

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์

DESIGN OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS USING
GENETIC ALGORITHM

กฤษดา ติเขียว
KRISADA TIKEAW

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2551

KMITL-2009-EN-M-070-175

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์

DESIGN OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS USING
GENETIC ALGORITHM



กฤษฎา ธิเขียว

KRISADA TIKEAW

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 87857
วัน,เดือน,ปี..... 19 ส.ค. 2552

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2551

KMITL-2008-EN-M-070-175

**DESIGN OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS USING
GENETIC ALGORITHM**

KRISADA TIKEAW

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN COMPUTER ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2008

KMITL-2008-EN-M-070-175

COPYRIGHT 2008

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์
Thesis Title Design of Artificial Neural Networks Using Genetic Algorithm
นักศึกษา นายกฤษฎา ธิเชียว
รหัสประจำตัว 46063006
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.เอื้อน ปิ่นเงิน
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ผศ.ดร.ศกร คุณวุฒิจูฑิธรณ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม รศ.ดร.บุญวัฒน์ อัครชู
หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2008-EN-M-070-175

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
รศ.ดร.บุญชรี	เกรือตราชู	
ผศ.ดร.สมศักดิ์	วลัยรัชต์	
ผศ.ดร.ศกร	คุณวุฒิจูฑิธรณ	
รศ.ดร.บุญวัฒน์	อัครชู	
รศ.ดร.เอื้อน	ปิ่นเงิน	

วัน/เดือน/ปี ที่สอบ วันพุธที่ 24 กันยายน พ.ศ. 2551 เวลา 09.00-11.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร A ชั้น 3 ห้องประชุม 2

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว

(รองศาสตราจารย์ ดร.กอบชัย เดชหาญ)

คณบดี คณะวิศวกรรมศาสตร์

วันที่ 24 กันยายน พ.ศ. 2551

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์
นักศึกษา	นายกฤษฎา ธิเขียว
รหัสนักศึกษา	46063006
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2551
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร. เอื้อน ปิ่นเงิน
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	รศ.ดร. บุญวัฒน์ อัดชู
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	ผศ.ดร. ศกร คุณวุฒิจิฤทธิธ

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาดโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการหารูปแบบการเชื่อมต่อระหว่างโหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนและค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้และลดความเป็นไปได้ของการเกิดปัญหาค่าความเหมาะสมที่สุดเฉพาะที่ในการเรียนรู้ของโครงข่าย ซึ่งวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอจะทำการเปลี่ยนแปลงทั้งโครงสร้างและค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมไปพร้อมกันโดยใช้วิธีการฝึกสอนโครงข่ายไปบางส่วนร่วมกับวิธีการดำเนินการทางพันธุศาสตร์ รวมถึงมีการกำหนดตัวแปรในฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลายตัวแปรเพื่อใช้ในการวัดประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของโครงข่ายที่คาดว่าเมื่อนำโครงข่ายไปเรียนรู้เพิ่มเติมแล้วสามารถเรียนรู้ได้เร็วและเรียนรู้ได้สำเร็จ เพื่อที่จะตรวจสอบประสิทธิภาพของวิธีที่นำเสนอดังกล่าว จึงทดสอบกับปัญหา Peak Function Approximation และ Mackey-Glass Chaotic Time Series แล้วเปรียบเทียบผลลัพธ์กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาด และโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบโดยวิธีทางพันธุศาสตร์แบบเดิม จากผลการทดลองพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอให้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้องแม่นยำมากกว่าทั้งสองวิธีที่กล่าวมา

Thesis Title	Design of Artificial Neural Networks Using Genetic Algorithm
Student	Mr. Krisada Tikeaw
Student ID.	46063006
Degree	Master of Engineering
Programme	Computer Engineering
Year	2008
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr. Ouen Pinngern
Thesis Co-Advisor	Assoc.Prof.Dr. Boonwat Attachoo
Thesis Co-Advisor	Asst.Prof.Dr. Skorn Koonawootrittriron

ABSTRACT

This research presents back-propagation neural network designed using Genetic Algorithm (GA) to find the connection between nodes, the number of hidden nodes, the relevant initial weight and the bias of neural network in order to increase learning effective and reduce the probability of local minima problem in network learning. This method evolves both structure and weights by applying network partial training and genetic operators. We set many variables of the objective function in order to measure learning efficiency of the network. We expect that the selected neural network will learn faster and success when it is fully trained. To verify the effective of the proposed method, we tested it with peak function approximation and Mackey-Glass Chaotic Time Series. Then we compared the results with the standard back-propagation neural network and with the traditional neuron network which was designed by Genetic Algorithm. The results show that the proposed method gives the better accuracy.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้อย่างดี ด้วยความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร. เอื้อน ปิ่นเงิน อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม รศ.ดร.บุญวัฒน์ อัครชู และ ผศ.ดร.ศกร คุณวุฒิตุทธิธรม ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะ ช่วยแก้ปัญหา ตลอดจนให้ความรู้และกำลังใจที่ดีแก่ข้าพเจ้า ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์ของท่าน และขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.บุญธีร์ เครือตราชู และ ผศ.ดร.สมศักดิ์ วัลย์รัชต์ กรรมการสอบหัวข้อและเค้าโครงวิทยานิพนธ์ ที่ได้กรุณาให้ข้อเสนอแนะ และคำแนะนำ จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณ อ.ดวงเพ็ญ เจตนพิพัฒน์พงษ์ อ.สมหญิง พรหมเจริญ และ อ.ทศพล อ่อนบุญเอื้อ อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเซีย ที่คอยให้กำลังใจและให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ในเรื่องที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณ ดร.โชติรัศ ชวนิชย์ อธิการบดี มหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเซีย และ อ.สุภกัญญา ชวนิชย์ รองอธิการบดีฝ่ายวางแผนและพัฒนา มหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเซีย ที่กรุณาให้ทุนการศึกษาและทุนสนับสนุนในการทำวิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วงด้วยดี

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ จนทำให้ข้าพเจ้าสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมาจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

กฤษฎา ธิเขียว

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VIII
สารบัญรูป.....	X
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....	3
1.6 ขั้นตอนของการศึกษา.....	3
1.7 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์.....	4
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม.....	5
2.1 วิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม.....	5
2.2 ตัวอย่างของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม.....	6
บทที่ 3 ความรู้พื้นฐานในเรื่องที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย.....	15
3.1 โครงข่ายประสาทเทียม.....	15
3.1.1 แบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย.....	16
3.1.2 ฟังก์ชันกระตุ้น.....	17
3.1.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....	18
3.1.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว.....	18
3.1.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	19
3.1.4 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	20
3.1.4.1 การฝึกสอนแบบมีผู้สอน.....	20

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
3.1.4.2 การฝึกสอนแบบไม่มีผู้สอน.....	20
3.1.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	21
3.1.6 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	22
3.2 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับวิธีทางพันธุศาสตร์.....	25
3.2.1 พันธุศาสตร์ทางชีววิทยา.....	26
3.2.2 วิธีการทางพันธุศาสตร์.....	28
3.2.2.1 การเข้ารหัสประชากร.....	29
3.2.2.2 ฟังก์ชันเป้าหมายและฟังก์ชันฟิตเนส.....	29
3.2.2.3 การคัดเลือก.....	30
3.2.2.4 การครอสโอเวอร์.....	33
3.2.2.5 การมิวเตชัน.....	35
3.2.2.6 การแทนที่.....	36
3.3 ระบบแบบผสม.....	36
3.3.1 ระบบแบบผสมที่ใช้ฟิชชีเป็นหลัก.....	36
3.3.1.1 ระบบฟิชชีที่ปรับพารามิเตอร์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	36
3.3.1.2 ระบบฟิชชีที่ปรับโครงสร้างและพารามิเตอร์โดยใช้ วิธีทางพันธุศาสตร์.....	37
3.3.2 ระบบแบบผสมที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นหลัก.....	37
3.3.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ฟิชชีล่อจิกเพื่อเสริมการทำงาน.....	37
3.3.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์หาโครงสร้างและ ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม.....	37
3.3.3 ระบบแบบผสมที่ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์เป็นหลัก.....	37
บทที่ 4 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์.....	38
4.1 การออกแบบขั้นตอนของวิธีทางพันธุศาสตร์.....	38
4.1.1 รูปแบบของโครโมโซม.....	38
4.1.2 ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย.....	42
4.1.3 การคัดเลือกประชากร.....	42

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
4.1.4 การครอสโอเวอร์.....	43
4.1.5 การมีวเดชัน.....	46
4.1.6 เงื่อนไขในการหยุดค้นหาคำตอบ.....	48
4.1.7 การสำเนาประชากร.....	48
4.2 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมบางส่วน.....	49
4.3 กระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่ใช้ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม.....	49
บทที่ 5 ผลการทดลองและการวิเคราะห์.....	52
5.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง.....	52
5.1.1 Peak Function Approximation.....	52
5.1.2 Mackey-Glass Chaotic Time Series.....	53
5.2 การทดลองออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีที่นำเสนอ โดยทดสอบกับข้อมูลของปัญหา Peak Function Approximation.....	53
5.2.1 การการทดลองกำหนดค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมีวเดชันและค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย.....	54
5.2.2 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่ใช้ในการทดลอง	59
5.2.3 การทดลองกำหนดจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมบางส่วน.....	59
5.2.4 รายละเอียดผลการทดลองในด้านต่างๆของวิธีที่นำเสนอ.....	62
5.3 การทดลองกำหนดลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมหลายรูปแบบเพื่อฝึกสอนและทดสอบกับข้อมูลปัญหา Peak Function Approximation.....	69
5.4 การเปรียบเทียบผลการทดลอง.....	71
5.5 การทดลองปรับลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอเพื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	72
5.6 การทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการแล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายเพิ่มเติม..	74
5.7 การทดลองออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีที่นำเสนอ โดยทดสอบกับข้อมูลของปัญหา Mackey-Glass Chaotic Time Series.....	76

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
5.7.1 การการทดลองกำหนดค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชันและค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัว แปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย.....	76
5.7.2 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่ใช้ในการทดลอง	81
5.7.3 การทดลองกำหนดจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม บางส่วน.....	81
5.8 การทดลองกำหนดลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมหลายรูปแบบเพื่อ ฝึกสอนและทดสอบกับข้อมูลปัญหา Mackey-Glass Chaotic Time Series.....	91
5.9 การเปรียบเทียบผลการทดลอง.....	93
5.10 การทดลองปรับลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอ เพื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	97
5.11 การทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการแล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายเพิ่มเติม.....	99
บทที่ 6 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ.....	101
6.1 สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย.....	101
6.2 แนวทางในการพัฒนาต่อ.....	102
เอกสารอ้างอิง.....	103
ภาคผนวก.....	105
ภาคผนวก ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่.....	106
ประวัติผู้เขียน.....	131

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 โครงสร้างของโครโมโซมแสดงค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในรูปแบบของเมตริกส์.....	12
2.2 โครงสร้างของโครโมโซมแสดงจำนวนชั้นซ้อนที่อยู่ในรูปแบบของเมตริกส์.....	13
3.1 ความน่าจะเป็นของการคัดเลือกและค่าของฟิตเนส.....	32
5.1 ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย.....	55
5.2 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง.....	59
5.3 ค่า MSE ของการฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ต่างๆ.....	60
5.4 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1.....	68
5.5 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2.....	68
5.6 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3.....	68
5.7 ผลของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างหลายรูปแบบ.....	70
5.8 ผลการเปรียบเทียบโครงสร้างและประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม.....	71
5.9 ผลการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์การปรับปรุงประสิทธิภาพจากการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมของวิธีที่นำเสนอเทียบกับวิธีต่างๆ.....	72
5.10 ผลของการลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอ.....	73
5.11 ผลการเปรียบเทียบระหว่างวิธีที่นำเสนอกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	73
5.12 ผลของการทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการในกระบวนการของพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ.....	74
5.13 ผลการเปรียบเทียบของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบต่างๆ.....	75
5.14 ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย.....	77

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.15 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง.....	81
5.16 ค่า SSE ของการฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ต่างๆ.....	82
5.17 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายใน โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบ วิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1.....	90
5.18 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายใน โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบ วิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2.....	90
5.19 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายใน โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบ วิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3.....	91
5.20 ผลของการฝึกสอนและทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างหลายรูปแบบ.....	92
5.21 ผลการเปรียบเทียบ โครงสร้างและประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม.....	94
5.22 ผลการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์การปรับปรุงประสิทธิภาพจากการฝึกสอน โครงข่ายประสาท เทียมของวิธีที่นำเสนอเทียบกับวิธีต่างๆ.....	95
5.23 ผลการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์การปรับปรุงประสิทธิภาพจากการทดสอบ โครงข่ายประสาท เทียมของวิธีที่นำเสนอเทียบกับวิธีต่างๆ.....	96
5.24 ผลของการลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอ	98
5.25 ผลการเปรียบเทียบระหว่างวิธีที่นำเสนอกับ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	98
5.26 ผลของการทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการ ในกระบวนการของพันธุศาสตร์ ที่นำเสนอ.....	99
5.27 ผลการเปรียบเทียบของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบต่างๆ.....	100

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Structural Modular.....	6
2.2 รูปแบบโครง โม โซมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Structural Modular.....	7
2.3 โครงสร้างของโครง โม โซมแบบลำดับชั้น.....	8
2.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่สอดคล้องกับโครง โม โซมแบบลำดับชั้น.....	9
2.5 โครงข่ายประสาทเทียมที่สอดคล้องกับการเข้ารหัสโครง โม โซม.....	10
2.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....	11
3.1 โครงข่ายประสาทชีวภาพ.....	16
3.2 แบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย.....	16
3.3 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบฮาร์ดลิมิต.....	17
3.4 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์.....	18
3.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว.....	19
3.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	19
3.7 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	21
3.8 การครอสโอเวอร์ของโครง โม โซม.....	27
3.9 การมีเวกชันของโครง โม โซม.....	27
3.10 โครงสร้างกระบวนการทางพันธุศาสตร์.....	28
3.11 การคัดเลือกแบบวงล้อรูเล็ต.....	31
3.12 วิธีการคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่ม.....	32
3.13 การครอสโอเวอร์แบบจุดเดียว.....	33
3.14 การครอสโอเวอร์แบบหลายจุด.....	34
4.1 ตัวอย่างโครง โม โซม.....	39
4.2 ตัวอย่างการเข้ารหัสโครง โม โซม.....	40
4.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสจากโครง โม โซม.....	40
4.4 ตัวอย่างการตัดโหนดในชั้นซ่อนออกจากโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งพิจารณาจากการส่งข้อมูล จากโหนดอินพุตไปยังโหนดอื่นๆ.....	41
4.5 ตัวอย่างการตัดโหนดในชั้นซ่อนออกจากโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งพิจารณาจากการส่งผลลัพธ์ ไปยังโหนดในชั้นเอาต์พุต.....	41

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.6 ตัวอย่างของการคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่ม.....	43
4.7 ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ของโครโมโซมที่แสดงในรูปแบบของเมตริกส์.....	44
4.8 ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ของโครโมโซมที่ถอครหัสอยู่ในรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม.....	45
4.9 ตัวอย่างการมิวเตชันของโครโมโซมที่แสดงในรูปแบบของเมตริกส์.....	47
4.10 ตัวอย่างการมิวเตชันของโครโมโซมที่ถอครหัสอยู่ในรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม....	48
4.11 ตัวอย่างโครโมโซมแบบ Full Connection.....	49
4.12 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เชื่อมต่อแบบ Full Connection.....	50
5.1 ค่าของ Peak Function ร่วมกับ สัญญาณรบกวนที่มีการกระจายแบบปกติ.....	53
5.2 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1.....	62
5.3 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2.....	63
5.4 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3.....	63
5.5 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า MSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1.....	64
5.6 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า MSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2.....	65
5.7 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า MSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3.....	65
5.8 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า MSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1.....	66
5.9 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า MSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2.....	67
5.10 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า MSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3.....	67

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.11 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการ วิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1.....	84
5.12 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการ วิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2.....	85
5.13 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการ วิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3.....	85
5.14 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการ วิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1.....	86
5.15 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการ วิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2.....	87
5.16 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการ วิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3.....	87
5.17 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของ การฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1.....	88
5.18 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของ การฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2.....	89
5.19 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของ การฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3.....	89

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันแนวความคิดในการประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ซึ่งเป็นเทคนิคหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่อาศัยรูปแบบโครงสร้างและการทำงานเลียนแบบมาจากเซลล์สมองมนุษย์ ได้แตกแขนงออกไปอย่างกว้างขวางในหลายๆ ด้าน เช่นทางด้าน การประมวลผลสัญญาณ (Signal Processing) การพยากรณ์ข้อมูล (Data Forecasting) การบีบอัดข้อมูล (Data Compression) การรู้จำรูปแบบ (Pattern Recognition) ภาพถ่ายระยะไกล (Remote Sensing) ฯลฯ ทั้งนี้เนื่องด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมต่อการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนสูง สามารถแก้ปัญหาที่มีลักษณะไม่แน่นอนรวมทั้งไม่สามารถหาความสัมพันธ์จากข้อมูลได้โดยง่าย และมีความสามารถในการเรียนรู้ต่อความรู้ที่เข้ามาใหม่ การนำโครงข่ายประสาทเทียมมาแก้ปัญหาแต่ละแบบต้องมีการออกแบบโครงข่ายขึ้นมาเฉพาะสำหรับงานที่ใช้ เนื่องจากรูปแบบของแต่ละโครงข่ายมีผลต่อการแก้ปัญหาที่ไม่เหมือนกัน

แต่ปัญหาที่น่าสนใจอย่างหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมคือ การออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายที่ดีสำหรับการประยุกต์ใช้งานเนื่องจากไม่ทราบว่าจะควรกำหนดรูปแบบโครงสร้างโครงข่ายอย่างไรจึงจะเหมาะสมกับปัญหา เพราะยังไม่มีทฤษฎีใดๆ ที่จะสามารถกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนให้มีความเหมาะสมได้ [1] ซึ่งโครงสร้างดังกล่าวส่งผลต่อประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายในด้านต่างๆ เช่น การใช้เวลาในการเรียนรู้ของโครงข่าย การเรียนรู้ได้หรือไม่สามารถเรียนรู้ได้ของโครงข่าย นอกจากนี้ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่จะนำไปใช้ในกระบวนการเรียนรู้ก็เป็นอีกสิ่งหนึ่งที่สำคัญซึ่งอาจส่งผลต่อการเกิดปัญหาของค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ (Local Minimum) ในการเรียนรู้ของโครงข่ายได้เนื่องจากในขั้นตอนของการทำให้ค่าความผิดพลาดระหว่างค่าเอาต์พุตและค่าเป้าหมายที่ต้องการ (Desired Target) ของโครงข่ายมีค่าน้อยที่สุดนั้น โดยทั่วไปใช้ข้อมูลเกรเดียนท์ (Gradient Information) ของฟังก์ชันความผิดพลาดดังกล่าวเป็นตัวแปรในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้ค่าความผิดพลาดของโครงข่ายลดลง อย่างไรก็ตามค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นของโครงข่ายที่กล่าวไปแล้วข้างต้นยังเป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่ส่งผลต่อเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายอีกด้วย

จากปัญหาที่กล่าวมาแล้วข้างต้นพบว่าถ้าเราไม่สามารถออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมรวมทั้งหาค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่เหมาะสมให้กับโครงข่ายได้ อาจส่งผลให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องใช้เวลานานในการเรียนรู้กับปัญหาเพื่อแก้ปัญหาต่างๆ หรือได้โครงข่ายที่ไม่สามารถเรียนรู้กับปัญหาเหล่านั้นได้เลย ดังนั้น การหาวิธีการออกแบบโครงข่าย

ประสาทเทียมและการหาค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่เหมาะสมจึงเป็นสิ่งที่สำคัญ เพราะจะส่งผลทำให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาต่างๆ ได้สำเร็จ

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มุ่งหวังเพื่อศึกษาวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้ที่ดี ซึ่งสามารถเรียนรู้กับปัญหาต่างๆ ได้เร็วและเรียนรู้ได้สำเร็จ นอกจากนี้ยังลดความเป็นได้หรือหลุดพ้นจากการเกิดปัญหาค่าความเหมาะสมที่สุดเฉพาะที่ในการเรียนรู้ของโครงข่าย ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network) โดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ (Genetic Algorithm) ในการหารูปแบบการเชื่อมต่อระหว่างโหนด (Connection Link) จำนวนโหนดในชั้นซ่อน ค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้นของโครงข่ายที่เหมาะสม จากนั้นศึกษาผลของการนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำไปเสนอดังกล่าวไปเปรียบเทียบกับประสิทธิภาพในการเรียนรู้และทดสอบโครงข่ายกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับแบบมาตรฐานทั่วไป และโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบโดยวิธีทางพันธุศาสตร์แบบเดิม

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

การใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างรูปแบบของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายเป็นแบบเชื่อมไปข้างหน้า (Forward Link) ได้อย่างอิสระโดยไม่จำเป็นต้องเชื่อมถึงกันทุกโหนด รวมทั้งการใช้วิธีฝึกสอนโครงข่ายไปบางส่วน (Partial Training) ร่วมกับกระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ดังกล่าวในการหาค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นของโครงข่ายนั้น อาจทำให้สามารถค้นพบค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่เหมาะสมของโครงข่ายได้เร็วและหลุดพ้นจากปัญหาค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ในการเรียนรู้ของโครงข่ายได้ ท้ายที่สุดก็อาจส่งผลให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถนำไปเรียนรู้กับปัญหาต่างๆ เพื่อแก้ปัญหาเหล่านั้นได้อย่างมีประสิทธิภาพและมีประสิทธิภาพผลดีกว่าเมื่อเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบมาตรฐานทั่วไป และโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบโดยวิธีทางพันธุศาสตร์แบบเดิม

1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

เพื่อให้บรรลุตามวัตถุประสงค์ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงอาศัยทฤษฎีของวิธีทางพันธุศาสตร์ซึ่งเป็นหลักวิธีการค้นหาแบบหนึ่งที่มีความสามารถในการค้นหาคำตอบที่ครอบคลุม (Global Search) โดยมีพื้นฐานเลียนแบบกลไกของการคัดเลือกพันธุ์ตามธรรมชาติของสิ่งมีชีวิต ขณะที่พันธุ์ดีและเหมาะสมกว่าจะถูกคัดเลือกให้คงอยู่

มาประยุกต์ใช้ในการออกแบบพร้อมกับค้นหาโครงสร้างของการเชื่อมต่อระหว่างโหนด, จำนวนโหนดในชั้นซ่อน, ค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้นของโครงข่ายที่เหมาะสมตามรูปแบบโครงสร้างที่กำหนด เพื่อให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีความเหมาะสมคงอยู่ รวมทั้งสามารถนำโครงข่ายไปใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพและประสิทธิผลต่อไป นอกจากนี้งานวิจัยนี้ยังได้อาศัยทฤษฎีของกฎการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่มีโครงสร้างโครงข่ายอยู่ในรูปแบบมาตรฐานซึ่งเป็นที่นิยมใช้แพร่หลายมาประยุกต์ใช้ฝึกสอนโครงข่ายที่มีโครงสร้างตามวิธีที่นำเสนออีกด้วย

1.5 ขอบเขตการวิจัย

งานวิจัยนี้จะทำการศึกษาและดำเนินการวิจัยเพื่อออกแบบและคัดเลือกโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างที่เหมาะสมกับปัญหา โดยใช้กระบวนการวิธีทางพันธุศาสตร์ร่วมกับการใช้วิธีฝึกสอนโครงข่ายไปบางส่วนด้วยกฎการฝึกสอนแบบแพร่ย้อนกลับ ภายใต้เงื่อนไขและฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่กำหนด รวมทั้งมีการกำหนดตัวแปรหลายค่าในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ดังกล่าว ที่คาดว่า จะส่งผลให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถเรียนรู้เร็วกับปัญหาและเรียนรู้ได้สำเร็จถึงค่าเป้าหมายที่ต้องการ การตรวจสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายที่ได้จากวิธีที่นำเสนอจะนำไปทดสอบกับปัญหามาตรฐาน (Standard Benchmark Problem) คือ Peak Function Approximation และ Mackey-Glass Chaotic Time Series เพื่อวัดค่า Mean Square Error (MSE) ของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่าย แล้วเปรียบเทียบผลลัพธ์ดังกล่าวกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับแบบมาตรฐานและโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบโดยวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอใน [2] และ [3]

1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

- 1.6.1 กำหนดวัตถุประสงค์และขอบเขตของงานวิจัยว่าต้องการนำเสนอหรือศึกษางานวิจัยในหัวข้อนี้มากน้อยแค่ไหนและอย่างไร
- 1.6.2 ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม ทำการวิเคราะห์ ข้อดี ข้อด้อย และประเด็นที่น่าสนใจของงานวิจัยอื่นๆ ที่สามารถนำมาปรับปรุงและประยุกต์ใช้ เพื่อก่อให้เกิดประโยชน์แก่งานวิจัยนี้ได้
- 1.6.3 ตั้งสมมุติฐานของการศึกษาและกำหนดแนวความคิดของงานวิจัยโดยมีการอ้างอิงทฤษฎีหรือหลักการที่เกี่ยวข้องเพื่อที่จะสามารถบรรลุวัตถุประสงค์ที่ได้กำหนดไว้
- 1.6.4 เตรียมข้อมูลมาตรฐานเพื่อใช้ในการฝึกสอนและทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบตามวิธีที่นำเสนอ

- 1.6.5 พัฒนาโปรแกรมเพื่อทดลองการออกแบบ โครงข่ายประสาทเทียม ด้วยวิธีการตามแนวคิดที่นำเสนอในงานวิจัยนี้
- 1.6.6 ทำการทดลองออกแบบ โครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้โปรแกรมที่พัฒนาขึ้น โดยในขณะทำการทดลองนั้นจะเก็บข้อมูลและผลลัพธ์ของทุกๆขั้นตอนไว้ เพื่อนำมาวิเคราะห์ปรับปรุงงานวิจัยต่อไป
- 1.6.7 นำผลลัพธ์จากการทดลองไปเปรียบเทียบกับวิธีการพื้นฐานและวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยก่อนหน้าที่มีความใกล้เคียงกัน เพื่อวิเคราะห์ ประเมินงานวิจัย ทั้งในแง่ของคุณภาพและประสิทธิภาพ แล้วสรุปผลเพื่อนำเสนอผลงานวิจัย

1.7 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

- วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 6 บท แต่ละบทประกอบด้วยเนื้อหาดังต่อไปนี้
- บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา สมมุติฐานของการศึกษา รวมทั้งทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการศึกษา ขอบเขตของการศึกษา และขั้นตอนของการศึกษา
 - บทที่ 2 กล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบ โครงข่ายประสาทเทียม
 - บทที่ 3 กล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ได้แก่ กระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม และระบบแบบผสม
 - บทที่ 4 กล่าวถึงขั้นตอนวิธีการของการออกแบบ โครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีที่ นำเสนอในงานวิจัย
 - บทที่ 5 ผลการทดลองและการวิเคราะห์
 - บทที่ 6 สรุปผลการทดลอง ข้อเสนอแนะ และแนวทางในการพัฒนาการออกแบบ โครงข่ายประสาทเทียมต่อไปในอนาคต

บทที่ 2

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

เป็นที่ทราบกันดีว่าเราสามารถนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ช่วยแก้ปัญหาทางวิศวกรรมได้หลายอย่าง เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมมีความน่าสนใจเพราะตัวระบบโครงข่ายสามารถเรียนรู้ได้เองจากข้อมูลตัวอย่าง และสามารถนำไปประยุกต์ใช้แก้ปัญหาที่มีข้อมูลจำนวนมากและไม่สามารถหาความสัมพันธ์จากข้อมูลได้โดยง่าย การนำโครงข่ายประสาทเทียมมาแก้ปัญหาแต่ละแบบต้องมีการออกแบบโครงข่ายขึ้นมาเฉพาะสำหรับงานที่ใช้ เนื่องจากรูปแบบการเชื่อมต่อของโครงข่ายมีผลต่อการแก้ปัญหาที่ไม่เหมือนกัน ดังนั้นการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับปัญหา หลายๆวิธีจึงได้ถูกวิจัยและนำเสนอขึ้นมา ซึ่งแต่ละวิธีต่างก็มีข้อดีข้อเสียที่แตกต่างกันไป ซึ่งจะกล่าวได้ดังต่อไปนี้

2.1 วิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

ปัจจุบันมีการคิดวิธีการเพื่อออกแบบหรือค้นหารูปแบบโครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมอยู่เป็นจำนวนมากพอสมควร ซึ่งวิธีการต่างๆ ดังกล่าวสามารถแบ่งได้เป็น 3 แบบ[4] คือ

1. วิธีการออกแบบจากล่างขึ้นบน (Bottom Up Approach) หรือ (Constructive Algorithm) เช่น Cascade Correlation [5] เป็นวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยการเริ่มต้นกำหนดจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายให้มีจำนวนน้อยไว้ก่อนหรือเริ่มต้นจากโครงข่ายขนาดเล็ก แล้วค่อยๆ เพิ่มจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นจนได้ผลลัพธ์ที่เหมาะสมตามต้องการ อย่างไรก็ตาม วิธีดังกล่าวนี้ไม่สามารถสร้างโครงข่ายประสาทเทียมได้ครอบคลุมทุกรูปแบบ จึงอาจเกิดปัญหาค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ได้

2. วิธีการออกแบบจากบนลงล่าง (Top Down Approach) หรือ (Destructive Algorithm) เช่นวิธี Pruning [6] เป็นวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยเริ่มต้นจะกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายให้มีขนาดใหญ่ไว้ก่อน แล้วค่อยๆ ลดจำนวนโหนดหรือเส้นเชื่อม รวมทั้งจำนวนชั้นซ่อน ลง จนกระทั่งโครงข่ายมีค่าความผิดพลาดลดลงอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ วิธีการนี้มักจะทำให้โครงข่ายที่มีขนาดค่อนข้างใหญ่เกินไป และประสิทธิภาพของผลลัพธ์ที่ได้อาจขึ้นอยู่กับวิธีการเลือกโครงข่ายเริ่มต้น ซึ่งอาจนำไปสู่การเกิดปัญหาค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ได้เช่นเดียวกับวิธี Constructive

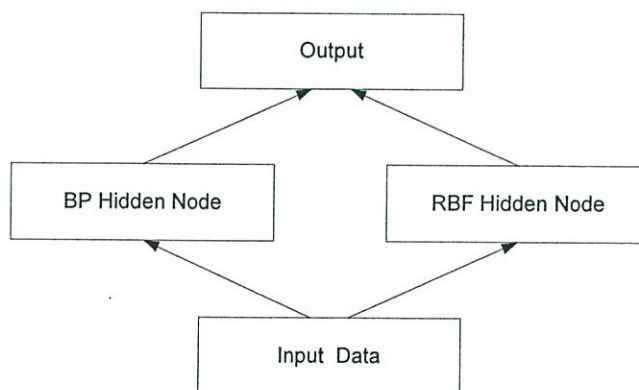
3. วิธีการออปติไมซ์แบบดิสครีท (Discrete Optimization Methods) เป็นการฝึกสอนและหาโครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมไปพร้อมๆกัน มีหลายอัลกอริทึมที่นำมาใช้ แต่โดยมากจะประยุกต์ด้วยการใช้วิธีทางพันธุศาสตร์เช่นใน [7] –[14] ซึ่งแต่ละงานวิจัยต่างก็มีการออกแบบโครโมโซม การดำเนินการทางพันธุศาสตร์ และการวัดค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่แตกต่างกันไป การใช้วิธีทางพันธุศาสตร์มาออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีข้อดีคือสามารถค้นหาโครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายได้อย่างครอบคลุมมากกว่าวิธี Constructive และ Destructive จึงสามารถลดความเสี่ยงที่จะเกิดปัญหาค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ของโครงข่ายประสาทเทียมได้

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงตัวอย่างของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งผู้วิจัยได้นำมาเป็นแนวทางในการพัฒนางานวิจัยต่อไป ดังนี้

2.2.1 Nan Jiang, Zhiye Zhao and Liqun Ren : Design of Structural Modular Neural Networks with Genetic Algorithm (SMNN)

Nan Jiang, Zhiye Zhao และ Liqun Ren [2] นำเสนอการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างของโหนดในชั้นซ่อนผสมกันระหว่าง Backpropagation (BP) Hidden Node และ Radial Basis Function (RBF) Hidden Node โดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์หาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนดังกล่าวซึ่งโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอแสดงได้ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Structural Modular

BP Hidden Node ในชั้นซ่อนจะใช้ Transfer Function แบบซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid Function) ดังแสดงในสมการที่ (2.1) และ RBF Hidden Node ในชั้นซ่อนจะใช้ Transfer Function แบบเกาส์เซียนฟังก์ชัน (Gaussian Activation Function) ดังแสดงในสมการที่ (2.2)

$$\varphi(s_j) = \frac{1}{1 + \exp(-s_j)} \quad (2.1)$$

เมื่อ s_j คือ ผลคูณค่าถ่วงน้ำหนักกับค่าอินพุตที่เข้ามายังโหนดที่ j^{th}

$$h_i = \exp\left(-\sum_j \frac{(x_j - w_{ji})^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2.2)$$

เมื่อ x_j คือ ตัวแปรอินพุตที่เชื่อมต่อกับโหนดที่ j^{th} , w_{ji} คือตำแหน่งศูนย์กลาง (Centers) ของโหนด RBF ตัวที่ i^{th} สำหรับตัวแปรอินพุต j และ σ_i^2 คือความกว้างของโหนด RBF ตัวที่ i^{th}

รูปแบบของโครโมโซมที่นำเสนอจะแบ่งเป็นสองส่วนคือ ส่วนแรก (BP Part) จะแสดงจำนวนของ BP Hidden Node เข้ารหัสโครโมโซมแบบไบนารี และมีความยาวโครโมโซมคงที่ ส่วนที่สอง (RBF Part) จะแสดงจำนวนและตำแหน่งของ RBF Hidden Node เข้ารหัสโครโมโซมแบบจำนวนจริง และมีความยาวโครโมโซมไม่คงที่ ซึ่งความยาวของโครโมโซมจะแสดงจำนวนโหนดของ RBF Hidden Node และค่าภายในแต่ละยีนต์จะแสดงตำแหน่งศูนย์กลางของ RBF Hidden Node ดังแสดงในรูปที่ 2.2

0	0	1	0	0	11	18	10	13	17	14
BP Part					RBF Part					

รูปที่ 2.2 รูปแบบโครโมโซมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Structural Modular

การวัดค่าความเหมาะสมของแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ค่า Mean Square Error: MSE ของการทดสอบโครงข่าย หลังจากทำการฝึกสอนโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลมาตรฐานคือ Peak Function Approximation และใช้วิธีการฝึกสอนแบบแพร่ย้อนกลับ ครบจำนวน 1000 รอบแล้ว เป็นตัววัดค่าความเหมาะสม

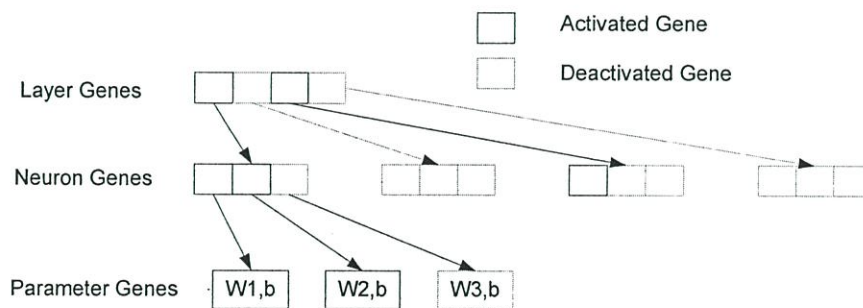
ข้อดีของวิธีที่นำเสนอขึ้นอยู่กับที่ การใช้ค่า MSE ของการทดสอบโครงข่ายหลังจากการฝึกสอนโครงข่ายถึงจำนวนรอบที่กำหนดแล้ว เป็นตัววัดความเหมาะสมของแต่ละโครงข่าย ทำให้มั่นใจได้

ว่าเมื่อนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้งาน จะสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ การใช้ Transfer Function ที่แตกต่างกันสองแบบในโครงข่ายเดียวกันก็อาจส่งผลให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้กับข้อมูลได้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น แต่อย่างไรก็ตามวิธีที่นำเสนอไม่ได้ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการหาค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายด้วย ดังนั้น ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นของโครงข่ายดังกล่าวจึงเป็นแบบสุ่มค่า ถ้าสุ่มค่าเริ่มต้นมาไม่ดีก็อาจส่งผลให้เกิดปัญหาค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ได้ นอกจากนี้การใช้ค่า MSE ของการทดสอบโครงข่ายมาเป็นตัววัดความเหมาะสมของโครงข่ายแต่ละโครงข่าย อาจทำให้โปรแกรมใช้เวลาในการประมวลผลนาน

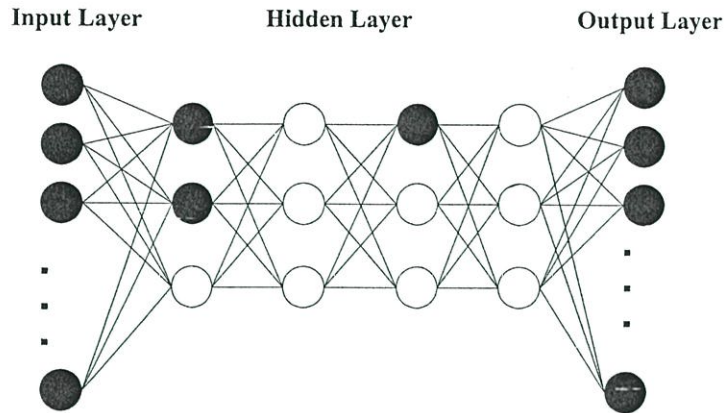
2.2.2 Gary G. Yen and Haiming Lu : Hierarchical Genetic Algorithm Based Neural Network Design (HGA-NN)

Gary G. Yen และ Haiming Lu [3] นำเสนอการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างการเชื่อมต่ออยู่ในลักษณะมาตรฐานทั่วไป โดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์หาจำนวนชั้นซ่อน, จำนวนโหนดในชั้นซ่อน และค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายที่สามารถนำไปใช้งานได้โดยทันที โดยไม่ต้องใช้วิธีฝึกสอนโครงข่ายแบบแพร่ย้อนกลับ

ลักษณะของโครโมโซมที่นำเสนอจะมีโครงสร้างเป็นแบบลำดับชั้น โดยแต่ละชั้นจะประกอบด้วยค่าของยีนต่างๆ ซึ่งจะมีสองสถานะ คือ สถานะใช้งาน (Activated) และสถานะไม่ใช้งาน (Deactivated) ในแต่ละยีนจะมีสถานะใดนั้นขึ้นอยู่กับกระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ โครงสร้างของโครโมโซมในแต่ละลำดับชั้นอธิบายได้ดังนี้ ชั้นแรกประกอบด้วยยีนที่แสดงจำนวนชั้นซ่อน (Layer Genes), ชั้นถัดมาซึ่งถูกควบคุมด้วยยีนในชั้นแรกจะประกอบด้วยยีนที่แสดงจำนวนโหนดในแต่ละชั้นซ่อน (Neuron Genes) และชั้นสุดท้ายซึ่งถูกควบคุมด้วยยีนในชั้นก่อนหน้าจะประกอบด้วยค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัส ของโครงข่ายประสาทเทียม (Parameter Genes) ลักษณะโครงสร้างของโครโมโซมดังกล่าว แสดงดังรูปที่ 2.3 และรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่สอดคล้องกับโครโมโซมที่นำเสนอ แสดงได้ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.3 โครงสร้างของโครโมโซมแบบลำดับชั้น



รูปที่ 2.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่สอดคล้องกับโครงโมโซมแบบลำดับชั้น

จากรูปที่ 2.4 โหนดสีดำในชั้นซ่อน หมายถึง โหนดของโครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสมาจากยีนดัดที่ Activated และ โหนดสีขาวในชั้นซ่อน หมายถึง โหนดของโครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสมาจากยีนดัดที่ Deactivated

ในกระบวนการของวิวัฒนาการพันธุศาสตร์ จะทำการหาทั้งโครงสร้างของโครงข่ายไปพร้อมกับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายที่สามารถนำไปใช้งานได้โดยทันที การวัดค่าความเหมาะสมของแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ค่า Sum Square Error ของการฝึกสอนโครงข่าย (ใช้กระบวนการของวิวัฒนาการพันธุศาสตร์ในการฝึกสอน) รวมกับ อัตราส่วนของจำนวน Activated Connection กับจำนวนของ Connections ทั้งหมดทั้งที่ Activated และ Deactivated เป็นตัววัดค่าความเหมาะสมดังกล่าว

อย่างไรก็ตาม วิธีที่นำเสนอดังกล่าวนี้อาจทำให้โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถเรียนรู้ถึงค่าเป้าหมายที่กำหนดได้หรือใช้เวลาในการเรียนรู้ยาวนาน ซึ่งเป็นผลมาจากการใช้กระบวนการของวิวัฒนาการพันธุศาสตร์ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยการหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมของโครงข่าย แทนการฝึกสอนแบบแพร่ย้อนกลับ อาจทำให้กระบวนการค้นหาค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายกระโดดข้ามหรือไปไม่ถึงค่าเป้าหมายที่ต้องการ

2.2.3 Slawomir W., Stepniewski and Andy J. Keane : Topology Design of Feedforward Neural Networks by Genetic Algorithms

Slawomir W. Stepniewski และ Andy J. Keane [15] นำเสนอการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feedforward โดยโครงข่ายเริ่มต้นจะใช้วิธี Pruning ในการหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อนซึ่งมีรูปแบบการเชื่อมต่อระหว่างโหนดในโครงข่ายอยู่ในรูปแบบ Fully Connections จากนั้นใช้วิวัฒนาการพันธุศาสตร์ในการหารูปแบบการเชื่อมต่อระหว่าง

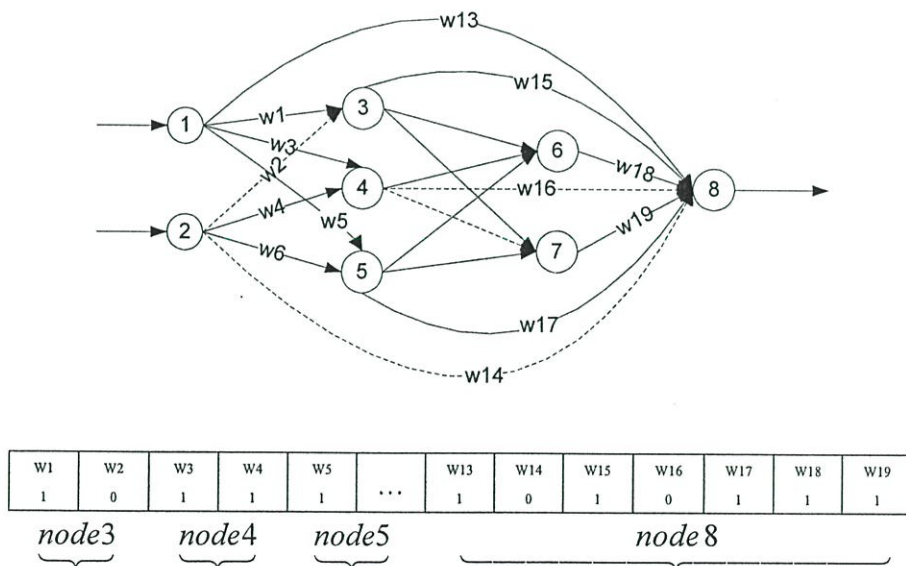
โหนดที่เหมาะสมโดยการลบการเชื่อมต่อระหว่างโหนดที่ไม่จำเป็นออกจากโครงข่าย ขณะที่โหนดอินพุตสามารถเชื่อมต่อกับโหนดเอาต์พุตได้โดยตรง และโหนดในชั้นซ่อนก็สามารถเชื่อมต่อกับโหนดเอาต์พุตได้โดยตรงโดยไม่จำเป็นต้องผ่านโหนดในชั้นซ่อนถัดไปก่อนเช่นกัน ทุกโหนดในชั้นซ่อนจะใช้ Transfer Function แบบซิกมอยด์ ดังสมการที่ (2.3) และโหนดในชั้นเอาต์พุตจะใช้ Transfer Function แบบ Linear ดังสมการที่ (2.4)

$$f(x) = \tanh(x) \tag{2.3}$$

เมื่อ x คือ ผลคูณค่าถ่วงน้ำหนักกับค่าอินพุตที่เข้ามายังโหนดนั้นๆ

$$f(x) = x \tag{2.4}$$

ลักษณะของโครงข่ายที่นำเสนอจะเข้ารหัสแบบไบนารี โดยยีนต์ที่มีค่าเป็น 1 จะแสดงว่ามีการเชื่อมต่อระหว่างโหนด และยีนต์ที่มีค่าเป็น 0 จะแสดงว่าไม่มีการเชื่อมต่อระหว่างโหนดนั้นๆ ตัวอย่างรูปแบบการเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมที่สอดคล้องกับการเข้ารหัสโครงข่ายแสดงได้ดังรูปที่ 2.5



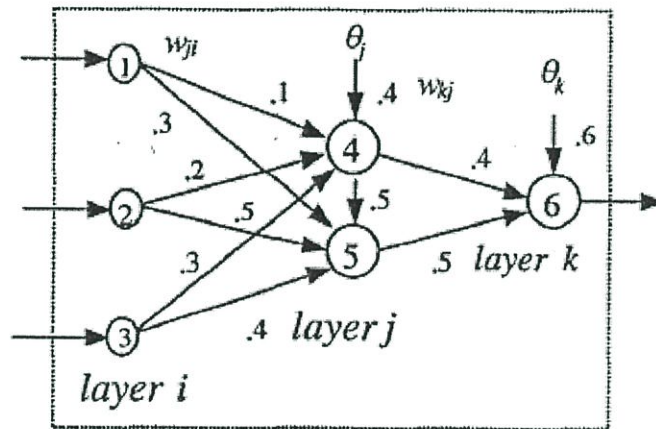
รูปที่ 2.5 โครงข่ายประสาทเทียมที่สอดคล้องกับการเข้ารหัสโครงข่าย

จากโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอจะพบว่าโครงข่ายมีการเชื่อมต่อระหว่างโหนดที่ไม่จำกัดอยู่เฉพาะ โหนดที่อยู่ในชั้นถัดไปที่อยู่ติดกันเท่านั้นและไม่จำเป็นต้อง

เชื่อมต่อถึงกันทุกโหนด ลักษณะของการเชื่อมต่องี้กล่าวอาจส่งผลให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้กับปัญหาได้เร็ว แต่อย่างไรก็ตามการออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายเริ่มต้นตามวิธีที่นำเสนอใช้นั้นใช้วิธี Pruning รวมทั้งใช้วิธีสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นของโครงข่ายเพื่อใช้ในการฝึกสอน ซึ่งอาจส่งผลให้ได้โครงข่ายที่ให้ผลลัพธ์ที่เป็นค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ได้

2.2.4 M.N.H. Siddique and M.O. Tokhi: Training Neural Networks :Backpropagation vs Genetic Algorithms

M.N.H. Siddique และ M.O. Tokhi [16] นำเสนอการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์หาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสม แทนการฝึกสอนแบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาฝึกสอนดังกล่าวนี้มีโครงสร้างอยู่ในรูปแบบมาตรฐานทั่วไป แสดงดังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

รูปแบบของโครโมโซมที่นำเสนอจะอยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ $N \times N$ โดยที่ N คือจำนวนโหนดทั้งหมดของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเข้ารหัสแบบจำนวนจริง ภายในโครโมโซมจะแสดงค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทเทียมในทุกๆเส้นเชื่อมระหว่างแต่ละโหนดภายในโครงข่าย นอกจากนี้ขนาดหรือความยาวของโครโมโซมจะขึ้นอยู่กับจำนวนโหนดทั้งหมดของโครงข่าย ตัวอย่างของโครโมโซมซึ่งสอดคล้องกับโครงข่ายประสาทเทียมในรูปที่ 2.6 แสดงได้ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 โครงสร้างของโครโมโซมแสดงค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์

to nodes		1	2	3	4	5	6
From nodes	1	0	0	0	.1	.3	0
	2	0	0	0	.2	.5	0
	3	0	0	0	.3	.4	0
	4	0	0	0	.4	0	.4
	5	0	0	0	0	.5	.5
	6	0	0	0	0	0	.6

จากตารางที่ 2.1 ค่าภายในโครโมโซมที่เป็น 0 จะหมายถึง ค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าเป็น 0 นั่นคือไม่มีการเชื่อมต่อระหว่างโหนดคู่หนึ่ง และ ค่าภายในโครโมโซมที่เป็นเลขทศนิยมใดๆ จะหมายถึงค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างโหนดคู่หนึ่งๆ ที่เชื่อมต่อกัน เช่น โหนดที่ 1 ไม่เชื่อมต่อกับโหนดที่ 2, 3 และ 6 จึงมีค่าถ่วงน้ำหนักเป็น 0 ในทางตรงกันข้าม โหนดที่ 2 เชื่อมต่อกับโหนดที่ 4 และ 5 จึงมีค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 0.2 และ 0.5 ตามลำดับ

การวัดค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมจะวัดโดยใช้ค่า Sum Square Error ตามสมการที่ (2.5)

$$J(w, \theta) = \sum e^2 \quad (2.5)$$

เมื่อ $e = y_d - y$, y_d คือ ค่าเป้าหมายที่ต้องการ และ y คือ ค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอนี้ มีข้อดีอยู่ที่ไม่ต้องคำนึงถึงการเกิดปัญหาค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ อันจะเกิดจากการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นของโครงข่ายในครั้งแรกว่าสุ่มมาดีหรือไม่ แต่การใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมซึ่งสามารถนำไปใช้งานได้เลยนั้น อาจทำให้กระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ไม่สามารถค้นพบค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมได้ หรือใช้เวลาในการค้นพบนาน เนื่องจากกระบวนการกระโดดข้ามหรือไปไม่ถึงค่าเป้าหมายที่ต้องการ

2.2.5 Manojit Dam and Deoki N. Saraf : Design of Neural Networks Using Genetic Algorithm for On-Line Property Estimation of Crude Fractionator Products

Manojit Dam and Deoki N. Saraf [17] นำเสนอการออกแบบหรือการเลือกโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์หาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม ลักษณะของโครโมโซมของวิธีที่นำเสนอแสดงอยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ $N \times N$

ซึ่ง N คือจำนวนชั้นซ่อนทั้งหมดของโครงข่าย ซึ่งจะต้องกำหนดจำนวนชั้นซ่อนสูงสุดไว้คงที่ก่อนเสมอ ดังแสดงในตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงจำนวนชั้นซ่อนที่อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์

From Layers		1	2	3	4	5
To Layers	1	0	0	0	0	0
	2	1	0	0	0	0
	3	0	1	0	0	0
	4	0	1	1	0	0
	5	0	0	0	1	0

จากตารางที่ 2.2 พบว่ามีจำนวนชั้นซ่อนทั้งหมด 5 ชั้นซ่อน ค่าภายในโครงข่ายที่มีค่าเป็น 1 หมายถึงมีการเชื่อมต่อระหว่างคู่ของชั้นซ่อนนั้นๆ และค่าภายในโครงข่ายที่มีค่าเป็น 0 หมายถึงไม่มีการเชื่อมต่อระหว่างคู่ของชั้นซ่อนนั้นๆ เช่น ชั้นซ่อนที่ 2 มีการเชื่อมต่อกับชั้นซ่อนที่ 3 และ 4 จึงมีค่าของยีนต์เป็น 1 ในขณะที่ชั้นซ่อนที่ 2 ไม่เชื่อมต่อกับชั้นซ่อนที่ 5 จึงมีค่าของยีนต์เท่ากับ 0

การวัดค่าความเหมาะสมของแต่ละโครงข่ายจะวัดโดยใช้ค่า Sum Square Error ตามสมการที่ (2.6)

$$Fitness = \frac{1}{e_t + e_v} \quad (2.6)$$

เมื่อ e_t คือค่า Sum Square Error ของการฝึกสอนโครงข่าย และ e_v คือค่า Sum Square Error ของการทดสอบโครงข่าย

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีที่นำเสนอเป็นการหาเฉพาะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเน้นไปที่การหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมของโครงข่าย ในขณะที่การฝึกสอนโครงข่ายนั้นยังเป็นการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นของโครงข่ายอยู่ ส่งผลให้ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นดังกล่าว ถ้ามองในรูปแบบการเชื่อมต่อของโหนดในระหว่างชั้นซ่อนนั้น หากชั้นซ่อนใดเชื่อมต่อกันนั้นหมายความว่าทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนเหล่านั้นก็จะเชื่อมต่อกันทุกโหนดด้วย อาจส่งผลให้โครงข่ายเรียนรู้ได้ช้าเนื่องจากต้องปรับค่าถ่วงน้ำหนักตามเส้นเชื่อมที่มีจำนวนมาก ซึ่งบางครั้งผู้วิจัยมองว่าการเชื่อมถึงต่อกันของโหนดระหว่างชั้นซ่อนไม่จำเป็นต้องเชื่อมทุกโหนด ดังนั้นการหาวิธีที่ให้เส้นเชื่อมต่อภายในโครงข่ายมี

จำนวนน้อยที่สุดที่ยังสามารถทำโครงข่ายเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ก็จะทำให้โครงข่ายใช้เวลาเรียนรู้ในแต่ละรอบลดลง

จากงานวิจัยที่กล่าวมาทั้งหมดข้างต้นทำให้ผู้วิจัยได้ทราบถึงข้อดีข้อด้อยของแต่ละงานวิจัย และนำมาพัฒนาปรับปรุงงานวิจัยทางการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ ในการหารูปแบบการเชื่อมต่อระหว่างโหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อน ค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้น ของโครงข่ายที่เหมาะสม ซึ่งการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวจะมีโครงสร้างของรูปแบบของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายเป็นแบบเชื่อมไปข้างหน้าได้อย่างอิสระโดยไม่จำเป็นต้องเชื่อมถึงกันทุกโหนด รวมทั้งการใช้วิธีฝึกสอนโครงข่ายไปบางส่วนร่วมกับกระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ดังกล่าวในการหาค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นของโครงข่ายรายละเอียดของวิธีที่นำเสนอดังกล่าวแสดงไว้ในบทที่ 4

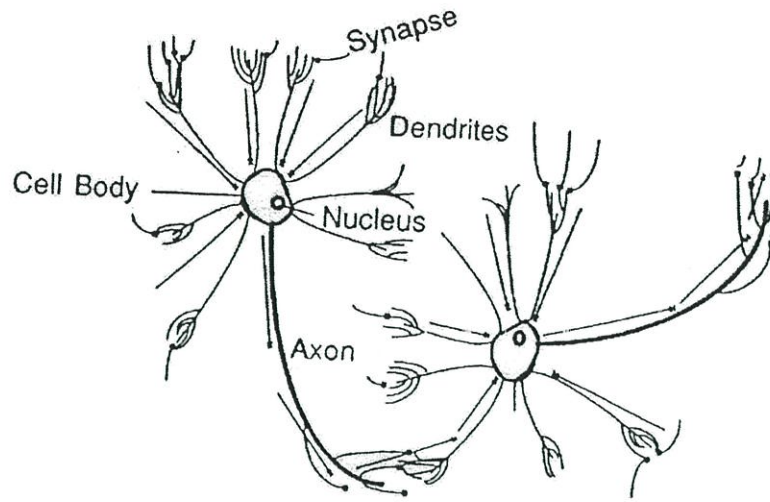
บทที่ 3

ความรู้พื้นฐานในเรื่องที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

ในปัจจุบัน นักวิจัยนิยมสร้างระบบที่นำเทคนิคทางด้านปัญญาประดิษฐ์แขนงต่างๆ มาประยุกต์รวมกัน โดยมีรูปแบบการผสมผสานหลากหลายแตกต่างกันไป และพบว่าระบบแบบผสมนี้มีประสิทธิภาพดีกว่าการใช้เทคนิคใดเทคนิคหนึ่งเพียงอย่างเดียว หลักการนำเทคนิคแต่ละด้านมารวมกัน ขึ้นอยู่กับผู้วิจัยว่าต้องการใช้เทคนิคใดเป็นหลัก และจะนำเทคนิคอื่นๆ มาช่วยปรับปรุงการทำงานของเทคนิคหลักได้อย่างไร ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงนำเสนอการใช้วิธีทางพันธุศาสตร์มาช่วยปรับปรุงระบบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นเทคนิคหลัก ให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น การที่จะเข้าใจว่าวิธีทางพันธุศาสตร์จะสามารถช่วยปรับปรุงระบบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมได้อย่างไรนั้น จึงมีความจำเป็นที่จะต้องทราบถึงทฤษฎีพื้นฐานรวมทั้งหลักการทำงาน ของทั้งโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีทางพันธุศาสตร์ก่อน ดังนั้นรายละเอียดที่จะกล่าวถึงในบทนี้ จึงเป็นการศึกษาทฤษฎีพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม วิธีทางพันธุศาสตร์ และระบบแบบผสม (Hybrid System) เพื่อที่จะนำไปสู่การอธิบายหลักการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในบทต่อไป

3.1 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม คือ ระบบปัญญาประดิษฐ์ชนิดหนึ่ง ถูกสร้างขึ้นเพื่อเลียนแบบการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทชีวภาพ (Biological Neural Networks) หรือ โครงสร้างสมองของมนุษย์ โครงข่ายประสาทชีวภาพดังกล่าว ประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neurons) เล็กๆ จำนวนมากเชื่อมต่อกันด้วยเส้นประสาทหรือแอกซอน (Axon) ทำหน้าที่นำสัญญาณออกจากตัวเซลล์ส่งต่อให้เซลล์ประสาทตัวอื่น ในเซลล์ประสาทประกอบไปด้วยเดนไดรต์ (Dendrites) มีลักษณะคล้ายรากต้นไม้ ทำหน้าที่รับสัญญาณไฟฟ้าเคมีจากเซลล์อื่นเข้าสู่ตัวเซลล์ (Cell Body) ผ่านทางจุดเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ที่เรียกว่าไซแนป (Synapse) ในการส่งผ่านสัญญาณระหว่างเซลล์ ไซแนปจะปล่อยสารเคมีเพื่อไปกระตุ้น (Excitatory) หรือยับยั้งตัวเซลล์ (Inhibitory) ทำให้เกิดการเพิ่มความเข้มข้นหรือลดความเข้มข้นของสัญญาณ และเมื่อใดที่ผลรวมของสัญญาณไฟฟ้าเคมีทั้งหมดเกินกว่าค่าเทรชโฮลด์ (Threshold) ซึ่งมีค่าประมาณ 40 มิลลิโวลต์ ตัวเซลล์จะกระจายสัญญาณไฟฟ้าไปสู่เซลล์ประสาทตัวอื่นๆ โดยผ่านแอกซอน โครงข่ายประสาทชีวภาพแสดงดังรูปที่ 3.1 [25]

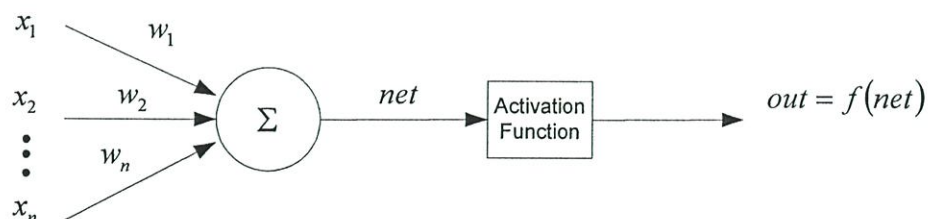


รูปที่ 3.1 โครงข่ายประสาทชีวภาพ

การเชื่อมต่อและจัดเรียงตัวของเซลล์ประสาทในสมองนั้นเป็นไปอย่างซับซ้อนและมีความสัมพันธ์สอดคล้องไปตามหน้าที่การทำงานเฉพาะส่วน มีการเปลี่ยนแปลง เรียนรู้ ตามสภาพแวดล้อมตลอดเวลา และผ่านการสั่งสมเป็นเวลานานนับหลายปี จึงเป็นการยากหรือแทบจะเป็นไปไม่ได้ที่จะจำลองหรือถอดแบบการทำงานทั้งหมดของสมองออกมาได้ เท่าที่ปรากฏให้เห็นในงานวิจัยจึงเป็นเพียงแค่การเลียนแบบการทำงานเฉพาะส่วนของสมองเพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานเฉพาะเรื่องใดเรื่องหนึ่งเท่านั้น

3.1.1 แบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย

แบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมบนคอมพิวเตอร์ ประกอบด้วยหน่วยประมวลผลเชื่อมโยงกันหลายๆ ตัวในลักษณะขนาน คล้ายคลึงกับการเชื่อมต่อของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ ซึ่งทำหน้าที่ในการแปลงข้อมูลจากรูปแบบหนึ่งไปเป็นอีกรูปแบบหนึ่งต่อไปเป็นทอดๆ รูปที่ 3.2 แสดงโครงสร้างโดยทั่วไปของแบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย



รูปที่ 3.2 แบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย

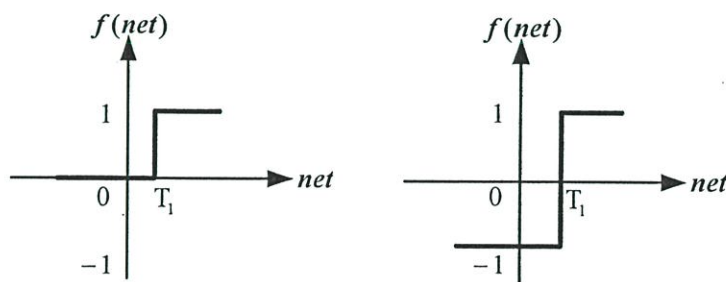
จากรูปที่ 3.2 การทำงานของเซลล์ประสาทจำลอง ถอดแบบมาจากการทำงานของเซลล์สมองมนุษย์กล่าวคือ แต่ละเซลล์ประสาทหรือแต่ละ โหนดนิวรอลจะรับชุดสัญญาณข้อมูลอินพุต (x_i) เข้ามายังตัวเซลล์ผ่านทางไซแนปส์และเดนไดรต์ โดยที่ไซแนปส์จะปล่อยสารเคมีเพื่อไปกระตุ้นหรือยับยั้งทำให้เกิดการเพิ่มความเข้มข้นหรือลดความเข้มข้นของสัญญาณซึ่งปริมาณความเข้มข้นของสารเคมี ดังกล่าวถูกแทนด้วยค่าของเลขทศนิยมที่เรียกว่าค่าถ่วงน้ำหนัก (w_i) ค่าผลรวมของผลคูณระหว่างค่าถ่วงน้ำหนักและค่าอินพุตจะถูกตัดสินด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ส่งออกมาเป็นค่าเอาต์พุตให้นิวรอลโหนดอื่นต่อไป โดยที่

$$net = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (3.1)$$

$$out = f(net) \quad (3.2)$$

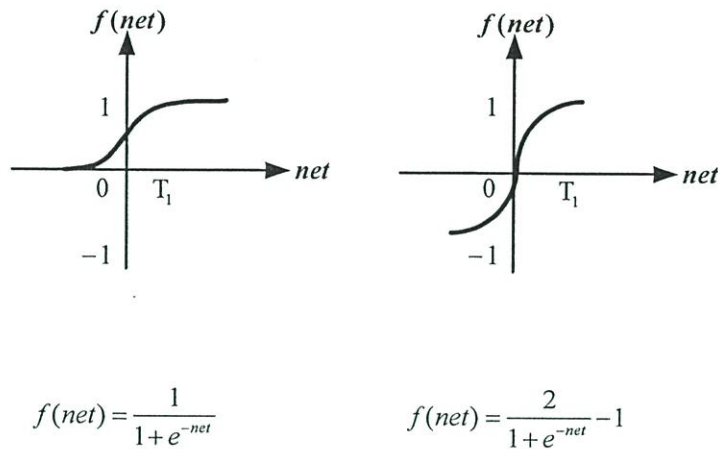
3.1.2 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในการตัดสินเอาต์พุตของโครงข่ายมีอยู่หลายชนิด[18] มีทั้งชนิดที่เป็นฟังก์ชันแบบไม่ต่อเนื่อง เช่นฟังก์ชันกระตุ้นแบบฮาร์ดลิมิตดังแสดงในรูปที่ 3.3 และฟังก์ชันแบบต่อเนื่อง เช่น ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์ (Sigmoid) ดังแสดงในรูปที่ 3.4 ค่าที่ได้จากฟังก์ชันมี 2 ลักษณะ คืออยู่ในช่วงปิด $[-1,1]$ ซึ่งในการเลือกใช้นั้นไม่มีหลักเกณฑ์กำหนดแน่นอนว่าควรใช้ฟังก์ชันชนิดใดสำหรับโครงข่ายรูปแบบใด การเลือกใช้จึงขึ้นอยู่กับลักษณะของแต่ละปัญหาแต่ในงานวิจัยส่วนใหญ่นิยมใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ เนื่องจากสามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ดี



$$f(net) = \begin{cases} 0 & \text{ถ้า } net < T_1 \\ 1 & \text{ถ้า } net \geq T_1 \end{cases} \quad f(net) = \begin{cases} -1 & \text{ถ้า } net < T_1 \\ 1 & \text{ถ้า } net \geq T_1 \end{cases}$$

รูปที่ 3.3 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบฮาร์ดลิมิต



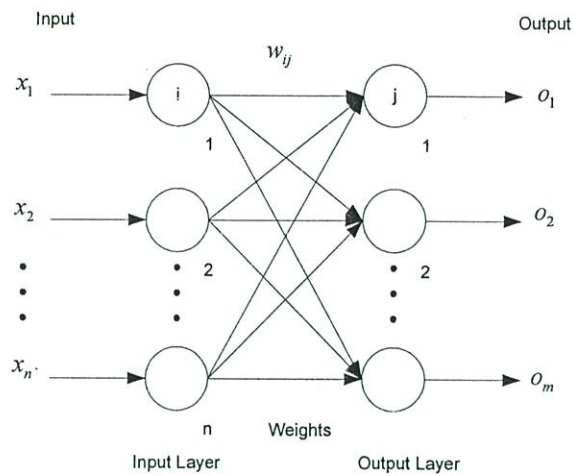
รูปที่ 3.4 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์

3.1.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

จากที่กล่าวมาในข้อที่ 3.1.1 เป็นการประมวลผลของนิวรอนเพียงโหนดเดียว ซึ่งเปรียบเสมือนการทำงานของเซลล์ประสาทเพียงเซลล์เดียว แต่ในการทำงานของเซลล์สมองจริงๆ นั้น จะต้องทำงานประสานกันหลายเซลล์ โดยจะต้องเชื่อมต่อนิวรอนหลายๆ ตัวเข้าด้วยกันให้เกิดเป็นลักษณะของโครงข่ายเป็นชั้นๆ หรือที่เรียกว่า เลเยอร์ (Layer) โดยที่นิวรอนแต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มี การเชื่อมต่อถึงกัน ประเภทของโครงสร้างการเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมพอจะแบ่งออกได้ 2 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network)

3.1.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

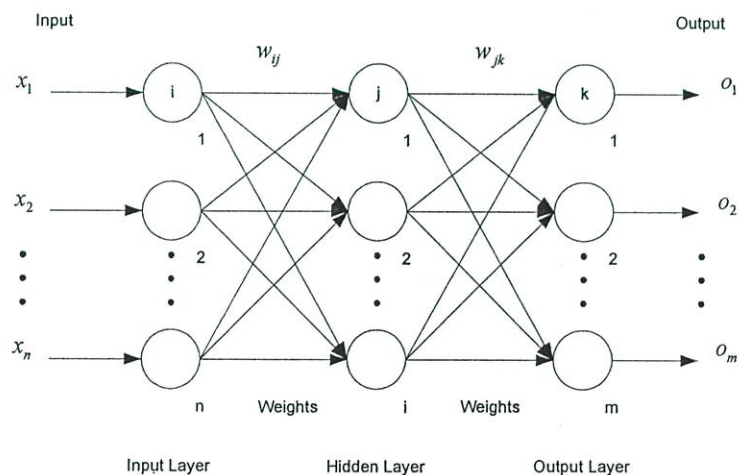
โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว จะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทที่จัดเรียงตัวอยู่ในชั้นต่างๆ ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) สาเหตุที่จัดโครงสร้างดังกล่าวเป็นแบบชั้นเดียว เนื่องจากเรานับชั้นเอาต์พุตเพียงชั้นเดียวเท่านั้นว่าเป็นชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับชั้นอินพุตเราไม่พิจารณาว่าเป็นชั้นของโครงข่ายเพราะเป็นชั้นที่ไม่มีการประมวลผลใดๆ จะทำหน้าที่เพียงแค่รับข้อมูลอินพุตเข้ามาและส่งต่อไปกับชั้นถัดไปเท่านั้น รูปที่ 3.5 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว



รูปที่ 3.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

3.1.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวมีข้อจำกัด ไม่สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาต่างๆ ในบางกรณีได้ [19] นักวิจัยจึงได้นำเสนอรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ซึ่งมีโครงสร้างประกอบขึ้นจากการจัดเรียงตัวของนิวรอนตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไป (ไม่นับรวมชั้นอินพุต) แสดงดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

จากรูปที่ 3.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ประกอบไปด้วยชั้นต่างๆ ได้แก่ ชั้นอินพุต, ชั้นเอาต์พุต และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งชั้นซ่อนนี้เองที่เป็นตัวเพิ่มความสามารถให้แก่โครงข่าย ทั้งนี้จำนวนของชั้นซ่อนสามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น ชุดข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากชั้นหนึ่งจะถูกส่งให้เป็นข้อมูลอินพุตสำหรับชั้นต่อไป โดยค่าเอาต์พุตในชั้นสุดท้ายซึ่งก็คือเอาต์พุตของโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าความผิดพลาดกับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้จะนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายให้เปลี่ยนไปในทางที่ถูกต้องมากขึ้น

3.1.4 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอน (Training) โครงข่ายประสาทเทียมหรือการเทรนนิ่ง คือการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักทุกๆ จุดของโครงข่ายให้สอดคล้องกับอินพุตหลายรูปแบบเพื่อให้ได้เอาต์พุตที่ต้องการตามที่ต้องการ ซึ่งในตอนแรกอาจจะทำโดยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักน้อยๆ ให้โครงข่ายจากนั้นค่อยๆ ปรับเปลี่ยนค่าไปเรื่อยๆ ตามรูปแบบของกฎการสอนที่เลือกใช้ ซึ่งอาจต้องปรับกันหลายรอบจนกว่าจะได้ค่าเอาต์พุตของโครงข่ายคล้ายคลึงกับค่าเอาต์พุตที่ต้องการอยู่ในเกณฑ์ของความผิดพลาดที่ยอมรับได้ โครงข่ายประสาทเทียมพอแบ่งตามลักษณะการฝึกสอนได้เป็น 2 กลุ่มใหญ่ๆ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอนหรือผู้ดูแล และโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีผู้สอนหรือแบบเรียนรู้ด้วยตนเอง

3.1.4.1 การฝึกสอนแบบมีผู้สอน (Supervised Training)

การฝึกสอนด้วยวิธีนี้จะกำหนดข้อมูลตัวอย่างของการฝึกสอนให้กับโครงข่าย ข้อมูลตัวอย่างนี้ประกอบด้วย ตัวอย่างข้อมูลขาเข้า และตัวอย่างข้อมูลผลลัพธ์ที่ต้องการ เมื่อป้อนข้อมูลตัวอย่างให้โครงข่าย โครงข่ายก็จะประมวลผลจนได้คำตอบและค่าถ่วงน้ำหนักออกมาชุดหนึ่ง นำคำตอบที่ได้มาคำนวณหาค่าความผิดพลาด เพื่อนำมาใช้ปรับค่าถ่วงน้ำหนัก จนกว่าจะได้ผลลัพธ์ตามต้องการจึงจะหยุดการเรียนรู้

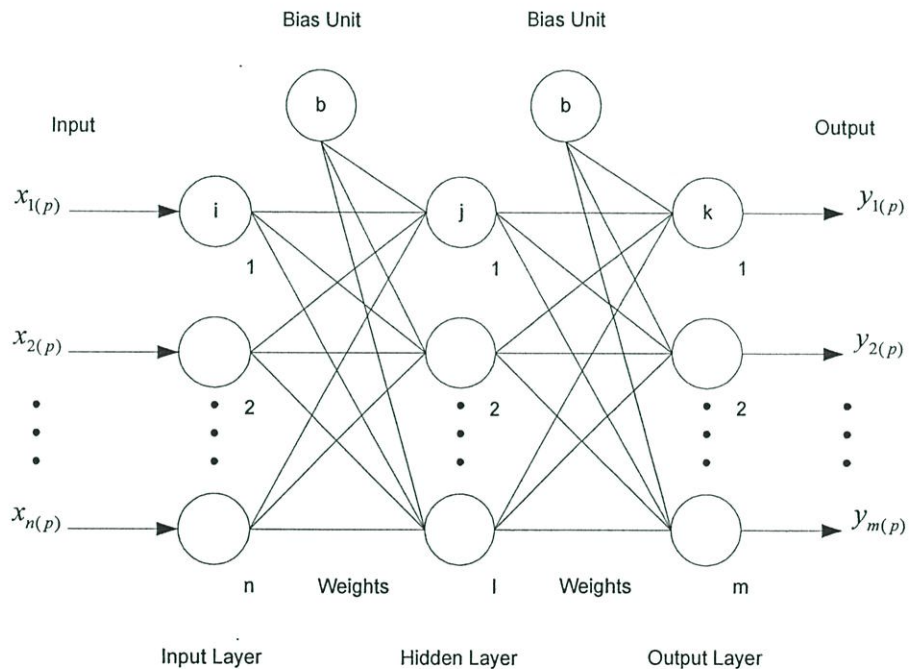
3.1.4.2 การฝึกสอนแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Training)

การฝึกสอนด้วยวิธีนี้จะป้อนข้อมูลตัวอย่างให้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งภายในโครงข่ายจะมีโหนดผลลัพธ์อยู่หลายโหนด แต่ละโหนดจะแทนกลุ่มของข้อมูลตัวอย่างที่มีคุณสมบัติเหมือนกัน เมื่อป้อนข้อมูลตัวอย่างเข้าสู่โครงข่ายแล้ว โครงข่ายจะคำนวณความสัมพันธ์ที่มีภายในกลุ่มของตัวอย่าง โดยอาศัยค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวแยกแยะชนิดของข้อมูลตัวอย่างไปเก็บไว้ในโหนดผลลัพธ์ของโครงข่าย การเรียนรู้ด้วยวิธีนี้จะไม่สามารถระบุได้ว่าโหนดผลลัพธ์ใดเป็นของกลุ่มข้อมูลไหน ซึ่งผู้ใช้จะต้องเป็นผู้กำหนด และการฝึกสอนวิธีนี้จะไม่สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้

อัลกอริทึมหรือกฎที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายมีอยู่ด้วยกันหลายรูปแบบ เช่น วิธีกราเดียนต์เดสเซนต์ (Gradient Descent) วิธีสเกลคอนจูเกต (Scale Conjugate) วิธีลีเวนเบิร์ก-มาควอด (Levenberg-Marquardt) กฎของเดลตา (Delta Rule) ฯลฯ สำหรับอัลกอริทึมสำหรับฝึกสอนที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้คือ อัลกอริทึมแบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งมีรายละเอียดอธิบายได้ในหัวข้อถัดไป

3.1.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ประกอบด้วยชั้นต่างๆ คือ ชั้นอินพุต กับ ชั้นเอาต์พุต อย่างละ 1 ชั้น และชั้นซ่อนซึ่งจะอยู่ระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นเอาต์พุต สามารถมีกี่ชั้นก็ได้ นอกจากนี้ยังมีหน่วยไบอัส (Bias Unit) ซึ่งจะมีค่าเป็น 1 เสมอ โดยเชื่อมโยงกับทุกๆ โหนดในแต่ละชั้น รูปที่ 3.7 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ



รูปที่ 3.7 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

จากรูปที่ 3.7 ทุกๆ โหนดในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นแรก และทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ โหนดในชั้นถัดไปจนในที่สุดทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย จะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ โหนดในชั้นเอาต์พุต ผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลในชั้นนี้จะเป็นค่าเอาต์พุตของโครงข่าย

3.1.6 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ อธิบายเป็นขั้นตอนต่างๆ ดังนี้

3.1.6.1 เตรียมข้อมูลที่จะให้โครงข่ายเรียนรู้ จากนั้นกำหนดจำนวนโหนดของชั้นอินพุต จำนวนโหนดของชั้นเอาต์พุต จำนวนโหนดของชั้นซ่อน จำนวนชั้นซ่อน จำนวนรอบสูงสุดในการเรียนรู้ และค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ ซึ่งจำนวนโหนดของแต่ละชั้นจะมีผลกับการเรียนรู้ของโครงข่าย กล่าวคือหากจำนวนโหนดมากเกินไป จะทำให้โครงข่ายเรียนรู้ได้ช้า แต่ถ้าจำนวนโหนดน้อยเกินไป แต่ข้อมูลที่จะสอนให้กับโครงข่ายมีเป็นจำนวนมากก็จะส่งผลให้โครงข่ายไม่สามารถเรียนรู้กับข้อมูลชุดนั้นได้ นอกจากนี้ค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ที่กำหนดไว้ดังกล่าว มีผลกับคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมและการเรียนรู้เช่นกัน หากค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ต่ำ หรือเข้าใกล้ 0 จะทำให้โครงข่ายเรียนรู้ได้ช้า แต่ความแม่นยำในการเรียนรู้ก็จะสูงขึ้น ในทางตรงกันข้ามถ้าค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้สูง หรือออกห่าง 0 โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถเรียนรู้ได้เร็วกว่า แต่ผลที่ได้จะมีความแม่นยำต่ำเช่นกัน

3.1.6.2 กำหนดค่าโมเมนตัม (Momentum) และอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ จะกำหนดอัตราการเรียนรู้ที่มีค่าน้อยๆ โดยทั่วไปจะอยู่ระหว่าง 0.05-0.25 เพื่อให้การปรับค่าถ่วงน้ำหนักมีความละเอียดมาก ทำให้การปรับค่าถ่วงน้ำหนักภายในโครงข่ายต้องกระทำหลายครั้ง ส่งผลให้ต้องใช้เวลาในการเรียนรู้ แต่ถ้ากำหนดให้อัตราการเรียนรู้มีค่ามากจะทำให้การปรับค่าถ่วงน้ำหนักหยุด ซึ่งการเรียนรู้อาจจะไม่เกิดการลู่เข้า (Converge) สู่ค่าความผิดพลาดต่ำสุดที่กำหนด ในบางกรณีอาจจะให้อัตราการเรียนรู้มีการปรับค่าได้ เช่น กำหนดให้อัตราการเรียนรู้แปรผันตามจำนวนรอบที่สอน หรือตามค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของระบบ เป็นต้น ก็จะสามารถช่วยเพิ่มความเร็วในการเรียนรู้ด้วย นอกจากนี้ยังอาจจะเลือกการใช้ อัตราการเรียนรู้ที่มีค่าน้อย แต่เพิ่มพารามิเตอร์ที่เรียกว่า ค่าโมเมนตัมเข้าไปในพจน์ที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อเพิ่มความเร็วในการลู่เข้าหาคำตอบ ค่าโมเมนตัมที่ใช้จะอยู่ในช่วง 0 กับ 1

3.1.6.3 สุ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้เส้นเชื่อม ก่อนที่จะเริ่มทำการสอนให้แก่โครงข่ายประสาทเทียม จะต้องกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นให้กับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างโหนดในแต่ละชั้นให้ครบ โดยค่านี้จะเป็นเลขจำนวนจริงที่มีค่าน้อยๆ ที่ได้มาจากการสุ่มค่า (Random Number) ซึ่งจะมีผลต่อเวลาที่ใช้ในการสอนและ อาจจะส่งผลถึงค่าน้ำหนักที่ได้ภายหลังจากการสอนและการเรียนรู้สิ้นสุดว่าจะมีศักยภาพมากน้อยเพียงใดในการที่จะเปลี่ยนแปลงข้อมูลอินพุตไปเป็นเอาต์พุต การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นโดยทั่วไปจะสุ่มค่าในช่วงระหว่าง -0.5 และ 0.5 หรือช่วงระหว่าง -1 และ 1 หรืออาจจะอยู่ในช่วงระหว่างค่าใดๆ ที่เหมาะสมตามคุณสมบัติการออกแบบโครงข่ายนั้นๆ

3.1.6.4 รับข้อมูลตัวอย่างเข้าที่โหนดอินพุต เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้

3.1.6.5 คำนวณค่าผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมพร้อมทั้งปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย จนกระทั่งโครงข่ายได้ผลลัพธ์ถึงค่าเป้าหมายที่กำหนดไว้ วิธีการคำนวณและสมการที่ใช้ในการหาผลลัพธ์ดังกล่าว สามารถอธิบายโดยอ้างอิงรูปที่ 3.7 ประกอบดังต่อไปนี้ [20]

ในส่วนของการคำนวณไปข้างหน้า (Forward Pass) สมการที่ใช้ในการคำนวณหาผลรวมของสัญญาณอินพุตที่เข้าไปยังเซลล์ประสาท j (โหนด j) ในชั้นซ่อนคือสมการที่ (3.3)

$$x_j(p) = \sum_{i=1}^n x_i(p)w_{ij}(p) + b_j(p)w_j(p) \quad (3.3)$$

เมื่อ p แทนชุดข้อมูล (Pattern), n แทนจำนวนโหนดทั้งหมดในชั้นอินพุต, $x_i(p)$ แทนข้อมูลตัวอย่างที่เข้ามาที่โหนดอินพุตตัวที่ i , $w_{ij}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดอินพุตตัวที่ i ไปยังโหนด j , $b_j(p)$ แทนไบอัส มีค่าเท่ากับ 1 และ $w_j(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างไบอัส กับโหนด j

การคำนวณค่าเอาต์พุตของเซลล์ประสาทจะใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ ตามสมการที่ 3.4 มาทำการคำนวณ เนื่องจากสามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนสูงได้ดี กำหนดให้ $y_j(p)$ เป็นเอาต์พุตของชั้นซ่อนจะได้ว่า

$$y_j(p) = \frac{1}{1 + e^{-x_j(p)}} \quad (3.4)$$

เอาต์พุตในชั้นซ่อนจะถูกส่งต่อเป็นอินพุตให้กับชั้นต่อไป จนกระทั่งถึงชั้นสุดท้าย ซึ่งก็คือ ชั้นเอาต์พุต ค่าผลรวมของสัญญาณอินพุตที่เข้าไปยังเซลล์ประสาท k (โหนด k) ที่ชั้นเอาต์พุต ($x_k(p)$) และค่าเอาต์พุต $y_k(p)$ คำนวณได้จาก

$$x_k(p) = \sum_{j=1}^l y_j(p)w_{jk}(p) + b_k(p)w_k(p) \quad (3.5)$$

เมื่อ l แทนจำนวนโหนดทั้งหมดในชั้นซ่อน, $y_j(p)$ แทนข้อมูลเอาต์พุตที่ออกจากโหนดในชั้นซ่อนตัวที่ j , $w_{jk}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดชั้นซ่อนตัวที่ j ไปยังโหนด k , $b_k(p)$ แทนไบอัส มีค่าเท่ากับ 1 และ $w_k(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างไบอัส กับ โหนด k

$$y_k(p) = \frac{1}{1 + e^{-x_k(p)}} \quad (3.6)$$

สำหรับในส่วนของการคำนวณย้อนกลับ (Reverse Pass) จะทำการคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายและเอาต์พุตที่ต้องการ แล้วจะทำการส่งค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวย้อนกลับมายังแต่ละโหนด โดยเริ่มตั้งแต่ชั้นเอาต์พุต และส่งต่อไปยังชั้นต่างๆ ของโครงข่าย จนกระทั่งทุกโหนดต่างได้รับส่วนแบ่งค่าความผิดพลาดนั้น ซึ่งจะได้รับค่าความผิดพลาดมากหรือน้อยเพียงใดขึ้นอยู่กับว่าโหนดนั้นเป็นตัวที่ส่งผลต่อค่าเอาต์พุตมากหรือน้อยเพียงใด จากนั้นจะนำค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวมาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งจะปรับค่าถ่วงน้ำหนักมากหรือน้อยเพียงใดก็ขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่ได้รับว่ามากหรือน้อยเพียงใดเช่นกัน

ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้และเอาต์พุตที่ต้องการ ($e_k(p)$) ของการฝึกสอนโครงข่ายในแต่ละชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน เพื่อนำมาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน สามารถคำนวณได้จาก

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p) \quad (3.7)$$

เมื่อ $y_{d,k}(p)$ แทนค่าเอาต์พุตเป้าหมายที่ต้องการ และ $y_k(p)$ แทนค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

สมการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นเอาต์พุต คำนวณได้จาก

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \quad (3.8)$$

เมื่อ $w_{jk}(p+1)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นเอาต์พุตที่ปรับใหม่, $w_{jk}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักเดิมของชั้นเอาต์พุต, $\Delta w_{jk}(p)$ แทนค่าที่ควบคุมปริมาณการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในครั้งก่อน (Weight Correction) ซึ่งสามารถหาได้จากสมการ (3.9)

$$\Delta w_{jk}(p) = \beta \Delta w_{jk}(p-1) + \alpha y_j(p) \delta_k(p) \quad (3.9)$$

เมื่อ β แทนค่าสัมประสิทธิ์โมเมนตัม, $\Delta w_{jk}(p-1)$ แทนค่าที่ควบคุมปริมาณการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในครั้งก่อนของชุดข้อมูลก่อนหน้า, α แทนค่าอัตราการเรียนรู้, $\delta_k(p)$ แทนค่าความผิดพลาดของชั้นเอาต์พุตที่โหนด k (Error Gradient) ซึ่งสามารถหาได้จากสมการ (3.10)

$$\delta_k(p) = y_k(p)[1 - y_k(p)]e_k(p) \quad (3.10)$$

สมการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน คำนวณได้จาก

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p) \quad (3.11)$$

เมื่อ $w_{ij}(p+1)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นซ่อนที่ปรับใหม่, $w_{ij}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักเดิมของชั้นซ่อน, $\Delta w_{ij}(p)$ แทนค่าที่ควบคุมปริมาณการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในครั้งก่อน ซึ่งสามารถหาได้จากสมการ (3.12)

$$\Delta w_{ij}(p) = \beta \Delta w_{ij}(p-1) + \alpha x_i(p) \delta_j(p) \quad (3.12)$$

เมื่อ $\delta_j(p)$ แทนค่าความผิดพลาดของชั้นซ่อนที่โหนด j ซึ่งสามารถหาได้จากสมการ (3.13)

$$\delta_j(p) = y_j(p)[1 - y_j(p)] \sum_{k=1}^m \delta_k(p) w_{jk} \quad (3.13)$$

เมื่อ m คือจำนวนโหนดทั้งหมดในชั้นเอาต์พุต

การคำนวณหาค่าความผิดพลาด และการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายจะกระทำซ้ำไปมา จนกว่าค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) ในแต่ละรอบของการปรับสอนจะมีค่าลดลงถึงจุดที่ยอมรับได้ โครงข่ายจะหยุดทำการปรับสอน และนำค่าถ่วงน้ำหนักไปใช้ต่อไป สมการของค่า MSE ดังกล่าวหาได้จากสมการ(3.14)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_{d,k(p)} - y_{k(p)})^2 \quad (3.14)$$

เมื่อ N คือจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

3.2 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับวิธีทางพันธุศาสตร์

ปัญหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุด (Optimal Solution) ในทางวิทยาศาสตร์สามารถหาคำตอบได้หลายวิธีซึ่งแตกต่างกันไปตามชนิดของปัญหา โดยมีการนำทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการเลียนแบบ

ทางธรรมชาติมาช่วยในการวิจัย วิธีทางพันธุศาสตร์เป็นอีกวิธีหนึ่งที่จำลองการทำงานทางชีววิทยา ในการให้กำเนิดประชากรรุ่นใหม่ ซึ่งอาศัยพื้นฐานของการวิวัฒนาการทางพันธุกรรมในการ ถ่ายทอดลักษณะต่างๆ ไปยังรุ่นลูกหลาน โดยดำเนินการตามหลักการพันธุศาสตร์ นำมาประยุกต์ใช้ ในการแก้ปัญหาเพื่อหาคำตอบที่ดีที่สุดหรือใกล้เคียงที่สุด

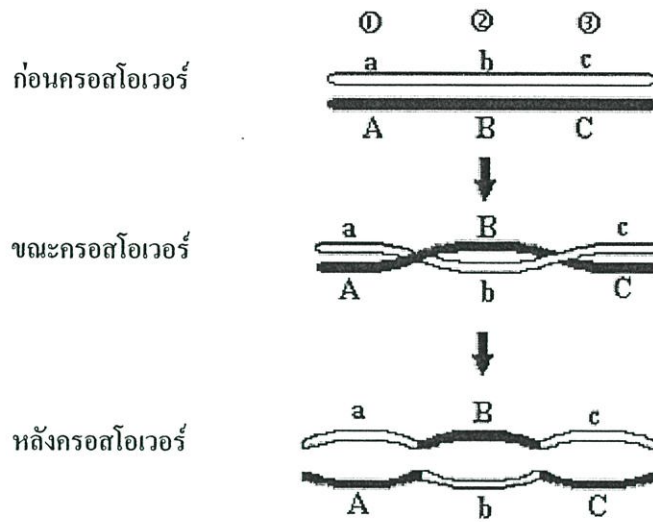
3.2.1 พันธุศาสตร์ทางชีววิทยา

ยีน (Genes) เป็นหน่วยเก็บลักษณะทางกรรมพันธุ์ ซึ่งค้นพบโดยนักวิทยาศาสตร์ชื่อ เมนเดล (Mendel) และเป็นตัวกำหนดลักษณะรูปร่างภายนอกของสิ่งมีชีวิต ซึ่งยีนจะเรียงตัวกันอยู่บนโครโมโซม (Chromosome) ในเซลล์ของสิ่งมีชีวิตโครโมโซมจะจับกันเป็นคู่ๆ แต่จะแตกต่างกันที่ค่าลักษณะต่างๆ ในแต่ละยีนซึ่งเรียกว่า แอลลีล (Allele) ซึ่งแบบต่างๆ ของยีนที่มีแอลลีลต่างกันในแต่ละตำแหน่งเรียกว่า ยีนไทป์ (Genotype) สำหรับลักษณะภายนอกที่ปรากฏออกมาให้เห็นเรียกว่า ฟีนไทป์ (Phenotype)

การถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรมเป็นการถ่ายทอดลักษณะต่างๆ ของสิ่งมีชีวิตที่เกิดขึ้นเมื่อมีการแบ่งตัวของเซลล์ ซึ่งมี 2 แบบคือ

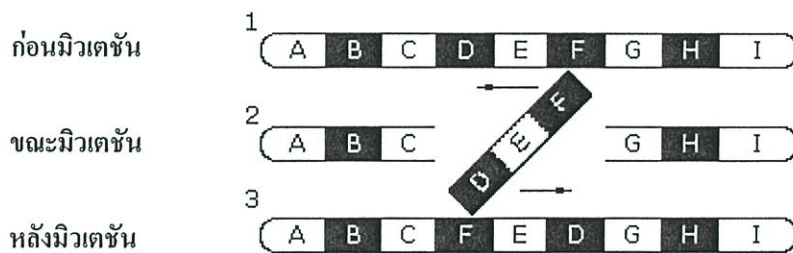
1. การแบ่งตัวแบบไมโทซิส (Mitosis) เป็นการเพิ่มจำนวนเซลล์ โดยโครโมโซมแต่ละตัวจะเพิ่มจำนวนตัวเองเป็นสอง และเยื่อหุ้มนิวเคลียสจะสลายลงเพื่อแยกโครโมโซมที่เพิ่มจำนวนขึ้นออกจากโครโมโซมเดิมแล้วเยื่อหุ้มนิวเคลียสจะถูกสร้างขึ้นใหม่เป็น 2 เซลล์
2. การแบ่งตัวแบบไมโอซิส (Meiosis) เป็นการแบ่งตัวของเซลล์สืบพันธุ์ โดยโครโมโซมจากเซลล์พ่อและแม่ อย่างละ 1 โครโมโซม จับคู่กันและต่างก็จำลองแบบของตนเพิ่มมาอีก ทำให้ได้โครโมโซมทั้งหมดเพิ่มขึ้นเป็น 2 เท่า โครโมโซมพ่อและแม่พร้อมทั้งแบบจำลองจะแยกคู่ไปรวมกันเป็น 2 นิวเคลียสกลายเป็นเซลล์ใหม่ 2 เซลล์ ซึ่งแบ่งตัวต่อไป โดยโครโมโซมพ่อและแม่แยกตัวออกจากแบบจำลอง ทำให้ได้เซลล์ใหม่ 4 เซลล์

วิธีการแบบไมโอซิส โครโมโซมจะมีโอกาสแลกเปลี่ยนบางส่วนซึ่งกันและกัน เรียกว่าครอสโอเวอร์ (Crossover) การครอสโอเวอร์จะเกิดขึ้นระหว่างโครโมโซมพ่อกับโครโมโซมแม่ เนื่องจากยีนแต่ละยีนที่เรียงตัวกันบนโครโมโซมไม่ได้อยู่กันอย่างหนาแน่น และมีระยะห่างไม่สม่ำเสมอ ช่องว่างระหว่างยีนนี้เองที่สามารถแตกออกมาได้ขณะที่มีการครอสโอเวอร์ และมีการแลกเปลี่ยนยีนของโครโมโซม โดยส่วนที่อยู่หลังรอยแตกทั้งหมดจะถูกย้ายไปอยู่ที่โครโมโซม นอกจากนี้ยังสามารถแตกอีกที่แห่งก็ได้ ซึ่งขึ้นอยู่กับความสามารถที่จะเชื่อมกัน ได้มากน้อยเพียงไร ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ดังแสดงในรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 การครอสโอเวอร์ของโครโมโซม

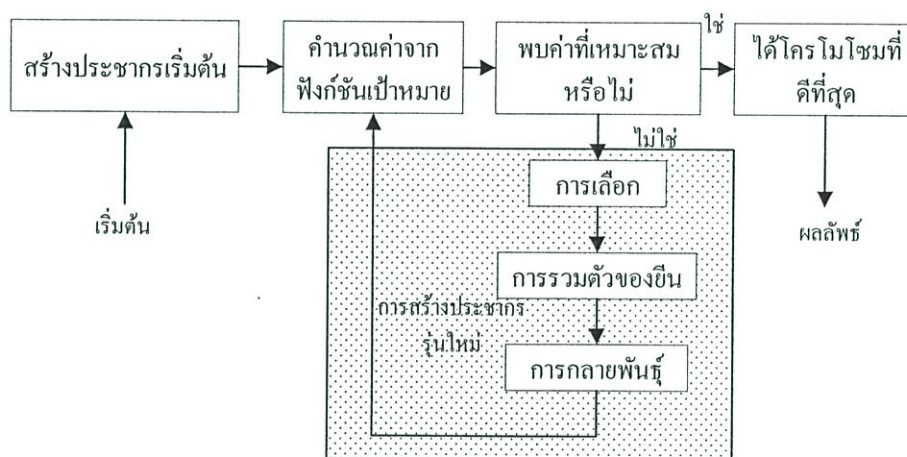
ประโยชน์ที่เกิดจากการครอสโอเวอร์คือ ได้ลักษณะต่างๆมาอยู่รวมกันทำให้สิ่งมีชีวิตรุ่นหลานมีความหลากหลายและอาจจะทำให้เกิดโอกาสกำเนิดสิ่งมีชีวิตที่มีลักษณะที่รวมกันอยู่ได้อย่างพอเหมาะ ถ้าเซลล์เกิดใหม่โดยไม่มีการครอสโอเวอร์แล้ว โครโมโซมใดที่เคยมียีนลักษณะใดก็จะมีลักษณะนั้นอยู่เรื่อยๆ โอกาสที่สิ่งมีชีวิตนั้นจะปรับตัวให้ดีขึ้นย่อมมีได้ยากกว่า นอกจากนี้ยังมีการผ่าเหล่า (Mutation) คือการเปลี่ยนแปลงของยีนที่มีลักษณะต่างไปจากเดิมที่ควรจะเป็น ซึ่งเป็นต้นเหตุให้เกิดลักษณะที่แปลกออกไป เท่ากับเป็นโอกาสในการเลือกลักษณะแปลกๆมากขึ้น เนื่องจากกระบวนการวิวัฒนาการทางธรรมชาตินั้นช้ามาก เพราะกว่าที่ธรรมชาติจะปรับสภาพแวดล้อมให้สิ่งมีชีวิตค่อยๆ ปรับตัวเองให้เหมาะสมนั้นมีโอกาสน้อยมาก การผ่าเหล่านั้นทุกลักษณะในแต่ละยีนย่อมมีโอกาสที่จะเกิดการเปลี่ยนแปลงไปจากเดิมได้พอๆกัน และถ้าเหมาะสมกับสภาพแวดล้อมในขณะนั้นก็จะคงอยู่ต่อไป แต่ถ้าการเปลี่ยนแปลงใดเกิดผิดจังหวะ คือไม่เหมาะสมกับสภาพแวดล้อมขณะนั้นๆ ก็จะไม่ถูกคัดเลือกและหายไปในที่สุด ตัวอย่างการมิวเตชันแสดงดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 การมิวเตชันของโครโมโซม

3.2.2 วิธีการทางพันธุศาสตร์

วิธีการทางพันธุศาสตร์ Halland [21] เป็นคนแรกที่น่าเสนอ โดยเลียนแบบการวิวัฒนาการทางธรรมชาติ โดยขั้นตอนวิวัฒนาการประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยความสำคัญนั้นอยู่ที่ประชากรลูกหลานที่อยู่รอดจะเป็นประชากรที่ดีและเหมาะสมกับปัญหานั้น ๆ ประชากรแต่ละรุ่นจะถูกสร้างโดย กระบวนการคัดเลือกสมาชิก (Population) แต่ละตัวที่มีระดับของความเหมาะสมจากขอบเขตของปัญหา และนำมาผสมกันโดยใช้ตัวดำเนินการทางพันธุศาสตร์ โดยคำตอบที่ดีที่สุดจะพบจากประชากรตัวสุดท้ายที่เหลือรอดอยู่ โครงสร้างของกระบวนการทางพันธุศาสตร์แสดงได้ดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 โครงสร้างกระบวนการทางพันธุศาสตร์

จากรูปที่ 3.10 แสดงโครงสร้างของกระบวนการทางพันธุศาสตร์แบบพื้นฐาน ขั้นตอนแรกจะเริ่มจากการสร้างประชากรเริ่มต้นโดยการสุ่ม ขนาดของประชากรขึ้นอยู่กับปัญหาที่แก้ไข ต่อมาจะเป็นการคำนวณสมาชิกแต่ละตัวด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective Function) หรือฟังก์ชันเป้าหมาย จะไม่มีการกำหนดตายตัวขึ้นอยู่กับลักษณะของปัญหาที่จะแก้ไข เมื่อผ่านขั้นตอนนี้จะเป็นการตรวจสอบ ถ้าไม่พบคำตอบที่เหมาะสมจะเริ่มสร้างประชากรรุ่นลูกหลาน โดยจะนำประชากรรุ่นพ่อแม่ (Parent) มาคัดเลือกซึ่งจะดูจากค่าของฟิตเนส (Fitness) ประชากรพ่อแม่ที่ถูกเลือกจะถูกนำมาผสมกันโดยการครอสโอเวอร์ (Crossover) และมิวเตชัน (Mutation) ด้วยค่าความน่าจะเป็นที่กำหนด หลังจากนั้นจะได้ประชากรรุ่นลูกหลาน (Offspring) ต่อมาจะเป็นการคำนวณค่าของประชากรลูกหลานแต่ละตัว แล้วจึงนำประชากรรุ่นลูกหลานที่ดีที่สุดเข้าไปแทนในประชากรรุ่นพ่อแม่ เพื่อนำมาเป็นประชากรในรุ่นใหม่ (New Generation) ต่อไป กระบวนการจะวนรอบเช่นนี้ไปจนกว่าจะพบคำตอบที่เหมาะสม

3.2.2.1 การเข้ารหัสประชากร (Population Encoding)

ก่อนที่จะมีการดำเนินการทางพันธุศาสตร์นั้นจะต้องมีการสร้างประชากรเริ่มต้นรวมทั้ง มีการเข้ารหัสของพารามิเตอร์ในประชากรหรือโครโมโซมเสียก่อน ซึ่งการเข้ารหัสนั้นอาจเข้ารหัสแบบไบนารี (Binary Code), แบบเกรย์ (Gray Code) หรือ แบบค่าจริง (Real Value) ขึ้นอยู่กับลักษณะของปัญหา เพราะการเลือกวิธีที่เหมาะสมจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานของวิธีทางพันธุศาสตร์

3.2.2.2 ฟังก์ชันเป้าหมายและฟังก์ชันฟิตเนส (The Objective and Fitness Function)

ฟังก์ชันเป้าหมายนั้นกำหนดโดยผู้ใช้ตามปัญหาที่จะแก้ ฟังก์ชันเป้าหมายเป็นตัววัดประสิทธิภาพของประชากรแต่ละตัว ในการหาค่าต่ำสุดหรือค่าสูงสุดของปัญหา บางครั้งค่าของฟังก์ชันเป้าหมายอาจมีค่าเป็นลบ ฟังก์ชันฟิตเนสเป็นตัววัดสถานะของประชากรต้องมีค่าบวกเสมอ ดังนั้นถ้าฟังก์ชันเป้าหมายมีค่าเป็นลบจำเป็นต้องเปลี่ยนให้เป็นฟังก์ชันฟิตเนสจากสมการที่ (3.15)

$$F(x) = g(f(x)) \quad (3.15)$$

ซึ่ง $f(x)$ คือ ฟังก์ชันเป้าหมาย g คือ การเปลี่ยนแปลงค่าของฟังก์ชันเป้าหมายเพื่อไม่ให้ค่าเป็นลบ และ $F(x)$ คือ ค่าของฟิตเนสที่ได้ ส่วนมากค่าของฟังก์ชันฟิตเนสจะสอดคล้องกับจำนวนประชากรลูกหลานที่คาดหวังในการผลิตในรุ่นถัดไป จากสมการที่ (3.16) $F(x_i)$ คือ ค่าของฟิตเนส $f(x_i)$ คือ ค่าประสิทธิภาพที่คำนวณได้จากประชากรแต่ละตัว

$$F(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{i=1}^{N_{ind}} f(x_i)} \quad (3.16)$$

ซึ่ง N_{ind} คือ จำนวนประชากรทั้งหมด และ x_i คือ ค่าของประชากร

ในขณะที่ความเหมาะสมของประชากรแต่ละตัวรับประกันได้จากการถูกเลือกด้วยความน่าจะเป็น แต่อาจจะเกิดความผิดพลาดจากค่าฟังก์ชันเป้าหมายของประชากรที่มีค่าเป็นลบและอาจทำให้ลู่อู่เข้าก่อนกำหนด เนื่องจากการยึดครองพื้นที่ของประชากรที่มีค่าฟิตเนสที่สูง ทำให้ประชากรที่มีค่าฟิตเนสต่ำไม่มีโอกาสที่จะถูกเลือก จากปัญหาที่เกิดขึ้นนี้จะแก้ได้ โดยการปรับค่าฟิตเนสซึ่งการปรับค่าฟิตเนสมี 2 วิธี คือ การทำมาตรฐาน (Scaling) และการกำหนดตำแหน่ง (Ranking)

การทำมาตรวัดจะเป็นการแปลงค่าฟิตเนสใหม่โดยใช้สมการเส้นตรงดังสมการที่ (3.17)

$$F(x) = af(x) + b \quad (3.17)$$

โดยที่ $f(x)$ คือค่าของฟิตเนสเก่า $F(x)$ คือ ค่าของฟิตเนสใหม่ a คือ ค่าของแฟลคเตอร์สเกล ที่มีค่าเป็นบวก และ b เป็นค่าชดเชย (Offset) ที่รับรองว่าค่าของฟิตเนสใหม่มีค่าเป็นบวก ส่วนการกำหนดตำแหน่งนั้น เป็นการเรียงค่าจากฟังก์ชันเป้าหมาย ประชากรที่มีค่าฟิตเนสน้อยที่สุดจะอยู่ในลำดับที่ 1 และจะเรียงลำดับต่อไปจนถึงประชากรที่มีค่าฟิตเนสมากที่สุดจะอยู่ลำดับสุดท้ายจากสมการที่ (3.18)

$$Fitness(Pos) = 2 - SP + 2(SP - 1) \frac{Pos - 1}{N_{ind} - 1} \quad (3.18)$$

โดย SP คือค่าความลำเอียง (Bias) หรือค่าของซีเล็กทีฟ เพเชอร์ (Selective Pressure) Pos คือลำดับของประชากรตัวที่ i และ N_{ind} คือจำนวนของประชากรทั้งหมด

3.2.2.3 การคัดเลือก (Selection)

การคัดเลือกเป็นขั้นตอนที่จำลองการคัดเลือกทางธรรมชาติ โดยจะคัดเลือกประชากรรุ่นพ่อแม่เพื่อเป็นประชากรต้นแบบในบ่อเพาะพันธุ์เพื่อใช้ในการสร้างประชากรรุ่นลูกหลานต่อไป การคัดเลือกของวิธทางพันธุศาสตร์นั้น จะใช้ค่าความเหมาะสมเป็นตัวตัดสินว่าสมาชิกมีโอกาสถูกเลือกเป็นพ่อแม่มากน้อยเพียงใด ประชากรที่มีค่าความเหมาะสมที่ดี จะถูกกำหนดค่าความน่าจะเป็นที่จะถูกเลือกแต่ละครั้ง จะสูงตามไปด้วยจากสมการที่ (3.19)

$$Prob_select = \frac{Fi}{\sum Fitness} \quad (3.19)$$

โดย Fi คือ ค่าของฟิตเนสของประชากรแต่ละตัว และ $\sum Fitness$ คือ ผลรวมของค่าฟิตเนสทั้งหมดที่นำมาคัดเลือกในบ่อเพาะพันธุ์ ซึ่งมีวิธีการคัดเลือกหลายวิธีด้วยกันประสิทธิภาพจะขึ้นอยู่กับ ตัววัดประสิทธิภาพของวิธีการทั้งหมดคือ

Selective Pressure คือ ค่าความน่าจะเป็นของประชากรที่ดีที่สุดที่ถูกเลือก โดยเปรียบเทียบกับค่าเฉลี่ยของความน่าจะเป็นของประชากรที่ถูกเลือกทั้งหมด

ความลำเอียง (Bias) คือ ค่าสัมบูรณ์ของความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับความน่าจะเป็นที่คาดหวังไว้สำหรับการคัดเลือกของสมาชิกแต่ละตัว

การกระจาย (Spread) คือ ช่วงของค่าความเป็นไปได้ที่ประชากรตัวหนึ่งจะถูกเลือก

Loss of Diversity คือ การสูญเสียความหลากหลายทางพันธุกรรม

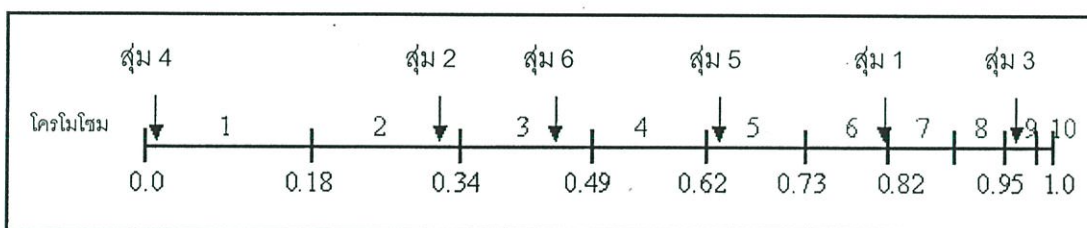
ความหนาแน่นของการคัดเลือก (Selection Intensity) คือ ค่าเฉลี่ยของค่าฟิตเนสของประชากรหลังจากใช้วิธีการคัดเลือกแบบการกระจายตัวของ Gaussian

ความแปรปรวนของการคัดเลือก (Selection Variance) คือ ความแปรปรวนของการกระจายตัวของค่าฟิตเนสของประชากร หลังจากใช้วิธีการคัดเลือกแบบการกระจายตัวแบบ Gaussian

สำหรับการคัดเลือกประชากรที่ใช้ในงานวิจัยที่นำเสนอนี้ จะใช้การคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอล โดยสุ่ม (Stochastic Universal Sampling) ซึ่งจะต้องอาศัยหลักการของการคัดเลือกแบบวงล้อรูเลต (Roulette Wheel) สามารถอธิบายวิธีการคัดเลือกทั้ง 2 แบบได้ดังนี้

1. การคัดเลือกแบบวงล้อรูเลต

วิธีการคัดเลือกแบบวงล้อรูเลตอย่างง่ายเรียกว่า การเลือกแบบสุ่มเลือกโดยมีการแทนที่ (Stochastic Sampling with Replacement : SSR) [22] วิธีการคัดเลือกแบบนี้เป็นการกำหนดขนาดแต่ละช่องของวงล้อขึ้นอยู่กับค่าฟิตเนส เส้นรอบวงของวงล้อจะมีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 1 จำนวนครั้งของการสุ่มจะขึ้นอยู่กับจำนวนของประชากรรุ่นพ่อแม่ที่ต้องการ จะแสดงดังรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 การคัดเลือกแบบวงล้อรูเลต

จากรูปที่ 3.11 นำมาเขียนได้จากตารางที่ 3.1 โดยตารางจะแสดงถึงค่าความน่าจะเป็นของการถูกเลือก สำหรับ 11 โครโมโซม ลิเนียร์ แรงคั้ง และ ซีเล็กทีฟเพเซอร์ มีค่าเท่ากับสอง โครโมโซมที่ 1 มีค่าฟิตเนสมากที่สุดและมีช่วงบนเส้นกว้างที่สุด ในขณะที่เดียวกัน โครโมโซมที่ 10 มีค่าฟิตเนสน้อยที่สุด ดังนั้นจึงมีช่วงบนเส้นแคบที่สุด

ตารางที่ 3.1 ความน่าจะเป็นของการคัดเลือกและค่าของฟิตเนส

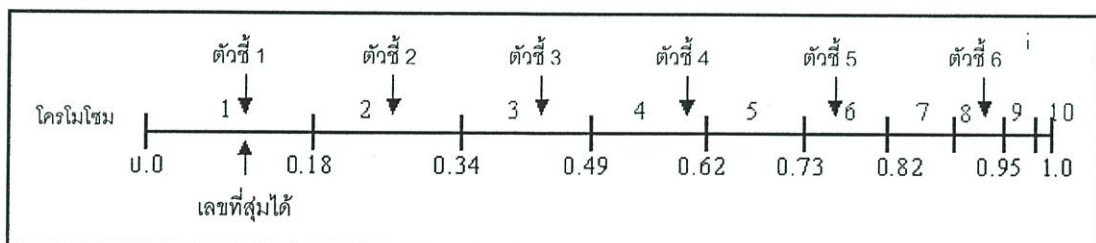
จำนวนโครโมโซม	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ค่าฟิตเนส	2.0	1.8	1.6	1.4	1.2	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0
ความน่าจะเป็นของการคัดเลือก	0.18	0.16	0.15	0.13	0.11	0.09	0.07	0.06	0.03	0.02	0.0

เมื่อทำการเลือกโดยการสุ่มแล้วจะนำไปเก็บรวมกันใน แมททิง ปอปปูเรชัน (Mating Population) โดยจะสุ่มอยู่ในช่วง 0.0 ถึง 1 ตัวอย่างการสุ่ม 6 ครั้งจะได้ผลดังนี้ 0.81, 0.32, 0.96, 0.01, 0.65 และ 0.42 หลังจากนั้นใน แมททิง ปอปปูเรชัน จะประกอบด้วยโครโมโซมที่ 1 2 3 5 6 และ 9 วิธีการคัดเลือกแบบวงล้อรูเลตนี้จะให้ผลของความลำเอียงเป็น 0 แต่จะไม่รับประกันการกระจายว่าจะได้ค่าน้อยที่สุด

2. การคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่ม

วิธีการคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอล[23]โดยสุ่มจะเป็นการแก้ปัญหของวิธีการคัดเลือกแบบวงล้อรูเลต ซึ่งจะทำให้ได้ค่าความลำเอียงเท่ากับ 0 และจะได้ค่าของการกระจายน้อยที่สุด ดังนั้นแต่ละช่องของประชากรจะเหมือนกันกับวิธีการคัดเลือกแบบวงล้อรูเลต โดยจะเพิ่มตัวชี้ (Pointer) ที่มีจำนวนเท่ากับจำนวนของโครโมโซมที่ต้องการเลือก คือ N-pointer ซึ่งระยะห่างของตัวชี้จะเท่ากับ 1/N-pointer โดยตำแหน่งแรกของตัวชี้จะกำหนดจากการสุ่มในช่วง $[0, 1/N\text{-pointer}]$ ตัวอย่างการเลือก 6 โครโมโซม ระยะห่างของตัวชี้จะมีค่าเท่ากับ 1/6 หรือ 0.167 จากรูปที่ 3.12 แสดงตัวอย่างของการคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่ม

ตัวอย่าง การสุ่ม 1 ครั้งในช่วง $[0, 0.167]$ ได้ค่าเท่ากับ 0.1



รูปที่ 3.12 วิธีการคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่ม

หลังจากนั้นใน แมททิง ปอปปูเรชัน จะประกอบด้วยประชากรที่ 1 2 3 4 6

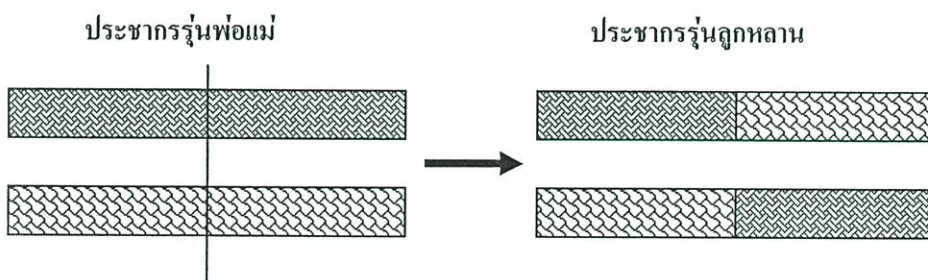
และ 8

3.2.2.4 การครอสโอเวอร์

การครอสโอเวอร์หรือการรวมตัวของยีน (Recombination) เป็นการนำประชากรที่ได้จากการคัดเลือกที่อยู่ในบ่อเพาะพันธุ์ มาจับคู่แลกเปลี่ยนยีนของประชากรพ่อแม่ ตามการกำหนดอัตราความน่าจะเป็นของการครอสโอเวอร์ (Probability of Crossover : P_c) เพื่อสร้างประชากรรุ่นใหม่หรือประชากรลูกหลาน โดยการกระทำนี้จะแบ่งเป็น 2 ประเภทใหญ่ๆ คือ 1. การครอสโอเวอร์ตามรูปแบบที่ใช้ค่าจำนวนจริง ซึ่งแบ่งเป็นประเภทย่อยๆ คือ การครอสโอเวอร์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Crossover), การครอสโอเวอร์แบบขั้นกลาง (Intermediate Recombination) และการครอสโอเวอร์แบบเส้น (Line Crossover) 2. การครอสโอเวอร์โดยใช้ค่าไบนารี เช่น การครอสโอเวอร์แบบจุดเดียว (Single Point Crossover), การครอสโอเวอร์แบบหลายจุด (Multi Point Crossover) และการครอสโอเวอร์แบบยูนิฟอร์ม (Uniform Crossover) ซึ่งรายละเอียดความรู้พื้นฐานของการครอสโอเวอร์ดังกล่าวจะอธิบายเฉพาะรายละเอียดของการครอสโอเวอร์โดยใช้ค่าไบนารี เท่านั้นเนื่องจากมีความเกี่ยวข้องกับงานวิจัยที่นำเสนอ ซึ่งอธิบายได้ดังนี้

1. การครอสโอเวอร์แบบจุดเดียว

การครอสโอเวอร์แบบจุดเดียวจะทำการครอสโอเวอร์หนึ่งจุดในช่วง $[1, 2, \dots, N\text{-var} - 1]$ โดยที่ $N\text{-var}$ คือจำนวนตัวแปรของแต่ละโครโมโซม หรือประชากร ซึ่งจะทำการเลือกจุดที่จะทำการครอสโอเวอร์โดยการสุ่ม และตัวแปรแลกเปลี่ยนกันระหว่างประชากรพ่อแม่ทั้งสองตัวหลังจุดที่สุ่มได้ ดังนั้นประชากรลูกหลานสองตัวที่ได้ จะแสดงในรูปที่ 3.13



รูปที่ 3.13 การครอสโอเวอร์แบบจุดเดียว

พิจารณาประชากรพ่อแม่ 2 ตัวที่อยู่ข้างล่าง โดยที่ประชากรพ่อแม่แต่ละตัวจะมี 11 ตัวแปร

ประชากรพ่อแม่ 1	0	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0
ประชากรพ่อแม่ 2	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	1

ประชากรลูกหลาน 1	0	1		1	0	1	1		1	1	0	1		1
ประชากรลูกหลาน 2	1	0		1	1	0	0		0	0	1	0		0

3. การครอสโอเวอร์แบบยูนิฟอร์ม

การครอสโอเวอร์แบบยูนิฟอร์ม [14] ซึ่งเป็นวิธีการสร้างประชากรลูกหลาน โดยขึ้นอยู่กับการสร้างการระบุตำแหน่ง (Mask) โดยการสุ่ม
พิจารณาประชากรพ่อแม่ 2 ตัวที่อยู่ข้างล่าง โดยที่ประชากรพ่อแม่แต่ละตัวจะมี 11 ตัวแปร

ประชากรพ่อแม่ 1	0	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0
ประชากรพ่อแม่ 2	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	1
Mask	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	1
ประชากรลูกหลาน 1	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0
ประชากรลูกหลาน 2	1	1	1	0	1	0	0	1	1	1	1

จะเห็นว่าประชากรพ่อแม่ 1 และ ประชากรพ่อแม่ 2 จะสลับบิตกันก็ต่อเมื่อ Mask บิตที่ตำแหน่งนั้นเป็น 0 และจะไม่สลับบิตเมื่อ Mask บิตที่ตำแหน่งนั้นเป็น 1 หลังจากการสลับจะได้เป็นประชากรลูกหลาน 1 และประชากรลูกหลาน 2

3.2.2.5 การมิวเตชัน

การมิวเตชันเป็นกระบวนการที่เกิดขึ้นหลังจากการครอสโอเวอร์ เสร็จสิ้น หมายความว่าได้รุ่นลูกหลานที่เกิดจากการผสมจากพ่อแม่แล้ว จึงนำรุ่นลูกหลานมาดำเนินการมิวเตชันตามอัตราความน่าจะเป็นของการมิวเตชัน (Probability of Mutation : P_m) ที่กำหนด ในการมิวเตชันนั้นจะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงหรือทำให้เกิดลักษณะใหม่ๆเกิดขึ้น และทำให้เกิดการวิวัฒนาการ ขั้นตอนการมิวเตชันของโครโมโซมที่เข้ารหัสแบบไบนารีคือ การกลับค่าในตำแหน่งบิตหรือยีนที่สุ่มได้ให้มีค่าเป็นตรงข้าม ตามอัตราความน่าจะเป็นของการมิวเตชันในแต่ละบิตที่กำหนด ตัวอย่างแสดงดังนี้

กำหนด $P_m = 0.1$	ก่อนมิวเตชัน	เลขสุ่ม (r)	หลังมิวเตชัน
ประชากรลูกหลาน 0	0 1 0 0 1	0.58 0.34 <u>0.06</u> 0.78 0.40	0 1 <u>1</u> 0 1

จากตัวอย่างข้างต้น หลังจากสุ่มตำแหน่งที่จะมีวเตชัน โดยสร้างเลขสุ่ม r ของแต่ละตำแหน่งบิตในประชากรลูกหลานหรือโครโมโซมแล้ว พบว่าตำแหน่งบิตที่ 3 ของโครโมโซมเป็นตำแหน่งที่ $r \leq 0.1$ ตามอัตราการมีวเตชันที่กำหนด จึงเกิดการมีวเตชันขึ้น ทำให้ตำแหน่งบิตที่ 3 ของโครโมโซมเปลี่ยนค่าจาก 0 เป็น 1

3.2.2.6 การแทนที่ (Reinsertion)

หลังจากที่สร้างประชากรลูกหลานแล้ว จะมีการแทนที่ประชากรพ่อแม่ปัจจุบันด้วยประชากรลูกหลานทุกตัว เช่น ถ้าหากขนาดประชากรเท่ากับ N วิธีนี้จะสร้างประชากรลูกหลานเท่ากับ N ด้วย วิธีดังกล่าวนี้อาจทำให้ประชากรที่ดีเสียหายในรุ่นถัดไป ดังนั้นจึงมีการสำเนาประชากร วิธีนี้จะทำสำเนาประชากรที่ดีที่สุด 2-5 ตัว ในรุ่นถัดไป วิธีการสำเนาประชากรจะช่วยเพิ่มความเร็วในการหาคำตอบที่ดีที่สุดถ้าหากกำหนดจำนวนสำเนาประชากรได้อย่างเหมาะสม

เนื่องจากการสร้างประชากรลูกหลานที่มีขนาดใหญ่ จะทำให้การคำนวณในแต่ละรอบของวิธทางพันธุศาสตร์นานขึ้น จึงมีวิธีการแทนที่แบบอื่นที่สร้างประชากรลูกหลานจำนวนน้อยลงเพื่อช่วยเพิ่มความเร็วในการคำนวณ เช่น การแทนที่ประชากรพ่อแม่ด้วยประชากรลูกหลานโดยตรง คือ จะเลือกแทนที่ประชากรที่แย่ที่สุดเมื่อมีการแทรกประชากรรุ่นใหม่เข้ามา หรืออาจแทนที่ประชากรที่อาศัยอยู่เป็นเวลานาน

3.3 ระบบแบบผสม

ระบบแบบผสมคือ หลักการนำเทคนิคแต่ละด้านมารวมกัน ขึ้นอยู่กับผู้วิจัยว่าต้องการใช้เทคนิคใดเป็นหลัก และจะนำเทคนิคอื่นๆมาช่วยปรับปรุงการทำงานของเทคนิคหลักได้อย่างไร โดยมากระบบแบบผสมมักยึดโครงข่ายประสาทเทียม หรือระบบฟัซซี่ (Fuzzy) เป็นพื้นฐาน แล้วนำเทคนิคอื่นๆ มาเสริม ลักษณะการรวมเทคนิคที่สำคัญและใช้กันแพร่หลายมีดังนี้

3.3.1 ระบบแบบผสมที่ใช้ฟัซซี่เป็นหลัก (Fuzzy Logic Based Hybrid System)

3.3.1.1 ระบบฟัซซี่ที่ปรับพารามิเตอร์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

เป็นการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาจำลองการทำงานของระบบฟัซซี่ โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ของแต่ละฟังก์ชันสมาชิกให้เหมาะสม ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมนำมาใช้มากที่สุดคือ Feed Forward Neural Network เพื่อนำเอาคุณสมบัติที่สามารถเรียนรู้ข้อมูลได้เอง โดยอาศัยอัลกอริทึมที่ใช้ในการฝึกสอน เช่น อัลกอริทึมแบบแพร่ย้อนกลับ มาใช้ประโยชน์ ประเภทของฟังก์ชันสมาชิกที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับได้ จะต้องเป็นฟังก์ชันต่อเนื่องเพื่อให้หาอนุพันธ์ได้

3.3.1.2 ระบบฟuzzyที่ปรับโครงสร้างและพารามิเตอร์โดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์

ในการสร้างระบบฟuzzy มีส่วนที่ต้องปรับอยู่ 2 ส่วนหลักด้วยกันคือ การปรับพารามิเตอร์และการปรับโครงสร้างของระบบ เช่น จำนวนตัวแปร, จำนวนฟังก์ชันสมาชิกของแต่ละตัวแปร, จำนวนกฎ หรือ ฐานกฎ เป็นต้น โดยมากมักนิยมนำวิธีทางพันธุศาสตร์ มาช่วยปรับโครงสร้างของระบบ เพื่อช่วยกำหนดลักษณะโครงสร้างที่เหมาะสม โดยการสร้างโครโมโซมที่ประกอบด้วยยีนดที่เป็นตัวแทนของแต่ละลักษณะโครงสร้างที่ต้องการกำหนด อย่างไรก็ตาม อาจนำวิธีทางพันธุศาสตร์มาช่วยหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดด้วยก็ได้

3.3.2 ระบบแบบผสมที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นหลัก (Neural Network Based Hybrid System)

3.3.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ฟuzzy ลอจิก เพื่อเสริมการทำงาน

ในการนำฟuzzy ลอจิกมาประยุกต์ใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยมากมี 2 ลักษณะ ลักษณะแรกคือ การนำระบบฟuzzy มาเป็นตัวกำหนดอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัมในแต่ละรอบของการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัมที่ปรับตัวได้ ลักษณะที่สองคือ การนำวิธีการคำนวณแบบฟuzzy มาใช้ เพื่อสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ค่าอินพุต และ/หรือ ค่าถ่วงน้ำหนักถูกฟuzzy ฟายให้อยู่ในรูปค่าฟuzzy ก่อนนำไปคำนวณเอาต์พุต ซึ่งค่าเอาต์พุตอาจเป็นค่าจริงหรือค่าฟuzzy ก็ได้

3.3.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ หาโครงสร้างและค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

เช่นเดียวกับการใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในระบบฟuzzy ที่สามารถนำวิธีทางพันธุศาสตร์มาช่วยหาโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุด เช่น ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์หาจำนวนชั้นซ่อน, จำนวนโหนดในชั้นซ่อน และจำนวนเส้นเชื่อม เป็นต้น หรืออาจนำวิธีทางพันธุศาสตร์มาใช้หาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสม แทนอัลกอริทึมแบบแพร่ย้อนกลับ หรืออัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้อื่นๆ ด้วยก็ได้

3.3.3 ระบบแบบผสมที่ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์เป็นหลัก (Genetic Algorithm Based Hybrid System)

โดยมากมักไม่พบระบบที่ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์เป็นหลัก แต่หากต้องการเสริมประสิทธิภาพการทำงานของวิธีทางพันธุศาสตร์ ก็สามารถทำได้โดยการนำฟuzzy ลอจิกมาช่วยกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการทำงานในแต่ละรอบ เช่น อัตราการครอสโอเวอร์, อัตราการมิวเตชัน หรือ จำนวนประชากรในแต่ละรอบ เป็นต้น

บทที่ 4

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์

ในบทนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนการออกแบบแต่ละกระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์รวมทั้งวิธีการที่เกี่ยวข้องที่ใช้ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม ที่มีโครงสร้างการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของโครงข่ายไม่จำกัดอยู่เฉพาะการเชื่อมต่อระหว่างโหนดที่อยู่ในชั้น (Layer) ถัดไปเท่านั้น เนื่องจากสามารถเชื่อมต่อกันข้ามชั้นได้ และการเชื่อมต่อของโหนดระหว่างชั้นของโครงข่ายไม่จำเป็นที่ทุกโหนดจะต้องเชื่อมต่อกัน เช่น โหนดในชั้นอินพุตสามารถเชื่อมต่อกับโหนดในชั้นเอาต์พุตได้โดยตรงโดยไม่ต้องผ่านโหนดในชั้นซ่อน โหนดในชั้นซ่อนสามารถเชื่อมต่อกันหรือไม่เชื่อมต่อกันเองได้อย่างอิสระตามรูปแบบที่กำหนด และโครงสร้างของโครงข่ายดังกล่าวไม่มีการกำหนดไว้ตายตัวตั้งแต่แรกว่าจะมีจำนวนชั้นซ่อนของโครงข่ายกี่ชั้นซ่อนเพียงแต่มีการกำหนดกลุ่มของจำนวนโหนดในชั้นซ่อนสูงสุดไว้เท่านั้น โดยที่แต่ละโหนดดังกล่าวไม่จำเป็นต้องถูกนำไปประมวลผลทุกโหนด ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของการเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งรายละเอียดของงานวิจัยที่นำเสนอดังกล่าวมีดังนี้

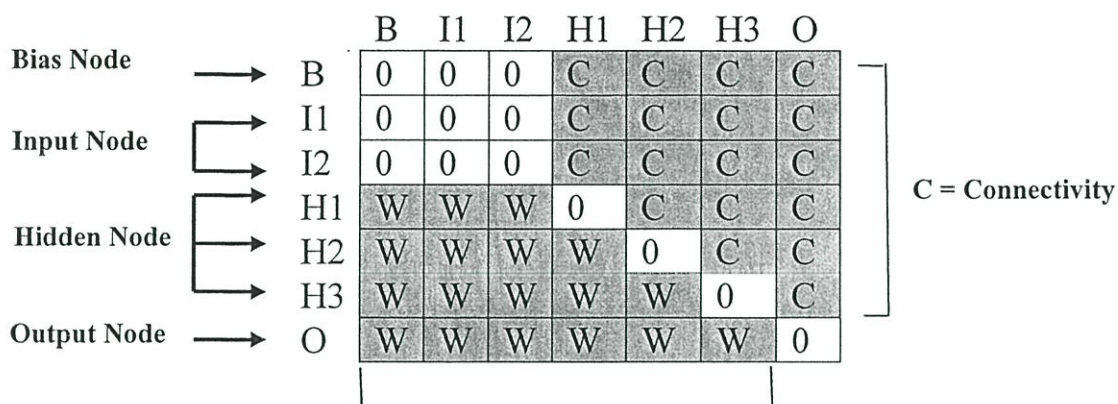
4.1 การออกแบบขั้นตอนของวิธีทางพันธุศาสตร์

เพื่อให้สามารถบรรลุวัตถุประสงค์ของการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอ จึงทำการออกแบบในแต่ละขั้นตอนของวิธีทางพันธุศาสตร์ดังต่อไปนี้

4.1.1 รูปแบบของโครโมโซม (Chromosome Representation)

รูปแบบโครงสร้างของโครโมโซมแสดงอยู่ในรูปของเมตริกซ์ (Matrix) ขนาด $N \times N$ ซึ่ง N คือ จำนวนโหนดทั้งหมดของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบไปด้วย จำนวนโหนดในชั้นอินพุต (Input Node) จำนวนไบอัสโหนด (Bias Node) จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (Hidden Node) และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุต (Output Node) การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตจะขึ้นอยู่กับรูปแบบของแต่ละปัญหาที่จะนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้งาน จำนวนโหนดในชั้นซ่อนจะต้องมีการกำหนดจำนวนโหนดสูงสุดไว้ก่อนเสมอ และจำนวนของไบอัสโหนดเท่ากับ 1 โหนด

ค่าของยีนต์ภายในโครโมโซมจะแสดงการเชื่อมต่อระหว่างโหนด และค่าถ่วงน้ำหนักที่สัมพันธ์กับการเชื่อมต่อระหว่างแต่ละโหนดดังกล่าวของโครงข่ายประสาทเทียม ตามรูปแบบการเข้ารหัสของโครโมโซม ตัวอย่างรูปแบบโครโมโซมแสดงดังรูปที่ 4.1



W = Weight

รูปที่ 4.1 ตัวอย่างโครโมโซม

จากรูปที่ 4.1 ตัวอย่างโครโมโซมประกอบไปด้วย จำนวน โหนดในชั้นอินพุต 2 โหนด คือ I1 และ I2, จำนวน โหนดในชั้นซ่อน 3 โหนด คือ H1 ถึง H3, จำนวน โหนดในชั้นเอาต์พุต 1 โหนด คือ O และจำนวนไบอัสโหนด 1 โหนด คือ B นอกจากนี้ตำแหน่งของยีนส์ที่แสดงการเชื่อมต่อระหว่างโหนด แทนด้วยสัญลักษณ์ C ตำแหน่งของยีนส์ที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนัก แทนด้วยสัญลักษณ์ W

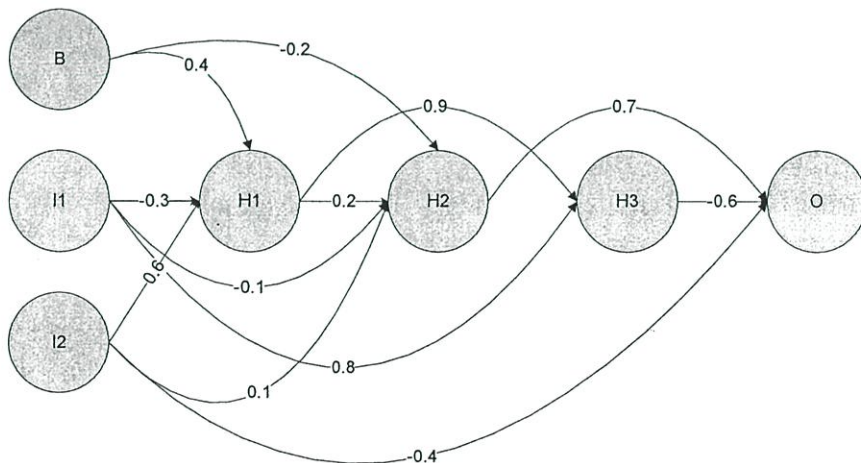
การเข้ารหัสของโครโมโซมจะเข้ารหัสตำแหน่งยีนส์ที่แสดงการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไบนารี บิต (Binary Bit) โดยที่ 1 หมายถึงมีการเชื่อมต่อระหว่างโหนด และ 0 หมายถึง ไม่มีการเชื่อมต่อระหว่างโหนด ซึ่งมีเงื่อนไขในการเชื่อมต่อของโหนดต่างๆ ในโครงข่าย ดังนี้คือ ไม่มีการเชื่อมต่อถึงกันภายใน โหนดของชั้นอินพุต, ไม่มีการเชื่อมต่อถึงกันภายใน โหนดของชั้นเอาต์พุต, ไม่มีการเชื่อมต่อถึงกันระหว่าง โหนดของชั้นอินพุตกับไบอัสโหนด, ในแต่ละโหนดจะไม่มีการเชื่อมต่อเข้าหาตัวเอง และการเชื่อมต่อระหว่างโหนดจะเป็นแบบเชื่อมต่อไปข้างหน้าเท่านั้น นอกเหนือจากเงื่อนไขดังกล่าวแล้วการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเชื่อมต่อกันได้อย่างอิสระ ในส่วนของตำแหน่งยีนส์ที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมจะเข้ารหัสแบบเลขจำนวนจริง (Real Number) อยู่ในช่วง $[-1,1]$ และจะแสดงค่าของยีนส์ที่อยู่ในช่วงดังกล่าวเฉพาะยีนส์ที่สัมพันธ์กับยีนส์ของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดที่มีค่าเป็น 1 เท่านั้น นอกเหนือจากที่กล่าวมาค่าของยีนส์จะแสดงค่าถ่วงน้ำหนักเป็น 0

โครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสจากโครโมโซมที่กล่าวข้างต้น จะมีโครงสร้างที่ยืดหยุ่น เนื่องจากโครงข่ายสามารถมีโครงสร้างการเชื่อมต่อระหว่างโหนดเป็นไปได้ทุกรูปแบบ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับประเภทของปัญหาที่นำมาฝึกสอนโครงข่าย ตัวอย่างการเข้ารหัสของโครโมโซมแสดงดังรูปที่ 4.2

	B	I1	I2	H1	H2	H3	O
B	0	0	0	1	1	0	0
I1	0	0	0	1	1	1	0
I2	0	0	0	1	1	0	1
H1	0.4	-0.3	0.6	0	1	1	0
H2	-0.2	-0.1	0.1	0.2	0	0	1
H3	0	0.8	0	0.9	0	0	1
O	0	0	-0.4	0	0.7	-0.6	0

รูปที่ 4.2 ตัวอย่างการเข้ารหัสโครโมโซม

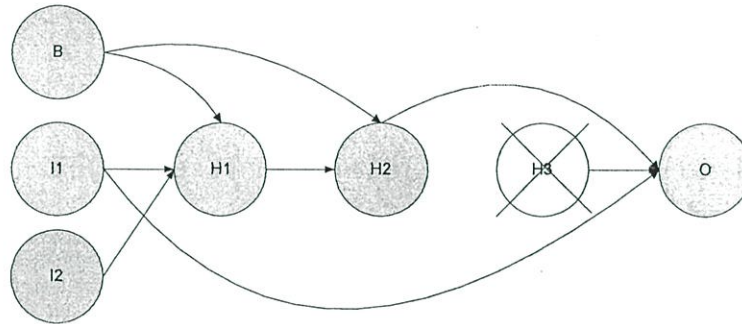
จากรูปที่ 4.2 จะพบว่าตำแหน่งของยีนที่แถว (Row) B->H1, B->H2, I1->H1, I1->H2, I1->H3, I2->H1, I2->H2, I2->O, H1->H2, H1->H3, H2->O และ H3->O มีค่าของยีนเป็น 1 จะสอดคล้องกับตำแหน่งของยีนที่หลัก (Column) B->H1, B->H2, I1->H1, I1->H2, I1->H3, I2->H1, I2->H2, I2->O, H1->H2, H1->H3, H2->O และ H3->O ซึ่งมีค่ายีนเท่ากับ 0.4, -0.2, -0.3, -0.1, 0.8, 0.6, 0.1, -0.4, 0.2, 0.9, 0.7 และ -0.6 ตามลำดับ ในทางกลับกัน ตำแหน่งของยีนที่แถว (Row) B->H3, B->O, I1->O, I2->H3, H1->O และ H2->H3 มีค่าของยีนเป็น 0 จะสอดคล้องกับตำแหน่งของยีนที่หลัก (Column) B->H3, B->O, I1->O, I2->H3, H1->O และ H2->H3 ซึ่งมีค่ายีนเท่ากับ 0 หลังจากเข้ารหัสโครโมโซมที่มีรูปแบบตามที่กำหนดดังกล่าวแล้วจะต้องถอดรหัสโครโมโซมให้เป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อนำไปเรียนรู้กับปัญหาต่อไป ดังแสดงในรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสจากโครโมโซม

เนื่องจากวิธีที่นำเสนอจะต้องกำหนดจำนวนโหนดสูงสุดในชั้นซ่อนไว้ก่อนเสมอ ซึ่งจำนวนโหนดในชั้นซ่อนสูงสุดดังกล่าวที่ถูกกำหนดไว้ก่อนแล้วนั้นไม่จำเป็นต้องนำไปใช้ในการประมวลผลทุกโหนด ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของการเชื่อมต่อถึงกันระหว่างโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นให้ตัดโหนดใดๆในชั้นซ่อนออกจากโครงข่ายเมื่อมีเงื่อนไขตรงตามที่กำหนดดังนี้

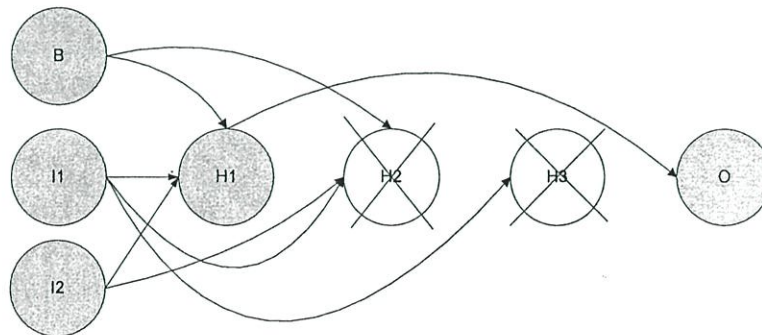
- โหนดใดๆ ก็ตามในชั้นซ่อนที่ไม่มีเส้นทางส่งข้อมูลจากอินพุตไปยังโหนดนั้นๆ ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.4 ตัวอย่างการตัดโหนดในชั้นซ่อนออกจากโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งพิจารณาจากการส่งข้อมูลจากจากโหนดอินพุตไปยังโหนดนั้นๆ

จากรูปที่ 4.4 พบว่าโหนดอินพุตมีเส้นทางส่งข้อมูลไปยังโหนด H1 ได้โดยตรง และโหนดอินพุตสามารถส่งข้อมูลไปยังโหนด H2 ได้โดยผ่านโหนด H1 ดังนั้นทั้งสองโหนดในชั้นซ่อนดังกล่าวจึงไม่ถูกตัดออกจากโครงข่าย ในขณะที่โหนด H3 จะถูกตัดออกจากโครงข่ายเนื่องจากไม่มีเส้นทางที่จะสามารถส่งผ่านข้อมูลจากอินพุตไปยังโหนด H3 ได้

- โหนดใดๆ ก็ตามในชั้นซ่อนที่ไม่มีเส้นทางส่งผลลัพธ์ไปยังโหนดในชั้นเอาต์พุต ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 ตัวอย่างการตัดโหนดในชั้นซ่อนออกจากโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งพิจารณาจากการส่งผลลัพธ์ไปยังโหนดในชั้นเอาต์พุต

จากรูปที่ 4.5 พบว่าโหนด H2 และ H3 ถึงแม้จะเชื่อมต่อกับอินพุทโหนดก็ตาม แต่โหนดทั้งสองดังกล่าวไม่มีเส้นทางส่งผลลัพธ์ไปยังเอาต์พุทโหนด ดังนั้นจึงพิจารณาตัด H2 และ H3 ออกจากโครงข่ายประสาทเทียม ส่งผลทำให้เส้นเชื่อมที่เชื่อมต่อกับโหนด H2 และ H3 ถูกตัดออกจากโครงข่ายด้วย

4.1.2 ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Function)

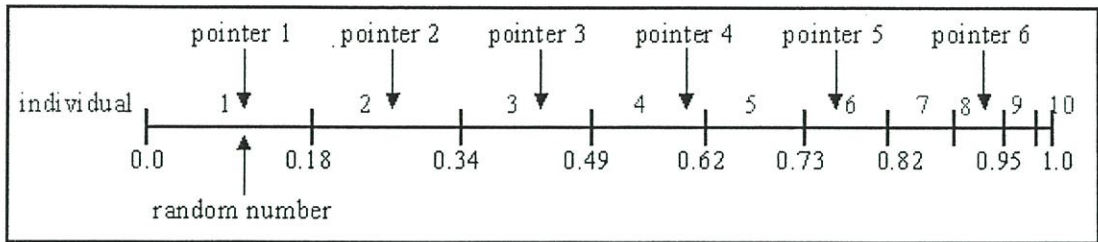
การคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายเพื่อใช้เป็นค่าที่วัดความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมว่ามีโอกาสถูกเลือกไปเป็นประชากรรุ่นถัดไปหรือไม่นั้น จะทำการกำหนดตัวแปรหลายค่าในฟังก์ชันเป้าหมายดังกล่าวที่คาดว่าจะส่งผลทำให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถเรียนรู้กับปัญหาได้เร็วและเรียนรู้ได้สำเร็จถึงค่าเป้าหมายที่ต้องการ ค่าฟังก์ชันเป้าหมายแสดงได้ดังสมการที่ 4.1

$$F = w_1 \times f_1 + w_2 \times f_2 + w_3 \times f_3 \quad (4.1)$$

เมื่อ f_1 คือ ค่าของการวัดประสิทธิภาพในการฝึกสอนบางส่วน ของโครงข่ายประสาทเทียม ที่น้อยที่สุด (เช่น ค่า Mean Square Error, Sum Square Error เป็นต้น), f_2 คือ ค่าผลต่างที่มากที่สุดของ f_1 ณ ตำแหน่งของจำนวนรอบการเรียนรู้ที่กำหนดไว้ต่างกันสองตำแหน่ง, f_3 คือ จำนวนของเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดทั้งหมดของโครงข่าย ที่น้อยที่สุด และ w_1, w_2 และ w_3 คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่แตกต่างกันซึ่งต้องทำการทดลองกำหนดให้กับ f_1, f_2 และ f_3 ตามลำดับ โดยที่ค่าของ f_1, f_2 และ f_3 ดังกล่าวต้องผ่านการลดทอนค่าของแต่ละตัวแปรให้อยู่ในช่วงเดียวกันคือ $[0,1]$ ก่อนที่จะทำการคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายซึ่งกำหนดให้มีผลลัพธ์ไม่เกิน 1 ดังนั้นโครโมโซมที่มีความเหมาะสมที่สุดจึงหมายถึงโครโมโซมที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายน้อยที่สุด

4.1.3 การคัดเลือกประชากร (Selection Process)

วิธีการพันธุศาสตร์ที่นำเสนอใช้การคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่ม (Stochastic Universal Sampling) เนื่องจากวิธีการคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่มดังกล่าวจะเป็นการแก้ปัญหาของวิธีการคัดเลือกแบบวงล้อรูเลท ซึ่งจะทำให้ได้ค่าความลำเอียงเท่ากับ 0 และจะได้ค่าของการกระจายน้อยที่สุด ดังนั้นการแบ่งค่าในแต่ละช่องของอินดิวิดวล (Individual) หรือโครโมโซม จะหาได้เหมือนกับวิธีการคัดเลือกแบบวงล้อรูเลท โดยจะเพิ่มตัวชี้ (Pointer) ที่มีจำนวนเท่ากับจำนวนของอินดิวิดวลที่ต้องการเลือก คือ N-pointer ซึ่งระยะห่างของแต่ละตัวชี้จะเท่ากับ $1/N$ -pointer โดยตำแหน่งแรกของตัวชี้จะกำหนดจากการสุ่มค่าในช่วง $[0, 1/N$ -pointer] ถ้าตัวชี้ตกอยู่ในพื้นที่ของโครโมโซมใด นั่นหมายความว่าโครโมโซมนั้นถูกคัดเลือก ตัวอย่างการคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่มแสดงได้ดังรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 ตัวอย่างของการคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่ม

จากรูปที่ 4.6 เป็นตัวอย่างของการคัดเลือกจำนวนโครโมโซม 6 โครโมโซมจากทั้งหมด 10 โครโมโซม ซึ่งระยะห่างของตัวชี้มีค่าเท่ากับ $1/6$ หรือ 0.167 ทำให้ตำแหน่งแรกของตัวชี้จะสุ่มค่าในช่วง $[0, 0.167]$ สมมุติได้ค่าดังกล่าวจากการสุ่มเท่ากับ 0.1 ดังนั้นตัวชี้ตัวแรกจึงชี้ที่ค่าเท่ากับ 0.1 ซึ่งตกอยู่ในพื้นที่ของโครโมโซมที่ 1 ส่งผลให้โครโมโซมที่ 1 ถูกคัดเลือก แล้วตัวชี้ดังกล่าวจะเพิ่มค่าขึ้นจากจุดเดิมอีกเป็นสัดส่วนเท่ากับ 0.167 ไปจนกว่าจะครบตามจำนวนโครโมโซมที่ต้องการเลือก นอกจากโครโมโซมที่ 1 แล้ว จึงทำให้โครโมโซมที่ 2, 3, 4, 6 และ 8 ถูกคัดเลือกตามมาเป็นลำดับ

4.1.4 การครอสโอเวอร์ (Crossover Operator)

การครอสโอเวอร์ของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอมีลำดับขั้นตอนและตัวอย่างดังนี้

4.1.4.1 สุ่มเลือกจับคู่ระหว่าง 2 โครโมโซมเพื่อจะแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างกันหรือไม่ ด้วยอัตราการครอสโอเวอร์ที่กำหนด

4.1.4.2 สุ่มเลือกตำแหน่งของโหนดในชั้นซ่อน 1 ตำแหน่งเพื่อใช้เป็นจุดเริ่มต้นสำหรับการแลกเปลี่ยนหรือสลับข้อมูลการเชื่อมต่อและค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างกันของทั้ง 2 โครโมโซม โดยตำแหน่งของการแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างกันดังกล่าวจะเริ่มต้นจากตำแหน่งของโหนดในชั้นซ่อนที่สุ่มได้ไปจนถึงโหนดในชั้นเอาต์พุท ในขณะที่ตำแหน่งของทุกโหนดก่อนหน้านี้โหนดในชั้นซ่อนที่สุ่มได้ จะไม่ถูกสลับข้อมูลระหว่างกัน

ตัวอย่างของการครอสโอเวอร์แสดงได้ดังรูปที่ 4.7

ก่อนการครอสโอเวอร์

โครโมโซมพ่อแม่ 1 (Parent 1)							โครโมโซมพ่อแม่ 2 (Parent 2)						
	B	I1	H1	H2	H3	O		B	I1	H1	H2	H3	O
B	0	0	1	0	1	1	B	0	0	0	1	0	0
I1	0	0	1	1	0	1	I1	0	0	1	1	1	0
H1	0.4	-0.3	0	0	0	1	H1	0	0.5	0	1	1	0
H2	0	0.7	0	0	1	0	H2	-0.2	-0.1	0.2	0	0	1
H3	0.4	0	0	0.5	0	0	H3	0	0.8	0.9	0	0	1
O	0.1	0.9	0.3	0	0	0	O	0	0	0	0.7	-0.6	0

หลังการครอสโอเวอร์

โครโมโซมลูกหลาน 1 (Offspring 1)							โครโมโซมลูกหลาน 2 (Offspring 2)						
	B	I1	H1	H2	H3	O		B	I1	H1	H2	H3	O
B	0	0	1	1	0	0	B	0	0	0	0	1	1
I1	0	0	1	1	1	0	I1	0	0	1	1	0	1
H1	0.4	-0.3	0	1	1	0	H1	0	0.5	0	0	0	1
H2	-0.2	-0.1	0.2	0	0	1	H2	0	0.7	0	0	1	0
H3	0	0.8	0.9	0	0	1	H3	0.4	0	0	0.5	0	0
O	0	0	0	0.7	-0.6	0	O	0.1	0.9	0.3	0	0	0

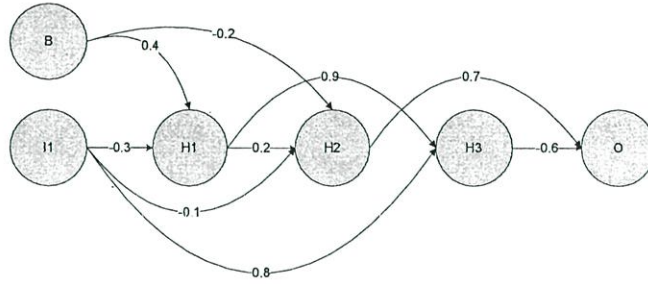
รูปที่ 4.7 ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ของโครโมโซมที่แสดงในรูปแบบของเมตริกซ์

จากรูปที่ 4.7 กำหนดให้โครโมโซมพ่อแม่ 1 และโครโมโซมพ่อแม่ 2 ต้องทำการครอสโอเวอร์เพื่อแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างกัน โดยการครอสโอเวอร์ดังกล่าวสามารถดำเนินการที่ตำแหน่งของโหนดในชั้นซ่อนคือ H2 ซึ่งจะใช้เป็นจุดเริ่มต้นของการสลับข้อมูลการเชื่อมต่อและค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างกัน (ทั้งแถวและหลัก) ไปจนถึงโหนดในชั้นเอาต์พุต (O) สรุปตำแหน่งของโหนดที่ต้องสลับข้อมูลระหว่างโครโมโซมคือ H2, H3 และ O ในขณะที่ตำแหน่งของโหนดก่อนหน้าโหนด H2 ทุกโหนดคือ B, I1 และ H1 จะไม่ถูกสลับข้อมูลระหว่างกันของทั้งสองโครโมโซม หลังจากทำการครอสโอเวอร์แล้วจะได้ผลลัพธ์เป็นดัง โครโมโซมลูกหลาน 1 และโครโมโซมลูกหลาน 2

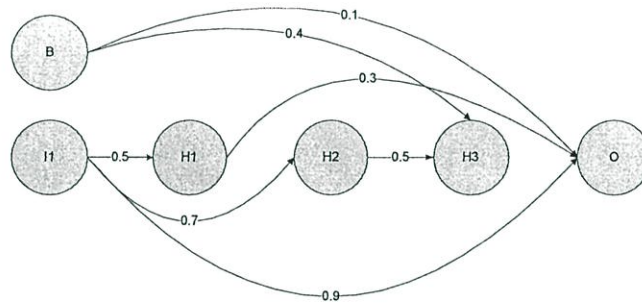
เพื่อให้เห็นภาพของการครอสโอเวอร์ที่น่าเสนอได้ชัดเจนมากขึ้น จึงแสดงตัวอย่างการครอสโอเวอร์ที่อยู่ในรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งถอดรหัสจากโครโมโซมในรูปแบบที่ 4.7 ดังแสดงในรูปที่ 4.8

ก่อนครอสโอเวอร์

โครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสจากโครโมโซมพ่อแม่ 1

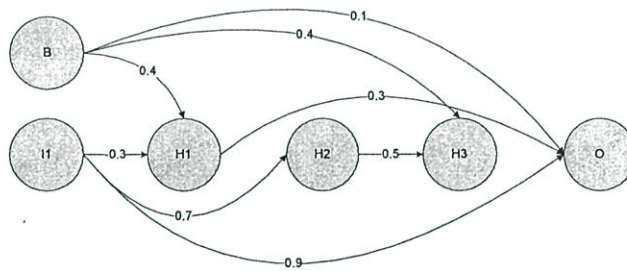


โครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสจากโครโมโซมพ่อแม่ 2

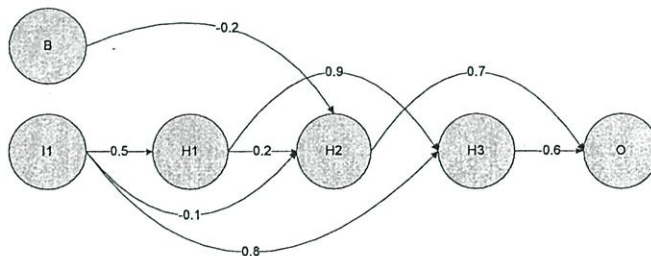


หลังครอสโอเวอร์

โครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสจากโครโมโซมลูกหลาน 1



โครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสจากโครโมโซมลูกหลาน 2



รูปที่ 4.8 ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ของโครโมโซมที่ถอดรหัสอยู่ในรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม

จากรูปที่ 4.8 พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการครอสโอเวอร์แล้วทำให้โครงสร้างของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดและค่าถ่วงน้ำหนัก ของทุกๆ โครงข่ายเปลี่ยนแปลงไปเมื่อเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมก่อนทำการครอสโอเวอร์

4.1.5 การมิวเตชัน (Mutation Operator)

การมิวเตชันของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอมีลำดับขั้นตอนและตัวอย่างดังนี้

4.1.5.1 ทำการมิวเตชันทุกโครโมโซม ด้วยอัตราการมิวเตชันที่กำหนดเฉพาะทุกๆ ยีนต์ภายในโครโมโซมที่แสดงการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของโครงข่ายประสาทเทียมเท่านั้น เช่น ตัวอย่างโครโมโซมที่แสดงในรูปที่ 4.9 พบว่าตำแหน่งของยีนต์ทั้งหมดที่จะสามารถมีสิทธิ์ถูกมิวเตชันหรือไม่ ตามอัตราการมิวเตชันที่กำหนดได้ คือ ค่าของยีนต์ในแถว $B \rightarrow H1, B \rightarrow H2, B \rightarrow H3, B \rightarrow O, I1 \rightarrow H1, I1 \rightarrow H2, I1 \rightarrow H3, I1 \rightarrow O, H1 \rightarrow H2, H1 \rightarrow H3, H1 \rightarrow O, H2 \rightarrow H3, H2 \rightarrow O$ และ $H3 \rightarrow O$

4.1.5.2 ถ้าหากยีนต์ ณ ตำแหน่งใดถูกมิวเตชัน จะเปลี่ยนค่าของยีนต์ที่ตำแหน่งนั้นเป็นตรงข้ามพร้อมทั้งเปลี่ยนค่าของค่าถ่วงน้ำหนัก ณ ตำแหน่งของยีนต์ที่สัมพันธ์กันให้สอดคล้องกับค่าของยีนต์ที่เปลี่ยนแปลงไป จากตัวอย่างการมิวเตชันที่แสดงในรูปที่ 4.9 สมมุติให้ยีนต์ที่ตำแหน่งของแถว $B \rightarrow H2, B \rightarrow O, I1 \rightarrow H3, H1 \rightarrow O$ และ $H3 \rightarrow O$ ถูกมิวเตชัน ซึ่งถ้าตำแหน่งยีนต์ที่ถูกมิวเตชันดังกล่าวมีค่าเป็น 1 หลังจากมิวเตชันแล้วจะเปลี่ยนค่าเป็น 0 พร้อมกับเปลี่ยนค่าของยีนต์ที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนัก ณ ตำแหน่งที่สัมพันธ์กันให้เป็น 0 ด้วย เช่น ก่อนมิวเตชัน ยีนต์ที่ตำแหน่งของแถวที่ $B \rightarrow H2$ มีค่าเป็น 1 ซึ่งมีความสัมพันธ์กับยีนต์ที่ตำแหน่งของหลักที่ $B \rightarrow H2$ ซึ่งมีค่าถ่วงน้ำหนักเป็น -0.2 หลังจากมิวเตชันแล้ว ก็จะเปลี่ยนค่าของยีนต์ทั้งสองตำแหน่งดังกล่าวให้มีค่าเป็น 0 ในทางตรงกันข้ามถ้าตำแหน่งยีนต์ที่ถูกมิวเตชันดังกล่าวมีค่าเป็น 0 หลังจากมิวเตชันแล้วจะเปลี่ยนค่าเป็น 1 พร้อมกับสุมค่าของยีนต์ที่แสดงค่าถ่วงน้ำหนัก ณ ตำแหน่งที่สัมพันธ์กันให้อยู่ในช่วงที่กำหนด เช่น ก่อนมิวเตชัน ยีนต์ที่ตำแหน่งของแถวที่ $B \rightarrow O$ มีค่าเป็น 0 ทำให้ยีนต์ ณ ตำแหน่งที่สัมพันธ์กันคือหลักที่ $B \rightarrow O$ มีค่าถ่วงน้ำหนักเป็น 0 หลังจากมิวเตชันแล้ว ก็จะเปลี่ยนค่าของยีนต์ที่ตำแหน่งของแถวที่ $B \rightarrow O$ ให้มีค่าเป็น 1 และจะสุมเปลี่ยนค่าของยีนต์ที่ตำแหน่งของหลักที่ $B \rightarrow O$ ให้เป็นค่าใดๆที่อยู่ในช่วงที่กำหนด ซึ่งในตัวอย่างสุมค่าได้เท่ากับ 0.1

ก่อนมิวเตชัน

	B	I1	H1	H2	H3	O
B	0	0	1	1	0	0
I1	0	0	1	1	1	0
H1	0.4	-0.3	0	1	1	0
H2	-0.2	-0.1	0.2	0	0	1
H3	0	0.8	0.9	0	0	1
O	0	0	0	0.7	-0.6	0

หลังมิวเตชัน

	B	I1	H1	H2	H3	O
B	0	0	1	0	0	1
I1	0	0	1	1	0	0
H1	0.4	-0.3	0	1	1	1
H2	0	-0.1	0.2	0	0	1
H3	0	0	0.9	0	0	0
O	0.1	0	0.8	0.7	0	0

รูปที่ 4.9 ตัวอย่างการมิวเตชันของโครโมโซมที่แสดงในรูปแบบของเมตริกซ์

เพื่อให้เห็นภาพของการมิวเตชันที่นำเสนอได้ชัดเจนมากขึ้น จึงแสดงตัวอย่างการมิวเตชันที่อยู่ในรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งถอดรหัสจากโครโมโซมในรูปที่ 4.9 ดังแสดงในรูปที่ 4.10

4.2 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมบางส่วน

การฝึกสอนโครงข่ายบางส่วนที่นำเสนอขึ้นนั้น จะทำการฝึกสอนทุกๆ โครงข่ายในทุกๆ รอบของการวิวัฒนาการ ด้วยวิธีการฝึกสอนแบบแพร่ค่าความผิดพลาดย้อนกลับ โดยการกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้สูงสุดไว้ค่าหนึ่ง ซึ่งวิธีการกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้สูงสุดดังกล่าว จะต้องทำการทดลองเพื่อหาว่าจะตั้งจำนวนรอบเท่าไรจึงจะเหมาะสม โดยพิจารณาจากจำนวนรอบการเรียนรู้ที่ทำให้กราฟของค่าความผิดพลาดจากการฝึกสอนเริ่มมีค่าคงที่ หลังจากฝึกสอนโครงข่ายไปจนครบตามจำนวนรอบสูงสุดที่กำหนดไว้ดังกล่าวแล้ว จึงนำค่าถ่วงน้ำหนักและโครงสร้างของแต่ละโครงข่ายมาใช้ในการครอสโอเวอร์ และมิวเตชันต่อไป หลังจากเสร็จสิ้นกระบวนการทางพันธุศาสตร์แล้ว หากค่าความผิดพลาดที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมไปบางส่วน ดังกล่าวยังไม่ลดลงอยู่ในเกณฑ์ที่กำหนด ให้ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสจากโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุด ต่อเนื่องจากจำนวนรอบการเรียนรู้ที่กำหนดไว้ในกระบวนการทางพันธุศาสตร์ไปจนกว่าจะถึงค่าเป้าหมายต่างๆ ที่กำหนดต่อไป

4.3 กระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่ใช้ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

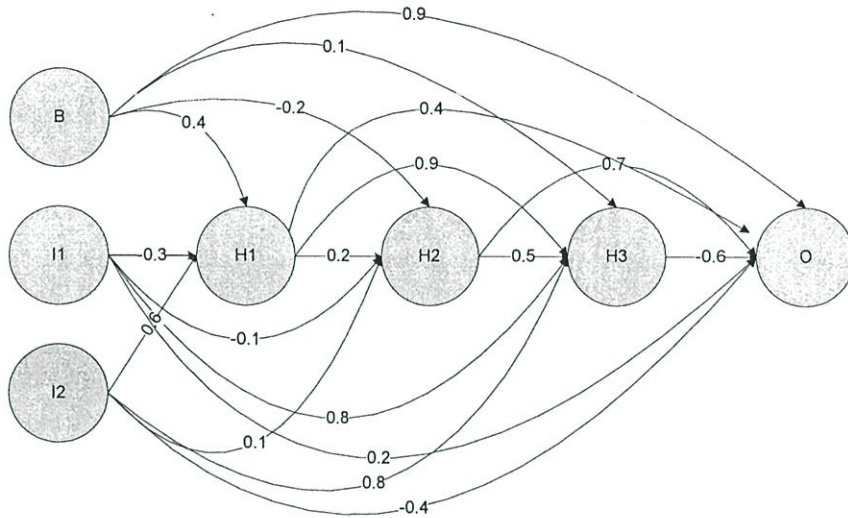
กระบวนการในการวิวัฒนาการ (Evolution) ของโครงสร้างและค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมมีดังนี้

4.3.1 สร้างประชากรหรือโครโมโซมเริ่มต้นด้วยวิธีการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียม และกำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียมเชื่อมต่อถึงกันทุกโหนด (Full Connection) ตัวอย่างโครโมโซมแบบ Full Connection แสดงดังรูปที่ 4.11

	B	I1	I2	H1	H2	H3	O
B	0	0	0	1	1	1	1
I1	0	0	0	1	1	1	1
I2	0	0	0	1	1	1	1
H1	0.4	-0.3	0.6	0	1	1	1
H2	-0.2	-0.1	0.1	0.2	0	1	1
H3	0.1	0.8	0.8	0.9	0.5	0	1
O	0.9	0.2	-0.4	0.4	0.7	-0.6	0

รูปที่ 4.11 ตัวอย่างโครโมโซมแบบ Full Connection

4.3.2 ถอดรหัสของแต่ละโครโมโซมดังกล่าวเพื่อสร้างโครงข่ายประสาทเทียม ดังรูปที่ 4.12 แล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วนกับปัญหามาตรฐานให้ครบตามจำนวนรอบการเรียนรู้ที่กำหนด ด้วยวิธีการฝึกสอนแบบแพร่ค่าความผิดพลาดย้อนกลับ



รูปที่ 4.12 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เชื่อมต่อแบบ Full Connection

4.3.3 กำหนดค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซม ด้วยสมการฟังก์ชันเป้าหมายที่กำหนด พร้อมทั้งคัดลอกประชากรที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดเก็บไว้ ตามจำนวนโครโมโซมที่กำหนด

4.3.4 ทำการคัดเลือกประชากรด้วยวิธีการคัดเลือกที่กำหนด เพื่อใช้สร้างประชากรลูกหลาน

4.3.5 ทำการครอสโอเวอร์และการมิวเตชันในแต่ละโครโมโซม ด้วยอัตราการครอสโอเวอร์และมิวเตชันที่กำหนด ตามลำดับ ทำให้ได้ประชากรลูกหลานเกิดขึ้น

4.3.6 ถอดรหัสของแต่ละโครโมโซมลูกหลานเพื่อสร้างโครงข่ายประสาทเทียม แล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วนกับปัญหามาตรฐานให้ครบตามจำนวนรอบการเรียนรู้ที่กำหนด ด้วยวิธีการฝึกสอนแบบแพร่ค่าความผิดพลาดย้อนกลับ

4.3.7 กำหนดค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมของประชากรลูกหลาน ด้วยสมการฟังก์ชันเป้าหมายที่กำหนด

4.3.8 นำประชากรลูกหลานที่ได้ ร่วมกับประชากรที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดคัดลอกเก็บไว้ดังกล่าว เพื่อเป็นประชากรรุ่นใหม่

4.3.9 ตรวจสอบเงื่อนไขในการหยุดค้นหาคำตอบของกระบวนการทางพันธุศาสตร์ที่กำหนดไว้ ถ้าเป็นไปตามเงื่อนไขให้ดำเนินการตามขั้นตอนที่ 4.3.11 แต่ถ้ายังไม่เป็นไปตามเงื่อนไขให้ดำเนินการตามขั้นตอนถัดไป

4.3.10 ทำการคัดลอกประชากรรุ่นใหม่ที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดเก็บไว้ ตามจำนวนโครโมโซมที่กำหนด หลังจากคัดลอกประชากรรุ่นใหม่ดังกล่าวแล้ว จะนำประชากรรุ่นใหม่ทั้งหมดไปดำเนินการตามขั้นตอนที่ 4.3.4 – 4.3.9 ใหม่จนกว่าจะสิ้นสุดกระบวนการของวิวัฒนาการพันธุศาสตร์

4.3.11 ตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความเหมาะสมของโครโมโซมดีที่สุด ในรุ่นสุดท้ายของกระบวนการวิวัฒนาการพันธุศาสตร์ สามารถเรียนรู้กับปัญหาจนได้ค่าความผิดพลาดอยู่ในเกณฑ์ค่าเป้าหมายที่กำหนดหรือไม่ ถ้าความผิดพลาดดังกล่าวยังไม่ลดลงอยู่ในเกณฑ์ที่กำหนด ให้ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมต่อเนื่องจากจำนวนรอบการเรียนรู้ที่กำหนดไว้ในกระบวนการทางพันธุศาสตร์ไปจนกว่าจะถึงค่าเป้าหมายต่างๆ ที่กำหนด

บทที่ 5

ผลการทดลองและการวิเคราะห์

เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดขององค์ประกอบต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการทดลอง ผลการทดลอง รวมทั้งการวิเคราะห์ผลของวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้นำเสนอไว้ในบทที่ 4 ซึ่งรายละเอียดต่างๆ ดังกล่าวแสดงได้ดังนี้

5.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

เพื่อที่จะตรวจสอบ (Verify) ประสิทธิภาพของวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอ จึงใช้ข้อมูลของปัญหามาตรฐาน 2 ปัญหา คือ Peak Function Approximation และ Mackey-Glass Chaotic Time Series ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

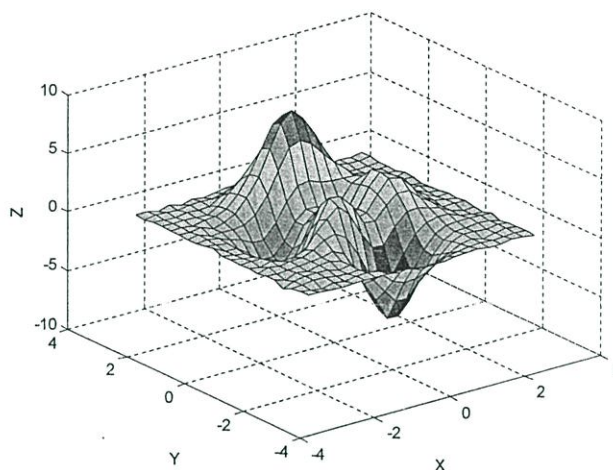
5.1.1 Peak Function Approximation [2]

Peak function คือความสัมพันธ์ระหว่างค่า x และ y ซึ่งแสดงได้ดังสมการที่ (5.1)

$$Z = 3(1-x)^2 e^{-(x^2-(y+1)^2)} - 10\left(\frac{x}{5} - x^3 - y^5\right) e^{-(x^2-y^2)} - \frac{1}{3} e^{-(x+1)^2-y^2} + noise \quad (5.1)$$

โดยที่ค่าของ x และ y อยู่ในช่วง $[-3,3]$ หรือ $(-3 \leq x \leq 3, -3 \leq y \leq 3)$

อินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมมี 2 อินพุตคือค่า x และ y เอาท์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมมี 1 เอาท์พุทคือค่า Z ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายที่เหมาะสม สามารถกำหนดได้จากสมการที่ (5.1) ซึ่งคือการประมาณค่าของ Peak Function รวมกับสัญญาณรบกวนที่มีการกระจายแบบปกติ (Normally Distributed Noise) โดยมีค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 0 ค่าความแปรปรวน (Variance) เท่ากับ 1 ดังแสดงในรูปที่ 5.1 และจำนวนข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเท่ากับ 441 ชุด และ 400 ชุดตามลำดับ



รูปที่ 5.1 ค่าของ Peak Function ร่วมกับ สัญญาณรบกวนที่มีการกระจายแบบปกติ

5.1.2 Mackey-Glass Chaotic Time Series [3]

Mackey-Glass Chaotic Time Series คือสมการที่อยู่ในรูปแบบของสมการดิฟเฟอเรนเชียล (Differential Equation) ดังแสดงได้ดังสมการที่ (5.2)

$$\frac{dx(t)}{dt} = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t) \quad (5.2)$$

เราสามารถสร้างข้อมูลเพื่อฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม จากสมการข้างต้นได้โดยใช้วิธี 4-th Order Runge-Kutta ด้วยค่า Step Size เท่ากับ 0.1 และเงื่อนไขเริ่มต้นคือ $x(0) = 1.2, x(t) = 0$ สำหรับ $t < 0$ และ $\tau = 100$ โดยใช้ข้อมูลใน 250 วินาทีแรก (ข้อมูล 250 ชุดแรก) ในการฝึกสอนโครงข่าย และใช้ข้อมูลที่ถัดจาก 250 วินาทีแรกไปอีก 250, 800, 2,000 และ 3,000 วินาที ในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม (Testing Error1- Testing Error4)

อินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมมี 4 อินพุต ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูล ณ. 4 จุดคือ $x(t), x(t-6), x(t-12)$ และ $x(t-18)$ เอาท์พุทของโครงข่ายมี 1 เอาท์พุทคือข้อมูลที่จุด $x(t+6)$

5.2 การทดลองออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีที่นำเสนอโดยทดสอบกับข้อมูลของปัญหา Peak Function Approximation

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการทดลองกำหนดค่าพารามิเตอร์ (Parameter) ต่างๆ ที่ใช้ในการทดลอง, การทดลองกำหนดจำนวนรอบของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมบางส่วน และการ

ทดลองกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่กำหนดดังต่อไปนี้

5.2.1 การทดลองกำหนดค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ (Probability of Crossover : P_c) ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน (Probability of Mutation : P_m) และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

การทดลองนี้เป็นการทดลองกำหนดค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ และค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชันควบคู่ไปกับการทดลองหาค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย เพื่อเลือกค่าดังกล่าวที่มีความเหมาะสมที่จะนำมาใช้ในกระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ

สำหรับการทดลองกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าแตกต่างกันให้กับแต่ละตัวแปรในฟังก์ชันเป้าหมายนั้น จะให้ความสำคัญกับค่า f_1 มากที่สุดคิดเป็น 60 เปอร์เซ็นต์ ของค่าตัวแปรทั้งหมดจึงกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (w_1) ให้กับ f_1 เท่ากับ 0.6 นอกจากนี้ตัวแปรที่นำมาพิจารณาเพื่อเป็นองค์ประกอบที่มีลำดับความสำคัญรองลงมาในการวัดค่าความเหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับ f_1 คือ f_2 และ f_3 ดังนั้นจึงทดลองกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (w_2 และ w_3) ที่เหลือให้กับ f_2 และ f_3 ตามลำดับ ผลการทดลองดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

Pc	Pm	f_1 (w_1)	f_2 (w_2)	f_3 (w_3)	MSE of Training Data	MSE of Testing Data	Number of Connections
0.1	0.01	0.6	0.4	0	0.0306	0.0430	128
		0.6	0.3	0.1	0.0300	0.0415	113
		0.6	0.2	0.2	0.0359	0.0455	105
		0.6	0.1	0.3	0.0343	0.0428	98
		0.6	0	0.4	0.0317	0.0419	95
	0.03	0.6	0.4	0	0.0312	0.0422	121
		0.6	0.3	0.1	0.0310	0.0401	119
		0.6	0.2	0.2	0.0337	0.0435	101
		0.6	0.1	0.3	0.0323	0.0420	93
		0.6	0	0.4	0.0315	0.0427	86
	0.05	0.6	0.4	0	0.0292	0.0375	104
		0.6	0.3	0.1	0.0281	0.0351	106
		0.6	0.2	0.2	0.0311	0.0415	103
		0.6	0.1	0.3	0.0302	0.0418	98
		0.6	0	0.4	0.0318	0.0421	95
	0.09	0.6	0.4	0	0.0292	0.0342	112
		0.6	0.3	0.1	0.0272	0.0311	97
		0.6	0.2	0.2	0.0288	0.0329	100
		0.6	0.1	0.3	0.0319	0.0403	95
		0.6	0	0.4	0.0305	0.0400	92

ตารางที่ 5.1 (ต่อ) ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเทชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

Pc	Pm	f_1 (w_1)	f_2 (w_2)	f_3 (w_3)	MSE of Training Data	MSE of Testing Data	Number of Connections
0.3	0.01	0.6	0.4	0	0.0286	0.0340	105
		0.6	0.3	0.1	0.0271	0.0334	102
		0.6	0.2	0.2	0.0300	0.0414	96
		0.6	0.1	0.3	0.0299	0.0309	93
		0.6	0	0.4	0.0308	0.0356	80
	0.03	0.6	0.4	0	0.0306	0.0390	120
		0.6	0.3	0.1	0.0284	0.0383	117
		0.6	0.2	0.2	0.0310	0.0394	109
		0.6	0.1	0.3	0.0301	0.0379	115
		0.6	0	0.4	0.0287	0.0406	97
	0.05	0.6	0.4	0	0.0296	0.0371	108
		0.6	0.3	0.1	0.0280	0.0353	117
		0.6	0.2	0.2	0.0285	0.0374	97
		0.6	0.1	0.3	0.0310	0.0395	92
		0.6	0	0.4	0.0307	0.0411	91
	0.09	0.6	0.4	0	0.0316	0.0410	113
		0.6	0.3	0.1	0.0301	0.0405	107
		0.6	0.2	0.2	0.0325	0.0444	94
		0.6	0.1	0.3	0.0314	0.0421	92
		0.6	0	0.4	0.0310	0.0417	81

ตารางที่ 5.1 (ต่อ) ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

Pc	Pm	f_1 (w_1)	f_2 (w_2)	f_3 (w_3)	MSE of Training Data	MSE of Testing Data	Number of Connections
0.6	0.01	0.6	0.4	0	0.0269	0.0385	103
		0.6	0.3	0.1	0.0261	0.0352	95
		0.6	0.2	0.2	0.0278	0.0404	91
		0.6	0.1	0.3	0.0270	0.0368	86
		0.6	0	0.4	0.0285	0.0376	80
	0.03	0.6	0.4	0	0.0282	0.0420	110
		0.6	0.3	0.1	0.0258	0.0372	97
		0.6	0.2	0.2	0.0262	0.0394	95
		0.6	0.1	0.3	0.0260	0.0389	90
		0.6	0	0.4	0.0288	0.0386	92
	0.05	0.6	0.4	0	0.0252	0.0370	108
		0.6	0.3	0.1	0.0233	0.0341	101
		0.6	0.2	0.2	0.0240	0.0364	94
		0.6	0.1	0.3	0.0265	0.0379	99
		0.6	0	0.4	0.0271	0.0357	90
	0.09	0.6	0.4	0	0.0266	0.0370	115
		0.6	0.3	0.1	0.0251	0.0365	106
		0.6	0.2	0.2	0.0305	0.0404	99
		0.6	0.1	0.3	0.0294	0.0409	90
		0.6	0	0.4	0.0328	0.0397	86

ตารางที่ 5.1 (ต่อ) ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

Pc	Pm	f_1 (w_1)	f_2 (w_2)	f_3 (w_3)	MSE of Training Data	MSE of Testing Data	Number of Connections
0.9	0.01	0.6	0.4	0	0.0207	0.0321	79
		0.6	0.3	0.1	0.0191	0.0314	73
		0.6	0.2	0.2	0.0216	0.0326	72
		0.6	0.1	0.3	0.0283	0.0407	65
		0.6	0	0.4	0.0281	0.0420	64
	0.03	0.6	0.4	0	0.0247	0.0330	82
		0.6	0.3	0.1	0.0201	0.0319	79
		0.6	0.2	0.2	0.0225	0.0337	75
		0.6	0.1	0.3	0.0231	0.0397	71
		0.6	0	0.4	0.0272	0.0450	60
	0.05	0.6	0.4	0	0.0227	0.0348	85
		0.6	0.3	0.1	0.0210	0.0327	81
		0.6	0.2	0.2	0.0226	0.0395	78
		0.6	0.1	0.3	0.0243	0.0414	73
		0.6	0	0.4	0.0253	0.0390	68
	0.09	0.6	0.4	0	0.0239	0.0378	93
		0.6	0.3	0.1	0.0213	0.0330	88
		0.6	0.2	0.2	0.0263	0.0448	85
		0.6	0.1	0.3	0.0250	0.0406	76
		0.6	0	0.4	0.0271	0.0397	71

จากตารางที่ 5.1 พบว่าค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย ที่ถูกเลือกนำไปใช้ในกระบวนการทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอคือค่า P_c เท่ากับ 0.9 ค่า P_m เท่ากับ 0.01 และค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมสำหรับตัวแปร f_1 , f_2 และ f_3 ในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมายคือ 0.6, 0.3 และ 0.1 ตามลำดับ เนื่องจากค่าดังกล่าวเป็นค่าพารามิเตอร์ที่ส่งผลให้ได้ค่าความผิดพลาดในการฝึกสอนและทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียมน้อยที่สุด

5.2.2 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่ใช้ในการทดลอง

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีที่นำเสนอมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ แสดงดังตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง

พารามิเตอร์	จำนวน
1. จำนวนของประชากร (Population Size)	30
2. ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ (Probability of Crossover : P_c)	0.9
3. ความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน (Probability of Mutation : P_m)	0.01
4. จำนวนโหนดของอินพุท (Number of Input Node)	2
5. จำนวนโหนดของเอาต์พุท (Number of Output Node)	1
6. จำนวนโหนดสูงสุดในชั้นซ่อน (Maximum of Hidden Node)	30
7. จำนวนรอบของการวิวัฒนาการ (Number of Generation)	100
8. จำนวนครั้งของการทดสอบวิธีที่นำเสนอ	3

5.2.3 การทดลองกำหนดจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมบางส่วน

เนื่องจากการคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายตามสมการที่ (4.1) ได้กำหนดตัวแปรไว้ในสมการดังกล่าว 3 ค่าด้วยกัน ซึ่งประกอบด้วย f_1 คือ ค่าของการวัดประสิทธิภาพในการฝึกสอนบางส่วน ของโครงข่ายประสาทเทียม ที่น้อยที่สุด, f_2 คือ ค่าผลต่างที่มากที่สุดของ f_1 ณ ตำแหน่งของจำนวนรอบการเรียนรู้ที่กำหนดไว้ต่างกันสองตำแหน่ง และ f_3 คือ จำนวนของเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดทั้งหมดของโครงข่าย ที่น้อยที่สุด ดังนั้นการทดลองนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อหาจำนวนรอบที่เหมาะสมที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมบางส่วนแล้ววัดค่า MSE ดังแสดงในสมการที่ (3.14) เพื่อคำนวณค่า f_1 และหาจำนวนรอบการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วนที่เหมาะสมที่จะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของการวัดค่าผลต่างของค่า MSE ที่แตกต่างกันสองตำแหน่งดังที่กล่าวไว้ใน

รายละเอียดของการคำนวณค่า f_2 โดยจะทำการทดลองกำหนดโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างหลายรูปแบบเพื่อฝึกสอนโครงข่ายกับข้อมูลของปัญหา Peak Function Approximation โดยโครงข่ายแต่ละรูปแบบจะฝึกสอนจำนวน 5 ครั้ง ผลการทดลองดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 ค่า MSE ของการฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ต่างๆ

รูปแบบของ โครงข่าย ประสาทเทียม	ฝึกสอน โครงข่าย ครั้งที่	ค่า MSE ของการทดลองฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ที่								
		1	50	100	150	200	250	300	350	400
2-20-1	1	0.9136	0.9002	0.8917	0.9228	0.7983	0.7308	0.7176	0.7184	0.7059
	2	0.8864	0.9105	0.9545	0.9125	0.8744	0.8261	0.8049	0.8025	0.8010
	3	0.9573	0.9241	0.9638	0.9024	0.9438	0.9027	0.9001	0.8673	0.8681
	4	0.7380	0.8654	0.8503	0.8810	0.8702	0.8223	0.8015	0.8004	0.7995
	5	0.8479	0.8133	0.8027	0.8597	0.8306	0.8145	0.8007	0.7867	0.7858
2-10-10-1	1	0.8235	0.8896	0.8538	0.9002	0.8357	0.8342	0.8336	0.8125	0.8257
	2	0.8762	0.8554	0.8468	0.8975	0.8710	0.8698	0.8591	0.8497	0.8480
	3	0.8197	0.8768	0.8802	0.8037	0.8425	0.8412	0.8322	0.8317	0.8304
	4	0.8593	0.8329	0.8011	0.8991	0.8762	0.8689	0.8650	0.8628	0.8587
	5	0.8759	0.8206	0.9510	0.8834	0.8042	0.8011	0.8003	0.7985	0.7991
2-7-7-7-1	1	0.6327	0.6284	0.7528	0.6448	0.6891	0.6604	0.6597	0.6304	0.6110
	2	0.5989	0.6128	0.5542	0.5993	0.6187	0.6181	0.6042	0.5658	0.5443
	3	0.6012	0.5871	0.6008	0.5537	0.5894	0.5535	0.5504	0.5473	0.5407
	4	0.5997	0.6351	0.6120	0.6024	0.5997	0.5209	0.5105	0.4951	0.4123
	5	0.5971	0.5810	0.6073	0.5776	0.6012	0.5317	0.5259	0.5103	0.5004
2-15-5-1	1	0.6634	0.7582	0.6320	0.7207	0.6851	0.6535	0.6271	0.6105	0.6073
	2	0.6881	0.6534	0.6423	0.6957	0.6337	0.6287	0.6318	0.6101	0.6011
	3	0.6145	0.6381	0.6017	0.7005	0.6991	0.6553	0.6328	0.6102	0.6012
	4	0.6832	0.6539	0.6928	0.6879	0.6113	0.6075	0.6197	0.6001	0.5894
	5	0.6567	0.6335	0.6837	0.6428	0.6186	0.6089	0.6048	0.6011	0.5743
2-10-6-4-1	1	0.5227	0.6682	0.5726	0.5010	0.4528	0.4507	0.4495	0.4457	0.4401
	2	0.5535	0.6082	0.5339	0.6127	0.5012	0.4897	0.4825	0.4810	0.4804
	3	0.5641	0.5028	0.5989	0.5114	0.6002	0.5721	0.5713	0.5702	0.5678
	4	0.5223	0.5021	0.5570	0.5281	0.5116	0.5010	0.5158	0.5001	0.4997
	5	0.5349	0.5013	0.5527	0.6283	0.5983	0.5881	0.5721	0.5703	0.5614

ตารางที่ 5.3 (ต่อ) ค่า MSE ของการฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ต่างๆ

รูปแบบของ โครงข่าย ประสาทเทียม	ฝึกสอน โครงข่าย ครั้งที่	ค่า MSE ของการทดลองฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ที่							
		450	500	550	600	650	700	750	800
2-20-1	1	0.7062	0.7057	0.7021	0.7006	0.6752	0.6756	0.6721	0.6712
	2	0.8002	0.7927	0.7895	0.7843	0.7835	0.7814	0.7753	0.7742
	3	0.8653	0.8641	0.8638	0.8622	0.8615	0.8604	0.8557	0.8538
	4	0.7983	0.7976	0.7962	0.7954	0.7951	0.7941	0.7938	0.7926
	5	0.7847	0.7834	0.7829	0.7815	0.7804	0.7798	0.7792	0.7784
2-10-10-1	1	0.8227	0.8180	0.8173	0.8164	0.8131	0.8127	0.8110	0.8102
	2	0.8430	0.8409	0.8398	0.8374	0.8362	0.8359	0.8361	0.8354
	3	0.8115	0.8053	0.8043	0.8027	0.8014	0.8008	0.7997	0.7981
	4	0.8513	0.8214	0.8208	0.8203	0.8195	0.8174	0.8153	0.8148
	5	0.7914	0.7826	0.7818	0.7810	0.7805	0.7774	0.7753	0.7742
2-7-7-7-1	1	0.6064	0.6007	0.5721	0.5220	0.5202	0.5195	0.5128	0.5104
	2	0.5338	0.5217	0.5109	0.5071	0.5026	0.5004	0.4928	0.4913
	3	0.5287	0.5154	0.5128	0.5108	0.5074	0.5021	0.5013	0.4991
	4	0.4003	0.3987	0.3958	0.3922	0.3915	0.3908	0.3871	0.3849
	5	0.4067	0.4032	0.4015	0.4002	0.3991	0.3984	0.3966	0.3935
2-15-5-1	1	0.6003	0.5721	0.5708	0.5679	0.5640	0.5607	0.5576	0.5538
	2	0.5546	0.5347	0.5220	0.5208	0.5172	0.5123	0.5109	0.5097
	3	0.5971	0.5204	0.5187	0.5140	0.5082	0.5016	0.5004	0.4981
	4	0.5493	0.5172	0.5025	0.5008	0.4981	0.4950	0.4912	0.4907
	5	0.5674	0.5449	0.5404	0.5371	0.5302	0.5283	0.5241	0.5221
2-10-6-4-1	1	0.4206	0.4187	0.4165	0.4127	0.4101	0.4071	0.4027	0.4013
	2	0.4514	0.4507	0.4475	0.4461	0.4421	0.4403	0.4386	0.4327
	3	0.5488	0.5208	0.5154	0.5104	0.5076	0.5021	0.5011	0.5003
	4	0.4693	0.4404	0.4371	0.4320	0.4308	0.4276	0.4238	0.4200
	5	0.5314	0.5217	0.5202	0.5184	0.5121	0.5110	0.5091	0.5013

จากผลการทดลองในตารางที่ 5.3 พบว่าจำนวนรอบการเรียนรู้ที่โครงข่ายประสาทเทียมส่วนใหญ่เริ่มต้นเรียนรู้ได้อย่างคงที่ (Stable) คือ 500 รอบ ในขณะที่จำนวนรอบการเรียนรู้ที่ 200 เป็นจุดที่โครงข่ายเริ่มเรียนรู้ได้ในช่วงแรกๆ ก่อนข้างคงที่ ดังนั้นจึงกำหนดจำนวนรอบที่เหมาะสมที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมบางส่วน เพื่อคำนวณค่า f_1 คือ 500 รอบ ตามสมการที่ (5.3) และจำนวนรอบการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วนที่เหมาะสมที่จะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของการวัด

ค่าผลต่างของค่า MSE ที่แตกต่างกันสองตำแหน่ง ดังที่กล่าวไว้ใน การคำนวณค่าของ f_2 คือ 200 รอบ ตามสมการที่ (5.4)

$$f_1 = MSE_{500\text{epochs}} \quad (5.3)$$

โดยที่ $MSE_{500\text{epochs}}$ คือ ค่า MSE เมื่อฝึกสอนโครงข่ายเสร็จสิ้น 500 รอบ

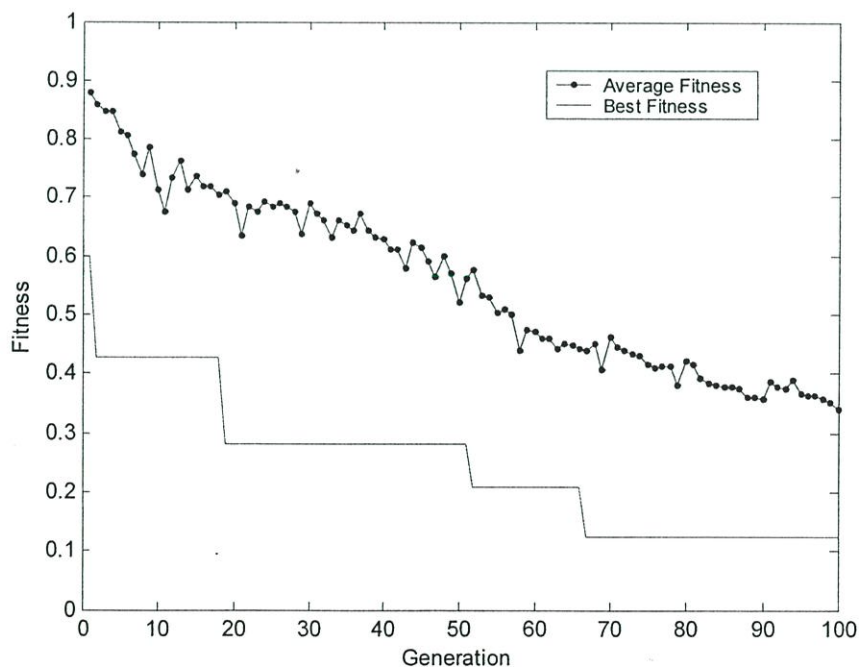
$$f_2 = MSE_{200\text{epochs}} - MSE_{500\text{epochs}} \quad (5.4)$$

โดยที่ $MSE_{200\text{epochs}}$ คือ ค่า MSE เมื่อฝึกสอนโครงข่ายเสร็จสิ้น 200 รอบ

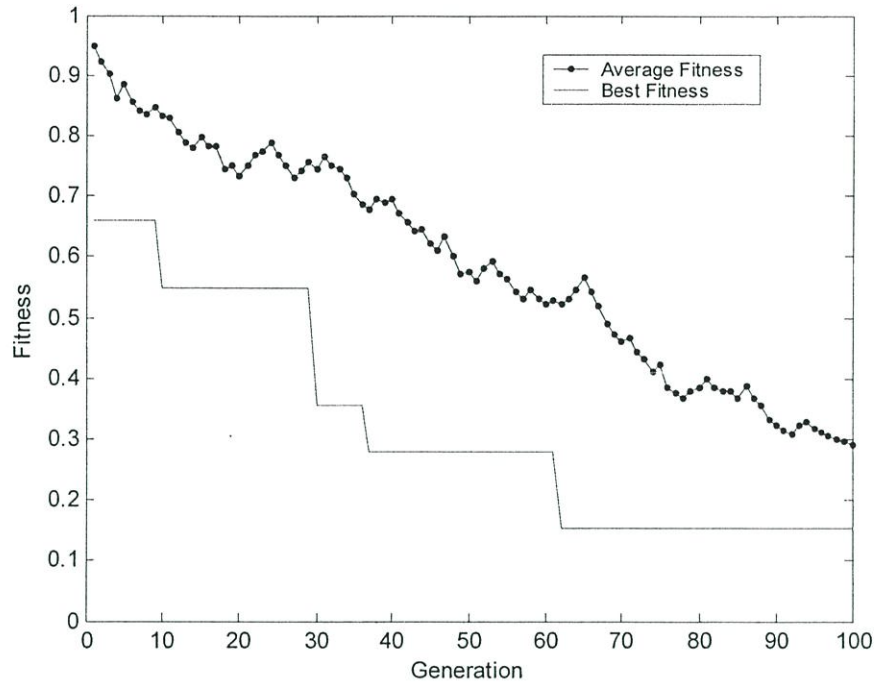
5.2.4 รายละเอียดผลการทดลองในด้านต่างๆของวิธีที่นำเสนอ

เพื่อให้เกิดความมั่นใจในวิธีที่นำเสนอจึงทดสอบวิธีที่นำเสนอดังกล่าวทั้งหมด 3 ครั้ง โดยมีผลลัพธ์ในด้านต่างๆของการทดสอบทั้ง 3 ครั้งดังนี้

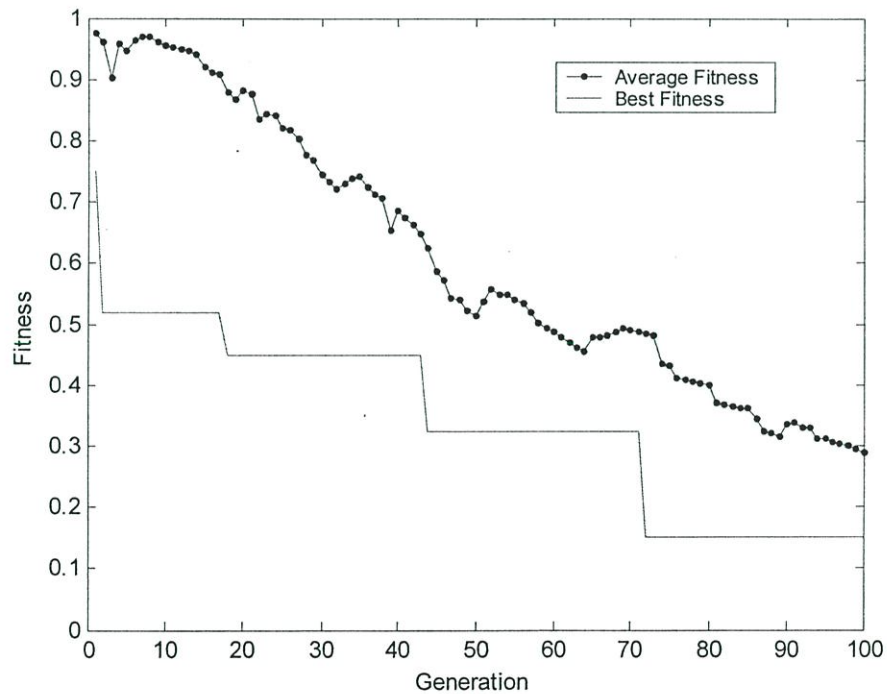
1. ผลลัพธ์ด้านการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสม (Fitness) ของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการ ในการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้ง แสดงได้ดังรูปที่ 5.2-5.4



รูปที่ 5.2 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1



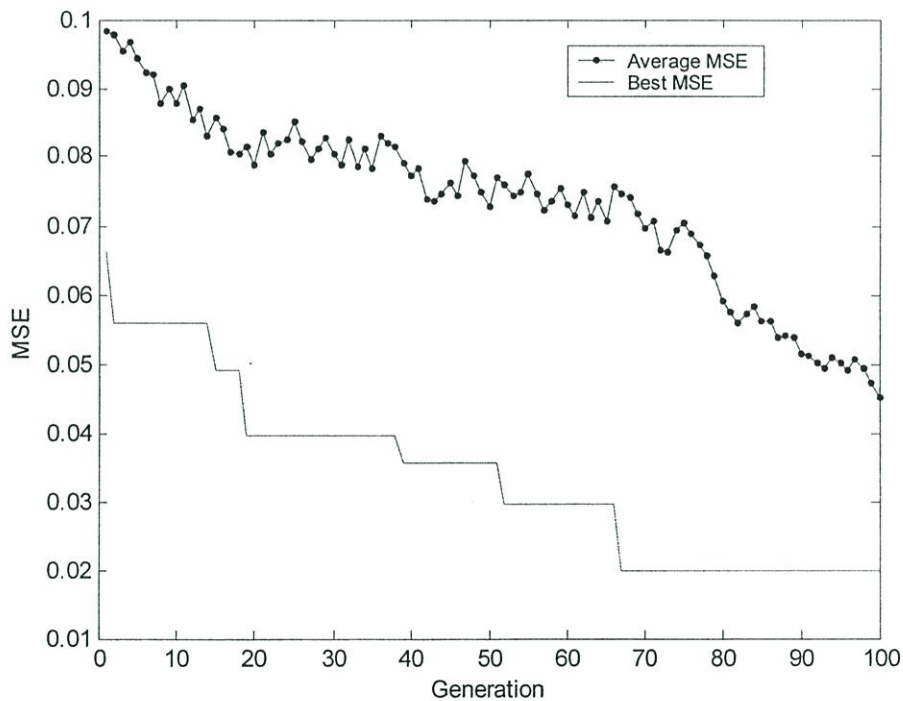
รูปที่ 5.3 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2



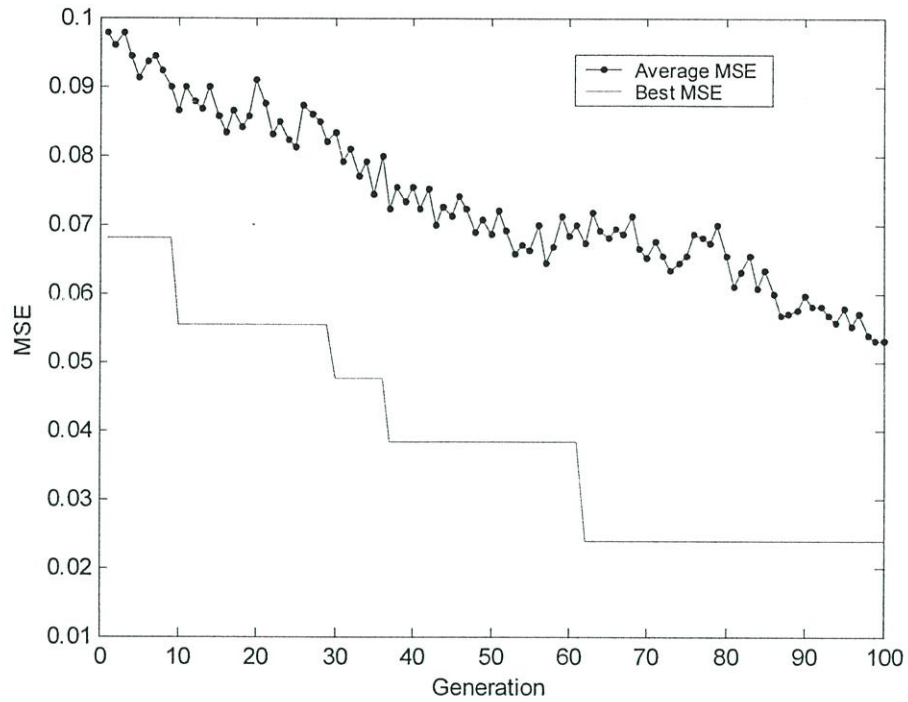
รูปที่ 5.4 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3

จากรูปที่ 5.2 -5.4 พบว่าค่าเฉลี่ยและค่าที่ดีที่สุดของค่าความเหมาะสม ของโครโมโซมในแต่ละรอบการวิวัฒนาการมีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนรอบของการวิวัฒนาการเพิ่มขึ้น โดยการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้งกระบวนการมีการสุ่มค่าคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหา โดยพิจารณาจากโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุด สรุปได้ดังนี้ การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1 กระบวนการสุ่มค่าความเหมาะสม ที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.1254 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 67 และมีค่าเฉลี่ยของค่าความเหมาะสมในรอบการวิวัฒนาการที่ 100 เท่ากับ 0.3436, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2 กระบวนการสุ่มค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.1554 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 62 และมีค่าเฉลี่ยของค่าความเหมาะสมในรอบการวิวัฒนาการที่ 100 เท่ากับ 0.2908, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3 กระบวนการสุ่มค่าความเหมาะสม ที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.1484 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 72 และมีค่าเฉลี่ยของค่าความเหมาะสมในรอบการวิวัฒนาการที่ 100 เท่ากับ 0.2874

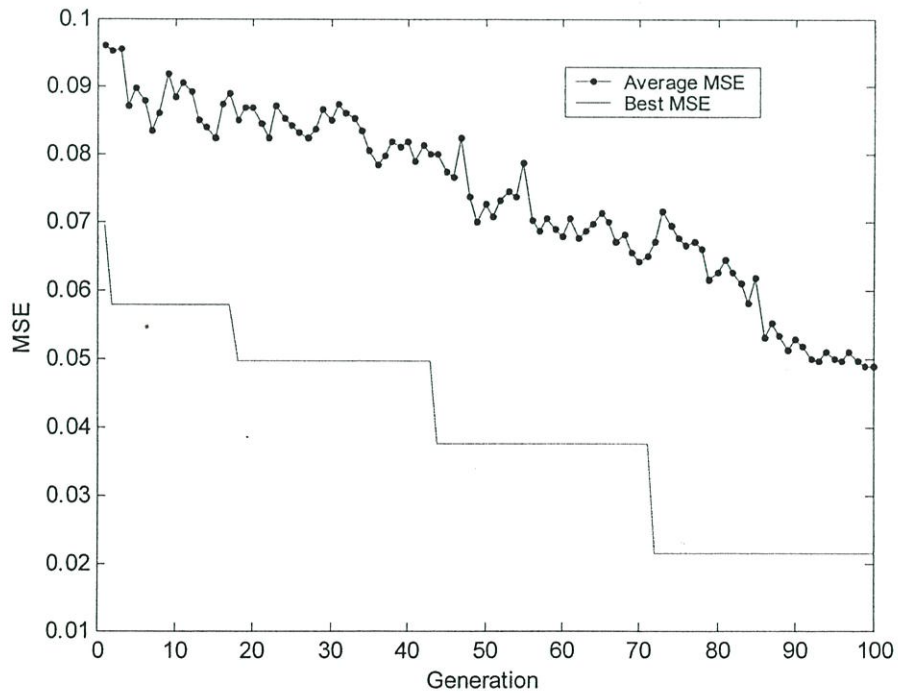
2. ผลลัพธ์ด้านการเปลี่ยนแปลงของค่า MSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้ง แสดงได้ดังรูปที่ 5.5-5.7



รูปที่ 5.5 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า MSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1



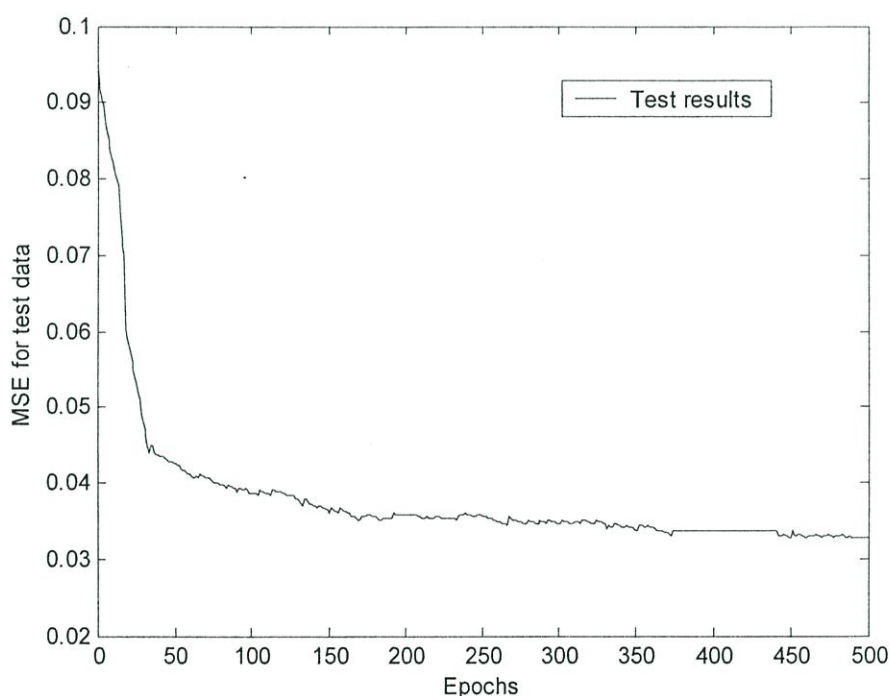
รูปที่ 5.6 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าMSEขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการพัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2



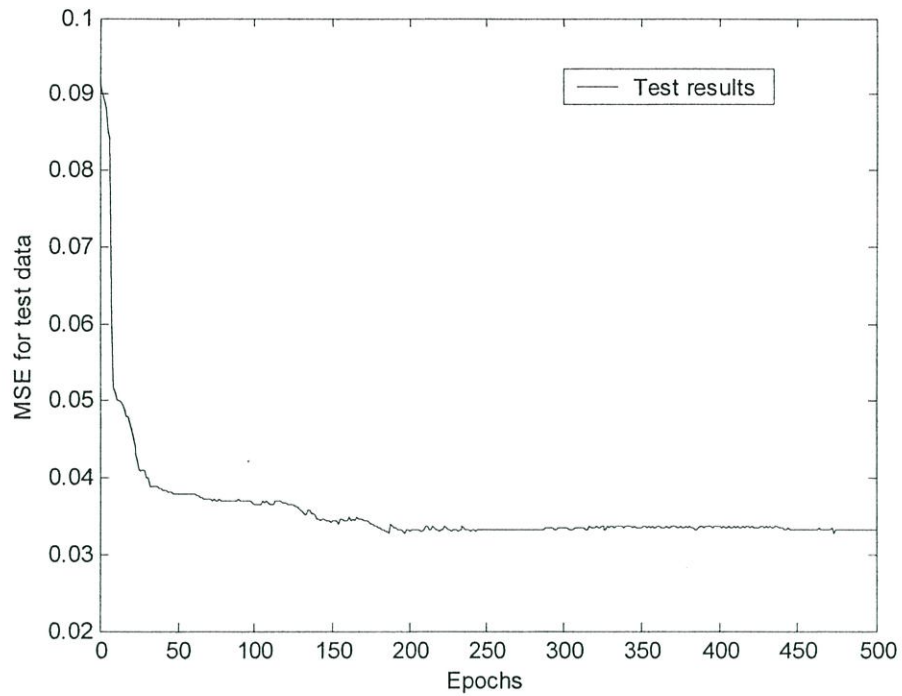
รูปที่ 5.7 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าMSEขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการพัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3

จากรูปที่ 5.5-5.7 พบว่าค่าเฉลี่ยและค่าที่ดีที่สุดของค่า MSE ของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบการวิวัฒนาการมีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนรอบของการวิวัฒนาการเพิ่มขึ้น โดยการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้งกระบวนการที่นำเสนอมีการลู่เข้าหาค่าตอบที่ดีที่สุดของปัญหาโดยพิจารณาจากค่า MSE ของโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่สุด สรุปได้ดังนี้ การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1 กระบวนการลู่เข้าหาค่า MSE เท่ากับ 0.0191 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 67 และมีค่าเฉลี่ยของ MSE ในรอบการวิวัฒนาการที่ 100 เท่ากับ 0.0435, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2 กระบวนการลู่เข้าหาค่า MSE เท่ากับ 0.0221 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 62 และมีค่าเฉลี่ยของ MSE ในรอบการวิวัฒนาการที่ 100 เท่ากับ 0.0559, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3 กระบวนการลู่เข้าหาค่า MSE เท่ากับ 0.0202 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 72 และมีค่าเฉลี่ยของ MSE ในรอบการวิวัฒนาการที่ 100 เท่ากับ 0.0490

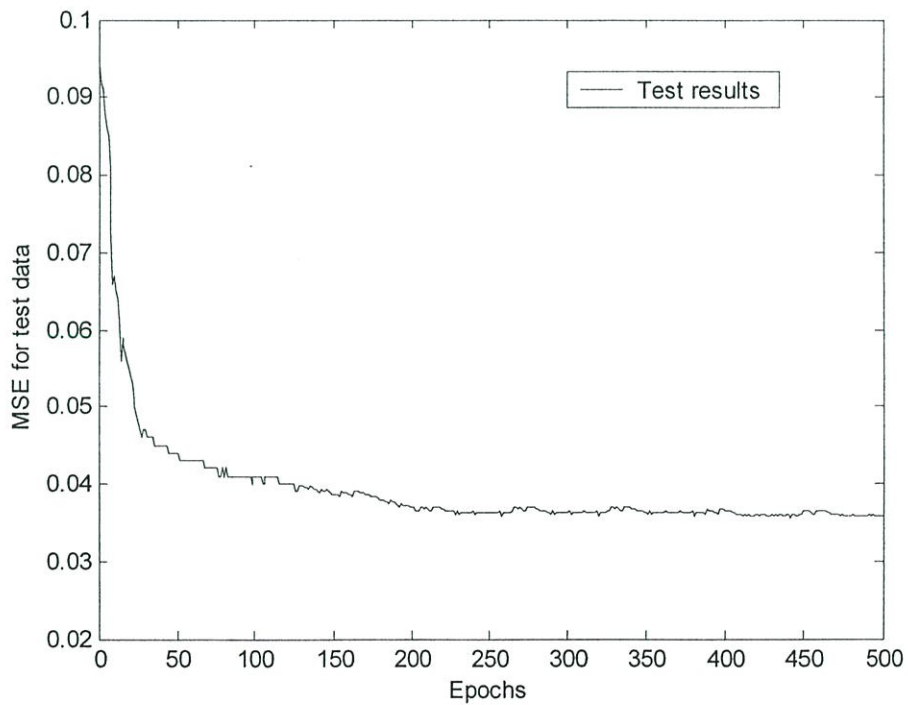
3. ผลลัพธ์ด้านการเปลี่ยนแปลงของค่า MSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนทั้งหมด 500 รอบ โดยทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดในรอบสุดท้ายของการวิวัฒนาการ แสดงได้ดังรูปที่ 5.8-5.10



รูปที่ 5.8 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า MSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1



รูปที่ 5.9 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าMSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2



รูปที่ 5.10 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าMSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3

จากรูปที่ 5.8-5.10 พบว่าในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1 ค่า MSE ของการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเท่ากับ 0.0314, ในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2 ค่า MSE ของการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเท่ากับ 0.0329 และ ในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3 ค่า MSE ของการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเท่ากับ 0.0324

4. ผลลัพธ์ด้านจำนวนการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้เมื่อเสร็จสิ้นกระบวนการที่นำเสนอ แสดงดังตารางที่ 5.4-5.6

ตารางที่ 5.4 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1

From \ To	Bias Node	Input Node	Hidden Node	Output Node
Bias Node	0	0	8	0
Input Node	0	0	24	2
Hidden Node	0	0	31	8
Output Node	0	0	0	0

ตารางที่ 5.5 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2

From \ To	Bias Node	Input Node	Hidden Node	Output Node
Bias Node	0	0	10	0
Input Node	0	0	19	2
Hidden Node	0	0	30	10
Output Node	0	0	0	0

ตารางที่ 5.6 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3

From \ To	Bias Node	Input Node	Hidden Node	Output Node
Bias Node	0	0	8	0
Input Node	0	0	29	2
Hidden Node	0	0	28	8
Output Node	0	0	0	0

จากตารางที่ 5.4-5.6 แสดงการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดของการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้ง โดยสรุปได้ดังนี้ การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 17 โหนด และมีจำนวนการเชื่อมระหว่างโหนดรวมทั้งหมดเท่ากับ 73, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 15 โหนด และมีจำนวนการเชื่อมระหว่างโหนดรวมทั้งหมดเท่ากับ 71, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 19 โหนด และมีจำนวนการเชื่อมระหว่างโหนดรวมทั้งหมดเท่ากับ 75

5.3 การทดลองกำหนดลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมหลายรูปแบบเพื่อฝึกสอนและทดสอบกับข้อมูลปัญหา Peak Function Approximation

การทดลองนี้เป็นการทดลองกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับหลายรูปแบบ แล้วฝึกสอนโครงข่ายดังกล่าวไปจนกว่าค่าความผิดพลาดคงที่ (Error Stable) เพื่อนำผลลัพธ์ที่ได้ไปเปรียบเทียบกับวิธีที่นำเสนอ ผลการทดลองดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.7

ตารางที่ 5.7 ผลของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างหลายรูปแบบ

รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BP)	ฝึกสอนโครงข่ายครั้งที่	ค่า MSE ของการฝึกสอนโครงข่าย	ค่า MSE ของการทดสอบโครงข่าย	จำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอน
BP-1 (2-20-1)	1	0.0357	0.0527	10,000
	2	0.0339	0.0532	10,000
	3	0.0351	0.0497	10,000
	4	0.0334	0.0518	10,000
	5	0.0355	0.0503	10,000
BP-2 (2-10-10-1)	1	0.0342	0.0515	10,000
	2	0.0335	0.0524	10,000
	3	0.0349	0.0513	10,000
	4	0.0331	0.0506	10,000
	5	0.0346	0.0520	10,000
BP-3 (2-7-7-7-1)	1	0.0310	0.0428	10,000
	2	0.0306	0.0419	10,000
	3	0.0301	0.0412	10,000
	4	0.0293	0.0402	10,000
	5	0.0318	0.0452	10,000
BP-4 (2-15-5-1)	1	0.0327	0.0492	10,000
	2	0.0330	0.0494	10,000
	3	0.0338	0.0496	10,000
	4	0.0332	0.0497	10,000
	5	0.0329	0.0489	10,000
BP-5 (2-10-6-4-1)	1	0.0304	0.0485	10,000
	2	0.0295	0.0491	10,000
	3	0.0307	0.0487	10,000
	4	0.0290	0.0498	10,000
	5	0.0298	0.0412	10,000

ผลลัพธ์จากตารางที่ 5.7 จะพิจารณาเลือกค่าMSEของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดจากการฝึกสอนและทดสอบทั้ง 5 ครั้ง ของโครงข่ายในแต่ละรูปแบบ เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับวิธีที่นำเสนอ

5.4 การเปรียบเทียบผลการทดลอง

เพื่อที่จะเปรียบเทียบผลลัพธ์ของวิธีที่นำเสนอในงานวิจัยนี้กับผลลัพธ์ของวิธีที่นำเสนอใน [2] และผลลัพธ์จากการทดลองในข้อ 5.3 จึงใช้ข้อมูลของปัญหาชุดเดียวกันคือ Peak Function Approximation มาฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากทั้ง 3 วิธี ซึ่งผลการเปรียบเทียบของทั้ง 3 วิธีดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.8

ตารางที่ 5.8 ผลการเปรียบเทียบ โครงสร้างและประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

Model	Number of Hidden Nodes	Number of Connections	MSE of Training Data	MSE of Testing Data
NN-GA ที่นำเสนอ (ทดสอบครั้งที่ 1)	17	73	0.0191	0.0314
NN-GA ที่นำเสนอ (ทดสอบครั้งที่ 2)	15	71	0.0221	0.0329
NN-GA ที่นำเสนอ (ทดสอบครั้งที่ 3)	19	75	0.0202	0.0324
SMNN ใน [2]	25 (10-BP,15-RBF)	75	0.0308	0.0422
BP1	20	102	0.0334	0.0518
BP2	20	130	0.0331	0.0506
BP3	21	119	0.0293	0.0402
BP4	20	110	0.0327	0.0489
BP5	20	108	0.0290	0.0412

จากตารางที่ 5.8 เมื่อเปรียบเทียบ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมจากวิธีที่นำเสนอกับวิธี SMNN และ BP1-BP5 แล้วพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธี SMNN และ BP1-BP5 ดังกล่าว และถ้าพิจารณาเปรียบเทียบค่า MSE ของวิธีที่นำเสนอกับวิธี SMNN และ BP1-BP5 แล้วพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอโดยการทดสอบทั้ง 3 ครั้ง มีค่าความผิดพลาดในการฝึกสอนและการทดสอบโครงข่ายน้อยกว่าวิธีดังกล่าว

ดังนั้นถ้าพิจารณาเปอร์เซ็นต์การปรับปรุงประสิทธิภาพ (Percentage Performance Improvement) จากการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมของวิธีที่นำเสนอในงานวิจัยนี้เทียบกับวิธี SMNN ใน[2] และ BP1 - BP5 สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 5.9

ตารางที่ 5.9 ผลการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์การปรับปรุงประสิทธิภาพจากการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมของวิธีที่นำเสนอเทียบกับวิธีต่างๆ

วิธีที่นำมาเปรียบเทียบ	เปอร์เซ็นต์ประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม				เปอร์เซ็นต์ประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นจากการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม			
	การทดสอบครั้งที่ 1	การทดสอบครั้งที่ 2	การทดสอบครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย	การทดสอบครั้งที่ 1	การทดสอบครั้งที่ 2	การทดสอบครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย
SMNN	37.98%	28.24%	34.41%	33.54%	25.59%	22.03%	23.22%	23.61%
BP1	42.81%	33.83%	39.52%	38.72%	39.38%	36.48%	37.45%	37.77%
BP2	42.29%	33.23%	38.97%	38.16%	37.94%	34.98%	35.96%	36.29%
BP3	34.81%	24.57%	31.05%	30.14%	21.89%	18.15%	19.40%	19.81%
BP4	41.59%	32.41%	38.22%	37.40%	35.78%	32.71%	33.74%	34.07%
BP5	34.13%	23.79%	30.34%	29.42%	17.80%	13.87%	15.18%	15.61%

จากตารางที่ 5.9 พบว่าวิธีที่นำเสนอสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการฝึกสอนและการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมได้ดีขึ้นกว่าวิธีที่นำมาเปรียบเทียบในทุกครั้งของการทดสอบวิธีที่นำเสนอ

5.5 การทดลองปรับลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอเพื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

การทดลองนี้เป็นการทดลองลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอเพื่อให้จำนวนรอบของการฝึกสอนโครงข่ายรวมทั้งหมดเท่าเทียมกันกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับซึ่งมีโครงสร้างหลายรูปแบบในข้อ 5.3 ที่นำมาเปรียบเทียบ ซึ่งผลของการลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอแสดงได้ดังตารางที่ 5.10 และผลการเปรียบเทียบระหว่างวิธีที่นำเสนอกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับแสดงได้ดังตารางที่ 5.11 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.10 ผลของการลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอ

Model	Number of Populations	Number of Generations	Epochs	MSE of Training Data	MSE of Testing Data	Number of Connection
NN-GA1	4	25	50,000	0.0307	0.0385	97
NN-GA2	6	16	48,000	0.0285	0.0396	95
NN-GA3	10	10	50,000	0.0280	0.0368	84
NN-GA4	20	5	50,000	0.0283	0.0382	91
NN-GA5	30	4	45,000	0.0310	0.0389	93

ตารางที่ 5.11 ผลการเปรียบเทียบระหว่างวิธีที่นำเสนอกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

Model	Epochs	Number of Connections	MSE of Training Data	MSE of Testing Data
NN-GA1	50,000	97	0.0307	0.0385
NN-GA2	48,000	95	0.0285	0.0396
NN-GA3	50,000	84	0.0280	0.0368
NN-GA4	50,000	91	0.0283	0.0382
NN-GA5	45,000	93	0.0310	0.0389
BP1	50,000	102	0.0334	0.0518
BP2	50,000	130	0.0331	0.0506
BP3	50,000	119	0.0293	0.0402
BP4	50,000	110	0.0327	0.0489
BP5	50,000	108	0.0290	0.0412

จากตารางที่ 5.11 พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอมีประสิทธิภาพในการทดสอบโครงข่ายได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับทุกรูปแบบและมีจำนวนเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายน้อยกว่าอีกด้วย

5.6 การทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการแล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายเพิ่มเติม

การทดลองนี้เป็นการทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการในกระบวนการของพันธุศาสตร์ที่นำเสนอแล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความเหมาะสมที่สุดเพิ่มเติมต่อจากกระบวนการวิวิพันธุศาสตร์ เพื่อศึกษาว่าจำนวนรอบทั้งหมดของการฝึกสอนโครงข่ายที่ลดลงจะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างไรเมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ของวิธีที่นำเสนอในข้อ 5.2 , 5.5 และผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับในข้อ 5.3 ซึ่งผลของการทดลองดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.12 และ ตารางที่ 5.13

ตารางที่ 5.12 ผลของการทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการในกระบวนการของพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ

Model	Number of Populations	Number of Generations	จำนวนรอบการฝึกสอนเพิ่มเติม	MSE of Training Data	MSE of Testing Data	Number of Connection
NN-GA6	30	50	10,000	0.0230	0.0337	107
NN-GA7	30	30	10,000	0.0243	0.0341	82
NN-GA8	30	10	10,000	0.0250	0.0353	94
NN-GA9	10	8	10,000	0.0362	0.0367	115
NN-GA10	10	5	10,000	0.0365	0.0380	103

ตารางที่ 5.13 ผลการเปรียบเทียบของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบต่างๆ

Model	Number of Connections	MSE of Training Data	MSE of Testing Data
NN-GA6	107	0.0230	0.0337
NN-GA7	82	0.0243	0.0341
NN-GA8	94	0.0250	0.0353
NN-GA9	115	0.0362	0.0367
NN-GA10	103	0.0365	0.0380
NN-GA	73	0.0191	0.0314
SMNN	75	0.0308	0.0422
NN-GA1	97	0.0307	0.0385
NN-GA2	95	0.0285	0.0396
NN-GA3	84	0.0280	0.0368
NN-GA4	91	0.0283	0.0382
NN-GA5	93	0.0310	0.0389
BP1	102	0.0334	0.0518
BP2	130	0.0331	0.0506
BP3	119	0.0293	0.0402
BP4	110	0.0327	0.0489
BP5	108	0.0290	0.0382

จากตารางที่ 5.13 พบว่าผลการทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการในกระบวนการของพันธุศาสตร์ที่นำเสนอแล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดเพิ่มเติมต่อจากกระบวนการวิพันธุศาสตร์นั้น มีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายดีกว่าวิธีที่นำเสนอในข้อ 5.3 และข้อ 5.5 แต่มีค่าดังกล่าวดีกว่าวิธีที่นำเสนอในข้อ 5.2

5.7 การทดลองออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีที่นำเสนอโดยทดสอบกับข้อมูลของปัญหา Mackey-Glass Chaotic Time Series

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการทดลองกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ใช้ในการทดลอง, การทดลองกำหนดจำนวนรอบของการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมบางส่วน และการทดลองกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่กำหนด ดังต่อไปนี้

5.7.1 การทดลองกำหนดค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ (Probability of Crossover : P_c) ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน (Probability of Mutation : P_m) และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

การทดลองนี้เป็นการทดลองกำหนดค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ และค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชันควบคู่ไปกับการทดลองหาค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย เพื่อเลือกค่าดังกล่าวที่มีความเหมาะสมที่จะนำมาใช้ในกระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ

สำหรับการทดลองกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าแตกต่างกันให้กับแต่ละตัวแปรในฟังก์ชันเป้าหมายนั้น จะให้ความสำคัญกับค่า f_1 มากที่สุดคิดเป็น 60 เปอร์เซ็นต์ ของค่าตัวแปรทั้งหมดจึงกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (w_1) ให้กับ f_1 เท่ากับ 0.6 นอกจากนี้ตัวแปรที่นำมาพิจารณาเพื่อเป็นองค์ประกอบที่มีลำดับความสำคัญรองลงมาในการวัดค่าความเหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับ f_1 คือ f_2 และ f_3 ดังนั้นจึงทดลองกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (w_2 และ w_3) ที่เหลือให้กับ f_2 และ f_3 ตามลำดับ ผลการทดลองดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.14

ตารางที่ 5.14 ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเทชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

Pc	Pm	f_1 (w_1)	f_2 (w_2)	f_3 (w_3)	Training Error (SSE)	Testing Error1 (SSE)	Testing Error2 (SSE)	Testing Error3 (SSE)	Testing Error4 (SSE)	Number of Connections
0.1	0.01	0.6	0.4	0	1.3935	1.8287	3.0053	5.0278	6.7297	92
		0.6	0.3	0.1	1.4040	1.8189	3.0691	4.9909	6.7623	98
		0.6	0.2	0.2	1.4334	1.8720	3.2594	5.1315	6.7895	79
		0.6	0.1	0.3	1.4633	1.9034	3.3593	5.1095	6.9386	93
		0.6	0	0.4	1.5168	1.8890	3.4125	5.2418	6.9279	78
	0.03	0.6	0.4	0	1.3954	1.8306	3.0072	5.0297	6.7316	80
		0.6	0.3	0.1	1.4059	1.8208	3.0710	4.9928	6.7642	86
		0.6	0.2	0.2	1.4353	1.8739	3.2613	5.1334	6.7914	89
		0.6	0.1	0.3	1.4652	1.9053	3.3612	5.1114	6.9405	104
		0.6	0	0.4	1.5187	1.8909	3.4144	5.2437	6.9298	90
	0.05	0.6	0.4	0	1.3975	1.8327	3.0093	5.0318	6.7337	106
		0.6	0.3	0.1	1.4080	1.8229	3.0731	4.9949	6.7663	125
		0.6	0.2	0.2	1.4374	1.8760	3.2634	5.1355	6.7935	114
		0.6	0.1	0.3	1.4673	1.9074	3.3633	5.1135	6.9426	120
		0.6	0	0.4	1.5208	1.8930	3.4165	5.2458	6.9319	118
	0.09	0.6	0.4	0	1.4003	1.8355	3.0121	5.0346	6.7365	103
		0.6	0.3	0.1	1.4108	1.8257	3.0759	4.9977	6.7691	117
		0.6	0.2	0.2	1.4402	1.8788	3.2662	5.1383	6.7963	108
		0.6	0.1	0.3	1.4701	1.9102	3.3661	5.1163	6.9454	98
		0.6	0	0.4	1.5236	1.8958	3.4193	5.2486	6.9347	106

ตารางที่ 5.14 (ต่อ) ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดคิให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

Pc	Pm	f_1 (w_1)	f_2 (w_2)	f_3 (w_3)	Training Error (SSE)	Testing Error1 (SSE)	Testing Error2 (SSE)	Testing Error3 (SSE)	Testing Error4 (SSE)	Number of Connections
0.3	0.01	0.6	0.4	0	1.3913	1.8265	3.0031	5.0256	6.7275	94
		0.6	0.3	0.1	1.4018	1.8167	3.0669	4.9887	6.7601	78
		0.6	0.2	0.2	1.4312	1.8698	3.2572	5.1293	6.7873	92
		0.6	0.1	0.3	1.4611	1.9012	3.3571	5.1073	6.9364	107
		0.6	0	0.4	1.5146	1.8868	3.4103	5.2396	6.9257	104
	0.03	0.6	0.4	0	1.3930	1.8282	3.0048	5.0273	6.7292	79
		0.6	0.3	0.1	1.4035	1.8184	3.0686	4.9904	6.7618	95
		0.6	0.2	0.2	1.4329	1.8715	3.2589	5.1310	6.7890	82
		0.6	0.1	0.3	1.4628	1.9029	3.3588	5.1090	6.9381	76
		0.6	0	0.4	1.5163	1.8885	3.4120	5.2413	6.9274	90
	0.05	0.6	0.4	0	1.3941	1.8293	3.0059	5.0284	6.7303	108
		0.6	0.3	0.1	1.4046	1.8195	3.0697	4.9915	6.7629	113
		0.6	0.2	0.2	1.4340	1.8726	3.2600	5.1321	6.7901	116
		0.6	0.1	0.3	1.4639	1.9040	3.3599	5.1101	6.9392	102
		0.6	0	0.4	1.5174	1.8896	3.4131	5.2424	6.9285	96
	0.09	0.6	0.4	0	1.3956	1.8308	3.0074	5.0299	6.7318	96
		0.6	0.3	0.1	1.4061	1.8210	3.0712	4.9930	6.7644	78
		0.6	0.2	0.2	1.4355	1.8741	3.2615	5.1336	6.7916	105
		0.6	0.1	0.3	1.4654	1.9055	3.3614	5.1116	6.9407	92
		0.6	0	0.4	1.5189	1.8911	3.4146	5.2439	6.9300	101

ตารางที่ 5.14 (ต่อ) ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

Pc	Pm	f_1 (w_1)	f_2 (w_2)	f_3 (w_3)	Training Error (SSE)	Testing Error1 (SSE)	Testing Error2 (SSE)	Testing Error3 (SSE)	Testing Error4 (SSE)	Number of Connections
0.6	0.01	0.6	0.4	0	1.3906	1.8258	3.0024	5.0249	6.7268	104
		0.6	0.3	0.1	1.4011	1.816	3.0662	4.988	6.7594	102
		0.6	0.2	0.2	1.4305	1.8691	3.2565	5.1286	6.7866	87
		0.6	0.1	0.3	1.4604	1.9005	3.3564	5.1066	6.9357	80
		0.6	0	0.4	1.5139	1.8861	3.4096	5.2389	6.9250	76
	0.03	0.6	0.4	0	1.3897	1.8249	3.0015	5.024	6.7259	90
		0.6	0.3	0.1	1.4002	1.8151	3.0653	4.9871	6.7585	91
		0.6	0.2	0.2	1.4296	1.8682	3.2556	5.1277	6.7857	79
		0.6	0.1	0.3	1.4595	1.8996	3.3555	5.1057	6.9348	76
		0.6	0	0.4	1.5130	1.8852	3.4087	5.238	6.9241	82
	0.05	0.6	0.4	0	1.3915	1.8267	3.0033	5.0258	6.7277	112
		0.6	0.3	0.1	1.4020	1.8169	3.0671	4.9889	6.7603	100
		0.6	0.2	0.2	1.4314	1.8700	3.2574	5.1295	6.7875	77
		0.6	0.1	0.3	1.4613	1.9014	3.3573	5.1075	6.9366	87
		0.6	0	0.4	1.5148	1.8870	3.4105	5.2398	6.9259	78
	0.09	0.6	0.4	0	1.3940	1.8292	3.0058	5.0283	6.7302	105
		0.6	0.3	0.1	1.4045	1.8194	3.0696	4.9914	6.7628	108
		0.6	0.2	0.2	1.4339	1.8725	3.2599	5.1320	6.7900	104
		0.6	0.1	0.3	1.4638	1.9039	3.3598	5.1100	6.9391	93
		0.6	0	0.4	1.5173	1.8895	3.413	5.2423	6.9284	80

ตารางที่ 5.14 (ต่อ) ผลของการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย

Pc	Pm	f_1 (w_1)	f_2 (w_2)	f_3 (w_3)	Training Error (SSE)	Testing Error1 (SSE)	Testing Error2 (SSE)	Testing Error3 (SSE)	Testing Error4 (SSE)	Number of Connections
0.9	0.01	0.6	0.4	0	1.3869	1.8221	2.9987	5.0212	6.7231	73
		0.6	0.3	0.1	1.3974	1.8123	3.0625	4.9843	6.7557	71
		0.6	0.2	0.2	1.4268	1.8654	3.2528	5.1249	6.7829	70
		0.6	0.1	0.3	1.4567	1.8968	3.3527	5.1029	6.9320	64
		0.6	0	0.4	1.5102	1.8824	3.4059	5.2352	6.9213	61
	0.03	0.6	0.4	0	1.3887	1.8239	3.0005	5.023	6.7249	84
		0.6	0.3	0.1	1.3992	1.8141	3.0643	4.9861	6.7575	89
		0.6	0.2	0.2	1.4286	1.8672	3.2546	5.1267	6.7847	92
		0.6	0.1	0.3	1.4585	1.8986	3.3545	5.1047	6.9338	81
		0.6	0	0.4	1.5120	1.8842	3.4077	5.2370	6.9231	70
	0.05	0.6	0.4	0	1.3899	1.8251	3.0017	5.0242	6.7261	98
		0.6	0.3	0.1	1.4004	1.8153	3.0655	4.9873	6.7587	75
		0.6	0.2	0.2	1.4298	1.8684	3.2558	5.1279	6.7859	96
		0.6	0.1	0.3	1.4597	1.8998	3.3557	5.1059	6.9350	78
		0.6	0	0.4	1.5132	1.8854	3.4089	5.2382	6.9243	91
	0.09	0.6	0.4	0	1.3919	1.8271	3.0037	5.0262	6.7281	77
		0.6	0.3	0.1	1.4024	1.8173	3.0675	4.9893	6.7607	86
		0.6	0.2	0.2	1.4318	1.8704	3.2578	5.1299	6.7879	79
		0.6	0.1	0.3	1.4617	1.9018	3.3577	5.1079	6.9370	91
		0.6	0	0.4	1.5152	1.8874	3.4109	5.2402	6.9263	88

จากตารางที่ 5.14 พบว่าค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน และค่าถ่วงน้ำหนักที่กำหนดให้กับแต่ละตัวแปรในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมาย ที่ถูกเลือกนำไปใช้ในกระบวนการทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอคือค่า Pc เท่ากับ 0.9 ค่า Pm เท่ากับ 0.01 และค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมสำหรับตัวแปร f_1 , f_2 และ f_3 ในสมการค่าฟังก์ชันเป้าหมายคือ 0.6,

0.4 และ 0 ตามลำดับ เนื่องจากค่าดังกล่าวเป็นค่าพารามิเตอร์ที่ส่งผลให้ได้ค่าความผิดพลาดในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมน้อยที่สุด

5.7.2 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีที่นำเสนอมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ แสดงดังตารางที่ 5.15

ตารางที่ 5.15 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง

พารามิเตอร์	จำนวน
1. จำนวนของประชากร (Population Size)	30
2. ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ (Probability of Crossover : Pc)	0.9
3. ความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน (Probability of Mutation : Pm)	0.01
4. จำนวนโหนดของอินพุต (Number of Input Node)	4
5. จำนวนโหนดของเอาต์พุต (Number of Output Node)	1
6. จำนวนโหนดสูงสุดในชั้นซ่อน (Maximum of Hidden Node)	30
7. จำนวนรอบของการวิวัฒนาการ (Number of Generation)	300
8. จำนวนครั้งของการทดสอบวิธีที่นำเสนอ	3

5.7.3 การทดลองกำหนดจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมบางส่วน

เนื่องจากการคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายตามสมการที่ (4.1) ได้กำหนดตัวแปรไว้ในสมการดังกล่าว 3 ค่าด้วยกัน ซึ่งประกอบด้วย f_1 คือ ค่าของการวัดประสิทธิภาพในการฝึกสอนบางส่วน ของโครงข่ายประสาทเทียม ที่น้อยที่สุด, f_2 คือ ค่าผลต่างที่มากที่สุดของ f_1 ณ ตำแหน่งของจำนวนรอบการเรียนรู้ที่กำหนดไว้ต่างกันสองตำแหน่ง และ f_3 คือ จำนวนของเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดทั้งหมดของโครงข่าย ที่น้อยที่สุด ดังนั้นการทดลองนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อหาจำนวนรอบที่เหมาะสมที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมบางส่วนแล้ววัดค่า SSE ดังแสดงในสมการที่ (3.14) เพื่อคำนวณค่า f_1 และหาจำนวนรอบการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วนที่เหมาะสมที่จะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของการวัดค่าผลต่างของค่า SSE ที่แตกต่างกันสองตำแหน่งดังที่กล่าวไว้ในรายละเอียดของการคำนวณค่า f_2 โดยจะทำการทดลองกำหนดโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างหลายรูปแบบเพื่อฝึกสอนโครงข่ายกับข้อมูลของปัญหา Mackey-Glass Chaotic Time Series โดยโครงข่ายแต่ละรูปแบบจะฝึกสอนจำนวน 5 ครั้ง ผลการทดลองดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.16

ตารางที่ 5.16 ค่า SSE ของการฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ต่างๆ

รูปแบบของ โครงข่าย ประสาทเทียม	ฝึกสอน โครงข่าย ครั้งที่	ค่า SSE ของการทดลองฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ที่								
		1	50	100	150	200	250	300	350	400
2-20-1	1	10.0370	10.0236	10.0151	10.1462	9.9217	9.8542	9.8410	9.8418	9.8293
	2	10.0098	10.0339	9.0779	10.0359	9.9978	9.9495	9.9283	9.9259	9.9244
	3	10.0807	10.0475	10.0872	10.0258	10.0672	10.0261	10.0235	9.9907	9.9915
	4	9.8614	9.9888	9.9737	10.0044	9.9936	9.9457	9.9249	9.9238	9.9229
	5	9.9713	9.9367	10.1273	9.9831	9.9540	9.9379	9.9241	9.9101	9.9092
2-10-10-1	1	8.9772	9.0236	8.9591	8.9576	8.9570	8.9359	8.9491	8.9772	9.0236
	2	8.9702	9.0209	8.9944	8.9932	8.9825	8.9731	8.9714	8.9702	9.0209
	3	9.0036	8.9271	8.9659	8.9646	8.9556	8.9551	8.9538	9.0036	8.9271
	4	8.9245	9.0225	8.9996	8.9923	8.9884	8.9862	8.9821	8.9245	9.0225
	5	9.0744	9.0068	8.9276	8.9245	8.9237	8.9219	8.9225	9.0744	9.0068
2-7-7-7-1	1	8.7561	8.7518	8.8762	9.7682	8.8125	8.7838	8.7831	8.7538	8.7344
	2	8.7223	8.7362	8.6776	8.7227	8.7421	8.7415	8.7276	8.6892	8.6677
	3	8.7246	9.7105	8.7242	8.6771	8.7128	8.6769	8.6738	8.6707	8.6641
	4	8.7231	8.7585	8.7354	8.7258	8.7231	8.6443	8.6339	8.6185	8.5357
	5	8.7205	8.7044	9.7307	8.7010	8.7246	8.6551	8.6493	8.6337	8.6238
2-15-5-1	1	8.7868	8.8816	8.7554	8.8441	8.8085	8.7769	8.7505	8.7339	8.7307
	2	8.8115	8.7768	8.7657	8.8191	8.7571	8.7521	8.7552	8.7335	8.7245
	3	8.7379	9.7615	8.7251	8.8239	8.8225	8.7787	8.7562	8.7336	8.7246
	4	8.8066	8.7773	9.8162	8.8113	8.7347	8.7309	8.7431	8.7235	8.7128
	5	8.7801	8.7569	9.8071	8.7662	8.7420	8.7323	8.7282	8.7245	8.6977
2-10-6-4-1	1	7.6461	7.7916	8.6960	8.6244	7.5762	7.5741	7.5729	7.5691	7.5635
	2	7.6769	7.7316	7.6573	7.7361	7.6246	7.6131	7.6059	7.6044	7.6038
	3	7.6875	8.6262	7.7223	7.6348	7.7236	7.6955	7.6947	7.6936	7.6912
	4	7.6457	7.6255	8.6804	7.6515	7.6350	7.6244	7.6392	7.6235	7.6231
	5	7.6583	7.6247	7.6761	7.7517	7.7217	7.7115	7.6955	7.6937	7.6848

ตารางที่ 5.16 (ต่อ) ค่า SSE ของการฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ต่างๆ

รูปแบบของ โครงข่าย ประสาทเทียม	ฝึกสอน โครงข่าย ครั้งที่	ค่า SSE ของการทดลองฝึกสอนแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมในรอบการเรียนรู้ที่							
		450	500	550	600	650	700	750	800
2-20-1	1	9.8296	9.8291	9.8255	9.8240	9.7986	9.7990	9.7955	9.7946
	2	9.9236	9.9161	9.9129	9.9077	9.9069	9.9048	9.8987	9.8976
	3	9.9887	9.9875	9.9872	9.9856	9.9849	9.9838	9.9791	9.9772
	4	9.9217	9.9210	9.9196	9.9188	9.9185	9.9175	9.9172	9.9160
	5	9.9081	9.9068	9.9063	9.9049	9.9038	9.9032	9.9026	9.9018
2-10-10-1	1	8.9461	8.9414	8.9407	8.9398	8.9365	8.9361	8.9344	8.9336
	2	8.9664	8.9643	8.9632	8.9608	8.9596	8.9593	8.9595	8.9588
	3	8.9349	8.9287	8.9277	8.9261	8.9248	8.9242	8.9231	8.9215
	4	8.9747	8.9448	8.9442	8.9437	8.9429	8.9408	8.9387	8.9382
	5	8.9148	8.9060	8.9052	8.9044	8.9039	8.9008	8.8987	8.8976
2-7-7-7-1	1	8.7298	8.7241	8.6955	8.6454	8.6436	8.6429	8.6362	8.6338
	2	8.6572	8.6451	8.6343	8.6305	8.6260	8.6238	8.6162	8.6147
	3	8.6521	8.6388	8.6362	8.6342	8.6308	8.6255	8.6247	8.6225
	4	8.5237	8.5221	8.5192	8.5156	8.5149	8.5142	8.5105	8.5083
	5	8.5301	8.5266	8.5249	8.5236	8.5225	8.5218	8.5200	8.5169
2-15-5-1	1	8.7237	8.6955	8.6942	8.6913	8.6874	8.6841	8.6810	8.6772
	2	8.6780	8.6581	8.6454	8.6442	8.6406	8.6357	8.6343	8.6331
	3	8.7205	8.6438	8.6421	8.6374	8.6316	8.6250	8.6238	8.6215
	4	8.6727	8.6406	8.6259	8.6242	8.6215	8.6184	8.6146	8.6141
	5	8.6908	8.6683	8.6638	8.6605	8.6536	8.6517	8.6475	8.6455
2-10-6-4-1	1	7.5440	7.5421	7.5399	7.5361	7.5335	7.5305	7.5261	7.5247
	2	7.5748	7.5741	7.5709	7.5695	7.5655	7.5637	7.5620	7.5561
	3	7.6722	7.6442	7.6388	7.6338	7.6310	7.6255	7.6245	7.6237
	4	7.5927	7.5638	7.5605	7.5554	7.5542	7.5510	7.5472	7.5434
	5	7.6548	7.6451	7.6436	7.6418	7.6355	7.6344	7.6325	7.6247

จากผลการทดลองในตารางที่ 5.16 พบว่าจำนวนรอบการเรียนรู้ที่โครงข่ายประสาทเทียมส่วนใหญ่เริ่มต้นเรียนรู้ได้อย่างคงที่ (Stable) คือ 500 รอบ ในขณะที่จำนวนรอบการเรียนรู้ที่ 200 เป็นจุดที่โครงข่ายเริ่มเรียนรู้ได้ในช่วงแรกๆ ก่อนข้างคงที่ ดังนั้นจึงกำหนดจำนวนรอบที่เหมาะสมที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมบางส่วนเพื่อคำนวณค่า f_1 คือ 500 รอบ ตามสมการที่ (5.6) และจำนวนรอบการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วนที่เหมาะสมที่จะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของการวัด

ค่าผลต่างของค่า SSE ที่แตกต่างกันสองตำแหน่งดังที่กล่าวไว้ใน การคำนวณค่าของ f_2 คือ 200 รอบ ตามสมการที่ (5.7)

$$f_1 = SSE_{500\text{epochs}} \quad (5.6)$$

โดยที่ $SSE_{500\text{epochs}}$ คือ ค่า SSE เมื่อฝึกสอนโครงข่ายเสร็จสิ้น 500 รอบ

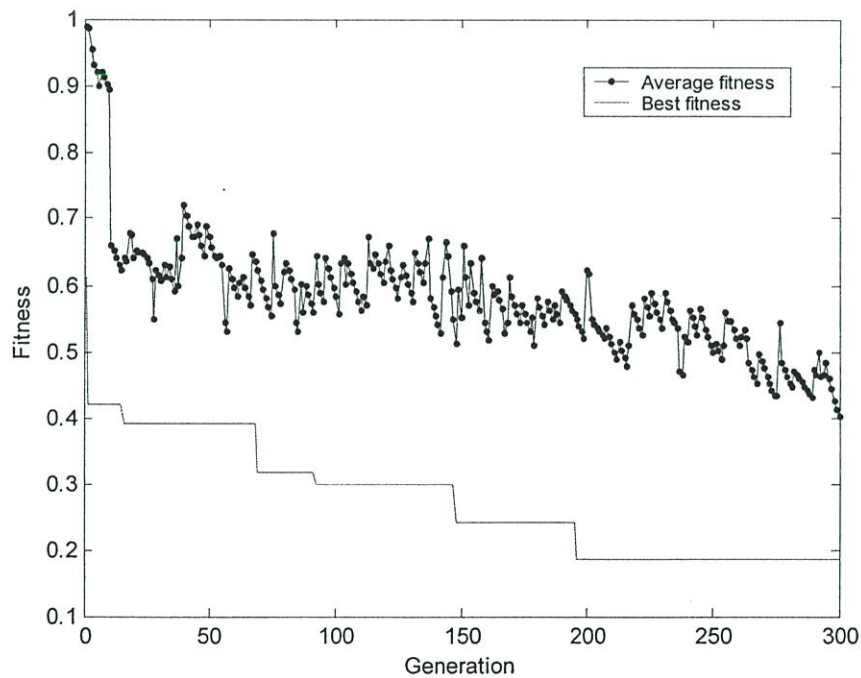
$$f_2 = SSE_{200\text{epochs}} - SSE_{500\text{epochs}} \quad (5.7)$$

โดยที่ $SSE_{200\text{epochs}}$ คือ ค่า SSE เมื่อฝึกสอนโครงข่ายเสร็จสิ้น 200 รอบ

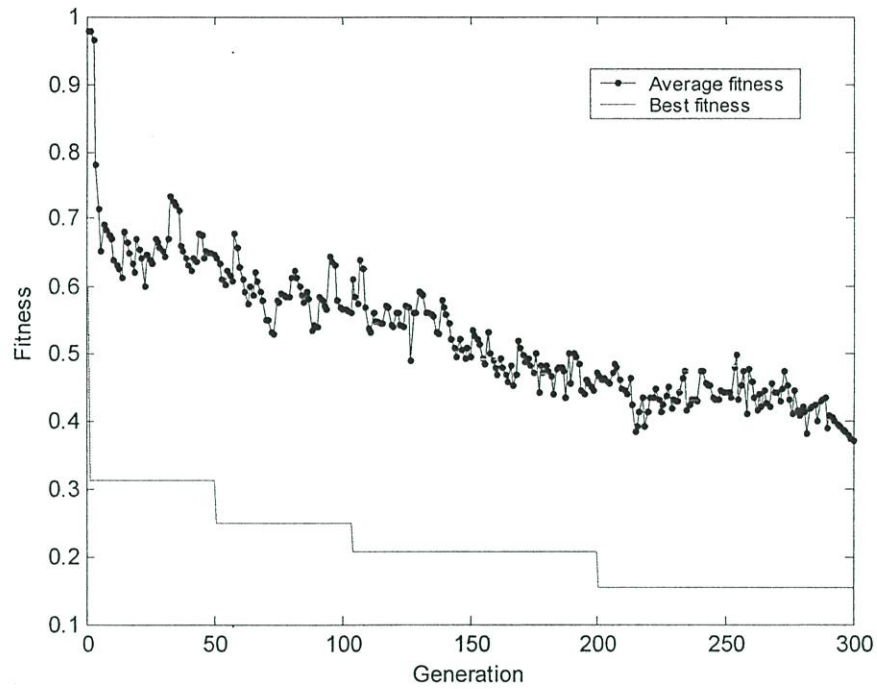
5.7.4 รายละเอียดผลการทดลองในด้านต่างๆของวิธีที่นำเสนอ

เพื่อให้เกิดความมั่นใจในวิธีที่นำเสนอจึงทดสอบวิธีที่นำเสนอดังกล่าวทั้งหมด 3 ครั้ง โดยมีผลลัพธ์ในด้านต่างๆของการทดสอบทั้ง 3 ครั้งดังนี้

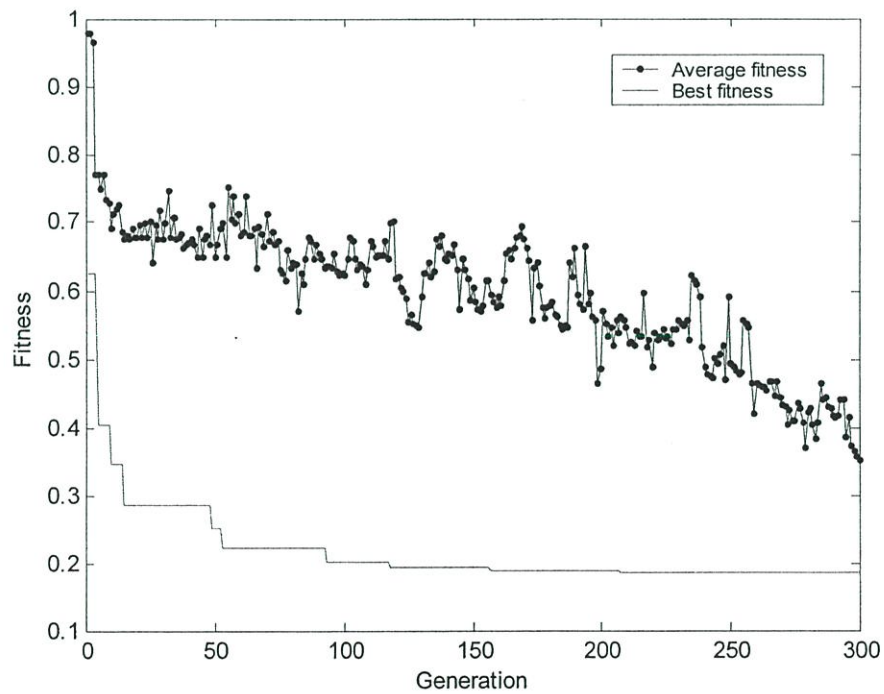
1. ผลลัพธ์ด้านการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการ ในการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้ง แสดงได้ดังรูปที่ 5.11-5.13



รูปที่ 5.11 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1



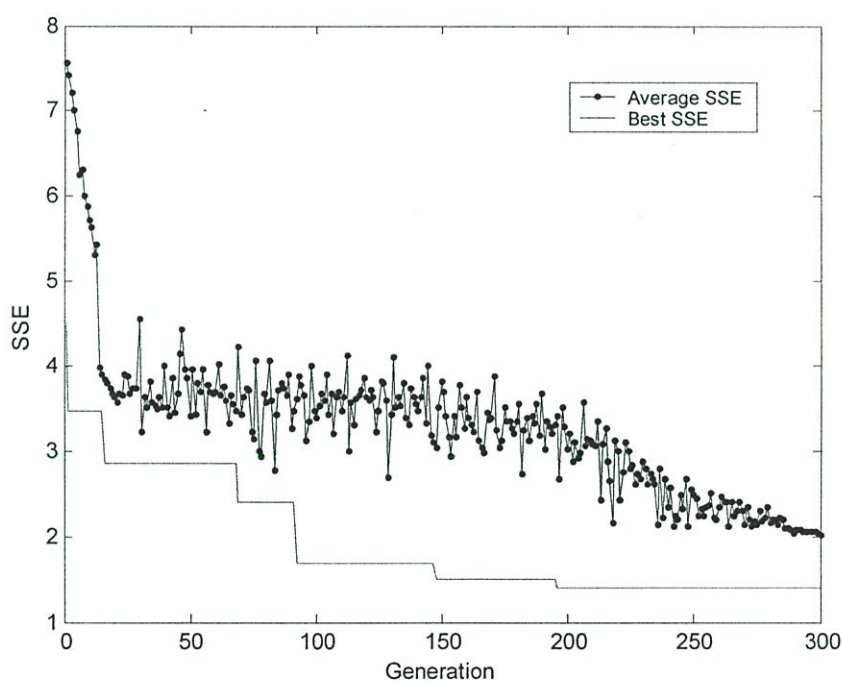
รูปที่ 5.12 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการ
วิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2



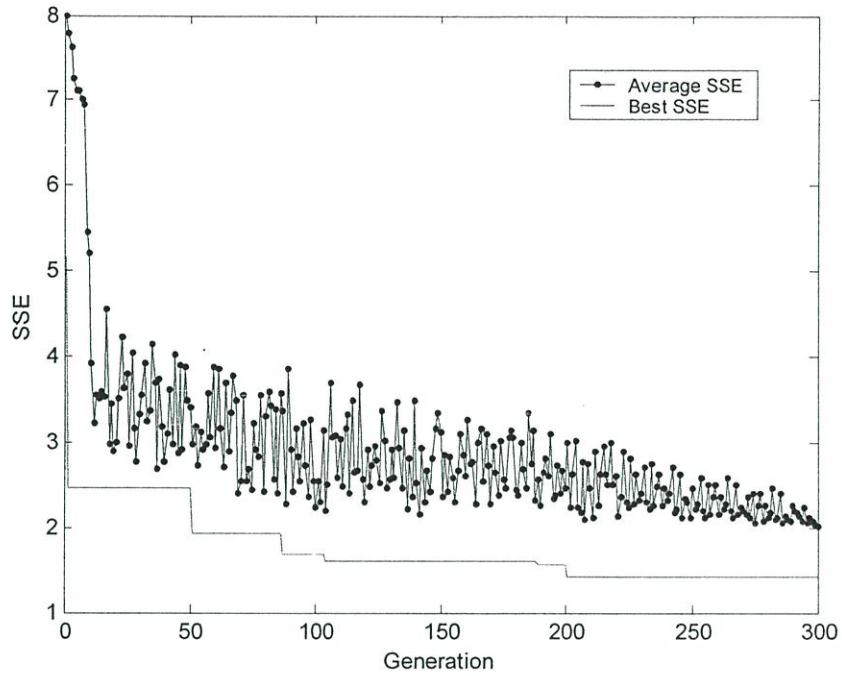
รูปที่ 5.13 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการ
วิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3

จากรูปที่ 5.11-5.13 พบว่าค่าเฉลี่ยและค่าที่ดีที่สุดของค่าความเหมาะสม ของโครโมโซม ในแต่ละรอบการวิวัฒนาการมีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนรอบของการวิวัฒนาการเพิ่มขึ้น โดยการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้งกระบวนการมีการรู้เข้าหาคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหา โดยพิจารณาจากโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุด สรุปได้ดังนี้ การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1 กระบวนการรู้เข้าหาค่าความเหมาะสม ที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.1839 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 196 และมีค่าเฉลี่ยของค่าความเหมาะสมในรอบการวิวัฒนาการที่ 300 เท่ากับ 0.4010, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2 กระบวนการรู้เข้าหาค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.1542 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 201 และมีค่าเฉลี่ยของค่าความเหมาะสมในรอบการวิวัฒนาการที่ 300 เท่ากับ 0.3709, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3 กระบวนการรู้เข้าหาค่าความเหมาะสม ที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.1862 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 208 และมีค่าเฉลี่ยของค่าความเหมาะสมในรอบการวิวัฒนาการที่300 เท่ากับ 0.3507

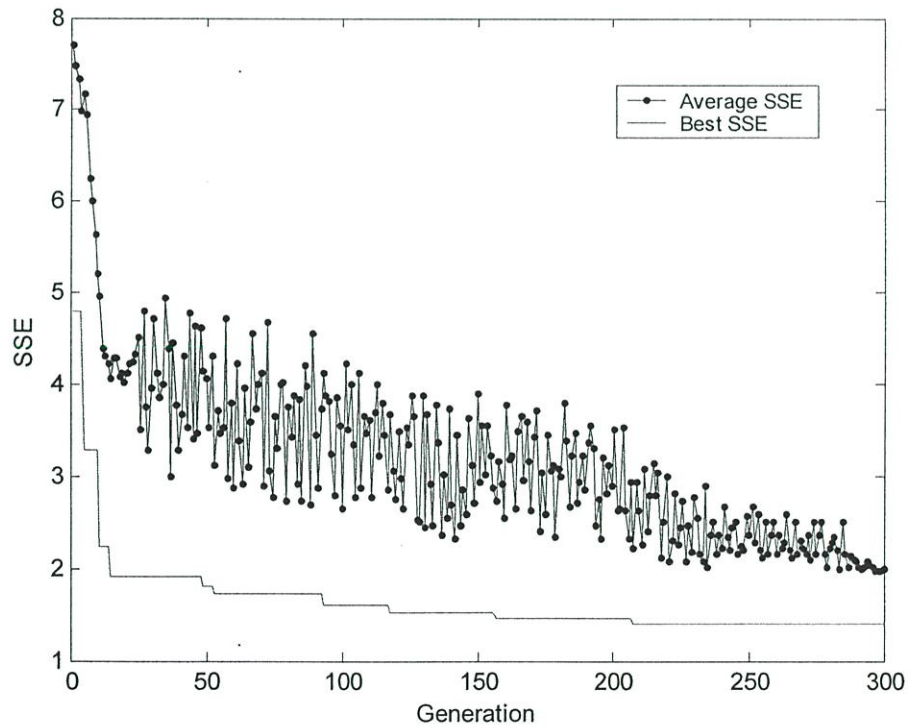
2. ผลลัพธ์ด้านการเปลี่ยนแปลงของค่า SSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้ง แสดงได้ดังรูปที่ 5.14-5.16



รูปที่ 5.14 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1



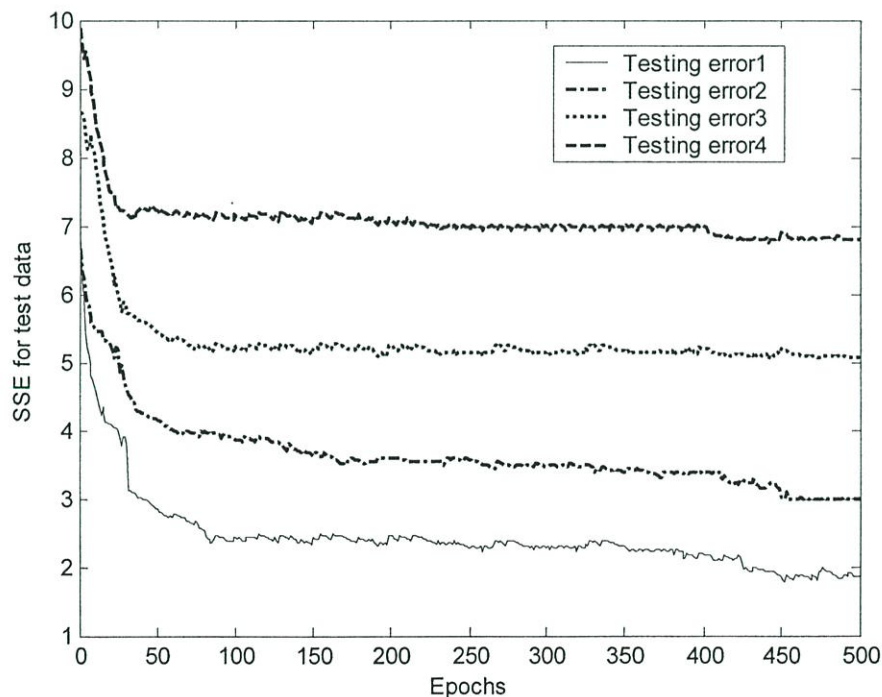
รูปที่ 5.15 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2



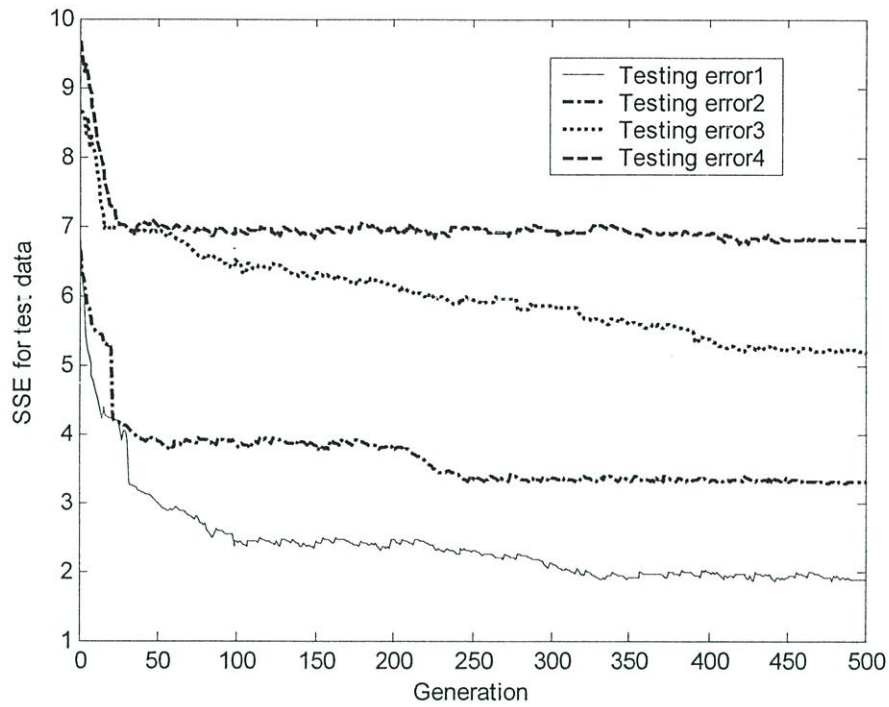
รูปที่ 5.16 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3

จากรูปที่ 5.14-5.16 พบว่าค่าเฉลี่ยและค่าที่ดีที่สุดของค่า SSE ของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบการวิวัฒนาการมีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนรอบของการวิวัฒนาการเพิ่มขึ้น โดยการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้งกระบวนการที่นำเสนอมีการลู่เข้าหาค่าตอบที่ดีที่สุดของปัญหาโดยพิจารณาจากค่า SSE ของโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุด สรุปได้ดังนี้ การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1 กระบวนการลู่เข้าหาค่า SSE เท่ากับ 1.3869 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 196 และมีค่าเฉลี่ยของ SSE ในรอบการวิวัฒนาการที่ 300 เท่ากับ 2.0195, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2 กระบวนการลู่เข้าหาค่า SSE เท่ากับ 1.4097 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 201 และมีค่าเฉลี่ยของ SSE ในรอบการวิวัฒนาการที่ 300 เท่ากับ 2.0180, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3 กระบวนการลู่เข้าหาค่า SSE เท่ากับ 1.4103 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 208 และมีค่าเฉลี่ยของ SSE ในรอบการวิวัฒนาการที่ 300 เท่ากับ 1.9889

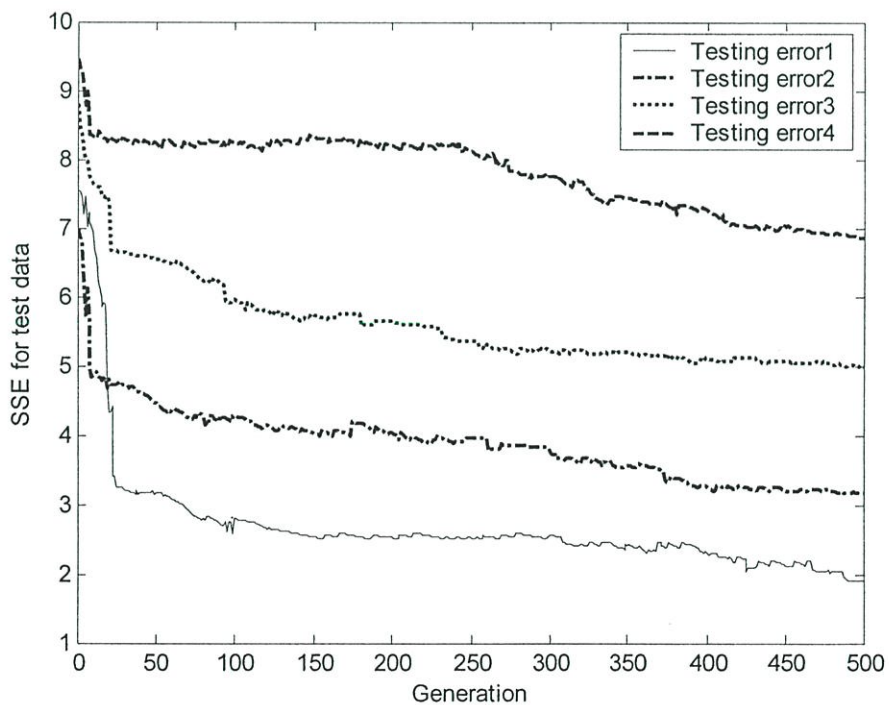
3. ผลลัพธ์ด้านการเปลี่ยนแปลงของค่า SSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนทั้งหมด 500 รอบ โดยทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความเหมาะสมที่สุดในรอบสุดท้ายของการวิวัฒนาการ ด้วยข้อมูลทดสอบโครงข่าย 4 ชุดที่แตกต่างกันดังได้กล่าวไปแล้วในหัวข้อ 5.1.2 แสดงได้ดังรูปที่ 5.17-5.19



รูปที่ 5.17 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1



รูปที่ 5.18 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2



รูปที่ 5.19 ผลของการเปลี่ยนแปลงค่า SSE ขณะทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการฝึกสอนในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3

จากรูปที่ 5.17-5.19 พบว่าในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1 ค่า SSE ของการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลชุดที่ 1-4 มีค่าเท่ากับ 1.8221, 2.9987, 5.0212 และ 6.7231 ตามลำดับ ในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2 ค่า SSE ของการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลชุดที่ 1-4 มีค่าเท่ากับ 1.8463, 3.1231, 5.0629 และ 6.7957 ตามลำดับ และในการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3 ค่า SSE ของการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลชุดที่ 1-4 มีค่าเท่ากับ 1.8505, 3.2163, 4.9771 และ 6.7025 ตามลำดับ

4. ผลลัพธ์ด้านจำนวนการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้เมื่อเสร็จสิ้นกระบวนการที่นำเสนอ แสดงดังตารางที่ 5.17-5.19

ตารางที่ 5.17 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1

From \ To	Bias Node	Input Node	Hidden Node	Output Node
Bias Node	0	0	5	1
Input Node	0	0	31	3
Hidden Node	0	0	22	11
Output Node	0	0	0	0

ตารางที่ 5.18 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2

From \ To	Bias Node	Input Node	Hidden Node	Output Node
Bias Node	0	0	10	0
Input Node	0	0	29	3
Hidden Node	0	0	25	8
Output Node	0	0	0	0

ตารางที่ 5.19 ผลของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมของการทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3

From \ To	Bias Node	Input Node	Hidden Node	Output Node
Bias Node	0	0	8	0
Input Node	0	0	35	2
Hidden Node	0	0	23	10
Output Node	0	0	0	0

จากตารางที่ 5.17-5.19 แสดงการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดของการทดสอบวิธีที่นำเสนอแต่ละครั้ง โดยสรุปได้ดังนี้ การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 13 โหนด และมีจำนวนการเชื่อมระหว่างโหนดรวมทั้งหมดเท่ากับ 73, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 15 โหนด และมีจำนวนการเชื่อมระหว่างโหนดรวมทั้งหมดเท่ากับ 75, การทดสอบวิธีที่นำเสนอครั้งที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 13 โหนด และมีจำนวนการเชื่อมระหว่างโหนดรวมทั้งหมดเท่ากับ 78

5.8 การทดลองกำหนดลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมหลายรูปแบบเพื่อฝึกสอนและทดสอบกับข้อมูลปัญหา Mackey-Glass Chaotic Time Series

การทดลองนี้เป็นการทดลองกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับหลายรูปแบบ แล้วฝึกสอนโครงข่ายดังกล่าวไปจนกว่าค่าความผิดพลาดคงที่ เพื่อนำผลลัพธ์ที่ได้ไปเปรียบเทียบกับวิธีที่นำเสนอ ผลการทดลองดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.20

ตารางที่ 5.20 ผลของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างหลายรูปแบบ

รูปแบบของ โครงข่าย ประสาทเทียม แบบแพร่ ย้อนกลับ(BP)	ฝึกสอน โครงข่าย ครั้งที่	Training Error (SSE)	Testing Error1 (SSE)	Testing Error2 (SSE)	Testing Error3 (SSE)	Testing Error4 (SSE)	จำนวนรอบ ที่ใช้ในการ ฝึกสอน
BP1 (2-20-1)	1	3.3559	4.2027	6.3028	8.0106	10.1731	10,000
	2	3.3748	4.1955	6.4570	7.9937	10.2032	10,000
	3	3.3593	4.2136	6.4021	7.9514	10.1469	10,000
	4	3.3846	4.1582	6.3537	7.8981	9.9925	10,000
	5	3.3498	4.0981	6.0274	7.8269	9.8752	10,000
BP2 (2-10-10-1)	1	3.1349	3.9731	5.8845	7.3551	9.5047	10,000
	2	3.1381	3.8986	5.9032	7.3109	9.3984	10,000
	3	3.1324	3.8972	5.7781	7.2013	9.1684	10,000
	4	3.1355	3.9127	5.7959	7.1862	9.2048	10,000
	5	3.1341	3.9895	5.8931	7.2288	9.3525	10,000
BP3 (2-7-7-7-1)	1	3.0277	3.5895	4.9218	6.5994	8.6548	10,000
	2	3.0305	3.5912	4.9592	6.6387	8.8851	10,000
	3	3.0281	3.6120	5.0105	6.6096	8.7993	10,000
	4	3.0289	3.6074	5.0624	6.6551	8.8356	10,000
	5	3.0302	3.5993	4.9875	6.6344	8.8052	10,000
BP4 (2-15-5-1)	1	3.1315	3.8842	5.4521	7.1064	9.1558	10,000
	2	3.1294	3.9547	5.6089	7.0902	9.2034	10,000
	3	3.1298	3.6873	5.5837	7.1003	9.0985	10,000
	4	3.1327	3.9021	5.6120	6.9893	9.1251	10,000
	5	3.0981	3.7224	5.4121	6.9015	8.9978	10,000
BP5 (2-10-6-4-1)	1	3.0258	3.5762	4.7094	6.4892	8.1826	10,000
	2	3.0236	3.6027	4.7127	6.5810	8.3023	10,000
	3	3.0198	3.4995	4.6502	6.4297	8.0019	10,000
	4	3.0207	3.5502	4.6328	6.5586	7.9827	10,000
	5	3.0213	3.5217	4.6843	6.6002	8.1553	10,000

ผลลัพธ์จากตารางที่ 5.20 จะพิจารณาเลือกค่า SSE ของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดจากการฝึกสอนและทดสอบทั้ง 5 ครั้ง ของโครงข่ายในแต่ละรูปแบบ เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับวิธีที่นำเสนอ

5.9 การเปรียบเทียบผลการทดลอง

เพื่อที่จะเปรียบเทียบผลลัพธ์ของวิธีที่นำเสนอในงานวิจัยนี้กับผลลัพธ์ของวิธีที่นำเสนอใน [3] และผลลัพธ์จากการทดลองในข้อ 5.8 จึงใช้ข้อมูลของปัญหาชุดเดียวกันคือ Mackey-Glass Chaotic Time Series มาฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากทั้ง 3 วิธี ซึ่งผลการเปรียบเทียบของทั้ง 3 วิธีดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.21

ตารางที่ 5.21 ผลการเปรียบเทียบโครงสร้างและประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

	NN-GA ที่นำเสนอ (ทดสอบครั้งที่1)	NN-GA ที่นำเสนอ (ทดสอบครั้งที่2)	NN-GA ที่นำเสนอ (ทดสอบครั้งที่3)	HGA-NN ใน [3]	BP ใน [3]	BP1	BP2	BP3	BP4	BP5
Number of hidden nodes	13	15	13	15	20	20	20	21	20	20
Number of connections	73	75	78	75	100	100	150	133	140	128
Training Error*	1.3869(2.0195**)	1.4097(2.0180**)	1.4103(1.9889**)	1.6921(2.0193**)	4.0664	3.3498	3.1324	3.0277	3.0981	3.0198
Testing Error1*	1.8221	1.8463	1.8505	2.0963	4.4949	4.0981	3.8972	3.5895	3.6873	3.4995
Testing Error2*	2.9987	3.1231	3.2163	3.8527	7.6409	6.0274	5.7781	4.9218	5.4121	4.6328
Testing Error3*	5.0212	5.0629	4.9771	5.3552	11.1986	7.8269	7.1862	6.5994	6.9015	6.4297
Testing Error4*	6.7231	6.7957	6.7025	7.1206	13.8294	9.8752	9.1684	8.6548	8.9978	7.9827

* Training Error; ค่า SSE ในการฝึกสอนโครงข่ายโดยใช้ข้อมูล 250 วินาทีแรก(ข้อมูล250ชุดแรก)

Testing Error1; ค่า SSE ในการทดสอบโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลที่ถัดจาก 250 วินาทีแรกไปอีก 250วินาที

Testing Error2;ค่า SSE ในการทดสอบโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลที่ถัดจาก 250 วินาทีแรกไปอีก 800วินาที

Testing Error3; ค่า SSE ในการทดสอบโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลที่ถัดจาก 250 วินาทีแรกไปอีก 2,000วินาที

Testing Error4; ค่า SSE ในการทดสอบโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลที่ถัดจาก 250 วินาทีแรกไปอีก 3,000วินาที

** ค่าเฉลี่ย SSE ของการฝึกสอนโครงข่ายในรอบการวิวัฒนาการสุดท้าย

จากตารางที่ 5.21 เมื่อเปรียบเทียบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมจากวิธีที่นำเสนอ กับวิธี HGA-NN และ BP1-BP5 แล้วพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอมีจำนวน โหนดในชั้นซ่อนน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธี HGA-NN และ BP1-BP5 ดังกล่าว และถ้าพิจารณาเปรียบเทียบค่า SSE ของวิธีที่นำเสนอกับวิธี HGA-NN และ BP1-BP5 แล้วพบว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอโดยการทดสอบทั้ง 3 ครั้ง มีค่าความผิดพลาดในการ ฝึกสอนและการทดสอบโครงข่ายน้อยกว่าวิธีดังกล่าว

ถ้าพิจารณาเปอร์เซ็นต์การปรับปรุงประสิทธิภาพจากสมการที่ของการฝึกสอนและทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียมจากวิธีที่นำเสนอในงานวิจัยนี้เทียบกับวิธี HGA-NN ใน[3], BP ใน[3] และ BP1 - BP5 สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 5.22 และตารางที่ 5.23

ตารางที่ 5.22 ผลการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์การปรับปรุงประสิทธิภาพจากการฝึกสอนโครงข่าย ประสาทเทียมของวิธีที่นำเสนอเทียบกับวิธีต่างๆ

วิธีที่นำมา เปรียบเทียบ	เปอร์เซ็นต์ประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม			
	การทดสอบครั้งที่ 1	การทดสอบครั้งที่ 2	การทดสอบครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย
HGA-NN	18.03%	16.68%	16.65%	17.12%
BPใน[3]	65.89%	65.33%	65.31%	65.51%
BP1	58.59%	57.91%	57.89%	58.13%
BP2	55.72%	54.99%	54.97%	55.22%
BP3	54.19%	53.43%	53.42%	53.68%
BP4	55.23%	54.49%	54.47%	54.73%
BP5	54.07%	53.31%	53.29%	53.55%

จากตารางที่ 5.22 พบว่าวิธีที่นำเสนอสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการฝึกสอนโครงข่าย ประสาทเทียมได้ดีขึ้นกว่าวิธีที่นำมาเปรียบเทียบในทุกครั้งของการทดสอบวิธีที่นำเสนอ

ตารางที่ 5.23 ผลการเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์การปรับปรุงประสิทธิภาพการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมของวิธีที่นำเสนอเทียบกับวิธีต่างๆ

วิธีที่นำมา เปรียบเทียบ	เปอร์เซ็นต์ประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นจากการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดทดสอบที่แตกต่างกัน 4 ชุด (Testing Error1 - Testing Error4)															
	Testing Error1				Testing Error2				Testing Error3				Testing Error4			
	การ ทดสอบ ครั้งที่ 1	การ ทดสอบ ครั้งที่ 2	การ ทดสอบ ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย	การ ทดสอบ ครั้งที่ 1	การ ทดสอบ ครั้งที่ 2	การ ทดสอบ ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย	การ ทดสอบ ครั้งที่ 1	การ ทดสอบ ครั้งที่ 2	การ ทดสอบ ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย	การ ทดสอบ ครั้งที่ 1	การ ทดสอบ ครั้งที่ 2	การ ทดสอบ ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย
HGA-NN	13.08%	11.92%	11.72%	12.24%	22.16%	18.93%	16.51%	19.20%	6.23%	5.45%	7.06%	6.24%	5.58%	4.56%	5.87%	5.33%
BP ใน [3]	59.46%	58.92%	58.83%	59.07%	60.75%	59.12%	57.90%	59.25%	55.16%	54.78%	55.55%	55.16%	51.38%	50.86%	51.53%	51.25%
BPI	55.53%	54.94%	54.84%	55.10%	50.24%	48.18%	46.63%	48.35%	35.84%	35.31%	36.41%	35.85%	31.91%	31.18%	32.12%	31.73%
BP2	53.24%	52.62%	52.51%	52.79%	48.10%	45.94%	44.33%	46.12%	30.12%	29.54%	30.74%	30.13%	26.67%	25.87%	26.89%	26.47%
BP3	49.23%	48.56%	48.44%	48.74%	39.07%	36.54%	34.65%	36.75%	23.91%	23.28%	24.58%	23.92%	22.31%	21.48%	22.55%	22.11%
BP4	50.58%	49.92%	49.81%	50.10%	44.59%	42.29%	40.57%	42.48%	27.24%	26.64%	27.88%	27.25%	25.28%	24.47%	25.50%	25.08%
BP5	47.93%	47.24%	47.12%	47.43%	35.27%	32.58%	30.57%	32.80%	21.90%	21.25%	22.59%	21.91%	15.77%	14.86%	16.03%	15.55%

จากตารางที่ 5.23 พบว่าวิธีที่นำเสนอสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมได้ดีกว่าวิธีที่นำมาเปรียบเทียบกับทุกครั้งของการทดสอบวิธีที่นำเสนอ

ถ้าพิจารณาเปรียบเทียบจำนวนรอบของการวิวัฒนาการในการลู่เข้าหาคำตอบที่ดีที่สุดของวิธีที่นำเสนอและวิธี HGA-NN สามารถสรุปผลการเปรียบเทียบจำนวนรอบของการวิวัฒนาการในการลู่เข้าหาคำตอบ จากการทดลองได้ดังนี้

วิธีที่นำเสนอในการทดลองครั้งที่ 1 พบว่า สามารถลู่เข้าหาคำตอบ (ค่าSSE) ที่ต่ำกว่าวิธี HGA-NN ในรอบของการวิวัฒนาการ ที่ 92 โดยมีค่า SSE เท่ากับ 1.6874 ในขณะที่วิธี HGA-NN มีค่าคำตอบที่ดีที่สุดคือ SSE เท่ากับ 1.6921 ต้องใช้จำนวนรอบของการวิวัฒนาการในการลู่เข้าหาคำตอบดังกล่าวเท่ากับ 300 รอบ

วิธีที่นำเสนอในการทดลองครั้งที่ 2 พบว่าสามารถลู่เข้าหาคำตอบ (ค่าSSE) ที่ต่ำกว่าวิธี HGA-NN ในรอบของการวิวัฒนาการ ที่ 87 โดยมีค่า SSE เท่ากับ 1.6905 ในขณะที่วิธี HGA-NN มีค่าคำตอบที่ดีที่สุดคือ SSE เท่ากับ 1.6921 ต้องใช้จำนวนรอบของการวิวัฒนาการ ในการลู่เข้าหาคำตอบดังกล่าวเท่ากับ 300 รอบ

วิธีที่นำเสนอในการทดลองครั้งที่ 3 พบว่า สามารถลู่เข้าหาคำตอบ (ค่าSSE) ที่ต่ำกว่าวิธี HGA-NN ในรอบของการวิวัฒนาการ ที่ 93 โดยมีค่า SSE เท่ากับ 1.6024 ในขณะที่วิธี HGA-NN มีค่าคำตอบที่ดีที่สุดคือ SSE เท่ากับ 1.6921 ต้องใช้จำนวนรอบของการวิวัฒนาการในการลู่เข้าหาคำตอบดังกล่าวเท่ากับ 300 รอบ

5.10 การทดลองปรับลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอ เพื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

การทดลองนี้เป็นการทดลองลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอเพื่อให้จำนวนรอบของการฝึกสอนโครงข่ายทั้งหมดเท่าเทียมกันกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับซึ่งมีโครงสร้างหลายรูปแบบในข้อ 5.8 ที่นำมาเปรียบเทียบ ซึ่งผลของการลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอแสดงได้ดังตารางที่ 5.24 และผลการเปรียบเทียบระหว่างวิธีที่นำเสนอกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับแสดงได้ดังตารางที่ 5.25 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.24 ผลของการลดจำนวนประชากรและจำนวนรอบการวิวัฒนาการของวิธีที่นำเสนอ

Model	Number of Populations	Number of Generations	Epochs	Training Error (SSE)	Testing Error1 (SSE)	Testing Error2 (SSE)	Testing Error3 (SSE)	Testing Error4 (SSE)	Number of Connection
NN-GA1	4	25	50,000	2.8127	3.2957	4.8775	6.1294	7.8460	91
NN-GA2	6	16	48,000	2.6995	3.0021	4.4531	6.1260	7.8540	95
NN-GA3	10	10	50,000	2.5793	2.9580	4.1280	5.9535	7.4301	84
NN-GA4	20	5	50,000	2.6502	3.0326	4.4903	6.0023	7.4806	89
NN-GA5	30	4	45,000	2.8591	3.2841	4.8720	6.2031	7.6681	98

ตารางที่ 5.25 ผลการเปรียบเทียบระหว่างวิธีที่นำเสนอ กับ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

Model	Epochs	Number of Connections	Training Error	Testing Error1	Testing Error2	Testing Error3	Testing Error4
NN-GA1	50,000	91	2.8127	3.2957	4.8775	6.1294	7.8460
NN-GA2	48,000	95	2.6995	3.0021	4.4531	6.1260	7.8540
NN-GA3	50,000	84	2.5793	2.9580	4.1280	5.9535	7.4301
NN-GA4	50,000	89	2.6502	3.0326	4.4903	6.0023	7.4806
NN-GA5	45,000	98	2.8591	3.2841	4.8720	6.2031	7.6681
BP1	50,000	100	3.3498	4.0981	6.0274	7.8269	9.8752
BP2	50,000	150	3.1324	3.8972	5.7781	7.1862	9.1684
BP3	50,000	133	3.0277	3.5895	4.9218	6.5994	8.6548
BP4	50,000	140	3.0981	3.6873	5.4121	6.9015	8.9978
BP5	50,000	128	3.0198	3.4995	4.6328	6.4297	7.9827

จากตารางที่ 5.25 พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอ มีประสิทธิภาพในการทดสอบโครงข่ายได้ดีกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับทุกรูปแบบ และมีจำนวนเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายน้อยกว่าอีกด้วย

5.11 การทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการแล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายเพิ่มเติม

การทดลองนี้เป็นการทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการในกระบวนการของพันธุศาสตร์ที่นำเสนอแล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดเพิ่มเติมต่อจากกระบวนการวิพันธุศาสตร์ เพื่อศึกษาว่าจำนวนรอบทั้งหมดของการฝึกสอนโครงข่ายที่ลดลงจะส่งผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างไรเมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ของวิธีที่นำเสนอในข้อ 5.7 , 5.10 และผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับในข้อ 5.8 ซึ่งผลของการทดลองดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5.26 และ ตารางที่ 5.27

ตารางที่ 5.26 ผลของการทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการในกระบวนการของพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ

Model	Number of Populations	Number of Generations	จำนวนรอบการฝึกสอนเพิ่มเติม	Training Error (SSE)	Testing Error1 (SSE)	Testing Error2 (SSE)	Testing Error3 (SSE)	Testing Error4 (SSE)	Number of Connection
NN-GA6	30	50	10,000	2.0995	2.4460	3.6160	5.4415	6.9181	89
NN-GA7	30	30	10,000	2.1592	2.4901	3.9411	5.6140	7.3420	85
NN-GA8	30	10	10,000	2.3408	2.7837	4.3655	5.6174	7.3340	91
NN-GA9	10	8	10,000	2.8615	2.8016	4.2593	5.7713	7.2496	98
NN-GA10	10	5	10,000	2.9903	3.0531	4.6410	5.9721	7.4371	79

ตารางที่ 5.27 ผลการเปรียบเทียบของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบต่างๆ

Model	Number of Connections	Training Error (SSE)	Testing Error1 (SSE)	Testing Error2 (SSE)	Testing Error3 (SSE)	Testing Error4 (SSE)
NN-GA6	89	2.0995	2.4460	3.6160	5.4415	6.9181
NN-GA7	85	2.1592	2.4901	3.9411	5.6140	7.3420
NN-GA8	91	2.3408	2.7837	4.3655	5.6174	7.3340
NN-GA9	98	2.8615	2.8016	4.2593	5.7713	7.2496
NN-GA10	79	2.9903	3.0531	4.6410	5.9721	7.4371
NN-GA	73	1.3869	1.8221	2.9987	5.0212	6.7231
HGA-NN	75	1.6921	2.0963	3.8527	5.3552	7.1206
NN-GA1	91	2.8127	3.2957	4.8775	6.1294	7.8460
NN-GA2	95	2.6995	3.0021	4.4531	6.1260	7.8540
NN-GA3	84	2.5793	2.9580	4.1280	5.9535	7.4301
NN-GA4	89	2.6502	3.0326	4.4903	6.0023	7.4806
NN-GA5	98	2.8591	3.2841	4.8720	6.2031	7.6681
BP1	100	3.3498	4.0981	6.0274	7.8269	9.8752
BP2	150	3.1324	3.8972	5.7781	7.1862	9.1684
BP3	133	3.0277	3.5895	4.9218	6.5994	8.6548
BP4	140	3.0981	3.6873	5.4121	6.9015	8.9978
BP5	128	3.0198	3.4995	4.6328	6.4297	7.9827

จากตารางที่ 5.27 พบว่าผลการทดลองลดจำนวนรอบของการวิวัฒนาการในกระบวนการของพันธุศาสตร์ที่นำเสนอแล้วทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดเพิ่มเติมต่อจากกระบวนการวิธีพันธุศาสตร์นั้น มีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายดีกว่าวิธีที่นำเสนอในข้อ 5.8 และข้อ 5.10 แต่มีค่าดังกล่าวดีกว่าวิธีที่นำเสนอในข้อ 5.7

บทที่ 6

สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

วิทยานิพนธ์ได้นำเสนอวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการหารูปแบบการเชื่อมต่อระหว่างโหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อน และค่าถ่วงน้ำหนัก และไบอัสเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม ซึ่งรูปแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอดังกล่าว จะมีลักษณะการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายเป็นแบบเชื่อมไปข้างหน้าได้อย่างอิสระ และไม่จำเป็นต้องเชื่อมต่อถึงกันทุกโหนด สำหรับการออกแบบวิธีทางพันธุศาสตร์เพื่อค้นหาโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมนั้น จะใช้เทคนิคการฝึกสอนโครงข่ายไปบางส่วนร่วมกับการดำเนินการทางพันธุศาสตร์เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ดังกล่าว จากนั้นนำผลลัพธ์ในด้านต่างๆที่ได้จากวิธีที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้มาเปรียบเทียบกับวิธี SMNN ใน[2], วิธี HGA-NN ใน[3] และโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่มีโครงสร้างแบบมาตรฐาน ซึ่งผลการทดลองสามารถสรุปได้ดังนี้

6.1 สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย

จากการทดลองการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ สามารถสรุปผลลัพธ์ในด้านต่างๆได้ดังนี้

ถ้าพิจารณาถึงผลการเปลี่ยนแปลงของจำนวนรอบของการวิวัฒนาการ พบว่าเมื่อจำนวนรอบของการวิวัฒนาการเพิ่มขึ้นส่งผลให้ ค่าความเหมาะสมของโครโมโซม ค่าความผิดพลาดจากการฝึกสอนและทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียมมีแนวโน้มที่ลดลงทั้งค่าเฉลี่ยและค่าที่ดีที่สุด และอยู่ในช่วงที่ใกล้เคียงกันจากการทดสอบวิธีที่นำเสนอทั้ง 3 ครั้ง ส่งผลทำให้มั่นใจว่าวิธีทางพันธุศาสตร์ที่ออกแบบไว้มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบอยู่ในเกณฑ์ที่ดี

เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลลัพธ์กับวิธี SMNN ใน[2] และวิธี HGA-NN ใน[3] โดยใช้จำนวนรอบของการวิวัฒนาการของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่เท่ากัน รวมทั้งเปรียบเทียบผลลัพธ์กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับแบบมาตรฐานที่มีโครงสร้างหลายรูปแบบ แล้วพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอมีประสิทธิภาพในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายได้ดีกว่า ทั้ง 3 วิธีที่กล่าวมา ซึ่งพิจารณาจากค่า MSE และ SSE ที่ต่ำกว่าโดยมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายที่ใกล้เคียงกัน ถ้าพิจารณาถึงจำนวนการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่าย แล้วพบว่าวิธีที่นำเสนอมีจำนวนการเชื่อมต่อระหว่างโหนดใกล้เคียงกับวิธีที่นำเสนอใน[2], [3] แต่มีจำนวนการเชื่อมต่อระหว่างโหนดภายในโครงข่ายน้อยกว่าอย่างเห็นได้ชัดเมื่อเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่มีโครงสร้างแบบมาตรฐาน

จากผลการทดลองดังกล่าวอาจเป็นผลมาจากการใช้เทคนิคผสมผสานกันระหว่างการค้นหาแบบเฉพาะที่ (Local Search) กับการค้นหาแบบครอบคลุม (Global Search) โดยการฝึกสอนโครงข่ายไปบางส่วนในระหว่างกระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์เพื่อค้นหาโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมภายใต้เงื่อนไขและฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่กำหนด จึงส่งผลทำให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้กับปัญหาได้ถึงค่าเป้าหมายที่กำหนด โดยสามารถแก้ปัญหาของการค้นหาค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ได้

อย่างไรก็ตามวิธีที่นำเสนอนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลปัญหาอื่นๆ ที่ต้องการได้ โดยการทำการค้นหารูปแบบโครงสร้างและค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมใหม่ เนื่องจากความซับซ้อนของข้อมูลปัญหาที่เปลี่ยนไปส่งผลให้รูปแบบโครงสร้างของโครงข่ายแปรผันตามความซับซ้อนของข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงไปด้วย

6.2 แนวทางการพัฒนาต่อ

จากวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอพบว่ากระบวนการจะต้องทำการฝึกสอนทุกๆ โครงข่ายในทุกๆ รอบของการวิวัฒนาการ ซึ่งส่งผลทำให้กระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ใช้เวลาในการค้นหาคำตอบที่ค่อนข้างมาก ดังนั้นหากมีการพัฒนาการออกแบบวิธีทางพันธุศาสตร์ที่สามารถลดจำนวนโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องฝึกสอนในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการลง ก็จะส่งผลให้กระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์สามารถลดเวลาในการค้นหาคำตอบลงตามไปด้วย ซึ่งแนวคิดที่นำเสนอเป็นแนวทางเพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ดังกล่าวคือ ก่อนที่จะทำการฝึกสอนแต่ละโครงข่ายเพื่อวัดค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมนั้น ให้ทำการทดสอบแต่ละโครงข่ายดังกล่าวกับข้อมูลของปัญหานั้นๆ ในเบื้องต้นก่อนแล้วเลือกเฉพาะบางโครงข่ายที่มีค่าความผิดพลาดต่ำจากการทดสอบกับข้อมูลเบื้องต้นไปทำการฝึกสอนต่อในระหว่างกระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ต่อไป

นอกจากนี้ยังสามารถนำระบบฟuzzy ลอจิกมาเป็นตัวกำหนดอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัมในแต่ละรอบของการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัมที่ปรับตัวได้ ในขณะที่ฝึกสอนโครงข่ายไปบางส่วนในกระบวนการวิธีพันธุศาสตร์ได้อีกด้วย

เอกสารอ้างอิง

- [1] Worawit T. and Wanchai C. “Substation Short Term Load Forecasting Using Neural Network with Genetic Algorithm” **IEEE Proceedings Conference on Computers, Communications, Control and Power Engineering**, Vol 3, Oct. 2002. pp.1787 – 1790.
- [2] Jing N.,Zhao Z. and Ren L. “Design of Structural Modular Neural Network with Genetic Algorithm” **Elsevier Science Ltd. Advance in Engineering Software** 34,2003. pp.17-24.
- [3] G.Yen G. and Lu H. “Hierarchical Genetic Algorithm Based Neural Network Design” In The First **IEEE Symposium on Combinations of Evolutionary Computation and Neural Networks**, 11-13 May 2000. pp. 168-175.
- [4] Doering A.,Galicki M. and Witte H. “Structure Optimization of Neural Network with the A* Algorithm” **IEEE Transactions on Neural Networks**, Vol 8, No 6, November 1997. pp. 1434-1445.
- [5] Scott E. Fahlman and Lebiere C. “The Cascade-Correlation Learning Architecture” **Advanced in Neural Information Processing Systems**, Vol 2, August 1991. pp.524-532.
- [6] Zekic M.“Structure Optimization of Neural Networks in Relation to Underlying Data” **Proceeding of the 7th International Conference on Operational Research KOI’98**, 30 Sep. – 2 Oct. 1998. pp. 135-144.
- [7] Tang K.S., Chan C.Y., Man K.F. and Kwong S. “Genetic structure for NN topology and weights optimization”**Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications, 1995. GALESIA. First International Conference**,12-14 Sep 1995. pp.250 – 255.
- [8] Molfetas A. and Bryan G. “Structured Genetic Algorithm Representations for Neural Network Evolution”**Proceeding of the 25th IASTED International Multi-Conference ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND APPLICATIONS**,12-14 February 2007.pp.486-491.
- [9] Zhongda Y. and Zhen Y. “Neural Network Topological Evolvment” **IMACS Multiconference on “Computational Engineering in System Applications”(CESA)**, 4-6 October 2006. pp.408-411.
- [10] Boozarjomehry R.B. and Svrcek W.Y. “Automatic Design of Neural Network Structures” **Elsevier Science Ltd.**, January 2001. pp.1075-1088.

- [11] Smuda E. and KrishnaKumar K. "Applications of GA-Based Optimization of Neural Network Connection Topology" **IEEE**, 1993. pp.333-337.
- [12] Jenkins W.M. "Neural Network Weight Training by Mutation" **Elsevier Science Ltd.**, 1 November 2006. pp.2107-2112.
- [13] Kim D., Kim H. and Chung D. "A Modified Genetic Algorithm for Fast Training Neural Networks" **ISNN**, 2005. pp.660-665.
- [14] Han S. and Cho S. "Evolutionary Neural Networks for Anomaly Detection Based on the Behavior of a Program" **IEEE Transaction on Systems, Man, And Cybernetics**, Vol.36,No.3,June 2006. pp. 559-570.
- [15] Slawomir W. S. and Andy J.K. "Topology Design of Feedforward Neural Networks by Genetic Algorithms" **IEEE**, 1998. pp.310-320.
- [16] Siddique M.N.H. and Tokhi M.O. "Training Neural Networks:Backpropagation vs Genetic Algorithm" **IEEE**, 2001. pp.2673 – 2678.
- [17] Dam M. and Saraf D. N. "Design of Neural Networks Using Genetic Algorithm for On-Line Property Estimation of Crude Fractionator Products" **Elsevier Science Ltd.**,19 January 2006. pp.722-729.
- [18] Zurada J.M. **Introduction to Artificial Neural System**. Singapore : West Info Access. 1992.
- [19] Wassermann P.D. **Neural Computing Theory and Practice**. USA:ANZA Research. 1989.
- [20] Negnevitsky M. **Artificial Intelligence A Guide to Intelligent Systems.**:Addison Wesley.2004.
- [21] Halland J.H. **Adaption in Natural and Artificial Systems.**:MIT.Press. 1975.
- [22] Baker J.E. "Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithm" In **ICGA2, Grefenstette,Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms and their Application, Hillsdale, New Jersey, USA: Lawrence Erlbaum Associate**, 1987. pp.14-21.
- [23] Chipperfield A., Fleming P., Pohlheim H. and Fonseca C. **Genetic Algorithm Toolbox User's Guide.**: The Math Work Inc. 2004.
- [24] Paulito P., Taichi H. and Usui Shiro. "Mutation-Based Genetic Neural Network" **IEEE Transaction on Neural Networks**, Vol 16, May 2005. pp.587 – 591.
- [25] Available :<http://www2.cs.science.cmu.ac.th/useminar/2544/neuralnetwork/image38.jpg>

ภาคผนวก

ภาคผนวก

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

- [1] กฤษฎา ธิเชียว, เอื้อน ปิ่นเงิน “การศึกษาเปรียบเทียบระหว่างการใช้โครงข่ายประสาทเทียมและการวิเคราะห์ทางสถิติ สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมวัว” การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 29, ฉบับที่ 1, 9-10 พฤศจิกายน 2549. หน้า 581-584
- [2] กฤษฎา ธิเชียว, เอื้อน ปิ่นเงิน “การใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการคัดเลือกรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาด” วิศวกรรมลาดกระบัง, ปีที่ 24, ฉบับที่ 1, มีนาคม 2550. หน้า 43-48
- [3] กฤษฎา ธิเชียว, เอื้อน ปิ่นเงิน “การใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับวิธีทางพันธุศาสตร์สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมโค” การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 30, ฉบับที่ 1, 25-26 ตุลาคม 2550. หน้า 604-607
- [4] กฤษฎา ธิเชียว, เอื้อน ปิ่นเงิน “การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ร่วมกับการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วน” วิศวกรรมลาดกระบัง, ปีที่ 25, ฉบับที่ 2, มิถุนายน 2551.



The EECON-29 Conference Joins the Sixtieth Anniversary Celebration of His Majesty's Accession to the Throne

29th Electrical Engineering Conference

การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ ๒๙

Volume I

- ไฟฟ้ากำลัง (PW)
- อิเล็กทรอนิกส์กำลัง (PE)
- คอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ (CP)



๙-๑๐ พฤศจิกายน ๒๕๕๙
ณ โรงแรมแอมบาสซาเดอร์ ซิตี้ จอมเทียน พัทยา จังหวัดชลบุรี



ดำเนินการโดย

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคม ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

การศึกษาเปรียบเทียบระหว่างการใช้โครงข่ายประสาทเทียมและการวิเคราะห์ทางสถิติ สำหรับพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมวัว

A Comparative Study between Artificial Neural Network and Statistical Analysis for Forecasting of Milk Yields

กฤษณา ธิเขียว และ เอื้อน ปิ่นเงิน

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ถนน ฉลองกรุง แขวงลาดกระบัง เขตลาดกระบัง กรุงเทพมหานคร 10520

โทร.0-2739-2400 ต่อ 101,112 Email: krisada@eau.ac.th/kpouen@kmitl.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้ นำเสนอวิธีการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมของวัวพันธุ์โฮลสไตน์ฟรีเซียน ล่วงหน้า 2 วัน โดยใช้เทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่กลับความคิดพลาดเปรียบเทียบกับ การใช้เทคนิคทางสถิติแบบการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ โดยอาศัยข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กับการให้ผลผลิตน้ำนมในอดีต มาใช้ในการฝึกสอน และทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมรวมทั้งนำไปใช้วิเคราะห์สร้างแบบจำลองทางสถิติ เพื่อพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนม จากการทดลองพบว่า การใช้เทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียมมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์น้อยกว่า การใช้เทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติ

คำสำคัญ : โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับความคิดพลาด, ผลผลิตน้ำนม, การพยากรณ์, การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ

Abstract

This paper proposes the method of milk yields forecasting for Holstein Friesian breed. The forecasting will give the result of two-day in advance milk yields, by the technique of artificial neural network(ANN) with backpropagation of error algorithms compared to the technique of multiple linear regressions analysis. The data related to the milk yields in the past will be trained and tested in the Artificial Neural Network system and also the data is used for analysis and building the statistics model to forecasting the milk yields. The experimental result shows that the technique of using artificial neural network gives more accurate prediction than the technique of multiple linear regressions analysis.

Keywords: backpropagation neural network, milk yields, forecast, multiple linear regressions analy

1. บทนำ

การศึกษา การพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำมนั้นเป็นสิ่งจำเป็น ในงานอุตสาหกรรมการรับซื้อน้ำนมดิบ เนื่องจากทำให้ศูนย์รับซื้อน้ำนมดิบจากเกษตรกรได้ทราบถึงสถานการณ์หรือแนวโน้มของปริมาณน้ำนมที่เกิดขึ้นในอนาคตอันใกล้ โดยจะนำไปสู่การวิเคราะห์หาปริมาณของผลผลิตน้ำนมดิบที่เหมาะสม เช่น ถ้าทราบล่วงหน้าว่าน้ำนมดิบจะไม่เพียงพอ ที่จะส่งให้โรงงานแปรรูปผลผลิตน้ำนมดิบก็จะได้รับจัดหาแหล่งน้ำนมดิบจากที่อื่นๆทดแทน หรือในทางกลับกัน ถ้าทราบล่วงหน้าว่าน้ำนมดิบที่จะได้มีปริมาณมากเกินไปความต้องการ ก็จะได้หาวิธีบริหารจัดการกับน้ำนมดิบเหล่านั้น ซึ่งสิ่งเหล่านี้จะส่งผลทำให้สามารถวางแผน ด้านการตลาดได้อย่างมีประสิทธิภาพ การใช้เทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks :ANN) ซึ่งเป็นเทคนิคเชิงปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) มาช่วยในการพยากรณ์การให้ผลผลิตน้ำนมวัว ก็เป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่น่าสนใจ เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสม ต่อการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนสูง ที่ยากต่อการหาสมการทางคณิตศาสตร์มาแสดงความสัมพันธ์ระหว่างคู่ข้อมูลอินพุต และเอาต์พุตได้ โดยในกระบวนการทำงาน จะอาศัยเพียงข้อมูลตัวอย่างจากอดีตเพียงจำนวนน้อยมาใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย [2] ในส่วนของวิธีการวิเคราะห์ทางสถิติ เราเลือกใช้เทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis) เนื่องจากเป็นวิธีที่สามารถใช้ข้อมูลจากหลายปัจจัยที่คาดว่า มีผลกระทบต่อพยากรณ์มาทำการคำนวณ ไม่ได้ใช้ข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์เพียงปัจจัยเดียว [5]

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้สร้างแบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่กลับค่าความคิดพลาด (backpropagation neural network) และใช้เทคนิคทางสถิติซึ่งเป็นเทคนิคที่นิยมใช้อยู่เดิม ได้แก่ การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (multiple linear regression analysis) เพื่อใช้พยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมวัวล่วงหน้า 2 วัน เพราะการทำนายล่วงหน้า

มากกว่า 2 วันนั้น อาจใช้ประโยชน์ได้ไม่มากนัก เนื่องจากความผันแปรของปัจจัยหลายๆอย่าง เพราะการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมวัว เป็นการพยากรณ์สิ่งที่ได้จากสิ่งมีชีวิต จึงมีความผันแปรสูงมากกว่ากิจกรรมอื่นที่เป็นผลมาจากการทำงานของเครื่องจักร แล้วนำผลการพยากรณ์ที่ได้จากทั้งสองวิธี มาเปรียบเทียบกัน ว่าวิธีการใดมีประสิทธิภาพของการพยากรณ์แม่นยำกว่า ซึ่งจะแสดงให้เห็นในหัวข้อของการทดลองและการวิเคราะห์ผลต่อไป

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาด

การทำงานของกระบวนการเรียนรู้ แบบแพร่กลับค่าความผิดพลาด จำแนกออกเป็น 2 ส่วนหลัก คือ ส่วนของการป้อนไปข้างหน้า (forward pass) และส่วนของการป้อนกลับ (reversed pass) [2]

ในส่วนของการป้อนไปข้างหน้า(forward pass) สมการที่ใช้ในการคำนวณหาผลรวมของสัญญาณอินพุตของเซลล์ประสาท j ในชั้นซ่อนคือ

$$net_{pj}^h = \sum_{i=1}^n w_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h \tag{1}$$

เมื่อ h แทนชั้นซ่อน, p แทนแพทเทิร์น, w_{ji}^h แทนค่าถ่วงน้ำหนักเส้นเชื่อมระหว่างเซลล์ประสาท j และเซลล์ประสาท i, x_{pi} เป็นอินพุตตัวที่ i, θ_j^h เป็นผลจาก bias unit

การคำนวณค่าเอาต์พุตของนิวรอนเซลล์จะใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์(Sigmoid function) ตามสมการที่ (3) มาทำการคำนวณ เนื่องจากสามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ดี กำหนดให้ i_{pj} เป็นเอาต์พุตของชั้นซ่อนจะได้ว่า

$$i_{pj} = f_j^h(net_{pj}^h) \tag{2}$$

$$f_j^h(net_{pj}^h) = \frac{1}{1 + e^{-net_{pj}^h}} \tag{3}$$

เอาต์พุตในชั้นซ่อนจะถูกส่งต่อเป็นอินพุตให้กับชั้นต่อไปจนกระทั่งถึงชั้นสุดท้ายซึ่งก็คือชั้นเอาต์พุต

ค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้และเอาต์พุตที่ต้องการ(Mean Squared Error) สามารถคำนวณจาก

$$E_p = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (t_{pk} - o_{pk})^2 \tag{4}$$

เมื่อ k ครอบคลุมทุกเซลล์ในชั้นเอาต์พุต, t_{pk} เป็นเอาต์พุตที่ต้องการ และ o_{pk} เป็นเอาต์พุตที่คำนวณได้ในชั้นเอาต์พุต

สมการปรับน้ำหนักในชั้นเอาต์พุต คำนวณได้จาก

$$w_{kj}^0(t+1) = w_{kj}^0(t) + \eta \delta_{pk}^o i_{pj} + \alpha \Delta w_{kj}^0(t) \tag{5}$$

(5)

เมื่อ $w_{kj}^0(t+1)$ เป็นค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นเอาต์พุตที่ปรับใหม่, $w_{kj}^0(t)$ เป็นค่าถ่วงน้ำหนักเดิม, η เป็นอัตราการเรียนรู้ของโครงข่าย, i_{pj} เป็นเอาต์พุตในชั้นซ่อน, α คือค่าสัมประสิทธิ์โมเมนตัม, δ_{pk}^o เป็นค่าความผิดพลาดของชั้นเอาต์พุตซึ่งหาได้จากสมการ (6) ส่วนสมการที่ (7) เป็นสมการหาสัญญาณค่าความผิดพลาดของชั้นซ่อน

$$\delta_{pk}^o = (t_{pk} - o_{pk}) o_{pk} (1 - o_{pk}) \tag{6}$$

$$\delta_{pj}^h = i_{pj} (1 - i_{pj}) \sum \delta_{pk}^o w_{jk}^h \tag{7}$$

การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 29 (EECON-29) 9-10 พฤศจิกายน 2549 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

สำหรับการปรับน้ำหนักในชั้นซ่อนเป็นไปตามสมการ (8) ซึ่งมีลักษณะเช่นเดียวกับการปรับน้ำหนักในชั้นเอาต์พุตตามสมการที่ (5) เพียงแค่เปลี่ยนตัวแปรเป็นของชั้นซ่อน

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h i_{pi} + \alpha \Delta w_{ji}^h(t) \tag{8}$$

การคำนวณหาค่าความผิดพลาด และการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายจะกระทำซ้ำไปมาเช่นนี้ จนกว่าค่าผลรวมความคลาดเคลื่อน E_p ในแต่ละรอบ (Epoch) ของการปรับสอนจะมีค่าลดลงจนถึงจุดที่ยอมรับได้ โครงข่ายจะหยุดทำการปรับสอน และนำค่าถ่วงน้ำหนักไปใช้ต่อไป

2.2 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (Multiple Linear Regression Analysis)

ถ้ามีตัวแปรอิสระ k ตัว (X_1, X_2, \dots, X_k) ที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม Y โดยที่ความสัมพันธ์อยู่ในรูปเชิงเส้น จะได้สมการการถดถอยเชิงพหุ ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง X และ Y ดังนี้ X_1, X_2, \dots, X_k ดังนี้

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + e \tag{9}$$

โดยที่ β_0 = ส่วนตัดแกน Y เมื่อกำหนดให้ $X_1 = X_2 = \dots = X_k = 0$

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ เป็นสัมประสิทธิ์ความถดถอยเชิงส่วน

(Partial Regression Coefficient) โดยที่ เป็นค่าที่แสดงถึงการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตาม Y เมื่อตัวแปรอิสระ X_i เปลี่ยนไป 1 หน่วย โดยที่ตัวแปรอิสระ X ตัวอื่นๆ มีค่าคงที่ จากสมการการถดถอยเชิงพหุ ในสมการที่ (9) และจะประมาณค่า Y หรือประมาณสมการที่ (9) ด้วย สมการที่ (10)

$$\hat{Y}_i = a + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki} \tag{10}$$

โดยที่ $\hat{\beta}_0 = a, \hat{\beta}_1 = b_1, \hat{\beta}_2 = b_2, \dots, \hat{\beta}_k = b_k$ ดังนั้นค่าคลาดเคลื่อนในการประมาณค่า Y_i ด้วย \hat{Y}_i คือ $Y_i - \hat{Y}_i = e_i$ หรือเรียกว่า Residual หรือ Error

2.3 การจำแนกกลุ่มตัวแปรด้วยเทคนิค Factor Analysis

Factor Analysis ใช้ในการลดจำนวนตัวแปร หรือกล่าวได้ว่าเป็นเทคนิคที่ใช้ในการเปลี่ยนตัวแปรเดิมที่มีความสัมพันธ์กันให้เป็นตัวแปร หรือปัจจัยใหม่ที่ไม่มีความสัมพันธ์กัน โดยที่ปัจจัยที่ได้เป็น Linear combination ของตัวแปรเดิม โดยจะพยายามนำรายละเอียดจากตัวแปรเดิมต่างๆมาไว้ในปัจจัยให้มากที่สุด [4] สำหรับสมการที่ใช้ในการประมาณค่าปัจจัย(Factor)ที่ j คือ

$$F_j = W_{j1} X_1 + W_{j2} X_2 + \dots + W_{jp} X_p + e \tag{11}$$

โดยที่ X_j = ตัวแปรที่ j

W_j = สัมประสิทธิ์ของตัวแปรที่ j

3. การทดลองและวิเคราะห์ผล

งานวิจัยนี้ ได้แบ่งการทดลองออกเป็น 2 ส่วน คือ

ส่วนที่ 1: เป็นการทดลองสร้างแบบจำลองโดยอาศัยการวิเคราะห์ทางสถิติในการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนม



ส่วนที่ 2 : เป็นการทดลองสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับความคิดพลาดในการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนม

ซึ่งการทดลองทั้ง 2 ส่วนจะใช้ข้อมูลต่างๆ ที่คาดว่าป็นปัจจัยที่เกี่ยวข้องและส่งผลกระทบต่อปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลองประกอบด้วยตัวแปรต่างๆ ดังนี้ X1 : อายุของวัว, X2 : ลำดับการคลอดลูกของวัว, X3 : วันที่เก็บน้ำนม(รีดนม)หลังจากที่วัวคลอด, X4 : ความชื้นสัมพัทธ์ ณ. วันที่เก็บน้ำนม, X5 : ความชื้นสัมพัทธ์ก่อนวันที่เก็บน้ำนม 1 วัน, X6 : ความชื้นสัมพัทธ์ก่อนวันที่เก็บน้ำนม 2 วัน, X7 : ความชื้นสัมพัทธ์ก่อนวันที่เก็บน้ำนม 3 วัน, X8 : อุณหภูมิเฉลี่ย ณ. วันที่เก็บน้ำนม, X9 : อุณหภูมิเฉลี่ยก่อนวันที่เก็บน้ำนม 1 วัน, X10 : อุณหภูมิเฉลี่ยก่อนวันที่เก็บน้ำนม 2 วัน, X11 : อุณหภูมิเฉลี่ยก่อนวันที่เก็บน้ำนม 3 วัน

สำหรับการหาค่าความผิดพลาด จากการพยากรณ์ พิจารณาจาก ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ดังสมการที่ (12) [3]

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Ea_i - Ef_i}{Ea_i} \right| \times 100 \quad (12)$$

เมื่อ Ea คือ ปริมาณผลผลิตน้ำนมจริง (kg.)

Ef คือ ปริมาณผลผลิตน้ำนมจากการพยากรณ์ (kg.)

3.1 การวิเคราะห์ทางสถิติ

การทดลองที่ 1: นำตัวแปรทั้ง 11 ตัวแปร (X1-X11)มาทำการวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Analysis) เมื่อตัวแปรดังกล่าวได้ผ่านการวิเคราะห์ความถดถอยแล้ว จะพิจารณาตัดตัวแปรที่มีค่า sig. น้อยกว่า 0.05ออกจากสมการ เนื่องจากมีความสัมพันธ์กับปริมาณน้ำมมน้อยที่สุด ดังนั้นจึงเหลือตัวแปรที่เกี่ยวข้องคือ X1-X4 ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้แสดงดังนี้

ตารางที่ 1. Coefficient ของการวิเคราะห์ความถดถอย

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	14.496	.352		41.140	.000
	X1	-3.252E-04	.000	-.069	-6.769	.000
	X2	.827	.047	.182	17.647	.000
	X3	-2.269E-02	.000	-.521	-68.084	.000
	X4	-1.553E-02	.004	-.031	-4.066	.000

สมการถดถอยของการทดลองที่ 1 :

$$\text{Milk} = 14.496 - 0.0003252 X1 + 0.827 X2 - 0.02269 X3 - 0.01553 X4$$

นำสมการถดถอยที่ได้จากการทดลองที่ 1 ไปทดสอบกับข้อมูลจำนวน 3,871 รูปแบบ

ผลการทดลองที่ได้คือ จะได้ว่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) = 31.97%

การทดลองที่ 2: นำตัวแปรทั้ง 11 ตัวมาทำการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มตัวแปร (Factor Analysis) เพื่อหาปัจจัยใหม่ ต่อจากนั้นจะนำปัจจัยใหม่ที่ได้มาทำการวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Analysis) เพื่อหาสมการถดถอยในการพยากรณ์การให้ผลผลิตน้ำนมวัว ผลลัพธ์ที่ได้แสดงไว้ดังนี้

ตารางที่ 2. ค่า factor loading หลังจากหมุนแกนปัจจัยโดยวิธี varimax

	Component		
	1	2	3
X9	.947		
X10	.946		
X8	.906		
X11	.902		
X3	.341		-.213
X6		.808	
X5		.807	
X7		.731	
X4		.727	
X1			.917
X2			.891

จากตารางที่ 3 ค่าที่ได้เป็นค่า Factor loading เมื่อมีการหมุนแกนปัจจัยโดยวิธี Varimax ซึ่งผลลัพธ์จากตารางสรุปได้ดังนี้ จากตัวแปรทั้งหมด 11 ตัวแปร สามารถจัดกลุ่มตัวแปรได้ใหม่ ดังนี้คือ

Factor ที่ 1 ประกอบด้วยตัวแปร X9, X10, X8, X11, X3

Factor ที่ 2 ประกอบด้วยตัวแปร X6, X5, X7, X4

Factor ที่ 3 ประกอบด้วยตัวแปร X1, X2

หลังจากที่ได้ทำการวิเคราะห์จัดกลุ่มปัจจัยแล้ว ให้นำตัวแปรที่มีค่า Factor loading สูงสุดในแต่ละ Factor มาทำการวิเคราะห์ความถดถอยเพื่อหาสมการถดถอย ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังนี้

ตารางที่ 3. Coefficient ของการวิเคราะห์ความถดถอยหลังจากผ่าน

กระบวนการ factor analysis

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	16.711	.540		30.973	.000
	Factor 1	-.209	.010	-.183	-20.135	.000
	Factor 2	-1.283E-02	.005	-.025	-2.810	.005
	Factor 3	4.534E-04	.000	.097	10.811	.000

สมการถดถอยของการทดลองที่ 2 :

$$\text{Milk} = 16.711 - 0.209 \text{ Factor 1} - 0.01283 \text{ Factor 2} + 0.0004534 \text{ Factor 3}$$

นำสมการถดถอยที่ได้จากการทดลองที่ 2 ไปทดสอบกับข้อมูลจำนวน 3,871 รูปแบบ

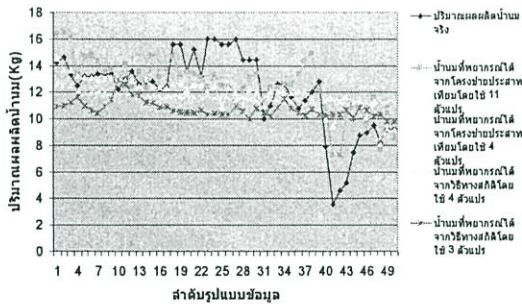
ซึ่งผลการทดลองที่ได้ คือจะได้ค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) = 30.67%

3.2 การวิเคราะห์ทางโครงข่ายประสาทเทียม

การทดลองที่ 3 : สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับความคิดพลาดเพื่อพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมโดยใช้ อินพุต 11 โหนด จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้นซ่อนแต่ละชั้นซ่อนมีจำนวนโหนด 400 และ 200 โหนด ตามลำดับ เอาท์พุต จำนวน 1 โหนด

ข้อมูลอินพุตที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายได้แก่ ตัวแปร X1 – X11 ตามที่ได้กล่าวไปแล้วข้างต้น ข้อมูลเอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายได้แก่ ปริมาณผลผลิตน้ำนม โดยข้อมูลทั้งอินพุตและเอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอนนั้น ใช้จำนวน 10,212 รูปแบบ และข้อมูลที่ใช้ทดสอบใช้จำนวน 3,871 รูปแบบ (เป็นข้อมูลชุดเดียวกันกับที่ใช้วิเคราะห์ทางสถิติ) ผลการทดลองที่ได้คือ จะได้ว่าค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) = 14.22%

การทดลองที่ 4 : สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่กลับความคิดพลาดเพื่อพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนม โดยใช้ อินพุต 4 โหนด จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้นซ่อนแต่ละชั้นซ่อนมีจำนวนโหนด 400 และ 200 โหนด ตามลำดับ เอาต์พุตจำนวน 1 โหนด ข้อมูลอินพุตที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายได้แก่ ตัวแปร X1 – X4 ข้อมูลเอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายได้แก่ ปริมาณผลผลิตน้ำนม โดยข้อมูลทั้งอินพุตและเอาต์พุตที่ใช้ฝึกสอนนั้นใช้จำนวน 10,212 รูปแบบ และข้อมูลที่ใช้ทดสอบใช้จำนวน 3,871 รูปแบบ (เป็นข้อมูลชุดเดียวกันกับที่ใช้วิเคราะห์ทางสถิติ) ผลการทดลองที่ได้คือจะได้ค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) = 16.12%



รูปที่ 1.เปรียบเทียบปริมาณน้ำนมที่พยากรณ์ได้กับปริมาณน้ำนมจริง โดยใช้กลุ่มตัวอย่าง ข้อมูล 50 รูปแบบ จาก 3,871 รูปแบบ

จากผลการทดลองจะเห็นว่า การใช้ตัวแปรทั้ง 11 ตัวแปร ในการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม นั้นนั้น มีความผิดพลาดของการพยากรณ์น้อยกว่า การพยากรณ์โดยใช้วิธีทางสถิติซึ่งตัดตัวแปรที่ใช้พยากรณ์จาก 11 ตัวแปรเหลือเพียง 4 หรือ 3 ตัวแปรดังแสดงไปแล้วในการทดลองที่ 1,2 ถึง 17.75% อย่างไรก็ตาม ถึงแม้จะใช้วิธีทางโครงข่ายประสาทเทียมในการทดลองที่ 4 จะใช้ตัวแปร 4 ตัวแปรเหมือนกับวิธีทางสถิติในการทดลองที่ 1 ผลความผิดพลาดของการพยากรณ์ที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ก็ยังมีความผิดพลาดน้อยกว่า 15.85%

4. สรุป

งานวิจัยนี้ เป็นการศึกษาเปรียบเทียบระหว่างการใช้เทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียม กับเทคนิคทางสถิติเพื่อใช้สร้างแบบจำลองที่มีความสามารถในการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมล่วงหน้า 2 วัน ซึ่งจะเห็นว่าค่าการพยากรณ์จากการทดลองทั้ง 4 การทดลองโดยการเปรียบเทียบค่า MAPE พบว่า การใช้วิธีทางโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมวันนั้น มีความผิดพลาดน้อยกว่าการใช้วิธีวิเคราะห์ทางสถิติซึ่งเป็นวิธีที่นิยมใช้อยู่เดิม แต่อย่างไรก็ตามผลการพยากรณ์ของทั้งสองวิธี อาจยังมีค่าความผิดพลาดที่สูงอยู่ ซึ่งอาจเป็นผลมาจาก ความผันแปรของข้อมูลจากแหล่งความคลาดเคลื่อน การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 29 (ECON-29)

อื่นๆ ที่ควบคุมไม่ได้มีสูงเนื่องจากการพยากรณ์การให้ผลผลิตน้ำนม เป็นการพยากรณ์จากสิ่งที่มีชีวิต นอกจากนี้ยังต้องพิจารณาถึงข้อมูลในอดีตที่นำมาใช้สอนแก่ ANN ซึ่งจะต้องมากพอและมีความถูกต้องสมบูรณ์ด้วย

5. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ ผศ.ดร. สกร คุณวุฒิฤทธิธรม ภาควิชาสัตวบาล คณะเกษตร มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตบางเขน ที่ให้การอนุเคราะห์ข้อมูลในการทำงานวิจัยในครั้งนี้

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] C. Pérez-Llera, M.C. Fernández-Baizán, J.L. Feito and V. González del Valle, "Local Short-Term Prediction of Wind Speed : A Neural Network Analysis", International Environmental Modelling and Software Society: iEMSs 2002 International Conference, pp.124-129.
- [2] S.Porncharoen and Y.Rangsanseri, "A Fuzzy Neural Network Approach Multispectral Imagery Analysis", Second International on Geospatial Information in Agriculture and Forestry Conference, Lake Buena Vista, Florida, 10-12 January 2000.
- [3] วันชัย จันไกรผล และ วิจิต เครือสุข, "การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะปานกลางของระบบจำหน่ายโดยใช้เครื่องข่ายประสาท", การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 24 (ECON-24) สจล. 22-24 พฤศจิกายน 2544, หน้า 229-233.
- [4] กัลยา วานิชย์บัญชา, "การวิเคราะห์สถิติขั้นสูงด้วย SPSS for Windows", บริษัท ธรรมสาร จำกัด, 2548
- [5] วิจิต หล่อจระเข้กุล และ จิราวัลย์ จิตรณเวช, "เทคนิคการพยากรณ์", บริษัท ซีเอ็ดยูเคชั่น จำกัด(มหาชน), 2548

ประวัติผู้เขียนบทความ



นายฤทธิชัย ธิเชียว ปัจจุบันกำลังศึกษาคณะในระดับปริญญาโท ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง สนใจทำการวิจัยทางด้านปัญญาประดิษฐ์ การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์



นายเอื้อน ปั่นเงิน จบการศึกษาระดับปริญญาเอกทางด้านคอมพิวเตอร์จาก University of Nebraska เมือง Lincoln ประเทศสหรัฐอเมริกา ปัจจุบันดำรงตำแหน่งเป็นรองศาสตราจารย์ ประจำภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง สนใจทำการวิจัยทางด้านปัญญาประดิษฐ์ วิศวกรรมซอฟต์แวร์ และวิศวกรรมสารสนเทศ โดยเน้นการด้าน Machine Learning, Big Data, Soft Computing

CP07



ISSN 0125-1724

วิศวกรรม

ลาดกระบัง

คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

LADKRABANG ENGINEERING JOURNAL

ปีที่ 24 ฉบับที่ 1

มีนาคม 2550

1. การประมาณค่าแรงดึงผิวของพอลิเมอร์ผสม
นิกร เกิดทองหลวง พงศ์ประกาส ปิยมโนชา ณัฐพล จดุมชัยพานิช สุรัตน์ อารีรัตน์ 1
2. วิธีการแบบประหยัดสำหรับการประเมินประสิทธิภาพขณะใช้งานของมอเตอร์พัดลมระบายอากาศ
ในอุโมงค์รดไฟฟ้าใต้ดิน
อารีย์ หวังศุภผล ธนวิวัฒน์ ภูมิภาค ชัยวุฒิ ฉัตรอุทัย 7
3. การศึกษามอเตอร์เหนี่ยวนำสามเฟสในสภาวะแรงดันไฟฟ้าที่แหล่งจ่ายไม่สมดุลโดยใช้แบบจำลอง
พลวัต
เอกวิวัฒน์ กิณเรศ อานันท์วัฒน์ คุณากร 13
4. การเปรียบเทียบแบบจำลองทางพลวัตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเหนี่ยวนำกระตุ้นด้วยตนเองชนิดเชื่อมต่อ
กับระบบไฟฟ้า
สิโรจน์ ใจขาน อานันท์วัฒน์ คุณากร 19
5. การวิเคราะห์และออกแบบแหล่งจ่ายแรงดันเอซิปปรับค่าได้แบบสแตติก
ณัฐวุฒิ พลชะดิน วิริยะ พิเชษฐจำเริญ 25
6. การออกแบบและวิเคราะห์บัลลาสต์อิเล็กทรอนิกส์สำหรับหลอดโซเดียมความดันสูง 250 วัตต์
ที่ใช้หลักการจูดหลอดแบบภายใน
ภูธร พงษ์ไทย วิจิตร กิณเรศ 31
7. ชุดควบคุมอย่างประหยัดสำหรับระบบการให้ความร้อนด้วยวิธีเหนี่ยวนำทางไฟฟ้า
ยนต์ ไชยสงคราม วิจิตร กิณเรศ 37
8. การใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการคัดเลือกรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ
ค่าความผิดพลาด
กฤษฏา ธิเชียว เอื้อน ปิ่นเงิน 43
9. วงจรกรองความถี่หลายหน้าที่รูปแบบกระแสโดยใช้เฉพาะอุปกรณ์แอคทีฟจำนวนน้อย
สิทธิพงษ์ สุริยะคำวงษ์ พิพัฒน์ พรหมมี มนต์วี คำเงิน กอบชัย เดชหาญ 49
10. วงจรเวกเตอร์นอร์มอลไลเซชันแบบทราเนอซิลิเนียร์
ทรงพล กลิ่นสุคนธ์ กอบชัย เดชหาญ 55
11. Numeric Identification for Thai Spoken Language by Recognizing Vowels and Tones Using
Critical Band Intensity and Quantized Pitch
Pakdee Chantraket and Kraisin Songwatana 61

การใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการคัดเลือกรูปแบบที่เหมาะสม สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาด

Genetic Algorithms based Optimal Topology for Backpropagation Neural Network

กฤษฎา ธิเชียว เอื้อน ปิ่นเงิน

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ โครงการสำนักวิจัยการสื่อสารและเทคโนโลยีสารสนเทศ (ReCCIT)
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อนำเสนอการกำหนดรูปแบบ (topology) ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาด โดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์หาจำนวนชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนหรือโหนดในชั้นซ่อน ของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับระบบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมยังไม่มีวิธีการใดๆ ที่จะสามารถกำหนดจำนวนชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ให้มีค่าแน่นอนและเหมาะสมได้ ซึ่งวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยนี้จะกำหนดจำนวนชั้นซ่อน และนิวรอนในชั้นซ่อนดังกล่าวให้อยู่ในรูปแบบของโครโมโซม เพื่อนำไปเข้ากระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์จนกระทั่งได้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบที่เหมาะสมที่สุดภายใต้เงื่อนไข และฟังก์ชันเป้าหมายที่กำหนดแล้วนำโครงข่ายประสาทเทียมรวมทั้งค่าตัวน้ำหนักกลางและค่าไบอัสที่ได้จากกระบวนการไปเรียนรู้กับปัญหาต่างๆต่อไป จากการทดลองพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนดรูปแบบ ตามค่าของโครโมโซมที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายหรือค่าฟิตเนสที่ดีจะมีประสิทธิภาพการเรียนรู้ที่ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนดรูปแบบตามค่าของโครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสที่ด้อยกว่า

Abstract

The objective of this research is to design the backpropagation neural network topology with determine the number of hidden layer and neural or node by using the genetic algorithm. Generally there is no uniformity in the pattern of hidden layer and number of neural node being determined. To achieve the above mentioned objectives, the hidden layer and neural node is identified in term of chromosome under the objective function and existing constrains. The expected results will be process according to the genetic algorithm method. In addition the neural network topology ,weight and bias would be trained. From the experiment, neural network with topology design from best objective function chromosome has better learning efficiency than neural network with topology design from lower objective function chromosome.

1. บทนำ

ปัจจุบันแนวความคิดในการประยุกต์ใช้งานของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นเทคนิคหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ ได้แตกแขนงออกไปอย่างกว้างขวางในหลายๆด้าน เช่น ทางด้าน Signal Processing, Data Forecasting ,Data Compression, Pattern Recognition, Control System, Remote Sensing ฯลฯ เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมต่อการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนสูง มีความสามารถในการแก้ปัญหาที่มีลักษณะไม่แน่นอน รวมถึงมีความสามารถในการเรียนรู้ต่อความรู้ที่เข้ามาใหม่

แต่ปัญหาหนึ่งของ การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในด้านต่างๆอยู่ที่ การกำหนดรูปแบบของโครงข่าย เพราะยังไม่มีวิธีการใดๆที่จะสามารถกำหนดจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนให้มีค่าแน่นอนและเหมาะสมได้ [1] จึงต้องหาวิธีการคัดเลือกรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมให้เหมาะสมกับปัญหา เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับระบบการเรียนรู้ของโครงข่าย อย่างไรก็ตามที่ผ่านมามีการใช้เทคนิคของ Genetic algorithm หรือ GA มาปรับปรุงรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น [2] นอกจากนี้ยังใช้หารูปแบบที่เหมาะสมของโครงข่าย โดยการสุ่มหาจำนวนชั้นซ่อน จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน พร้อมกับ ค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบอัสเริ่มต้นของโครงข่าย เมื่อได้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมแล้วจึงนำไปเรียนรู้กับปัญหาต่อไป [3]

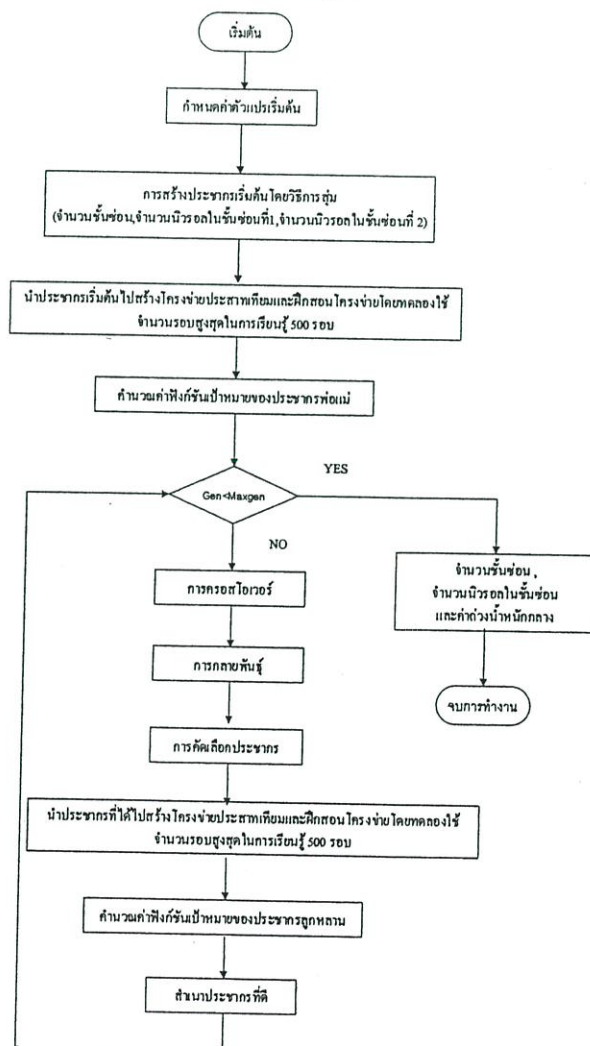
ดังนั้นบทความนี้จึงนำเสนอแนวคิดการใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ (GA) อีกวิธีหนึ่งในการหาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม โดยการกำหนดจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนให้อยู่ในรูปแบบของโครโมโซมและเข้ารหัสแบบจำนวนจริง แล้วทำการสุ่มค่าภายในของตัวแปรของแต่ละ โครโมโซมเมื่อได้ค่าของตัวแปรต่างๆดังกล่าวแล้ว นำไปสร้างโครงข่ายประสาทเทียมให้มีรูปแบบตามค่าที่สุ่มได้เพื่อเรียนรู้กับปัญหาโดย

กำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้สูงสุดไว้จำนวนหนึ่ง หลังจากนั้นทำการวัดความเหมาะสมของโครโมโซมที่จะมีโอกาสอยู่รอดต่อไปโดยใช้ฟังก์ชันเป้าหมาย 3 ค่า ดังนี้ ค่า Mean Squared Error (MSE)ของการเรียนรู้ในรอบการเรียนรู้ที่กำหนด , ผลต่างระหว่างค่า MSE ของจำนวนรอบการเรียนรู้ที่กำหนด และเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ในจำนวนรอบการเรียนรู้ของโครงข่ายที่กำหนดไว้ หลังจากสิ้นสุดกระบวนการของ GA แล้วจึงนำโครงข่ายประสาทเทียม และค่าถ่วงน้ำหนักพร้อมทั้งค่าไบอัสเริ่มต้นที่ได้จากกระบวนการ ไปเรียนรู้ต่อจนสำเร็จกับปัญหานั้นๆต่อไป

2. แนวคิดของขั้นตอนวิธีทางพันธุศาสตร์ที่

นำเสนอ

แนวคิดของขั้นตอนวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอมีขั้นตอนการทำงานตามโฟลว์ชาร์ตรูปที่ 1



รูปที่ 1 โฟลว์ชาร์ตแสดงขั้นตอนการทำงานของ วิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ

2.1 การกำหนดค่าตัวแปรเริ่มต้นและการสร้างประชากรเริ่มต้น (Initial population)

กำหนดให้จำนวนชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ต้องการหาอยู่ในรูปของโครโมโซม หรือประชากรที่มีจำนวนยีนส์หรือตัวแปร 3 ค่า คือ โครโมโซม = { จำนวนชั้นซ่อน , จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 , จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 } โดยแทนค่าหรือเข้ารหัสตัวแปรทั้ง 3 ตัว ด้วยเลขจำนวนจริง ซึ่งทดลองกำหนดขอบเขตของตัวแปรตัวที่ 1 (จำนวนชั้นซ่อน) มีค่าเป็น 1 หรือ 2 (ไม่เกิน 2 ชั้นซ่อน) , ขอบเขตของตัวแปรตัวที่ 2 (จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1) มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง 100 และ ขอบเขตของตัวแปรตัวที่ 3 (จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2) มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง 100 ทดลองกำหนดโครโมโซมเริ่มต้นจำนวน 20 โครโมโซม จำนวนการเกิด (generation) สูงสุด 30 รอบ

2.2 การคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Function)

หลังจากสุ่มโครโมโซมแล้ว จะคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายของแต่ละโครโมโซม โดยการนำจำนวนชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ได้ในแต่ละโครโมโซม ไปสร้างโครงข่ายประสาทเทียมตามรูปแบบที่สุ่มได้และทำการฝึกสอนโครงข่าย โดยการฝึกสอนจะทดลองโดยกำหนดจำนวนรอบของการเรียนรู้สูงสุด 500 รอบ และในการทดลองนี้ใช้ข้อมูลปัญหาการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำมันของวัวซึ่ง ประกอบด้วยตัวแปรต่างๆดังแสดงในตารางที่ 1 เป็นข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่าย (training patterns) จำนวน 6,531 ชุด เพื่อวัดความเหมาะสม (fitness) ของแต่ละโครโมโซม ตารางที่ 1 แสดงตัวแปรต่างๆที่ใช้ในปัญหาการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำมันของวัว

ลำดับตัวแปร	ความหมายของตัวแปร
x1	ลำดับการคลอดลูกของวัว
x2	วันที่เก็บน้ำนม(รีคนม)หลังจากที่วัวคลอดลูก
x3	ความชื้นสัมพัทธ์ ณ. วันที่เก็บน้ำนม
x4	ความชื้นสัมพัทธ์ ก่อนวันที่เก็บน้ำนม 1 วัน
x5	ความชื้นสัมพัทธ์ก่อนวันที่เก็บน้ำนม 2 วัน
x6	อุณหภูมิเฉลี่ย ณ. วันที่เก็บน้ำนม
x7	อุณหภูมิเฉลี่ยก่อนวันที่เก็บน้ำนม 1 วัน
x8	อุณหภูมิเฉลี่ยก่อนวันที่เก็บน้ำนม 2 วัน

การวัดความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมดังกล่าววัดจากค่าของฟังก์ชันเป้าหมายที่กำหนด 3 ค่าดังนี้

2.2.1 ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้และเอาต์พุตที่ต้องการ (Mean Squared Error) เมื่อฝึกสอนโครงข่ายเสร็จสิ้นครบ 500 รอบ (MSE_{500}) สมการของค่า Mean Squared Error แสดงได้ดังนี้ [5]

$$MSE_{500} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (t_{pk} - o_{pk})^2 \quad (1)$$

เมื่อ N แทนจำนวนข้อมูลทั้งหมด, t_{pk} เป็นเอาต์พุตที่ต้องการ และ o_{pk} เป็นเอาต์พุตที่คำนวณได้ในชั้นเอาต์พุต

2.2.2 ผลต่างของค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้และเอาต์พุตที่ต้องการ (Mean Squared Error) ในรอบการเรียนรู้ของ โครงข่ายรอบที่ 300 และ 500 เพื่อดูแนวโน้มค่าของ MSE ในจำนวนรอบการเรียนรู้ที่เพิ่มขึ้น ตามสมการที่ 2

$$\Delta MSE = (MSE_{รอบที่ 300}) - (MSE_{รอบที่ 500}) \quad (2)$$

2.2.3 เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ตั้งแต่รอบแรกจนถึงรอบที่ 500 (t_{500})

หลังจากได้ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Value) ทั้ง 3 ค่าแล้ว ลดทอนให้ค่า ฟังก์ชันเป้าหมายดังกล่าวอยู่ในช่วงเดียวกันคือ [-1,1] ตามสมการที่ 3 [5]

$$pn = \frac{2(p - \min p)}{(\max p - \min p)} - 1 \quad (3)$$

เมื่อ pn = ตัวแปรที่ถูกลดทอนค่าแล้ว , p = ตัวแปรที่ต้องการลดทอนค่า , min p = ค่าต่ำสุดของตัวแปร p , max p = ค่าสูงสุดของตัวแปร p

จากนั้นทดลองกำหนดค่าน้ำหนักที่ใช้เป็นตัวคูณค่าฟังก์ชันเป้าหมายทั้ง 3 ค่า เป็นดังนี้คือให้ความสำคัญกับค่า (MSE_{500}) มากที่สุดโดยกำหนดค่าน้ำหนักเป็น 0.6 , ให้ความสำคัญของค่า ΔMSE และ t_{500} เท่ากันโดยกำหนดค่าน้ำหนักเป็น 0.2

อย่างไรก็ตามค่าฟังก์ชันเป้าหมาย หรือค่าฟิตเนสที่ดีที่สุดโดยรวมของโครงข่ายประสาทเทียมจะพิจารณาจาก ค่า MSE ที่น้อยที่สุดในรอบการเรียนรู้ที่ 500 แนวโน้มของค่า MSE ในจำนวนรอบการเรียนรู้ที่เพิ่มขึ้น

มีค่าลดลงมากที่สุด (Δ MSEมากที่สุด) และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายน้อยที่สุด

ดังนั้นการคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่ใช้เป็นตัววัดความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมว่ามีโอกาสอยู่รอดหรือไม่ คือผลรวมของค่าฟังก์ชันเป้าหมายทั้ง 3 ค่าที่ผ่านการลดทอนให้อยู่ในช่วงเดียวกันคูณด้วยค่าน้ำหนักแสดงได้ดังสมการที่ 4

$$obj_value = 0.6(MSE_{500}) + 0.2(-\Delta MSE) + 0.2(t_{500}) \quad (4)$$

2.3 การคัดเลือกประชากร (Selection)

ใช้การคัดเลือกแบบวงล้อรูเล็ต (roulette wheel) ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายเนื่องจากมีค่าความลำเอียง (bias) เป็นศูนย์และมีค่าการกระจายต่ำ โดยที่การคัดเลือกแบบวงล้อรูเล็ตจะแบ่งส่วนของพื้นที่รูเล็ต ตามสัดส่วนของค่าฟิตเนต พื้นที่ได้กราฟ คือ ผลรวมของค่าฟิตเนตของประชากรแต่ละตัวและจะสุ่มตามจำนวนของประชากรที่ต้องการ [4]

2.4 การครอสโอเวอร์ (Crossover)

เนื่องจากโครโมโซมหรือประชากรที่สร้างขึ้นเข้ารหัสเป็นค่าจำนวนจริง จึงเลือกใช้การครอสโอเวอร์แบบใช้ค่าจำนวนจริง คือการครอสโอเวอร์แบบเส้น (line recombination) [4] โดยกำหนดอัตราการครอสโอเวอร์เท่ากับ 0.9

2.5 การกลายพันธุ์ (Mutation)

ใช้การกลายพันธุ์แบบสุ่ม ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้กับการเข้ารหัสแบบจำนวนจริง [4] โดยกำหนดอัตราการมิวเตชันเท่ากับ 0.01

2.6 การสำเนาประชากร (Reinsertion)

เป็นขั้นตอนในการแทนที่ประชากรลูกหลานในประชากรพ่อแม่โดยจะ สำเนาประชากรลูกหลานที่คิดจำนวน 50% ในประชากรพ่อแม่เพื่อนำไปใช้เป็นประชากรในรุ่นถัดไป

3. ผลการทดลอง

3.1 ผลการทดลองของวิธีทางพันธุศาสตร์

ผลการทดลองของวิธีทางพันธุศาสตร์จำนวน 2 ครั้ง ตามที่ออกแบบไว้ แสดงได้ดังตารางที่ 2 และ 3

ตารางที่ 2 แสดงค่าโครโมโซมเริ่มต้นที่ได้จากการสุ่ม

ลำดับโครโมโซม	ค่าของโครโมโซมเริ่มต้นที่ได้จากการสุ่มของการทดลองครั้งที่ 1			ค่าของโครโมโซมเริ่มต้นที่ได้จากการสุ่มของการทดลองครั้งที่ 2		
	จำนวนชั้นซ่อน	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2	จำนวนชั้นซ่อน	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2
	1	2	7	84	1	95
2	1	36	3	1	24	72
3	2	82	68	2	30	63
4	1	2	39	2	70	62
5	2	15	83	1	77	90
6	2	21	51	1	99	26
7	1	21	71	2	94	76
8	1	61	43	2	34	35
9	2	28	31	1	98	81
10	1	21	20	1	57	55
11	2	3	20	2	42	99
12	2	75	69	1	99	79
13	2	45	31	1	43	72
14	2	93	55	1	90	73
15	1	47	16	1	57	28
16	1	42	70	2	45	87
17	2	85	38	1	5	71
18	2	53	86	2	70	13
19	1	21	86	1	74	64
20	2	68	80	1	51	56

จากตารางถ้าโครโมโซมใดสุ่มได้ค่าในโครโมโซมมีจำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 1 จะวัดค่าความเหมาะสมของโครโมโซมเฉพาะค่าของจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1

ตารางที่ 3 แสดงค่าของโครโมโซมและค่าฟังก์ชันเป้าหมายใน generation ที่ 30

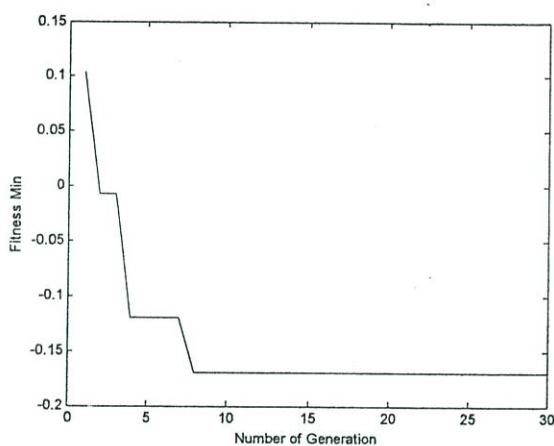
ลำดับโครโมโซม	ค่าของโครโมโซมและค่าฟังก์ชันเป้าหมายใน generation สุดท้ายของการทดลองครั้งที่ 1				ค่าของโครโมโซมและค่าฟังก์ชันเป้าหมายใน generation สุดท้ายของการทดลองครั้งที่ 2			
	จำนวนชั้นซ่อน	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2	ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (ค่าฟิตเนต)	จำนวนชั้นซ่อน	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2	ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (ค่าฟิตเนต)
1	2	79	45	-0.170	2	80	49	-0.117
2	2	82	47	-0.147	2	92	54	-0.108
3	2	79	46	-0.119	2	72	47	-0.103
4	2	78	45	-0.099	2	68	46	-0.093
5	2	80	49	-0.072	2	91	53	-0.072
6	2	80	46	-0.063	2	76	48	-0.068
7	2	68	55	-0.058	2	72	47	-0.068
8	2	84	54	-0.057	2	74	47	-0.066
9	2	79	45	-0.055	2	79	49	-0.063
10	2	79	47	-0.053	2	91	54	-0.060
11	2	70	54	0.052	2	75	48	-0.058
12	2	79	44	0.056	2	59	43	-0.044
13	2	75	50	0.081	2	73	47	-0.017
14	2	65	56	0.194	2	91	53	0.022
15	2	80	46	0.203	2	72	47	0.059
16	2	85	45	0.209	2	87	52	0.079
17	2	83	47	0.280	2	79	49	0.184
18	2	70	54	0.298	2	84	51	0.223
19	2	72	51	0.327	2	74	48	0.264
20	2	76	47	0.340	2	98	54	0.284

จากตารางที่ 3 เป็นค่าของโครโมโซม และค่าของฟังก์ชันเป้าหมายใน generation ที่ 30 โดยเรียงลำดับจากโครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสดีที่สุด (ค่าน้อยที่สุด) ไปยังโครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสด้อยที่สุด (ค่ามากที่สุด) ของการทดลองทั้ง 2 ครั้ง

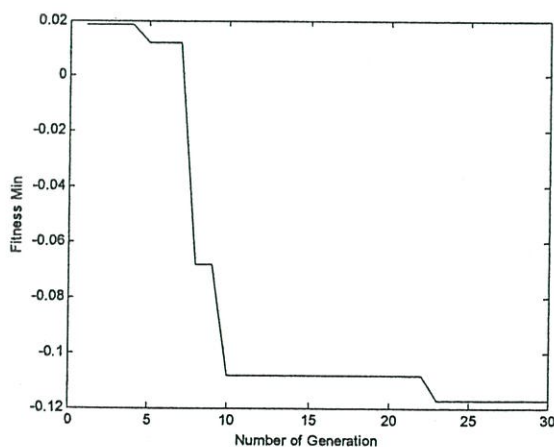
3.2 ผลของการทดสอบประสิทธิภาพในการค้นหา

คำตอบ ของวิธีทางพันธุศาสตร์

ผลของการทดสอบประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดภายใต้เงื่อนไขและฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่กำหนด ไว้ในขั้นตอนการออกแบบของวิธีทางพันธุศาสตร์แสดงได้ดังรูปที่ 2 และ 3



รูปที่ 2 กราฟแสดงประสิทธิภาพของ GA ในการหาค่าเป้าหมายที่ดีที่สุดในแต่ละ generation ของการทดลองครั้งที่ 1



รูปที่ 3 กราฟแสดงประสิทธิภาพของ GA ในการหาค่าเป้าหมายที่ดีที่สุดในแต่ละ generation ของการทดลองครั้งที่ 2

จากกราฟรูปที่ 2 และ 3 เป็นกราฟที่พล็อตจากค่าฟังก์ชันเป้าหมายหรือค่าฟิตเนสที่ดีที่สุด (ค่าน้อยที่สุด) ของกระบวนการ GA ในแต่ละ generation รวมทั้งหมด 30 generation อธิบายได้ว่า GA ที่ออกแบบไว้มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดที่เกิดจาก กราฟที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายหรือค่าฟิตเนสลดลงใน generation ที่เพิ่มขึ้น นอกจากนี้ในการทดลอง GA ที่ออกแบบไว้แต่ละครั้ง มีการหาค่าคำตอบที่ดีที่สุดที่ใน generation ที่ 8 และ 23 ตามลำดับ

3.3 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนด

รูปแบบตามค่าของโครโมโซม

ทดลองนำค่าตัวแปรของโครโมโซมที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายดีที่สุด 3 อันดับ ได้แก่โครโมโซมลำดับที่ 1-3 และโครโมโซมที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายด้อยที่สุด 3 อันดับ ได้แก่โครโมโซมลำดับที่ 18-20 ของการทดลองแต่ละครั้ง ในตารางที่ 3 ไปกำหนดจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแล้วนำไปเรียนรู้ และฝึกสอนโครงข่ายต่อให้สำเร็จกับข้อมูลปัญหาการพยากรณ์ผลผลิตน้ำมันม้วโดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักกลาง (weight) และ ไบอัส (bias) เริ่มต้นของโครงข่ายเป็นค่าเดียวกันกับค่าถ่วงน้ำหนักกลาง และค่าไบอัสสุดท้ายที่ได้จากการฝึกสอนแต่ละโครงข่ายซึ่งตั้งจำนวนรอบการเรียนรู้สูงสุดไว้ 500 รอบ ในระหว่างกระบวนการของ GA

เมื่อฝึกสอนโครงข่ายดังกล่าวสำเร็จแล้วทำการทดสอบโครงข่ายด้วยข้อมูลทดสอบ (testing patterns) คือ ปริมาณผลผลิตน้ำมันของม้วในอดีตจำนวน 4,474 ชุด ที่ไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลฝึกสอน

3.3.1 ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

การทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมจะวัดประสิทธิภาพโดยใช้ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) หรือ MAPE ของข้อมูลทดสอบเป็นเกณฑ์ ดังสมการที่ 5 [1]

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Ea_i - Ef_i}{Ea_i} \right| \times 100 \quad (5)$$

เมื่อ Ea_i คือ ปริมาณผลผลิตน้ำมันจริง (kg.)

Ef_i คือ ปริมาณผลผลิตน้ำมันจากการพยากรณ์(kg.)

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ผลการทดลองฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายที่กล่าวไปข้างต้นแสดงได้ดังตารางที่ 4 และ 5

ตารางที่ 4 ผลของการทดลองฝึกสอนและทดสอบ

โครงข่ายประสาทเทียมของการทดลองครั้งที่ 1

ลำดับโครงข่าย	จำนวนโหนด (นิวรอน) ในชั้นซ่อน		ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (ผิดพลาด)	จำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs)	เวลาในการเรียนรู้ (นาที)	MAPE (%)
	ที่ 1	ที่ 2				
1	79	45	-0.170	1702	31.39	6.33
2	82	47	-0.147	2742	42.39	6.29
3	79	46	-0.119	2605	44.78	6.93
18	70	54	0.298	5686	100.28	6.88
19	72	51	0.327	6841	116.45	7.01
20	76	47	0.340	6973	118.36	6.98

ตารางที่ 5 ผลของการทดลองฝึกสอนและทดสอบ

โครงข่ายประสาทเทียมของการทดลองครั้งที่ 2

ลำดับโครงข่าย	จำนวนโหนด (นิวรอน) ในชั้นซ่อน		ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (ผิดพลาด)	จำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs)	เวลาในการเรียนรู้ (นาที)	MAPE (%)
	ที่ 1	ที่ 2				
1	80	49	-0.117	3173	49.88	6.63
2	92	54	-0.108	3370	60.49	6.98
3	72	47	-0.103	3599	66.41	6.55
18	84	51	0.223	4324	99.09	7.06
19	74	48	0.264	4442	101.65	6.94
20	98	54	0.284	5421	115.57	7.04

จากตารางที่ 4 และ 5 พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนดจำนวนชั้นซ่อนและนิวรอนในชั้นซ่อนตามค่าของโครงข่ายที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่คิ่้นใช้จำนวนรอบและเวลาในการฝึกสอนน้อยกว่าโครงข่ายที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่ค้อยกว่า หรืออาจกล่าวได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวมีประสิทธิภาพในการเรียนรู้ที่ดีกว่าอย่างไรก็ตามจะสังเกตได้ว่าทุกๆโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนดจำนวนชั้นซ่อนและนิวรอนในชั้นซ่อนตามค่าของทุกๆโครงข่าย ไม่ว่าจะมืค่าฟังก์ชันเป้าหมายคิ่หรือไมก็่ตาม เมื่อนำไปทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์พบว่าทุกๆโครงข่าย มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ใกล้เคียงกันโดยมีค่า MAPE อยู่ในช่วง 6.33 – 7.04 % ซึ่งเป็นค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ทาง



การเกษตร ที่ยอมรับค่า MAPE อยู่ในช่วง 5-10%

4. สรุป

จากการกำหนดและคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายตามทีออกแบบไว้ในกรทดลองเพื่อนำไปวัดค่าความเหมาะสมของแต่ละโครงข่ายพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมทีกำหนดรูปแบบตามค่าของโครงข่ายที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายหรือค่าฟิเดเนตทีดีจะมีประสิทธิภาพการเรียนรู้ทีดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมทีกำหนดรูปแบบตามค่าของโครงข่ายที่มีค่าฟิเดเนตทีค้อยกว่า อย่างไรก็ตามวิธีทีนำเสนอนี้จะต้องทำการค้นหารูปแบบทีเหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมทีทุกๆครั้งทีมีการเรียนรู้กับปัญหาใหม่ๆ เนื่องจากความซับซ้อนของข้อมูลเปลี่ยนแปลงไป ส่งผลให้รูปแบบของโครงข่ายแปรผันตามความซับซ้อนของข้อมูลทีเปลี่ยนแปลงไปคิ้ว

5. เอกสารอ้างอิง

- [1] T. Worawit and C. Wanchai, "Substation short term load forecasting using neural network with genetic algorithm," IEEE Proceedings Conference on Computers, Communications, Control and Power Engineering, Vol 3, pp.1787 – 1790, 28-31 Oct. 2002.
- [2] V. Maniezzo, "Genetic evolution of the topology and weight distribution of neural networks," IEEE Trans. Vol 5, pp. 39-53, Jan. 1994.
- [3] K.S. Tang, C.Y. Chan, K.F. Man and S. Kwong, "Genetic structure for NN topology and weights optimization," Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications, 1995. GALESIA. First International Conference, pp.250 – 255, 12-14 Sep 1995.
- [4] A. Chipperfield, P. Fleming, H. Pohlheim and C. Fonseca, "Genetic Algorithm Toolbox User's Guide," The Math Work Inc., 2004.
- [5] H. Demuth and M. Beale, "Neural Network Toolbox User's Guide," The Math Work Inc., March 2001.

The EECON-30 Conference Joins the Eightieth Birthday Anniversary

Celebration of His Majesty the King Bhumibol Adulyadej


30th Electrical Engineering Conference

การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 30

หนังสือรวมบทความที่นำเสนอในการประชุม เล่ม 1

- ไฟฟ้ากำลัง (PW)
- อิเล็กทรอนิกส์กำลัง (PE)
- ไฟโตนิคส์ (PH)
- คอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ (CP)





Volume I



มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
KING MONGKUT'S UNIVERSITY OF TECHNOLOGY THONBURI

โดย
ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคม
ภาควิชาวิศวกรรมระบบควบคุมและเครื่องมือวัด ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

ณ โรงแรมเฟลิกซ์ ริเวอร์แคว รีสอร์ท กาญจนบุรี
25 - 26 ตุลาคม 2550

FACULTY OF ENGINEERING
KMUTT
EECON - 30

การใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับวิธีทางพันธุศาสตร์สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมโค

Using Neural Network and Genetic Algorithms to Forecast Milk Yields

กฤษณา ธิเชียว และ เอื้อน ปิ่นเงิน

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์

โครงการสำนักวิจัยการสื่อสารและเทคโนโลยีสารสนเทศ (ReCCIT)

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ถนน ฉลองกรุง แขวงลาดกระบัง เขตลาดกระบัง กรุงเทพมหานคร 10520

โทร.0-2739-2400 ต่อ 101,112 Email: krisada@eau.ac.th/kpouen@kmitl.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมโคพันธุ์โฮลสไตน์ฟรียเซียน ล่วงหน้า 2 วัน โดยใช้เทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาดร่วมกับวิธีทางพันธุศาสตร์ ซึ่งในกระบวนการออกแบบรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ปัญหาดังกล่าวนั้นใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการหาจำนวนชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน รวมทั้งค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่เหมาะสมของโครงข่าย ภายใต้ฟังก์ชันเป้าหมายและเงื่อนไขที่กำหนด ในส่วนของกรฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมจะอาศัยข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กับการให้ผลผลิตน้ำนมในอดีต จากการทดลองพบว่า การใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการออกแบบรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมทำให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้กับปัญหาได้เร็ว รวมทั้งค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความผิดพลาดสัมบูรณ์จากการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ คือ 6.24 %

คำสำคัญ : การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม , วิธีทางพันธุศาสตร์ , การพยากรณ์

Abstract

This paper presents an approach in forecasting the quality of Holstein Friesian milk yield. It combines backpropagation neural network and genetic algorithm (GA) techniques in order to forecasting the quality of milk production in two-days long. While designing the network topology, the attempt is made to detect the amount of hidden layer and that of neuron. This also includes the process of designing appropriate initial weight of network; all are achieved by using objective functions in the predetermined condition. In terms of training and testing process, associated data are typically gathered from the statistics of the milk production in the past. The finding proves that designing topology of neural network using GA formulates the new network that can learn faster, where as the mean of absolute percentage error (MAPE) of forecasting is slightly acceptable at 6.24%.

Keywords : BANN topology design , genetic algorithm , forecast.

1. บทนำ

การศึกษากการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำนมโคนั้นเป็นสิ่งจำเป็นในงานอุตสาหกรรมการรับซื้อน้ำนมดิบ เนื่องจากทำให้ศูนย์รับซื้อน้ำนมดิบจากเกษตรกรได้ทราบถึงสถานการณ์หรือแนวโน้มของปริมาณน้ำนมที่เกิดขึ้นในอนาคตอันใกล้ เพื่อจะนำไปสู่การวิเคราะห์หาปริมาณของผลผลิตน้ำนมดิบที่เหมาะสม เช่น ถ้าทราบล่วงหน้าว่าน้ำนมดิบจะไม่เพียงพอที่จะส่งให้โรงงานแปรรูปผลผลิตน้ำนมดิบก็จะได้รับจัดหาแหล่งน้ำนมดิบจากที่อื่นๆทดแทน หรือในทางกลับกันถ้าทราบล่วงหน้าว่าน้ำนมดิบที่จะได้มีปริมาณมากเกินไปความต้องการ ก็จะได้หาวิธีบริหารจัดการกับน้ำนมดิบเหล่านั้น ซึ่งสิ่งเหล่านี้จะส่งผลทำให้สามารถวางแผนทางด้านการตลาดได้อย่างมีประสิทธิภาพ การนำเทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นเทคนิคเชิงปัญญาประดิษฐ์ มาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์การให้ผลผลิตน้ำนมโค ก็เป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่น่าสนใจ เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมต่อการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนสูง มีความสามารถในการแก้ปัญหาที่มีลักษณะไม่แน่นอน รวมถึงมีความสามารถในการเรียนรู้ต่อความรู้ที่เข้ามาใหม่

แต่ปัญหาหนึ่งของการประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในด้านต่างๆอยู่ที่การออกแบบรูปแบบของโครงข่ายที่เหมาะสม เพราะยังไม่มียุทธวิธีใดๆที่จะสามารถกำหนดจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนให้มีค่าแน่นอนและเหมาะสมได้ จึงต้องหาวิธีการหารูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมให้เหมาะสมกับปัญหา เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับระบบการเรียนรู้ของโครงข่าย อย่างไรก็ตามที่ผ่านมามีการออกแบบโครงข่ายที่เหมาะสมยังคงต้องอาศัยการลองผิดลองถูกอยู่ (Trial and error method) ซึ่งวิธีดังกล่าวอาจมีความเสี่ยงสูงต่อการเกิดปัญหาความเหมาะสมเฉพาะที่(local minimum)อยู่บ้าง [1] นอกจากนี้ยังมีการใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ (GA) เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมของโครงข่ายซึ่งในกระบวนการก็มีการกำหนดเงื่อนไขและการออกแบบวิธีการดำเนินการของ GA ที่แตกต่างกันไป [2] ดังนั้นบทความนี้จึงนำเสนอแนวคิดการใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ (GA) อีกวิธีหนึ่งในการหาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อได้โครงข่ายจากวิธีที่นำเสนอแล้วนำไปเปรียบเทียบกับโครงข่ายที่ได้จากวิธี Trial and error ต่อไป

2. แนวคิดของขั้นตอนวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ

2.1 การกำหนดค่าตัวแปรเริ่มต้นและการสร้างประชากร

เริ่มต้น (Initial population)

กำหนดให้จำนวนชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ต้องการหาอยู่ในรูปของโครโมโซม หรือประชากรที่มีจำนวนยีนส์ หรือตัวแปร 3 ค่า คือ โครโมโซม = { จำนวนชั้นซ่อน, จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1, จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 } โดยแทนค่าหรือเข้ารหัสตัวแปรทั้ง 3 ตัว ด้วยเลขจำนวนจริง ซึ่งทดลองกำหนดขอบเขตของตัวแปรตัวที่ 1 (จำนวนชั้นซ่อน) มีค่าเป็น 1 หรือ 2 (ไม่เกิน 2 ชั้นซ่อน), ขอบเขตของตัวแปรตัวที่ 2 (จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1) มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง 100 และ ขอบเขตของตัวแปรตัวที่ 3 (จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2) มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง 100 ถ้าโครโมโซมใดสุ่มได้ค่าในโครโมโซมที่มีจำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 1 จะวัดค่าความเหมาะสมของโครโมโซมเฉพาะค่าของจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ทดลองกำหนดโครโมโซมเริ่มต้นจำนวน 20 โครโมโซม จำนวนการเกิด (generation) สูงสุด 100 รอบ

2.2 การคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Function)

หลังจากสุ่มโครโมโซมแล้ว จะคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายของแต่ละโครโมโซม โดยการนำจำนวนชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ได้ในแต่ละโครโมโซม ไปสร้างโครงข่ายประสาทเทียมตามรูปแบบที่สุ่มได้และทำการฝึกสอนโครงข่าย โดยการฝึกสอนจะทดลองโดยกำหนดจำนวนรอบของการเรียนรู้สูงสุด 500 รอบ และในการทดลองนี้ใช้ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กับการให้ผลผลิตน้ำมัน โคลโนอิดี ซึ่งได้รับความอนุเคราะห์ข้อมูลจาก ภาควิชาสัตวบาล คณะเกษตร ม.เกษตรศาสตร์ ประกอบด้วยตัวแปรต่างๆดังแสดงในตารางที่ 1 เป็นข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่าย (training patterns) จำนวน 6,531 ชุด เพื่อวัดความเหมาะสม (fitness) ของแต่ละโครโมโซม

ตารางที่ 1 ตัวแปรต่างๆที่ใช้ในปัญหาการพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำมันโคล

ลำดับตัวแปร	ความหมายของตัวแปร
x1	ลำดับการคลอดลูกของโค
x2	วันที่เก็บน้ำมัน(รีดนม)หลังจากที่โคคลอดลูก
x3	ความชื้นสัมพัทธ์ ณ. วันที่เก็บน้ำมัน
x4	ความชื้นสัมพัทธ์ ก่อนวันที่เก็บน้ำมัน 1 วัน
x5	ความชื้นสัมพัทธ์ก่อนวันที่เก็บน้ำมัน 2 วัน
x6	อุณหภูมิเฉลี่ย ณ. วันที่เก็บน้ำมัน
x7	อุณหภูมิเฉลี่ยก่อนวันที่เก็บน้ำมัน 1 วัน
x8	อุณหภูมิเฉลี่ยก่อนวันที่เก็บน้ำมัน 2 วัน

การวัดความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมดังกล่าววัดจากค่าของฟังก์ชันเป้าหมายที่กำหนด 3 ค่าดังนี้

2.2.1 ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้และเอาต์พุต ที่ต้องการ (Mean Squared Error) เมื่อฝึกสอนโครงข่ายเสร็จสิ้น

ครบ 500 รอบ (MSE_{500}) สมการของค่า Mean Squared Error แสดงได้ดังสมการที่ 1 [4]

$$MSE_{500} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (t_{pk} - o_{pk})^2 \quad (1)$$

เมื่อ N แทนจำนวนข้อมูลทั้งหมด, t_{pk} เป็นเอาต์พุตที่ต้องการ และ o_{pk} เป็นเอาต์พุตที่คำนวณได้ในชั้นเอาต์พุต

2.2.2 ผลต่างของค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้ และเอาต์พุตที่ต้องการ (Mean Squared Error) ในรอบการเรียนรู้ของโครงข่ายรอบที่ 300 และ 500 เพื่อดูแนวโน้มค่าของ MSE ในจำนวนรอบการเรียนรู้ที่เพิ่มขึ้น แสดงได้ดังสมการที่ 2

$$\Delta MSE = (MSE_{รอบที่ 300}) - (MSE_{รอบที่ 500}) \quad (2)$$

2.2.3 เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ตั้งแต่รอบแรกจนถึงรอบที่ 500 (t_{500})

หลังจากได้ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Value) ทั้ง 3 ค่าแล้ว ลดทอนให้ค่าฟังก์ชันเป้าหมายดังกล่าวอยู่ในช่วงเดียวกันคือ [-1,1] ตามสมการที่ 3 [4]

$$pn = \frac{2(p - \min p)}{(\max p - \min p)} - 1 \quad (3)$$

เมื่อ pn = ตัวแปรที่ถูกลดทอนค่าแล้ว, p = ตัวแปรที่ต้องการลดทอนค่า, $\min p$ = ค่าต่ำสุดของตัวแปร p, $\max p$ = ค่าสูงสุดของตัวแปร p

จากนั้นทดลองกำหนดค่าน้ำหนักที่ใช้เป็นตัวคูณค่าฟังก์ชันเป้าหมายทั้ง 3 ค่า เป็นดังนี้คือให้ความสำคัญกับค่า (MSE_{500}) มากที่สุด โดยกำหนดค่าน้ำหนักเป็น 0.6, ให้ความสำคัญของค่า ΔMSE และ t_{500} เท่ากันโดยกำหนดค่าน้ำหนักเป็น 0.2

อย่างไรก็ตามค่าฟังก์ชันเป้าหมายหรือค่าฟิตเนสที่ดีที่สุดโดยรวมของโครงข่ายประสาทเทียมจะพิจารณาจาก ค่า MSE ที่น้อยที่สุดในรอบการเรียนรู้ที่ 500, แนวโน้มของค่า MSE ในจำนวนรอบการเรียนรู้ที่เพิ่มขึ้นมีค่าลดลงมากที่สุด (ΔMSE มากที่สุด) และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายน้อยที่สุด

ดังนั้นการคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่ใช้เป็นตัววัดความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมว่ามีโอกาสอยู่รอดหรือไม่ คือผลรวมของค่าฟังก์ชันเป้าหมายทั้ง 3 ค่าที่ผ่านการลดทอนให้อยู่ในช่วงเดียวกันคูณด้วยค่าน้ำหนัก แสดงได้ดังสมการที่ 4

$$obj_value = 0.6(MSE_{500}) + 0.2(-\Delta MSE) + 0.2(t_{500}) \quad (4)$$

2.3 การคัดเลือกประชากร (Selection)

ใช้การคัดเลือกแบบวงล้อรูเรท (roulette wheel) ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายเนื่องจากมีค่าความลำเอียง (bias) เป็นศูนย์และมีค่าการกระจายค่า โดยที่การคัดเลือกแบบวงล้อรูเรทจะแบ่งส่วนของพื้นที่รูเรทตามสัดส่วนของค่าฟิตเนส พื้นที่ได้กราฟ คือ ผลรวมของค่าฟิตเนสของประชากรแต่ละตัวและจะสุ่มตามจำนวนของประชากรที่ต้องการ [3]

2.4 การครอสโอเวอร์ (Crossover)

เนื่องจากโครโมโซมหรือประชากรที่สร้างขึ้นเข้ารหัสเป็นค่าจำนวนจริงจึงเลือกใช้การครอสโอเวอร์แบบใช้ค่าจำนวนจริง คือ การครอสโอเวอร์แบบขั้นกลาง (Intermediate recombination) [3] โดยกำหนดอัตราการครอสโอเวอร์เท่ากับ 0.9

2.5 การกลายพันธุ์ (Mutation)

ใช้การกลายพันธุ์แบบสุ่ม ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้กับการเข้ารหัสแบบจำนวนจริง [3] โดยกำหนดอัตราการมิวเทชันเท่ากับ 0.01

2.6 การสำเนาประชากร (Reinsertion)

เป็นขั้นตอนในการแทนที่ประชากรลูกหลาน ในประชากรพ่อแม่ โดยจะสำเนาประชากรลูกหลานที่ดีจำนวน 50% ในประชากรพ่อแม่เพื่อนำไปใช้เป็นประชากรในรุ่นถัดไป

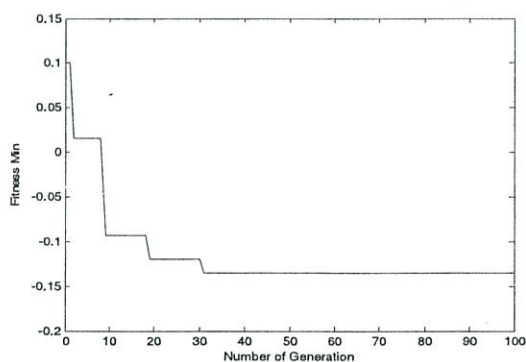
2.7 เงื่อนไขการหยุดค้นหาคำตอบของ GA

ให้กระบวนการของ GA สิ้นสุดการค้นหาคำตอบเมื่อพบโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถเรียนรู้ได้สำเร็จภายในจำนวนรอบการเรียนรู้ที่ไม่เกิน 500รอบ (ค่าMSEน้อยกว่าค่าเป้าหมายการเรียนรู้ที่กำหนดไว้คือ 0.01) ในกรณีที่กระบวนการไม่พบคำตอบตามเงื่อนไขดังกล่าวให้ GA ค้นหาคำตอบต่อไปจนกว่าจะครบจำนวนgeneration สูงสุดที่กำหนดไว้คือ 100 generation

3. ผลการทดลอง

3.1 ผลของการทดสอบประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ

ผลของการทดสอบประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดภายใต้เงื่อนไขและฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้ในขั้นตอนการออกแบบของวิธีทางพันธุศาสตร์ โดยพล็อตจากค่าฟังก์ชันเป้าหมายหรือค่าฟิตเนสที่ดีที่สุด(ค่าน้อยที่สุด)ของกระบวนการGAในแต่ละ generation รวมทั้งหมด 100 generation แสดงได้ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 กราฟประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ GA ในการสุ่มเข้าหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ตั้งแต่ generation ที่ 31 เป็นต้นไป

3.2 ผลการทดลองของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ

ตารางที่ 2 ค่าของโครโมโซมและค่าฟังก์ชันเป้าหมายใน generation ที่ 100

ลำดับโครโมโซม	จำนวนชั้นซ่อน	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย	ลำดับโครโมโซม	จำนวนชั้นซ่อน	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย
1	1	80	-0.135	11	1	75	-0.015
2	1	83	-0.131	12	1	76	0.055
3	1	84	-0.125	13	1	73	0.061
4	1	65	-0.105	14	1	91	0.070
5	1	92	-0.096	15	1	72	0.120
6	1	71	-0.082	16	1	88	0.283
7	1	72	-0.065	17	1	79	0.297
8	1	76	-0.062	18	1	76	0.311
9	1	79	-0.054	19	1	70	0.317
10	1	91	-0.042	20	1	75	0.328

3.3 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนดรูปแบบตามค่าของโครโมโซมที่ได้จากกระบวนการของ GA

ทดลองนำค่าตัวแปรของโครโมโซมที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายดีที่สุด 3 อันดับ ได้แก่โครโมโซมลำดับที่ 1-3 และโครโมโซมที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายด้อยที่สุด 3 อันดับ ได้แก่โครโมโซมลำดับที่ 18-20 ของการทดลองแต่ละครั้ง ในตารางที่ 2 ไปกำหนดจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแล้วนำไปเรียนรู้และฝึกสอนโครงข่ายต่อให้สำเร็จกับข้อมูลปัญหาการพยากรณ์ผลผลิตน้ำมันโคโดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักกลาง (weight) และไบอัส (bias) เริ่มต้นของโครงข่ายเป็นค่าเดียวกันกับค่าถ่วงน้ำหนักกลาง และค่าไบอัสสุดท้ายที่ได้จากการฝึกสอนในระหว่างกระบวนการของ GA เมื่อฝึกสอนโครงข่ายดังกล่าวสำเร็จแล้วทำการทดสอบโครงข่ายด้วยข้อมูลทดสอบ (testing patterns) คือปริมาณผลผลิตน้ำมันโคในอดีตจำนวน 4,474 ชุด ที่ไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลฝึกสอน

3.3.1 ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

การทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมจะวัดประสิทธิภาพโดยใช้ ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) หรือ MAPE ของข้อมูลทดสอบเป็นเกณฑ์ ดังสมการที่ 5 [4]

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Ea_i - Ef_i}{Ea_i} \right| \times 100 \quad (5)$$

เมื่อ Ea_i คือ ปริมาณผลผลิตน้ำมันจริง (kg.), Ef_i คือ ปริมาณผลผลิตน้ำมันจากการพยากรณ์(kg.) และ N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ผลการทดลองฝึกสอนโครงข่ายต่อจนสำเร็จรวมทั้งทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่กล่าวไปข้างต้นแสดงได้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลของการทดลองฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

ลำดับโครงข่าย	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (พีคเนต)	จำนวนรอบการเรียนรู้ (epochs)	เวลาในการเรียนรู้ (นาที)	MAPE (%)
1	80	-0.135	1588	30.46	6.24
2	83	-0.131	1595	38.93	7.05
3	84	-0.125	1705	42.30	7.09
18	76	0.311	4396	92.34	6.99
19	70	0.317	4470	96.95	6.64
20	75	0.328	5430	102.52	7.01

จากตารางที่ 3 พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนดจำนวนชั้นซ่อนและนิวรอนในชั้นซ่อน ตามค่าของโครงข่ายที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่ดีที่สุด ใช้จำนวนรอบและเวลาในการฝึกสอนน้อยกว่าโครงข่ายที่มีค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่ด้อยกว่า และค่า MAPE อยู่ในช่วงใกล้เคียงกัน

3.3 การทดลองสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธี Trial and error

ตารางที่ 4 ผลการทดลองสร้างโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธี Pruning

แบบจำลองที่	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	จำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs)	เวลาในการเรียนรู้ (นาที)	MAPE (%)
1	100	4491	137.56	6.98
2	99	4384	125.23	6.97
3	98	4357	117.04	6.95
4	97	4403	106.86	6.88
5	96	4340	106.09	6.64
6	95	3587	98.78	6.63
7	94	3590	98.65	6.64
8	93	3354	69.98	6.61
9	92	3168	64.05	6.35
10	91	2878	54.10	6.33
11	90	2884	54.93	6.99
12	89	3144	60.40	7.04
13	88	3127	60.91	7.08
14	87	3371	70.55	7.09
15	86	3392	70.40	7.11

จากตารางที่ 4 พบว่าโครงข่ายที่ดีที่สุดคือแบบจำลองที่ 10

3.4 การเปรียบเทียบการหารูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมระหว่างวิธี Trial and error และวิธีที่นำเสนอ

ตารางที่ 5 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของวิธี Trial and error และวิธีที่นำเสนอ (ANN – GA)

วิธีการ (Method)	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	จำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs)	เวลาในการเรียนรู้ (นาที)	MAPE (%)
Trial and error	91	2878	54.10	6.33
ANN-GA	80	1588	30.46	6.24

4. สรุป

การพยากรณ์ปริมาณการให้ผลผลิตน้ำมันโคโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์มาหารูปแบบที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมภายใต้เงื่อนไขต่างๆที่กำหนดตามวิธีที่นำเสนอไว้แล้วข้างต้น ทำให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้กับปัญหาที่เรีวรวมทั้งมีประสิทธิภาพของการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์ที่ดีและยอมรับได้ อย่างไรก็ตามวิธีที่นำเสนอจะจำเป็นต้องทำการค้นหารูปแบบที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมทุกครั้งที่มีการเรียนรู้กับปัญหาใหม่ๆ เนื่องจากความซับซ้อนของข้อมูลเปลี่ยนไปส่งผลให้รูปแบบของโครงข่ายแปรผันตามความซับซ้อนของข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงไปด้วย นอกจากนี้เมื่อเปรียบเทียบวิธีที่นำเสนอกับวิธี trial and error แล้วพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอใช้เวลาในการเรียนรู้และใช้จำนวนรอบการเรียนรู้น้อยกว่า

เอกสารอ้างอิง

- [1] M. Zekic, "Structure Optimization of Neural Networks in Relation to Underlying Data," Proceeding of the 7th International Conference on Operational Research KOI'98, pp. 135-144, 30 Sep. – 2 Oct. 1998.
- [2] K.S. Tang, C.Y. Chan, K.F. Man and S. Kwong, "Genetic structure for NN topology and weights optimization," Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications, 1995. GALESIA. First International Conference, pp.250 – 255, 12-14 Sep 1995.
- [3] A. Chipperfield, P. Fleming, H. Pohlheim and C. Fonseca, "Genetic Algorithm Toolbox User's Guide," The Math Work Inc., 2004.
- [4] H. Demuth and M. Beale, "Neural Network Toolbox User's Guide," The Math Work Inc., March 2001.

ประวัติผู้เขียนบทความ



นายคุณชญา ธิเชียว ปัจจุบันกำลังศึกษาต่อในระดับปริญญาโท ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง สนใจงานวิจัยทางด้านปัญญาประดิษฐ์



นายเอื้อน ปิ่นเงิน จบการศึกษาปริญญาเอกทางด้านคอมพิวเตอร์จาก University of Nebraska เมือง Lincoln ประเทศสหรัฐอเมริกา ปัจจุบันดำรงตำแหน่งรองศาสตราจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สจล. สนใจทำการวิจัยทางด้านปัญญาประดิษฐ์ วิศวกรรมซอฟต์แวร์และวิศวกรรมสารสนเทศ โดยเน้นการด้าน Machine Learning และ Soft Computing.



วิศวกรรมลาดกระบัง

คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang

ปีที่ 25 ฉบับที่ 2

มิถุนายน 2551

วิศวกรรมเคมี

1. การสังเคราะห์แก๊สไฮโดรคาร์บอนกับมันส์จากกาทเทิลแทนทินเพื่อฟูรอลคาร์บอนไดร็อกไซด์ โดยการกระตุ้นด้วยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์
เกรียงศักดิ์ ไกรวัฒน์วงศ์ ประจิมะ ทะม่อน 1

วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

2. การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ร่วมกับการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วน
กฤษฎา อธิเชียว เอื้อน ปิ่นเงิน 7

วิศวกรรมโทรคมนาคม

3. วงจรกำเนิดสัญญาณรูปคลื่นไซน์แบบควอดราเจอร์ทำงานในแบบสัญญาณกระแสด้วยวงจร DVCC
มนตรี คำเงิน กอบรัช เศรษฐาภู 13
4. วงจรเรียงกระแสเต็มคลื่นโดยวงจร DDCC
มนตรี คำเงิน ทักษิณี พรหมมี กอบรัช เศรษฐาภู 19

วิศวกรรมไฟฟ้ากำลัง

5. ผลกระทบจากการต่อเชื่อมของผู้ผลิตไฟฟ้ารายเล็กต่อคุณภาพไฟฟ้า
สุธีวัฒน์ นงนุช มณฑล สกลจินดาไกรฤกษ์ สุธี บรรจงจิตร 25
6. การออกแบบหม้อแปลงไฟฟ้า 50-Hz โดยใช้วิธีผลคูณพื้นที่
ธีรวิทย์ น้อยดิศ วิริยะ ทิเรจักษ์วิญ 31

อิเล็กทรอนิกส์

7. การศึกษาการวัดความถี่ของทีเอสซีพีเอ็มด้วยเทคนิคการกระจายแสงแบบรามาน
อรรถพร สุทธิจิต วิสุทธิ สุทธิรุ่งเรือง 37
8. การศึกษาการสร้างโครงสร้างจุลภาค 3 มิติ โดยการถ่ายแบบลายวงจรด้วยเทคนิคเกย์สเกล
จิรวัดณ์ จันทะวงค์ นิธิ อัดดี อรรถพล สุทธิจิต สุรศักดิ์ เมื่อนเจริญ 42

วิศวกรรมอุตสาหการ

9. ปฏิกิริยาการกัดกร่อนของตัวกันของวัสดุเมทัลลัมเชิง 2 มิติภายใต้การสั่นแนวตั้ง
สทนต์ ศล่องบุญจิต 47

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยประยุกต์ใช้วิธีทาง พันธุศาสตร์ร่วมกับการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วน

Design of Artificial Neural Networks

by Applying Genetic Algorithms with Partial Training

กฤษฎา ธิเขียว เอื้อน ปิ่นเงิน

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ โครงการสำนักวิจัยการสื่อสารและเทคโนโลยีสารสนเทศ (ReCCIT)

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาด โดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการหารูปแบบการเชื่อมต่อระหว่างโหนด จำนวนโหนด และค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้และลดความเป็นไปได้ของการเกิดปัญหาค่าความเหมาะสมที่สุดเฉพาะที่ในการเรียนรู้ของโครงข่าย ซึ่งวิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอจะทำการเปลี่ยนแปลงทั้งโครงสร้างและค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมไปพร้อมกัน โดยใช้วิธีการฝึกสอนโครงข่ายไปบางส่วนร่วมกับวิธีการดำเนินการทางพันธุศาสตร์ รวมถึงมีการกำหนดตัวแปรในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่หลากหลายเพื่อใช้ในการวัดประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของโครงข่ายที่คาดว่าเมื่อนำโครงข่ายไปเรียนรู้เพิ่มเติมแล้วสามารถเรียนรู้ได้เร็วและเรียนรู้ได้สำเร็จ เพื่อที่จะตรวจสอบประสิทธิภาพของวิธีที่นำเสนอดังกล่าว จึงทดสอบกับปัญหา Peak function approximation และ Mackey-Glass Chaotic Time Series แล้วเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาด และโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบโดยวิธีทางพันธุศาสตร์แบบเดิม จากผลการทดลองพบว่าวิธีที่นำเสนอมีความถูกต้องแม่นยำมากกว่าวิธีที่กล่าวมา

คำสำคัญ : วิธีทางพันธุศาสตร์, โครงข่ายประสาทเทียม, การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

This research presents back-propagation neural network using Genetic Algorithm (GA) to find the connection between nodes, the number of nodes, the relevant initial weight and the bias of neural network in order to increase learning effective and reduce the probability of local minima problem in network learning. This method evolve both structure and weights by applying network partial training and genetic operator. We set many variable of the objective function in order to measure learning efficiency of the network. We expect that the selected neural network will learn fast and success when it is fully trained. To verify the effective of proposed method, we test it with peak function approximation and Mackey-Glass Chaotic Time Series. Then we compare the results with the standard back-propagation neural network and with the traditional neuron network which is designed by Genetic Algorithm. The result shows that this method gives the better accuracy.

Keywords : Genetic Algorithm, Neural Network, Design of Neural Networks

1. บทนำ

ปัจจุบันแนวความคิดในการประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมได้แตกแขนงออกไปอย่างกว้างขวางในหลายๆ ด้าน เช่น ทางด้าน Data Forecasting, Pattern Recognition, Remote Sensing ฯลฯ การนำโครงข่ายประสาทเทียมมาแก้ปัญหาแต่ละแบบต้องมีการออกแบบโครงข่ายขึ้นมาเฉพาะสำหรับงานที่ใช้ เนื่องจากรูปแบบของแต่ละโครงข่ายมีผลต่อการแก้ปัญหาที่ไม่เหมือนกัน แต่ปัญหาอย่างหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมคือไม่ทราบว่าควรจะให้โครงข่ายโครงสร้างโครงข่ายอย่างไรจึงจะเหมาะสมกับปัญหา เพราะยังไม่มีทฤษฎีใดๆ ที่จะสามารถกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนให้มีค่าแน่นอนและเหมาะสมได้ ซึ่งโครงข่ายดังกล่าวส่งผลต่อประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายในด้านต่างๆ เช่น การใช้เวลาในการเรียนรู้ของโครงข่าย การเรียนรู้ได้หรือไม่สามารถเรียนรู้ได้ของโครงข่าย นอกจากนี้ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่จะนำไปใช้ในกระบวนการเรียนรู้ก็เป็นอีกสิ่งหนึ่งที่สำคัญซึ่งอาจส่งผลต่อการเกิดปัญหาของค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ (local minimum) ในการเรียนรู้ของโครงข่ายได้เนื่องจากในขั้นตอนของการทำให้ค่าความผิดพลาดระหว่างค่าเอาท์พุทและค่าเป้าหมายที่ต้องการ (desired target) ของโครงข่ายมีค่าน้อยที่สุดนั้น โดยทั่วไปใช้ข้อมูลเกรเดียนต์ (gradient information) ของฟังก์ชันความผิดพลาดดังกล่าวเป็นตัวแปรในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้ค่าความผิดพลาดของโครงข่ายลดลง ด้วยเหตุผลดังกล่าวจึงต้องหาวิธีการออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมรวมทั้งหาค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่เหมาะสม เพื่อให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้กับปัญหาได้อย่างมีประสิทธิภาพ ที่ผ่านมามีการเสนอวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมอยู่หลายวิธี ซึ่งวิธีที่นิยมใช้กันแพร่หลายคือ Destructive algorithm เช่น Pruning [1] อีกวิธีหนึ่งที่น่าสนใจคือ Constructive algorithm เช่น Cascading [2,3] ซึ่งทั้งสองวิธีที่กล่าวมาใช้กระบวนการของ gradient descent optimization ในการหาค่าตอบ ทำให้อาจมีความเสี่ยงสูงต่อการเกิดปัญหาความเหมาะสมเฉพาะที่ (local minimum) ได้ [1,2,3] นอกจากนี้วิธี

ดังกล่าวแล้วยังมีการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมีแนวคิดในการนำเสนอของแต่ละวิธีที่แตกต่างกันไปเช่นใน [3] เป็นการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างในลักษณะ structural modular neural network ซึ่งมีโครงสร้างของโหนดในชั้นซ่อนผสมกันระหว่าง back-propagation (BP) hidden node และ radial basis function (RBF) hidden node โดยโครงข่ายมีการเชื่อมต่อกันระหว่างโหนดอยู่ในรูปแบบมาตรฐาน และใน [4] เป็นการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างในลักษณะมาตรฐานทั่วไป ซึ่งในกระบวนการ GA จะทำการหาจำนวนชั้นซ่อน, จำนวนโหนดในชั้นซ่อนพร้อมกับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายที่สามารถนำไปใช้งานได้โดยทันที

ดังนั้นบทความนี้จึงนำเสนอการใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ (GA) อีกวิธีหนึ่งในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างของการเชื่อมต่อกันระหว่างโหนดที่ไม่จำกัดอยู่เฉพาะการเชื่อมต่อกับโหนดที่อยู่ในชั้นถัดไปที่ติดกันเท่านั้น และโครงสร้างของโครงข่ายดังกล่าวไม่มีการกำหนดว่ามีจำนวนชั้นซ่อนกี่ชั้นซ่อนเพียงแต่มีการกำหนดกลุ่มของจำนวนโหนดในชั้นซ่อนสูงสุดไว้แล้วให้กระบวนการทำการเชื่อมต่อระหว่างโหนดในชั้นซ่อนดังกล่าวตามเงื่อนไขที่กำหนดเอง รวมทั้งมีการนำเสนอการกำหนดตัวแปรในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่หลากหลายเพื่อใช้ในการวัดประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของโครงข่ายที่คาดว่าเมื่อนำโครงข่ายไปเรียนรู้เพิ่มเติมแล้วสามารถเรียนรู้ได้เร็วและเรียนรู้ได้สำเร็จ

2. การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ที่นำเสนอ

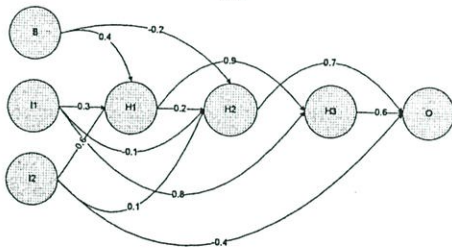
2.1 รูปแบบของโครโมโซม (Chromosome representation)

รูปแบบโครงสร้างของโครโมโซมแสดงอยู่ในรูปของเมตริกซ์ (matrix) ขนาด $N \times N$ โดย N คือ จำนวนโหนดทั้งหมดของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งประกอบด้วยจำนวนโหนดในชั้นอินพุท (I_1, I_2), จำนวนไบอัสโหนด (B), จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (H_1-H_3), และจำนวนโหนดในชั้นเอาท์พุท (O) แสดงตัวอย่างโครโมโซมดังกล่าวได้ดังรูปที่ 1 การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นอินพุทและชั้น

เอาท์พุทขึ้นอยู่กับรูปแบบของแต่ละปัญหาที่จะนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้งาน, จำนวนโหนดในชั้นซ่อนจะต้องมีการกำหนดจำนวนโหนดสูงสุดไว้ก่อนเสมอ และจำนวนของไบอัสโหนดเท่ากับ 1 โหนด ค่าของยีนต์ภายในโครโมโซมจะแสดงการเชื่อมต่อระหว่างโหนด (connection link) และค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) ที่สัมพันธ์กับการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของโครงข่ายประสาทเทียมตามรูปแบบการเข้ารหัสของโครโมโซม

	B	I1	I2	H1	H2	H3	O
B	0	0	0	1	1	0	0
I1	0	0	0	1	1	1	0
I2	0	0	0	1	1	0	1
H1	0.4	-0.3	0.6	0	1	1	0
H2	-0.2	-0.1	0.1	0.2	0	0	1
H3	0	0.5	0	0.9	0	0	1
O	0	0	-0.4	0	0.7	-0.6	0

(a)



(b)

รูปที่ 1 แสดงตัวอย่างของโครโมโซม(a)โครโมโซมที่อยู่ในรูปแบบของเมตริกซ์ (b)โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ถอดรหัสจากโครโมโซมดังกล่าว

จากรูปที่ 1 ยีนต์ที่แสดงการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของโครงข่ายประสาทเทียมจะเข้ารหัสแบบไบนารีบิต (binary bit) โดย 1 หมายถึงมีการเชื่อมต่อระหว่างโหนด และ 0 หมายถึง ไม่มีการเชื่อมต่อระหว่างโหนด โดยมีเงื่อนไขในการเชื่อมต่อของโหนดต่างๆในโครโมโซม ดังนี้คือ ไม่มีการเชื่อมต่อถึงกันภายในโหนดของชั้นอินพุท, ไม่มีการเชื่อมต่อถึงกันภายในโหนดของชั้นเอาท์พุท, ไม่มีการเชื่อมต่อถึงกันระหว่างโหนดของชั้นอินพุท กับไบอัสโหนด, ในแต่ละโหนดจะ ไม่มีการเชื่อมต่อเข้าหาตัวเอง และการเชื่อมต่อระหว่างโหนดจะเป็นแบบเชื่อมต่อไปข้างหน้า (forward link) เท่านั้น นอกเหนือจากเงื่อนไขดังกล่าวแล้วการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเชื่อมต่อกันได้อย่างอิสระ ยีนต์ที่

แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมจะเข้ารหัสแบบเลขจำนวนจริง (real number) อยู่ในช่วง $[-1, 1]$ และจะแสดงค่าของยีนต์ที่อยู่ในช่วงดังกล่าวเฉพาะยีนต์ที่สัมพันธ์กับยีนต์ของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดที่มีค่าเป็น 1 เท่านั้น

จำนวนโหนดในชั้นซ่อนสูงสุดดังกล่าวที่ถูกกำหนดไว้ก่อนแล้วนั้นไม่จำเป็นต้องนำไปใช้ในการประมวลผลทุกโหนด ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของการเชื่อมต่อถึงกันระหว่างโหนดภายในโครงข่ายประสาทเทียม โดยให้ตัดโหนดใดๆในชั้นซ่อนออกจากโครงข่ายเมื่อเงื่อนไขตรงตามที่กำหนดดังนี้

- โหนดใดๆก็ตามในชั้นซ่อนที่ไม่มีเส้นทางส่งข้อมูลจากอินพุทไปยังโหนดนั้นๆ
- โหนดใดๆก็ตามในชั้นซ่อนที่ไม่มีเส้นทางส่งผลลัพธ์ไปยังโหนดในชั้นเอาท์พุท

2.2 ค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Function)

การคำนวณค่าฟังก์ชันเป้าหมายเพื่อใช้เป็นค่าที่วัดความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมว่ามีโอกาสถูกเลือกไปเป็นประชากรรุ่นถัดไปหรือไม่ แสดงได้ดังสมการที่ 1

$$F = w_1 \times f_1 + w_2 \times f_2 + w_3 \times f_3 \quad (1)$$

เมื่อ f_1 คือ ค่าของการวัดประสิทธิภาพในการฝึกสอนบางส่วน (partial training error) ของโครงข่ายประสาทเทียม (เช่น ค่า Mean Square Error, Sum Square Error เป็นต้น), f_2 คือ ค่าผลต่างของ f_1 ณ ตำแหน่งของรอบการเรียนรู้ (Epochs) ที่ต่างกันสองตำแหน่ง, f_3 คือ จำนวนของเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดทั้งหมดของโครงข่ายฯ และ w_1, w_2, w_3 คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) ซึ่งกำหนดให้กับ f_1, f_2, f_3 ตามลำดับ โดยที่ค่าของ f_1, f_2, f_3 ดังกล่าวต้องผ่านการลดทอนค่าของแต่ละตัวแปรให้อยู่ในช่วงเดียวกันคือ $[0, 1]$

2.3 การครอสโอเวอร์ (Crossover Operator)

สุ่มเลือกจับคู่ระหว่าง 2 โครโมโซมเพื่อแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างกันด้วยอัตราการครอสโอเวอร์ที่กำหนด หลังจากนั้นสุ่มเลือกตำแหน่งของโหนดในชั้นซ่อน 1 ตำแหน่งเพื่อใช้เป็นจุดเริ่มต้น สำหรับการแลกเปลี่ยนข้อมูลการเชื่อมต่อและค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างกันของทั้งสองโครโมโซมไปจนถึงโหนดสุดท้ายในชั้นเอาท์พุท รูปที่ 2

แสดงตัวอย่างการครอสโอเวอร์โดยสมมติให้โหนดตำแหน่งที่2 (H2)ในชั้นซ่อนเป็นตำแหน่งที่ถูกสุ่มเลือก

ก่อน Crossover		หลัง Crossover	
Parent 1		Offspring 1	
	B II H1 H2 H3 O		B II H1 H2 H3 O
B	0 0 1 1 0 0	B	0 0 1 0 1 1
II	0 0 1 1 1 0	II	0 0 1 1 0 1
H1	0.4 -0.3 0 1 1 0	H1	0.4 -0.3 0 0 0 1
H2	0.2 -0.1 0.2 0 0 1	H2	0 0.7 0 0 1 0
H3	0 0.8 0.9 0 0 1	H3	0.4 0 0 0.5 0 0
O	0 0 0 0.7 -0.6 0	O	0.1 0.9 0.1 0 0 0

Parent 2		Offspring 2	
	B II H1 H2 H3 O		B II H1 H2 H3 O
B	0 0 0 0 1 1	B	0 0 0 1 0 0
II	0 0 1 1 0 1	II	0 0 1 1 1 0
H1	0 0.5 0 0 0 1	H1	0 0.5 0 1 1 0
H2	0 0.7 0 0 1 0	H2	0.2 -0.1 0.2 0 0 1
H3	0.4 0 0 0.5 0 0	H3	0 0.8 0.9 0 0 1
O	0.1 0.9 0.3 0 0 0	O	0 0 0 0.7 -0.6 0

รูปที่ 2 แสดงการครอสโอเวอร์ของโครโมโซม

2.4 การมิวเตชัน (Mutation Operator)

จะทำการมิวเตชันด้วยอัตราการมิวเตชันที่กำหนดเฉพาะทุกยีนส์ที่แสดงการเชื่อมต่อระหว่างโหนดเท่านั้น ถ้ายีนส์ ณ ตำแหน่งใดถูกมิวเตชัน จะเปลี่ยนค่าของยีนส์ที่ตำแหน่งนั้นเป็นตรงข้ามพร้อมทั้งเปลี่ยนค่าของค่าถ่วงน้ำหนัก ณ ตำแหน่งของยีนส์ที่สัมพันธ์กันให้สอดคล้องกับค่าของยีนส์ที่เปลี่ยนแปลงไปด้วยวิธีการสุ่มค่า ดังรูปที่ 3 แสดงตัวอย่างการมิวเตชันโดยกำหนดตำแหน่งยีนส์ที่ถูกมิวเตชัน คือ(B->H2) ,(B->O), (II->H3),(H1->O) และ (H3->O)

ก่อน Mutation		หลัง Mutation	
	B II H1 H2 H3 O		B II H1 H2 H3 O
B	0 0 1 1 0 0	B	0 0 1 0 0 1
II	0 0 1 1 1 0	II	0 0 1 1 0 0
H1	0.4 -0.3 0 1 1 0	H1	0.4 -0.3 0 1 1 1
H2	0.2 -0.1 0.2 0 0 1	H2	0 -0.1 0.2 0 0 1
H3	0 0.8 0.9 0 0 1	H3	0 0 0.9 0 0 0
O	0 0 0 0.7 -0.6 0	O	0.1 0 0.1 0.7 1 0

รูปที่ 3 แสดงการมิวเตชันของโครโมโซม

2.5 การคัดเลือกประชากร (Selection process)

ใช้การคัดเลือกแบบยูนิเวอร์ซอลโดยสุ่ม (Stochastic Universal Sampling)

2.6 การสำเนาประชากร (Reinsertion)

ทดลองกำหนดการคัดลอกประชากรรุ่นปัจจุบันที่ดี 20%แทนที่ในประชากรรุ่นถัดไปทุกรุ่นและอีก80%ได้มาจาก GA เนื่องจากเป็นค่าที่ส่งผลให้มีความหลากหลายทางพันธุกรรมแล้วยังสามารถคงประชากรที่ดีในรุ่นก่อนหน้าไว้ได้อีกด้วย

2.7 เงื่อนไขในการหยุดค้นหาคำตอบ (Stopping criteria)

เมื่อพบคำตอบเป้าหมายที่ต้องการ หรือ ค้นหาคำตอบจนถึงจำนวน Generation ที่กำหนดจึงหยุดค้นหา

2.8 กระบวนการของวิธีทางพันธุศาสตร์ที่ใช้ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอ

กระบวนการในการวิวัฒนาการของโครงสร้างและค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมมีดังนี้ (1)สร้างประชากรเริ่มต้นด้วยวิธีการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดให้โครงข่ายเชื่อมต่อกันทุกโหนด,(2) ทำการฝึกสอนโครงข่ายบางส่วน(partial training)ทุกๆ โครงข่ายในทุกๆ generation โดยการกำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้สูงสุดไว้จำนวนหนึ่งด้วยวิธีการฝึกสอนแบบแพร่ค่าความผิดพลาดย้อนกลับ จากนั้นนำค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย ณ รอบการเรียนรู้ที่กำหนดดังกล่าวมาใช้ในการดำเนินการทางพันธุศาสตร์ต่อไป,(3) คำนวณค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมและใช้ตัวดำเนินการทางพันธุศาสตร์ในการสร้างประชากรรุ่นถัดไป จนกว่าจะถึงเงื่อนไขในการหยุดค้นหาคำตอบของ GA ที่กำหนด,(4)ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งได้จากโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดต่อเนื่องไปจนกว่าจะถึงค่าเป้าหมายต่างๆที่กำหนด(fully training)

3. การทดลองและผลการทดลอง

เพื่อที่จะตรวจสอบ(verify)ประสิทธิภาพของวิธีที่นำเสนอจึงใช้ปัญหามาตรฐานคือ Peak function approximation และ Mackey-Glass Chaotic Time Series ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

3.1 Peak function approximation

Peak function คือความสัมพันธ์ระหว่างค่า x และ y ซึ่งแสดงได้ดังสมการที่ 2

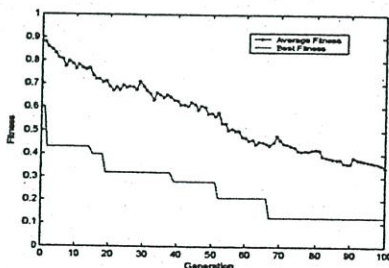
$$Z = 3(1-x)^2 e^{-(x^2-0.5x^3)} - 10\left(\frac{x}{5} - x^2 - y^2\right) e^{-(x^2-y^2)} - \frac{1}{3} e^{-(x+0.5y)^2} + noise \tag{2}$$

โดยที่ค่าของ x และ y อยู่ในช่วง $[-3,3]$ หรือ $(-3 \leq x \leq 3, -3 \leq y \leq 3)$ และ noise มีการกระจายแบบปกติ (normally distributed noise) โดยมีค่าเฉลี่ย (mean) เท่ากับ 0 ค่าความแปรปรวน (variance) เท่ากับ 1

ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมได้จากสมการที่ 2 โดยใช้จำนวนข้อมูลเพื่อการฝึกสอนและทดสอบเท่ากับ 441 ชุด และ 400 ชุด ตามลำดับ การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆของGANั้นได้อ้างอิงมาจากค่าที่นิยมใช้ในงานวิจัยต่างๆที่เกี่ยวข้องดังต่อไปนี้ จำนวนประชากรเท่ากับ 30, อัตราการครอสโอเวอร์เท่ากับ 0.8, อัตราการมิวเทชันเท่ากับ 0.1, จำนวนโหนดอินพุตเท่ากับ 2, จำนวนโหนดเอาต์พุตเท่ากับ 1, จำนวนโหนดในชั้นซ่อนสูงสุดเท่ากับ 30, จำนวน generation เท่ากับ 100, ใช้ค่า mean square error (MSE) ในการวัดประสิทธิภาพของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่าย, จำนวนรอบ (epochs) ในการฝึกสอนไปบางส่วนเท่ากับ 500 รอบ, กำหนดการวัดค่าผลต่างของ MSE ณ จุดที่ฝึกสอนโครงข่ายเสร็จสิ้น 300 และ 500 รอบ, ค่าถ่วงน้ำหนัก (w_1) เท่ากับ 0.6, (w_2) เท่ากับ 0.2 และ (w_3) เท่ากับ 0.2

3.1.1 ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลอง

ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสม (fitness) ของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการ (generation) โดยกระบวนการลู่อู่เข้าหาค่า fitness ที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.1251 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 67 และมีค่าเฉลี่ยของ fitness ในรอบการวิวัฒนาการที่ 100 เท่ากับ 0.3413 ดังแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 แสดงผลการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการ

3.1.2 การเปรียบเทียบผลการทดลอง

เพื่อที่จะเปรียบเทียบวิธีที่นำเสนอในบทความนี้กับวิธีที่นำเสนอใน [3] จึงใช้ข้อมูลของปัญหาเดียวกันคือ Peak

function approximation มาฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมของทั้งสองวิธีการ ซึ่งผลการเปรียบเทียบได้ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

	Number of hidden nodes	Number of connections	MSE of training data	MSE of testing data
ANN ที่นำเสนอ	17	71	0.0198	0.0327
SMNN [3]	25 (10-BP,15-RBF)	75	0.0308	0.0422
BPNN [3]	53	159	0.0218	0.0462
RBFNN [3]	100	300	0.0376	0.0450

จากตารางที่ 1 พบว่าวิธีที่นำเสนอสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพ (Percentage Performance Improvement) ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมได้ดีกว่าวิธี SMNN, BPNN และ RBFNN เท่ากับ 35.71%, 9.17% และ 47.34% ตามลำดับ และสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพในการทดสอบโครงข่ายได้ดีกว่าวิธี SMNN, BPNN และ RBFNN เท่ากับ 22.51%, 29.22% และ 27.33% ตามลำดับ รวมทั้งมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและจำนวนเส้นเชื่อมต่อโหนดน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จาก 3 วิธี

3.2 Mackey-Glass chaotic time series

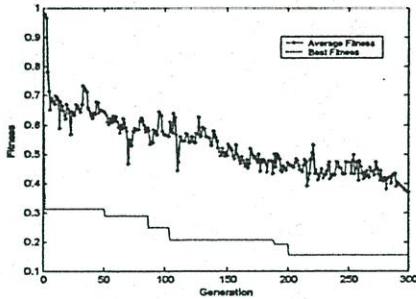
Mackey-Glass time series คือสมการที่อยู่ในรูปแบบของสมการดิฟเฟอเรนเชียล (differential equation) ดังแสดงได้ดังสมการที่ 3

$$\frac{dx(t)}{dt} = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t) \quad (3)$$

เราสร้างข้อมูลเพื่อฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายจากสมการข้างต้นได้โดยใช้วิธี 4-th order Runge-Kutta ด้วยค่า step size เท่ากับ 0.1 และเงื่อนไขเริ่มต้นคือ $x(0)=1.2, x(t)=0$ สำหรับ $t < 0$ และ $\tau=100$ โดยใช้ข้อมูลใน 250 วินาทีแรก (ข้อมูล 250 ชุดแรก) ในการฝึกสอนโครงข่ายฯ และใช้ข้อมูลที่ถัดจาก 250 วินาทีแรกไปอีก 250, 800, 2,000 และ 3,000 วินาที ในการทดสอบโครงข่ายอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมมี 4 อินพุต ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูล ณ 4 จุดคือ $x(t), x(t-6), x(t-12)$ และ $x(t-18)$ เอาท์พุตของโครงข่ายมี 1 เอาท์พุตคือ $x(t+6)$ การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆเหมือนกับที่กำหนดในปัญหา Peak function ยกเว้นใช้จำนวน generation เท่ากับ 300, ใช้ค่า Sum square error (SSE) ในการวัดประสิทธิภาพของการฝึกสอนและทดสอบโครงข่าย

3.2.1 ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลอง

ผลของการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละ generation โดยกระบวนการสุ่มเข้าหาค่า fitness ที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.1539 ในรอบการวิวัฒนาการที่ 201 และมีค่าเฉลี่ยของ fitness ในรอบการวิวัฒนาการที่ 300 เท่ากับ 0.3705 ดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 แสดงผลการเปลี่ยนแปลงค่าความเหมาะสมของโครโมโซมในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการ

3.2.2 การเปรียบเทียบผลการทดลอง

เพื่อที่จะเปรียบวิธีที่นำเสนอในบทความนี้กับวิธีที่นำเสนอใน[4] จึงใช้ข้อมูลของปัญหาเดียวกัน Mackey-Glass chaotic time series มาฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมของทั้งสองวิธีการ ซึ่งผลการเปรียบเทียบแสดงได้ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

	ANN ที่นำเสนอ	HGA-NN [4]	Back-propagation [4]
Number of hidden nodes	15	15	20
Number of connections	71	75	100
Training error*	1.4126(2.0189**)	1.6921(2.0193**)	4.0664
Testing error1*	1.8764	2.0963	4.4949
Testing error2*	3.2953	3.8527	7.6409
Testing error3*	5.1841	5.3552	11.1986
Testing error4*	6.8027	7.1206	13.8294

* Training error ค่า SSE ในการฝึกสอนโครงข่ายโดยใช้ข้อมูล 250 วินาทีแรก(ข้อมูล 250 ชุดแรก), Testing error1, Testing error2, Testing error3 และ Testing error4: คือค่า SSE ในการทดสอบโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลที่ถัดจาก 250 วินาทีแรกไปอีก 250วินาที, 800วินาที, 2,000วินาที และ 3,000วินาที ตามลำดับ ** ค่าเฉลี่ย SSE ของการฝึกสอนโครงข่ายในรอบการวิวัฒนาการสุดท้าย

จากตารางที่ 2 พบว่าวิธีที่นำเสนอสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมได้ดีกว่าวิธี HGA-NN และ Back-propagation (BP) เท่ากับ 16.77 % และ 65.26% ตามลำดับ และสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพในการทดสอบโครงข่ายแต่ละครั้งได้ดีกว่า

วิธี HGA-NN และ BP ตามลำดับ ดังนี้ Testing error1 เท่ากับ 10.48%และ 58.25%,Testing error2 เท่ากับ 14.46% และ56.87% ,Testing error3 เท่ากับ3.19%และ53.70% , Testing error4 เท่ากับ 4.46% และ50.80% นอกจากนี้วิธีที่นำเสนอสามารถสุ่มเข้าหาค่าตอบ (ค่าSSE) ที่ต่ำกว่าวิธี HGA-NN ใน generation ที่ 87 โดยมีค่า SSE เท่ากับ 1.6905 ในขณะที่วิธี HGA-NN มีค่าคำตอบที่ดีที่สุดคือ SSE เท่ากับ1.6921 ต้องใช้จำนวนgeneration ถึง 300 generation

4. สรุป

โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีที่นำเสนอมีโครงสร้างที่ไม่จำกัดอยู่เฉพาะการเชื่อมต่อกับโหนดที่อยู่ในชั้นถัดไปที่ติดกันเท่านั้นและไม่จำเป็นต้องเชื่อมต่อกันทุกโหนดทำให้ไม่มีข้อเสียในเชิงโครงสร้างของโครงข่ายที่นำเสนอเมื่อเทียบกับBPและRBFทั่วไปเนื่องจากมีความยืดหยุ่นมากกว่าเพราะโครงข่ายสามารถมีโครงสร้างเป็นไปได้ทุกรูปแบบรวมทั้งมีการใช้การค้นหาเฉพาะที่คือการฝึกสอนโครงข่ายไปบางส่วนร่วมกับการค้นหาแบบครอบคลุม คือการใช้กระบวนการของGA เพื่อช่วยให้ค้นพบค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่เหมาะสมของโครงข่ายได้เร็วและช่วยลดการเกิดปัญหาค่าความเหมาะสมเฉพาะที่ของคำตอบที่ได้ ส่งผลให้การฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายมีประสิทธิภาพมากขึ้น

5. เอกสารอ้างอิง

- [1] M. Zekic, "Structure Optimization of Neural Networks in Relation to Underlying Data,"Operational Research KOI'98,pp. 135-144, 30 Sep. – 2 Oct. 1998.
- [2] S. Fahlman and C. Lebiere, "The Cascade-Correlation Learning Architecture," Advance in Neural Information Processing System 2, pp. 524-532, 1990.
- [3] N. Jing, Z. Zhao and L. Ren, "Design of structural modular neural network with genetic algorithm," Advance in engineering software34, Elsevier Science Ltd.,pp.17-24,2003.
- [4] G.Yen and H. Lu, "Hierarchical genetic algorithm based neural network design,"IEEE,pp.168-175, 2000.
- [5] M.N.H. Siddique and M.O.Tokhi, "Training Neural Networks:Backpropagation vs Genetic Algorithms," IEEE, pp.2673-2678,2001.
- [6] E. Smuda and K. KrishnaKumar, "Application of GA-Based Optimization of Neural Network Connection Topology," IEEE,pp.333-337, 1993.

ประวัติผู้เขียน

นายกฤษฎา ธิเชียว เกิดเมื่อวันที่ 1 สิงหาคม 2522 ที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรี หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จากมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเซีย ปีการศึกษา 2545 และในปีการศึกษา 2546 ได้เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปัจจุบันเป็นอาจารย์ประจำอยู่ที่ สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเซีย