ชุดข้อมูล ได้แก่ข้อมูลที่ 3 ถึง 9 ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีจำนวนข้อมูลน้อยทั้งหมด โดยจำนวนชุดที่ระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำกว่ามากมี 3 ชุด ได้แก่ชุดที่ 3 , 4 และ 9 และมี RMSE ต่ำกว่าปานกลาง 4 ชุด ได้แก่ ชุดที่ 5 ถึง 8 ในขณะที่ระบบที่นำเสนอมี RMSE สูงกว่า FNN เพียง 3 ชุด ได้แก่ชุดที่ 1,2 และ 10 ซึ่งเป็นชุดที่มีข้อมูลจำนวนมาก โดยมีชุดที่ระบบที่นำเสนอมี RMSE สูงกว่าปานกลางมี 1 ชุด ได้แก่ ชุดที่ 10 และมี RMSE สูงกว่าเล็กน้อย 2 ชุด ได้แก่ ชุดที่ 1 และ 2 จะเห็นได้ว่าระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำกว่า RMSE ของ FNN มากจำนวนหลายชุด ในขณะที่ RMSE ของระบบที่นำเสนอสูงกว่าของ FNN ปานกลางถึงเล็กน้อยจำนวนน้อยชุด ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าระบบที่นำเสนอให้ผลทำนายที่ดีกว่า FNN อย่างชัดเจนในชุดข้อมูลที่มีจำนวนข้อมูลน้อย

เมื่อเทียบกับ FIS ระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำกว่า FIS รวม 8 ชุด ได้แก่ ชุดที่ 1,2,4 - 6 และ 8 - 10 โดยระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำกว่าอย่างชัดเจนทั้ง 8 ชุดข้อมูล ในขณะที่ระบบที่นำเสนอมี RMSE สูงกว่าระบบ FIS 2 ชุด โดยระบบที่นำเสนอมี RMSE สูงกว่าชัดเจน 1 ชุด คือ ชุดที่ 7 และสูงกว่าปานกลาง 1 ชุดคือชุดที่ 3 จะเห็นได้ว่าระบบที่นำเสนอมีจำนวนชุดที่มี RMSE ต่ำกว่า RMSE ของ FIS อย่างชัดเจนมากกว่า FIS เช่นเดียวกัน สรุปได้ว่า ระบบที่นำเสนอให้ผลทำนายดีกว่า FIS อย่างชัดเจน

เมื่อเทียบกับ BPNN ระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำกว่าทุกชุดข้อมูล โดยต่ำกว่าอย่างชัดเจนเกือบทุกชุดข้อมูล สรุปได้ว่าระบบที่นำเสนอให้ผลทำนายดีกว่า BPNN ชัดเจนมาก

บทที่ 5
สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอ การพัฒนาระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์สำหรับทำนายข้อมูลอนุกรมเวลา โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการค้นหาส่วนฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกของระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ เพื่อให้ได้ระบบที่มีความแม่นยำมากที่สุด โดยระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ที่พัฒนาเป็นระบบแบบพื้นฐาน มีส่วนประกอบคือ ฐานกฎ ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาซ์เซียน ตัวฟัซซีฟิเคชัน กลไกอนุมานฟัซซีแบบแมกซ์-มิน และตัวดีฟัซซีฟิเคชันแบบจุดศูนย์กลางพื้นที่ การฝึกฝนระบบ แบ่งเป็น 2 ช่วง คือช่วงแรก จะค้นหาฐานกฎ ด้วยเทคนิคเจเนติกอัลกอริทึม ช่วงที่สองจะนำระบบที่ได้ฐานกฎแล้วมาฝึกฝนต่อเพื่อค้นหาฟังก์ชันสมาชิก ด้วยเทคนิตเจเนติกอัลกอริทึมเช่นกัน การวัดประสิทธิภาพของผลทำนายจะวัดด้วยค่า RMSE ของผลทำนาย

การทดลองจะทดลองกับข้อมูลอนุกรมเวลา 10 ชุดเป็นข้อมูลสร้างจากสมการแมกเคย์-กลาส 1 ชุด ซึ่งเป็นข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น และเป็นข้อมูลที่ได้จากการเก็บข้อมูลจริง 9 ชุด ผลการทดลองจะนำไปเปรียบเทียบกับระบบทำนายข้อมูลด้วยเทคนิคอื่น 3 แบบ คือ ระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์คที่นำเสนอโดยสิรินดา พละหาญ แบบที่สอง คือ ระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ซึ่งใช้เจเนติกอัลกอริทึมในการค้นหาฐานกฎและใช้การสร้างฟังก์ชันสมาชิกแบบ Fuzzy C Mean และแบบสุดท้ายคือโครงข่ายประสาทเทียมแบคพรอพาเกชัน เมื่อเปรียบเทียบผลแล้วปรากฏว่าระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับระบบอื่นทั้ง 3 ระบบรวม 5 ชุดข้อมูล ขณะที่ระบบ FNN และ FIS มี RMSE ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับระบบอื่นทุกระบบเพียง 3 และ 2 ชุดตามลำดับ แสดงให้เห็นว่าระบบที่นำเสนอให้ผลที่ดีกว่าระบบอื่น เมื่อเปรียบเทียบระบบที่นำเสนอกับระบบอื่นทีละระบบได้ผลว่า ระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำกว่าระบบฟัซซีนิวรอลเน็ตเวิร์ค 7 ชุดข้อมูล เมื่อเทียบกับระบบฟัซซีอินเฟอร์เรนซ์ ระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำกว่า 8 ชุดข้อมูล และ เมื่อเทียบกับระบบโครงข่ายประสาทเทียม ระบบที่นำเสนอมี RMSE ต่ำกว่าทุกชุดข้อมูล โดยส่วนใหญ่ระบบที่นำเสนอจะมี RMSE ต่ำกว่าระบบอื่นอย่างชัดเจน

จากผลการทดลองเห็นได้ว่า ระบบที่นำเสนอมีผลทำนายที่แม่นยำกว่าระบบที่ใช้เทคนิคอื่นที่นิยมนำมาพัฒนาระบบทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาเช่นกัน ดังนั้นเทคนิคที่ใช้ในระบบที่นำเสนอ จึงเป็นอีกเทคนิคที่น่าสนใจที่จะนำไปสร้างเป็นระบบทำนายข้อมูลสำหรับงานในรูปแบบต่าง ๆ ได้ดี และสามารถเป็นแนวทางสำหรับการพัฒนาประสิทธิภาพของระบบทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาแบบไม่เป็นเชิงเส้นได้ดีเช่นกัน

5.2 ข้อเสนอแนะ

ระบบที่นำเสนอนี้มีข้อดีในจุดที่ผู้ที่ไม่มีความเชี่ยวชาญหรือ ไม่มีความรู้เพียงพอในการกำหนด หรือปรับแต่งระบบทำนายข้อมูลก็สามารถนำระบบไปประยุกต์ใช้ได้ เนื่องจากเพียงใส่ข้อมูลสำหรับฝึกฝนที่เพียงพอให้กับระบบ ระบบก็สามารถค้นหาฐานกฎและฟังก์ชันสมาชิกที่เหมาะสมของระบบเอง และพร้อมนำไปทำนายข้อมูลได้ และผลการทำนายที่ได้ก็มีผลดี ส่วนข้อควรระวังอย่างหนึ่งในการนำระบบที่นำเสนอไปใช้งาน คือ การที่ต้องอาศัยเวลาในการฝึกฝนระบบค่อนข้างมาก ทำให้งานที่จะนำระบบไปประยุกต์ใช้ควรเป็นงานที่ไม่มีข้อจำกัดในเรื่องเวลามาก และไม่ควรมีอินพุทของระบบหรือข้อมูลสำหรับฝึกฝนมากจนเกินไป เนื่องจากจะทำให้เวลาที่ใช้ในการฝึกฝนระบบเพิ่มขึ้นอย่างมากจนไม่สามารถนำไปใช้ทำนายข้อมูลได้ทันเวลา

เอกสารอ้างอิง

[1] เอกชัย ชัยประเสริฐสิทธิ. **การวิเคราะห์อนุกรมเวลา.** พิมพ์ครั้งที่ 4. กรุงเทพมหานคร : มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์. 2527.

[2] จินดารัตน์ จันทอุปฬี. 2547. **"การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซีอาทแมพและแบคพรอพพาเกชัน."** วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

[3] ทรงศิริ แต้สมบัติ. **เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ.** กรุงเทพมหานคร : หจก. สำนักพิมพ์ฟิสิกส์เซ็นเตอร์. 2539.

[4] L.A. Zadeh. "Fuzzy Sets." **Information and Control,** vol.8, 1965. Pp.338-353.

[5] J-S. R. Jang, C-T. Sun, E. Mizutani. **Neuro-Fuzzy and Soft Computing A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence.** Upper Saddle River, NJ : Prentice-Hall International. 1997.

[6] R. R. Yager, D. P. Filev. **Essentials of fuzzy modeling and control.** New York : John Wiley. 1994.

[7] J. Holland. **Genetic Algorithms.** n.p. : Scientific American. 1992

[8] A. Muhammad, G.A King. "Foreign exchange market forecasting using evolutionary fuzzy networks." **Proceedings of the IEEE/IAFE 1997 Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFEr) 1997,** March, 1997. Pp. 213 – 219.

[9] A. Tsakonas and G. Dounias "Decision making on noisy time-series data under a neuro-genetic fuzzy rule-based system approach." **Proc. of 7th UK Workshop on Fuzzy Systems,** 2000. Pp. 80-89.

[10] N. Gradojevic , J. Yang, T. Gravelle. "Neuro-Fuzzy Decision-Making in Foreign Exchange Trading and Other Applications." **36th Annual Conference of CEA 2002**, June, 2002. Pp. 1-30.

[11] R. Hyndman, and M. Akram. "Time Series Data Library." [Online]. Available : http://www-personal.buseco.monash.edu.au/~hyndman/TSDL. 2004.

[12] International Instutute of Forecasters. "Time Series Data." [Online]. Available : http://www.ms.ic.ac.uk/iif/data/index.htm. 2004.

[13] M.C. Mackey, L. Glass. "Oscillation and chaos in physiological control system." Science, vol. 197, July 1977, Pp. 287-289.

[14] สิรินดา พละหาญ. 2547. **"ระบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้ฟัซซี่-นิวรอล เน็ตเวิร์ก ร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึม."** วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

[15] D. Nauck, R. Kruse. "NEFCLASS -- a neuro--fuzzy approach for the classification of data." **Proc. of the 1995 ACM Symposium on Applied Computing**, Nashville, Feb. 26-28, 1995, Pp. 461-465.

ภาคผนวก

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

1. A. Thammano, **L. Attavirojanakul. "Time Series Forecasting Using the Evolutionary Fuzzy System."** The IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications (AIA 2005), Pp. 60-65. Innsbruck, Austria. February 14-16, 2005.

The IASTED International Conference on

Artificial Intelligence and Applications ~AIA 2005~

as part of the 23rd IASTED International Multi-Conference on APPLIED INFORMATICS

CONFERENCE PROGRAM

Innsbruck, Austria
February 14 - 16, 2005

SPONSORS
The International Association of Science and Technology for Development (IASTED)
- Technical Committee on Artificial Intelligence and Expert Systems

World Modelling and Simulation Forum (WMSF)

LOCATION
Congress Innsbruck GmbH
Postfach 533, Rennweg 3, A-6021
Innsbruck, Austria
Telephone: +43-512/59 36-0 Fax: +43-512/59 36-7
E-mail:Congress.Innsbruck@congress-innsbruck.at

TABLE OF CONTENTS
AIA 2005

Innsbruck, Austria
February 14, 2005 to February 16, 2005

Planning and Scheduling

453-324
Effective SAT Planning by Lemma-Reusing
H. Nabeshima, H. Nozawa, and K. Iwanuma (Japan)

453-115
Ant System for Solving Reactive Scheduling Problems in Value Added Chains
M. Heeren (Germany)

453-175
Intelligent Workforce Allocation within an Agent-based Paradigm: Central and Distributed Decision Powers
B. Virginas, M. Ursu, G. Owusu, and C. Voudouris (UK)

453-195
DHG: A System for Generating Macro-Operators from Static Domain Analysis
G. Armano, G. Cherchi, and E. Vargiu (Italy)

453-198
A Case Study in Large-Scale Interactive Optimization
M. Chimani (Austria) and N. Lesh, M. Mitzenmacher, C. Sidner (USA), and H. Tanaka (Japan)

453-306
Evaluation of a Neural Network Approach on FMS Cyclic Task Scheduling Problem
K.S. Low and M.-T. Kechadi (Ireland)

453-309
Representing Temporal Constraints in PPDL
A. Milani, S. Suriani, and V. Poggioni (Italy)

453-210
Two Level Adaptive Evolutionary Computation
T. Dyduch and E. Dudek-Dyduch (Poland)

453-812
Solving University Timetabling Problems by Distributed Micro-Genetic Algorithm with Local Search

Data and Web Mining

453-038
A Fast Wrapper Method for Feature Subset Selection
G. Richards, K. Brazier, and W. Wang (UK)

453-053
Time Series Forecasting using the Evolutionary Fuzzy System
A. Thammano and L. Attavirojanakul (Thailand)

453-082
Mining Knowledge from Textual Databases: An Approach using Ontology-based Context Vectors
A. Gonçalves (Brazil, UK), V. Uren (UK), V. Kern, and R. Pacheco (Brazil)

453-105
Automated Discovery of Hierarchical Ripple-Down Rules (HRDRs)
F.M. Ba-Alwi and K.K. Bharadwaj (India)

453-119
A Method of Detecting Early Warning in Project Management using Classification Approach
W.S. Yeung, A.T. Khader (Malaysia), and J. Korczak (France)

453-144
Non-Relevance Feedback for Document Retrieval
H. Murata, T. Onoda, and S. Yamada (Japan)

453-164
Data Mining Methods in Hot Steel Rolling for Scale Defect Prediction
J.J. Haapamäki, S.M. Tamminen, and J.J. Röning (Finland)

453-283
Density Biased Reservoir Sampling for Clustering
K. Kerdprasop, N. Kerdprasop (Thailand), and J. Sun (USA)

453-294
An Efficient Method for Post Analysis of Patterns
R. Kuusik, I. Liiv, and G. Lind (Estonia)

453-155
A Hyperbolic Topographic Mapping for Proximity Data
A. Saalbach, T. Twellmann, T.W. Nattkemper, A. Wismüller, J. Ontrup, and H. Ritter (Germany)

453-310
Revealing Topic-based Relationship Among Documents using Association Rule Mining
K. Sriphaew and T. Theeramunkong (Thailand)

453-117
Multi Agent Visual Area Coverage Strategies using an Adaptive Queen Genetic Algorithm
H. Stern, Y. Chassidim, M. Zofi, and M. Kaspi (Israel)

TIME SERIES FORECASTING USING THE EVOLUTIONARY FUZZY SYSTEM

Arit Thammano and Ladawan Attavirojanakul
Faculty of Information Technology
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang
Ladkrabang, Bangkok 10520 Thailand
Tel.: (662)737-2551-4, Fax.: (662)326-4332
Email: arit@it.kmitl.ac.th, ladawan_attaviroj@hotmail.com

ABSTRACT

This paper proposes a new hybrid fuzzy system, which is the combination of the fuzzy system and the evolutionary algorithm, capable of modeling a complex time series data and forecasting its future values. The evolutionary algorithm is employed in two phases during the training process of the proposed system. In phase 1, the evolutionary algorithm is used to evolve the fuzzy rule-base so that a created rule-base is optimal. In phase 2, it is used to fine tune the fuzzy membership functions of the system. The performance of this proposed system is compared with that of the backpropagation neural network and that of the standard fuzzy system. The results obtained are very promising.

KEY WORDS

Time Series, Forecasting, Fuzzy System, Evolutionary Algorithm, Hybrid System

Introduction

Planning is an integral part of any work processes. However, it is difficult to plan effectively if uncertainties cloud the planning horizon. Forecasts can help organizations by reducing some of the uncertainties, thereby enabling them to develop a more practical plan. Currently, there are a large number of forecasting techniques available, which range from the very naïve that require little effort to very sophisticated ones that are very costly in terms of time and effort. Some forecasting techniques are qualitative, while others are quantitative. Some forecast the future values by examining only the past values of the data series; others involve the use of complex models based on a great deal of additional data and relationships. This paper concentrates only on the model to forecast the time series data.

The accuracy of forecasts is influenced by the models used for forecasting, quantity and quality of data, and the ability to pick the right models for a given data. Even though the traditional mathematical approaches have solid theoretical foundations and proof of competence, in order to get a very accurate forecast from the mathematical approaches users must have the ability to choose the appropriate model for each individual data. Moreover, real world data are often noisy and possibly contaminated by inaccuracies and missing observations. The selection of an optimal traditional mathematical approach alone may not remedy the inaccuracy of the forecasts generated from bad or noisy data [1]. Artificial neural networks, which have an ability to tolerate bizarre noise patterns far better than most other approaches [2], have dramatically gained a lot of attention from researchers in the past decade. In addition, the artificial neural networks have proven in practice to be quite efficient and have been widely used in time series forecasting, such as in [3, 4]. Another technique that is also popular in dealing with the noisy data is the fuzzy system. Various fuzzy-based systems have been introduced and have demonstrated their successes in predicting the time series [5, 6, 7, 8]. Unfortunately, most fuzzy predictors still require the expert inputs or instructions in order to define the fuzzy rule-base. Therefore, if the entered information is inappropriate, the performance of the fuzzy system will go downhill. Moreover, the process of tuning of the parameters of the membership functions often requires a relatively long time [9]. The goal of the experiments presented here is to create a new hybrid fuzzy system, which is the combination of the fuzzy system and the evolutionary algorithm, capable of generating its own rule-base and optimizing the parameters of its own membership functions.

This paper is organized as follows. Following this introduction, section 2 presents the architecture of the proposed evolutionary fuzzy system and its learning algorithm. The description of the tested time series data is described in section 3. In section 4, the experimental setup and results are discussed. Finally, section 5 is the conclusion.

2. The Proposed Evolutionary Fuzzy System

The block diagram of the proposed evolutionary fuzzy system is shown in Figure 1. Let x_i (i = 1, 2, , N) be the

input variables. The first block is the fuzzifier, which is responsible for the fuzzification of each input variable. The fuzzifier contains the fuzzy membership functions, which in this research are the Gaussian membership functions. When the input data (x_i) are sent to the fuzzifier, it calculates the membership degrees to which the input data belong to each fuzzy membership function.

$$\mu_j(x_i) = \text{Gaussian}(x_i; C_j, \sigma_{j1}, \sigma_{j2}) = \begin{cases} \exp\left[-\dfrac{(x_i - C_j)^2}{2\sigma_{j1}^2}\right], & x_i < C_j \\ 1, & x_i = C_j \\ \exp\left[-\dfrac{(x_i - C_j)^2}{2\sigma_{j2}^2}\right], & x_i > C_j \end{cases} \quad (1)$$

where j = 1, 2, , M. It denotes the j^{th} membership function of the x_i variable.

M is the number of membership functions assigned to each input variable x_i. In Figure 1, for instance, the universes of the input variables x_i are partitioned into five fuzzy sets (M = 5), which are "Negative Big" (NB), "Negative Medium" (NM), "Zero" (Z), "Positive Medium" (PM), and "Positive Big" (PB). Each fuzzy set is represented by a different Gaussian membership function j.

C_j is the center of the j^{th} membership function.

σ_{j1} and σ_{j2} denote the width on the left side and on the right side of the j^{th} membership function, respectively. The shape of the function can be controlled by adjusting the parameter σ_{j*}. A small σ_{j*} will generate a thin membership function, while a big σ_{j*} will lead to a flat membership function.

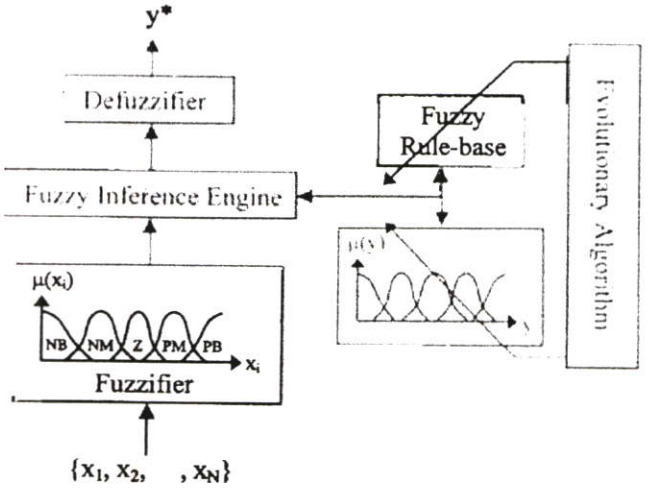


Figure The Block Diagram of the Proposed System

Next, the system combines the matching degree of each condition in the antecedent part of the rules in the rule-base ($\mu_j(x_i)$) to find the degree to which the input data match the antecedent part of the rules. In this research, the conditions in the antecedent part of the fuzzy rule are connected by AND; therefore, min, which is the most commonly used fuzzy conjunction operator, is employed here to combine the matching degree of each condition as follows:

$$\text{Matching Degree} = \min\{\mu_j(x_1), \mu_j(x_2), \quad , \mu_j(x_N)\} \quad (2)$$

Then the fuzzy inference step is invoked for each of the relevant rules to generate an inferred conclusion, which is the degree to which the rule is matched by the input data. There are two methods to produce the inferred conclusion of the rules: the clipping method and the scaling method [10]. The one used in this research is the clipping method which cuts off the top of the membership function of the consequent whose value is higher than the matching degree as shown in Figure 2.

Next, the inferred conclusions of all fuzzy rules are combined into a final conclusion. The last step is the defuzzification, which converts a fuzzy conclusion into a crisp value. The defuzzification method used in this research is the Center of Area (COA). The COA method can be expressed by the formula:

$$y^* = \frac{\sum_q \mu(y_q) y_q}{\sum_q \mu(y_q)} \quad (3)$$

In order to get an accurate prediction from any fuzzy predictors, those systems must have: 1) an optimal fuzzy rule-base; 2) optimal fuzzy membership functions. Therefore, during the training period of this proposed system, two phases of learning are involved: Phase 1 (generating a fuzzy rule-base) and Phase 2 (fine tuning of the fuzzy membership functions).

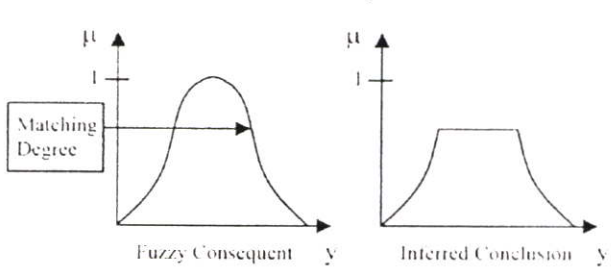


Figure 2 The Clipping Method

2.1 Phase 1: Generating a Fuzzy Rule-base

In this phase, the genetic algorithm is used to evolve the fuzzy rule-base so that a created rule-base is optimal. The detailed procedure of this phase can be explained as follows:

A. Generate an initial population of R chromosomes. Each chromosome r is created from the randomly generated rule-base as shown in Figure 3.

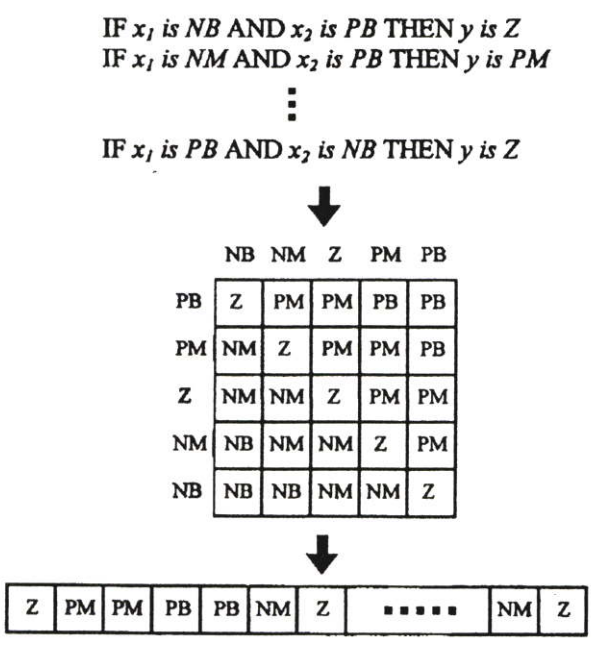


Figure 3 Example of the Encoding Method in Phase

B. Evaluate the fitness of each chromosome r in the population. The fitness function used in this phase is the inverse of the Root Mean Square Error (RMSE) of the system.

$$f(r) = RMSE^{-1} = \left[\sqrt{\frac{1}{P}\sum_{k=1}^{P}(y_k - \hat{y}_k)^2}\right] \qquad (4)$$

where f(r) is the fitness value when the chromosome r is used as the rule-base.

P is the number of patterns in the training data set.

y_k and $\hat{y}_k$ denote the desired and the computed output of the k^{th} training pattern.

C. Create a new population, to be called Population 1, by repeating the following steps R/2 times:
   C.1. Select two parent chromosomes from a current population using the roulette wheel technique.
   C.2. With a crossover probability, cross over the parent chromosomes to form new offspring.
   C.3. Place new offspring in the Population 1.
D. Randomly generate another new population of R chromosome, to be called Population 2.
E. Combine the two new populations with the current population. Then select R chromosomes from the combined list according to their fitness to form the next generation.
F. If a predetermined number of iteration is reached or the end condition is satisfied, stop the loop and return the best chromosome of the current population. The best chromosome is then used as the rule-base of the system. If not, go to step B.

2.2 Phase 2: Fine Tuning of the Fuzzy Membership Functions

After the rule-base is determined, this phase is to fine tune the fuzzy membership functions of the consequent part of the rules so that the prediction error of the system is minimal. A description of the process used to fine tune the fuzzy membership functions is given below.

A. Encode the initial setting of the fuzzy membership functions assigned to the output variable y into the starting chromosome as shown in Figure 4. Then generate an initial population of S chromosomes by repeating the following steps S-1 times:
   A.1. Randomly select a mutation gene from the total number of 3×(M-2)+4 genes in the starting chromosome.
   A.2. Mutate the selected gene by adding or subtracting a small predefined amount to/from the original value of the selected gene.
B. Combine the mutated chromosomes with the starting chromosome to form the initial population.
C. Evaluate the fitness of each chromosome s in the population. The fitness function used in this phase is exactly the same as that of the previous phase, which is the inverse of the Root Mean Square Error (RMSE) of the system.
D. Pick T chromosomes (T > S) from a current population of S chromosomes using the roulette wheel technique. For each chromosome t,
   C.1. Randomly select a mutation gene.
   C.2. Mutate the selected gene by adding or subtracting a small predefined amount to/from the original value of the selected gene.
E. Combine all T mutated chromosomes with the current population. Then rank the chromosomes in the combined list from the highest to the lowest fitness value. Only the top S chromosomes are used to form the next generation.
F. If a predetermined number of iteration is reached or the end condition is satisfied, stop the loop and return the best chromosome in the current population. The genes of the best chromosome are then used as the parameters of the membership functions of the consequent. If not, go to step C.

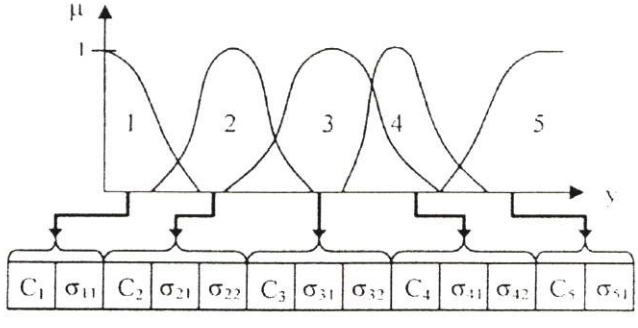


Figure 4 Example of the Encoding Method in Phase 2

3. Time Series Data

To test the performance of the proposed system, the experiments have been conducted on 6 data sets. The first five data sets are parts of the M2-competition time series data sets available from [11]. The last data set is the monthly data of the total generation of electricity by the U.S. electric industry [12]. The description of the data sets is shown in Table 1.

4. Experimental Results

The data sets used in the experiments are non-stationary, where trend is inherited in the series. Masters [2] suggested that all large-scale deterministic components, which are trend and seasonal variation, should be eliminated from the series beforehand. Therefore, the time series data must be transformed to the stationary series before being sent to the forecasting model. The simple process usually used to remove the trend from the time series data is the differencing. Therefore, the original time series is replaced by its first differences. If a time series is represented by $D = \{d_1, d_2, \ldots, d_{n-1}, d_n\}$ where n is the total number of data in the series, the first differencing of the time series is defined by $\delta = (\delta_1, \delta_2, \ldots, \delta_{n-1})$ where $\delta_i = d_{i+1} - d_i$, $1 \le i \le n-1$. Differencing not only eliminates the trend of the series but also helps reduce the range of the time series.

After the differencing, the data sets are divided into two distinct sets, the first 80% is used as the training data and the remaining 20% is used as the testing data. The training set is trained until the best performance on the training data set is obtained. During the training period of the proposed system, the number of membership functions assigned to each variable (M), the population sizes in Phase 1 and 2, the crossover probability, the number of chromosome to be mutated in Phase 2 (T) are varied to find the setting that gives the best result on the training data set.

This proposed system is benchmarked against the backpropagation neural network (BPNN) and the standard fuzzy system. To compare the performance of these three methods, the Root Mean Square Error (RMSE) is used as the measure. Table 2 shows the results of the experiments. The results demonstrate that the proposed evolutionary fuzzy system outperforms BPNN on every data set. However, the proposed system surpasses the standard fuzzy system on 4 data sets (A, B, E, and Elecnew) and performs poorer on 2 data sets (C and D). Figure 5 shows the fuzzy rule-base before and after the training process on the Elecnew data set, while Figure 6 shows the parameters of the fuzzy membership functions before and after the training process on the same data set.

Table Description of the Test Data Sets

Data set	Description	Number of Data	Range of Data set
A	Squibb: Industry Sales Monthly series (Jan., 1982 – Oct., 1987)	70	742 – 1,163
B	Macro Data: Gross National Product Quarterly series (Q1/ 1947 – Q3/ 1987)	163	1,056.5 – 3,796.4
C	Honeywell: Industry Shipments of Furnaces Monthly series (Jan., 1981 – Oct., 1987)	82	910 – 2,505
D	Squibb: Product Sales Monthly series (Feb., 1985 – Oct., 1987)	33	84,225 – 1,780,830
E	Aussedat-rey: US Uncoated-paper Orders Monthly series (Jan., 1969 – Sept., 1987)	225	222,000 – 651,000
Elecnew	The Total Generation of Electricity by the U.S. Electric Industry Monthly series (Jan., 1985 – Oct., 1996)	142	184.88 – 304.71

Table 2 Results of the Experiments

Data Set	RMSE					
	Evolutionary Fuzzy System		BPNN		Fuzzy System	
	Training Data	Testing Data	Training Data	Testing Data	Training Data	Testing Data
A	37.16	55.75	47.37	62.83	40.89	60.56
B	22.09	34.52	27.24	37.85	22.73	38.83
C	68.02	153.67	116.86	159.24	71.28	83.54
D	110,932.17	404,026.13	251,010.00	444,710.00	167,220.00	287,760.00
E	29,520.58	40,001.50	37,050.00	42,935.00	32,006.00	46,010.00
Elecnew	11.35	12.57	18.71	21.99	12.81	12.81

X_1 = NB

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	1	5	3	4	2
NM	5	4	3	3	5
Z	4	2	5	4	3
PM	1	4	3	5	5
PB	4	4	1	3	3

X_1 = NB

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	2	3	5	2	4
NM	5	4	5	5	5
Z	4	3	3	1	2
PM	5	5	5	1	5
PB	3	4	4	3	5

X_1 = NM

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	5	5	4	1	2
NM	1	2	5	3	2
Z	3	3	3	2	2
PM	4	3	1	5	4
PB	5	5	5	2	3

X_1 = NM

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	4	3	5	5	4
NM	2	1	2	5	2
Z	5	4	1	4	4
PM	4	5	5	3	5
PB	5	5	2	3	5

X_1 = Z

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	4	4	5	4	1
NM	2	4	2	2	2
Z	4	4	2	4	4
PM	2	5	3	2	2
PB	3	2	1	5	2

X_1 = Z

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	5	3	2	2	5
NM	4	2	1	4	3
Z	1	5	5	3	1
PM	5	1	3	1	1
PB	2	1	1	1	2

X_1 = PM

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	4	1	4	4	5
NM	5	1	2	4	5
Z	4	1	4	5	2
PM	4	4	2	2	4
PB	1	3	1	5	3

X_1 = PM

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	4	1	4	4	5
NM	5	1	2	5	3
Z	4	5	4	5	2
PM	5	2	4	3	2
PB	2	1	1	2	4

X_1 = PB

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	5	3	2	4	5
NM	4	4	4	1	5
Z	3	1	4	5	2
PM	2	5	5	3	1
PB	5	2	1	3	4

(a)

X_1 = PB

X2 \ X3	NB	NM	Z	PM	PB
NB	3	3	2	2	5
NM	1	1	3	5	3
Z	3	3	2	1	2
PM	3	4	4	3	2
PB	3	1	1	1	3

(b)

Figure 5 The Fuzzy Rule-base Before (a) and After (b) the Training Process on the Elecnew Data Set (1 represents NB, 2 represents NM, 3 represents Z, 4 represents PM, and 5 represents PB)

	C_j	σ_{j1}	σ_{j2}
NB	-20	-	3.33
NM	-10	3.33	3.33
Z	0	3.33	3.33
PM	10	3.33	3.33
PB	20	3.33	-

(a)

	C_j	σ_{j1}	σ_{j2}
NB	-20	-	4.33
NM	-10	3.33	3.33
Z	0	3.33	3.33
PM	5	3.33	3.33
PB	18	6.33	-

(b)

Figure 6 The Fuzzy Membership Functions Before (a) and After (b) the Training Process on the Elecnew Data Set

5. Conclusion

This paper proposes a new hybrid time series forecasting system, which is the combination of the fuzzy system and the evolutionary algorithm. It has been benchmarked against the backpropagation neural network and the standard fuzzy system. The experimental results confirm the efficiency of the proposed method.

References

[1] B. Bouqata, A. Bensaid, R. Palliam, and A. F. Gómez Skarmeta, Time series prediction using crisp and fuzzy neural networks: A comparative study, *Proceedings of the IEEE/ IAFE/ INFORMS 2000 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering*, 2000, 170-173.

[2] T. Masters, *Practical neural network recipes in C++* (Academic Press, 1993).

[3] T. Kolarik and G. Rudorfer, Time series forecasting using neural networks, *APL Quote Quad, 25*(1), 1994, 86-94.

[4] T. Chenoweth, Z. Obradovic, and S. S. Lee, Embedding technical analysis into neural network based trading systems, *Applied Artificial Intelligence, 10*(6), 1996, 523-541.

[5] P. S. Khedkar and S. Keshav, Fuzzy prediction of time series, *Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 1992, 281-288.

[6] A. Thammano, A new forecasting approach with neuro-fuzzy architecture, *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 1999, 386-389.

[7] M. Valença and T. Ludermir, Monthly stream flow forecasting using an neural fuzzy network model, *Proceedings of the 6th Brazilian Symposium on Neural Networks*, 2000, 117-119.

[8] N. K. Kasabov and Q. Song, DENFIS: Dynamic Evolving Neural-Fuzzy Inference System and its application for time-series prediction, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 10*(2), 2002, 144-154.

[9] A. Valishevsky, Adaptive learning algorithm for hybrid fuzzy system, *Proceedings of the International Conference on Traditional and Innovations in Sustainable Development of Society*, 2002, 281-287.

[10] J. Yen and R. Langari, *Fuzzy logic: Intelligence, control, and information* (Prentice Hall, 1999).

[11] M2 Competition, Retrieved May 27, 2003, *From http://www.ms.ic.ac.uk/iif/data/m2comp/index.htm*

[12] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and R. J. Hyndman, *Forecasting: Methods and application* (Wiley, 1998).

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นางสาวลดาวัลย์ อัตตวิโรจนกุล
วัน เดือน ปี เกิด	10 กันยายน 2518
ที่อยู่	สุขุมวิท 22 แขวงคลองตัน เขตคลองเตย กรุงเทพฯ 10110
ประวัติการศึกษา	2541 วิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร
ประสบการทำงาน	
พ.ศ. 2542-2544	ผู้ช่วยฝ่ายพัฒนาหลักสูตร ศูนย์การศึกษาต่อเนื่องแห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย