ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การเรียนรู้นิวรอนเน็ตเวิร์กโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์มออฟติไมซ์เซชัน

A LEARNING OF NEURAL NETWORK BY GENETIC ALGORITHM AND PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

H006393

โดย

อัทวุทธ โสวจัสสตากุล

AUTTAWUT SOWAJUSSATAKUL

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

หมู่.....
เลขทะเบียน 06393
วัน,เดือน,ปี 14 มิ.ย. 2554

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

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2552

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

A LEARNING OF NEURAL NETWORK BY GENETIC ALGORITHM AND PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

AUTTAWUT SOWAJUSSATAKUL

A REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE

REQUIREMENTS OF THE COURSE

SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT

MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2/ 2009

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2010

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใบรับรองโครงการพัฒนาระบบงาน (SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT)

เรื่อง

การเรียนรู้นิวรอนเน็ตเวิร์กโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์มออฟติไมซ์เซชัน

A LEARNING OF NEURAL NETWORK BY GENETIC ALGORITHM AND PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

นายอัทวุทธ โสวจัสสตากุล

รหัสประจำตัว 49066419

ขอรับรองว่ารายงานฉบับนี้ข้าพเจ้าไม่ได้คัดลอกมาจากที่ใด

รายงานฉบับนี้ได้รับการตรวจสอบและอนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของ

การศึกษาวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (เทคโนโลยีสารสนเทศ)

ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2552

.....อาจารย์ที่ปรึกษา

(รศ.ดร.อาริต ธรรมโน)

.....กรรมการสอบ

(รศ.ดร.วรพจน์ กรีสุระเดช)

.....กรรมการสอบ

(ผศ.ดร.พรฤดี เนติโสภากุล)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การเรียนรู้นิวรอนเน็ตเวิร์กโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์มออฟติไมซ์เซชัน
นักศึกษา	นาย อัทวุทธ โสวจัสสตากุล
รหัสนักศึกษา	49066419
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2552
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร. อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันนั้นได้มีการพัฒนาให้มีความซับซ้อนเพิ่มมากขึ้นเพื่อจะได้สามารถทำงานให้ใกล้เคียงกับสมองมนุษย์มากที่สุด โดยในที่นี้จะใช้เจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์มเป็นวิธีหาคำตอบในปัญหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุด โดยอาศัยการอ้างอิงจากการวิวัฒนาการของประชากร โดย 2 วิธีนี้ถือได้ว่าเป็นการประยุกต์จากการเลียนแบบธรรมชาติ (Neural Selection) และธรรมชาติทางพันธุกรรม ทั้ง 2 วิธีนี้จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ดียิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	A Learning of Neural Network by Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization
Student	Mr. Auttawut Sowajussatakul
Student ID.	49066419
Degree	Master of Science
Program	Information Technology
Major	Information Science
Academic Year	2009
Advisor	Assoc.Prof. Dr.Arit Thammano

ABSTRACT

Artificial nerve network that is currently in development is increasingly complex. To be able to work closely with the human brain the most. In this use Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization is a way to find answers to problems like the best answer. Based on referrals from the evolution of the population by 2 This holds that a natural application of simulation (Neural Selection) and 2 natural genetic and how this will enhance the forecast better.

.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

โครงงานพัฒนาระบบงานนี้เกิดขึ้น และสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ผู้จัดทำโครงงานขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดอกเตอร์ อาริต ธรรมโน ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานที่ได้กรุณาเสียสละเวลาอันมีค่าในการให้คำแนะนำและแนวคิดในการจัดทำโครงงาน และให้คำปรึกษาด้านวิชาการที่เป็นประโยชน์ในการทำโครงงานและให้ความช่วยเหลือด้านอื่นๆ อีกทั้งสถานที่ทำโครงงานด้านเครื่องมือและอุปกรณ์ในการจัดทำโครงงาน ด้านการแก้ไขเอกสาร เรียบเรียงเอกสารรวมทั้งได้รับการดูแลเอาใจใส่ ให้ความเมตตา และให้กำลังใจแก่ผู้จัดทำด้วยดีเสมอมา ผู้จัดทำมีความซาบซึ้งในความกรุณาเป็นอย่างยิ่ง จึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

และขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ ที่ให้กำเนิด ให้การศึกษา ให้กำลังใจและเป็นแรงผลักดันให้ผู้จัดทำมีกำลังใจที่จะมุ่งมั่นในการศึกษาครั้งนี้จนเป็นผลสำเร็จลุล่วงด้วยดี

สุดท้ายขอขอบคุณ พี่ๆ เพื่อนๆ และรุ่นน้องทุกๆ ท่านที่ได้ให้คำแนะนำเสนอแนะในการเขียนโปรแกรม การจัดทำเอกสาร ให้ประสบผลสำเร็จ

นาย อัทวุทธ โสวจัสสตากุล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ II

กิตติกรรมประกาศ III

สารบัญ IV

สารบัญตาราง VIII

สารบัญรูป IX

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา 1

1.3 ขอบเขตของการศึกษา 1

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 3

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม(Artificial Neural Network) 3

2.1.1 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม 4

2.1.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม 5

2.1.3 หลักการทำงานแบบ back – propagation 7

2.2 เจเนติคอัลกอริทึม(Genetic Algorithms) 9

2.2.1 Chromosome Encoding 10

2.2.2 Initial Population 10

2.2.3 Fitness Function 10

2.2.4 Genetic Operator 10

2.2.4.1 Selection 11

2.2.4.2 Crossover Probability 12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

2.2.4.3 Mutation Probability 14

2.2.5 Population Size 14

2.2.6 ขั้นตอนการทำงานของเจเนติคอัลกอริทึม 14

2.3 ทฤษฎีของ Particle Swarm Optimization 15

2.3.1 อธิบายหลักการทำงานของ Particle Swarm Optimization 16

2.3.2 สรุปการทำงานพาร์ติเคิลสวอร์มออปติไมซ์เซชันอัลกอริทึม 18

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการศึกษา 20

3.1 โครงสร้างแบบจำลอง 20

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงานและขั้นตอนการทำงาน 21

3.2.1 เจเนติคอัลกอริทึม 21

3.2.2 ขั้นตอนการทำงาน 23

3.2.3 เจเนติคอัลกอริทึมผสมกับพาร์ติเคิลสวอร์มออฟติไมเซชัน 26

3.2.4 ขั้นตอนการทำงาน 28

3.3 การออกแบบโปรแกรมจำลอง 31

3.3.1 โปรแกรมการจำลองโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึม 31

3.3.1.1 โมดูลการรับค่าข้อมูล 31

3.3.1.2 โมดูลการ Normalization 32

3.3.1.3 โมดูลการสร้างโครโมโซม 33

3.3.1.4 โมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม 34

3.3.15 โมดูลการทำงานของเจเนติคอัลกอริทึม 35

3.3.1.6 โมดูลการบันทึกข้อมูล 38

3.3.1.7 โมดูลการทดสอบ 38

3.3.1.8 โมดูลแสดงผลลัพธ์ 38

3.3.2 ส่วนการทำงานของโปรแกรมแบบจำลอง 38

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

3.3.2.1 ส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train).....38

3.3.2.2 ส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test).....40

3.3.3 โปรแกรมการจำลองโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึมกับพาร์ติเคิลสวอร์ม.....42

3.3.1.1 โมดูลการรับค่าข้อมูล.....42

3.3.3.2 โมดูลการ Normalization.....43

3.3.3.3 โมดูลการสร้างโครโมโซม.....44

3.3.3.4 โมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม.....45

3.3.3.5 โมดูลการทำงานเจเนติคอัลกอริทึม.....46

3.3.3.6 โมดูลการทำงานพาร์ติเคิลสวอร์ม.....48

3.3.3.7 โมดูลการบันทึกข้อมูล.....49

3.3.3.8 โมดูลการทดสอบ.....49

3.3.3.9 โมดูลแสดงผลลัพธ์.....49

บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง..... 51

4.1 ส่วนการเตรียมข้อมูล..... 51

4.1.1 ตัวอย่างข้อมูลที่นำมาทดลอง.....51

4.2 การทำงานของโปรแกรมและการทดลองใช้.....53

4.2.1 ส่วนโปรแกรมการทำงานของ Genetic algorithm..... 53

4.2.2 ส่วนโปรแกรมการทำงานของ Genetic algorithm และ Particle swarm optimization. 55

4.3 ผลการทดลอง..... 57

4.3.1 โปรแกรมจำแนกกลุ่มโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติคอัลกอริทึม..... 57

4.3.1 โปรแกรมจำแนกกลุ่มโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติคอัลกอริทึมแล พาร์ติเคิลสวอร์ม..... 57

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 62
5.1 สรุปผลการดำเนินงาน 62
5.2 สรุปผลการทดลอง 62
5.3 ข้อเสนอแนะ 63

บรรณานุกรม 64
ประวัติผู้เขียน 65

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

2.1 คำศัพท์ทางชีววิทยา กับเจเนติคอัลกอริทึม 9
2.2 ตารางแสดงความน่าจะเป็นแสดงค่าความเหมาะสม 12
3.1 ค่าถ่วงน้ำหนักทั้งหมดของประชากรเริ่มต้น 24
3.2 แสดงผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม 24
3.3 ค่าถ่วงน้ำหนักทั้งหมดของประชากรเริ่มต้น 29
3.4 แสดงผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม 29
3.5 สรุปค่าความเร็วเมื่อคำนวณได้จากสูตร 30
3.6 สรุปค่าความเร็วเมื่อจำกัดค่าความเร็วสูงสุด 30
3.7 แสดงค่าตำแหน่งใหม่ของโครโมโซม 30
3.8 แสดงผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม 31
4.1 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูล Iris 59
4.2 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูลของ win 60
4.3 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูลของ Diabetes 60
4.4 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูล Image 60
4.5 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูล heart-stat log 61

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 โครงสร้างหลักของเซลล์สมอง 3
2.2 แสดงการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) 4
2.3 แสดงการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) 4
2.4 แสดงสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม 5
2.5 แสดงรูปแบบจำลองเซลล์ประสาท 7
2.6 แสดงรูปแบบจำลอง back – propagation 7
2.7 ตารางวงล้อถ่วงน้ำหนัก 11
2.8 แสดงการหาแหล่งอาหารของฝูงนก 16
2.9 แสดงตัวอย่างลักษณะของการปรับค่าความเร็วของพาร์ติเคิล 17
2.10 แสดงวงจรเสมือนของ Particle swarm 18
2.11 แสดง Pseudo code ของ PSO 19
3.1 แสดงการทำงานของโมดูลนอร์มอไลเซชัน 32
3.2 แสดงการทำงานของโมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น 33
3.3 แสดงการทำงานของโมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม 34
3.4 แสดงการทำงานของโมดูลการการครอสโอเวอร์ 35
3.5 แสดงการทำงานของโมดูลการมิวเตชั่น 36
3.6 แสดงการทำงานของโมดูลการเพิ่มลดชั้นซ่อน 37
3.7 แสดงการทำงานของโปรแกรมส่วนฝึกหัดโครงข่าย GA 40
3.8 แสดงการทำงานของโปรแกรมส่วนทดสอบโครงข่าย GA 41
3.9 แสดงการทำงานของโมดูลนอร์มอไลเซชัน 43
3.10 แสดงการทำงานของโมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น 44
3.11 แสดงการทำงานของโมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม 45
3.12 แสดงการทำงานของโมดูลการการครอสโอเวอร์ 46
3.13 แสดงการทำงานของโมดูลการเพิ่มลดชั้นซ่อน 47

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่ หน้า

3.14 แสดงการทำงานของโมดูลพาร์ติเคิลสวอร์ม 48
3.15 แสดงการทำงานของโปรแกรมส่วนฝึกหัดโครงข่ายของGA & PSO 51
3.16 แสดงการทำงานของโปรแกรมส่วนทดสอบโครงข่ายของGA & PSO 52
4.1 แสดงหน้าจอโปรแกรมGA 55
4.2 แสดงหน้าจอโปรแกรมGA และ PSO 57

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันได้มีการนำระบบสารสนเทศเข้ามาในทุกๆองค์กรและมีส่วนสำคัญมากในการบรรลุเป้าหมายตามที่ต้องการ โดยเฉพาะการนำมาใช้ในภาคเชิงธุรกิจ เพราะเนื่องจากข้อมูลประเภทนี้มีจำนวนมาก หากมีการจัดการข้อมูลที่ดีและการวิเคราะห์ที่แม่นยำที่ถูกต้องก็จะทำให้เพิ่มประสิทธิภาพด้านต่างๆให้กับองค์กรจึงทำให้องค์กรบรรลุตามเป้าหมายที่วางไว้ได้ง่ายขึ้น

ดังนั้นจึงได้ทำการศึกษา เจเนติคอัลกอริทึม (Genetic algorithm) และ ระบบพาร์ติเคิลสวอร์ม (Particle Swarm Optimization) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ใช้กันแพร่หลายในด้านต่างๆ และสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในหลายๆ ด้าน โดยทั้งสองวิธีนี้มีความคล้ายกันทางด้านวิธีการคิด โดย เจเนติคอัลกอริทึม (Genetic algorithm) และพาร์ติเคิลสวอร์ม (Particle Swarm Optimization) มีพื้นฐานมาจากกลไกการคัดเลือกสายพันธุ์จากธรรมชาติ (Natural Selection)

จากการศึกษาเกี่ยวกับอัลกอริทึมของเจเนติคอัลกอริทึม และระบบพาร์ติเคิลสวอร์ม จึงเป็นที่น่าสนใจว่าประสิทธิภาพของทั้ง 2 วิธีการผสมกันจะมีผลเป็นอย่างไร โดยทางผู้จัดทำโครงงานนี้ได้เลือกใช้ ระบบการจำแนกกลุ่มโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นระบบที่นำมาผสมกันเพื่อดูประสิทธิภาพทั้ง 2 อัลกอริทึมนี้ จึงเป็นที่มาของโครงการนี้

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

โครงการพัฒนาระบบงานเรื่องการศึกษาการทำงานร่วมกันระหว่างเจเนติกอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์ม มีวัตถุประสงค์ดังนี้

1. ทำการศึกษาเกี่ยวกับระบบการจำแนกกลุ่มโดยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึม
2. ทำการศึกษาเกี่ยวกับระบบการจำแนกกลุ่มโดยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้พาร์ติเคิลสวอร์ม
3. การทำงานร่วมระหว่างเพื่อหาประสิทธิภาพระหว่างเจเนติกอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์ม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3 ขอบเขตของการศึกษา

การศึกษาโครงงานนี้มีขอบเขตในการศึกษา การทำงานร่วมระหว่างเจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์ม โดยจะมีหัวข้อหลัก ประกอบด้วย

1. ระบบการจำแนกกลุ่มโดยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึม
2. ระบบการจำแนกกลุ่มโดยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้พาร์ติเคิลสวอร์ม

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถเรียนรู้การจำแนกกลุ่มโดยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึม
2. สามารถเรียนรู้การจำแนกกลุ่มโดยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้พาร์ติเคิลสวอร์ม
3. สามารถบอกการทำงานร่วมของเจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์ม
4. เพื่อให้เป็นระบบที่ช่วยในการตัดสินใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ

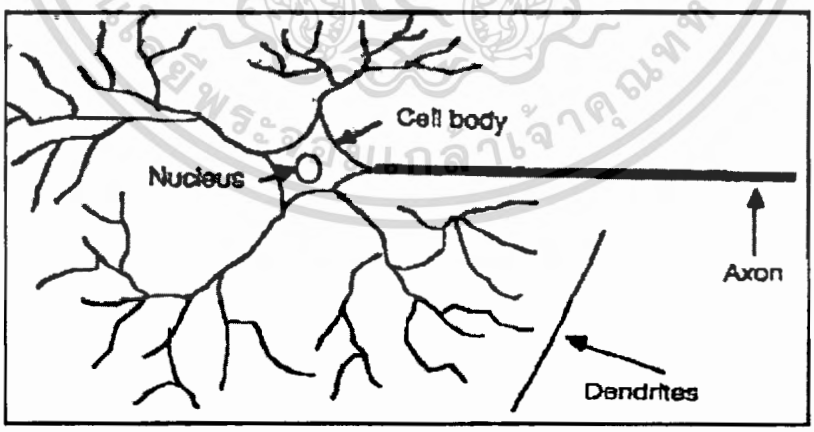
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม หรือที่มักจะเรียกสั้น ๆ ว่า ข่ายงานประสาท (Neural network หรือ neural net) คือโมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ เพื่อจำลองการทำงานของเครือขายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำแบบรูปและการอุปมานความรู้ (Knowledge deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ "นิวรอน" (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรท์" (Dendrite) ซึ่งเป็น input และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า "แอคซอน" (Axon) ซึ่งเป็นเหมือน output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรท์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอนิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอคซอนของมัน

ตามโมเดลนี้ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน



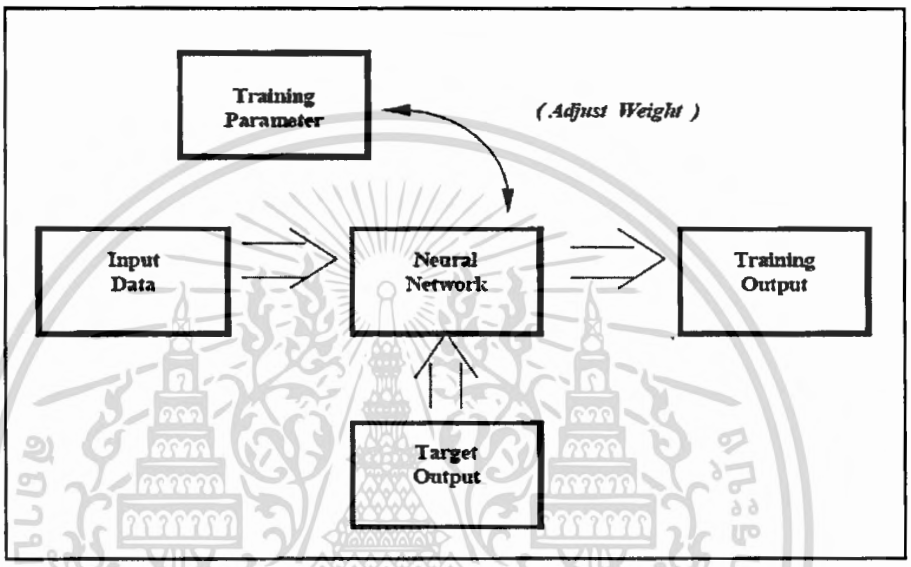
รูปที่ 2.1 โครงสร้างหลักของเซลล์สมอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.1 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

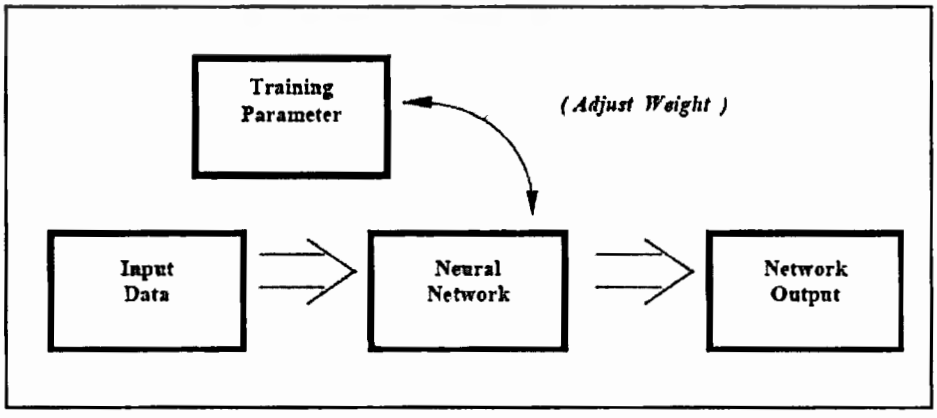
แบ่งออกได้ 2 ประเภท

1. Supervised Learning การเรียนแบบมีการสอน เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้วงจรข่ายปรับตัว ชุดข้อมูลที่ใช้สอนวงจรข่ายจะมีคำตอบไว้คอยตรวจดูว่าวงจรข่ายให้คำตอบที่ถูกหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น (เปรียบเทียบกับคน เหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ)



รูป2.2 แสดงการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

2. Unsupervised Learning การเรียนแบบไม่มีการสอน เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด วงจรข่ายจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูล ผลลัพธ์ที่ได้ วงจรข่ายจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ (เปรียบเทียบกับคน เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีใครสอน)

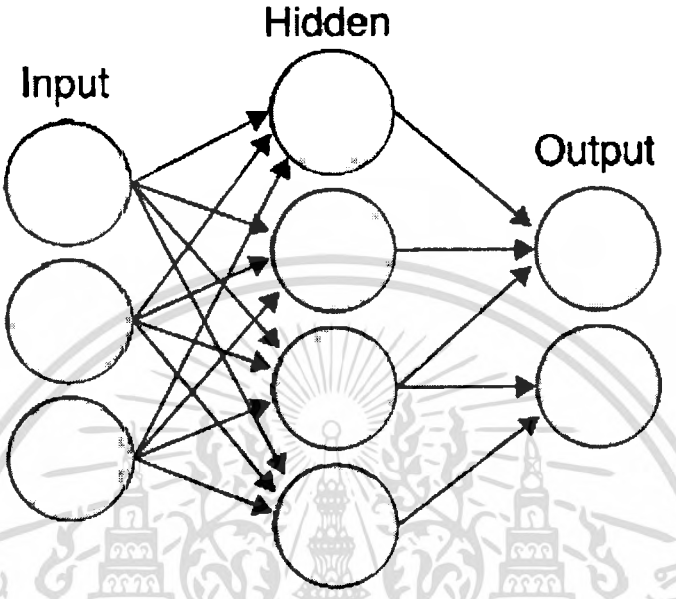


รูป2.3 แสดงการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม มีการจัดเซลล์ประสาทเทียมเป็นชั้นๆ ประกอบไปด้วย 3 ชั้น ได้แก่ ชั้น Input ชั้น Hidden และชั้น Output



รูปที่ 2.4 แสดงสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

1. ชั้นอินพุต (Input Layer) ซึ่งชั้นนี้จะทำหน้าที่รับสัญญาณจากภายนอกผ่านเข้ามาในโครงข่าย แล้วกระจายไปในชั้นถัดไป โดยไม่มีการคำนวณใดๆ

2. ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งอยู่กลางระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต ซึ่งในชั้นนี้สามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้นแต่โดยทั่วไปแล้วมีเพียง 1 ชั้น โดยมีการรับค่ามาจากชั้นอินพุตมาคำนวณแล้วส่งค่านั้นไปยังชั้นเอาต์พุต

3. ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ซึ่งเป็นชั้นสุดท้าย โดยการรับค่าจากชั้นซ่อนมาคำนวณหาผลลัพธ์

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อรับ Input เข้ามาในโครงข่ายก็จะนำค่าชั้นอินพุต (Input Layer) มาคำนวณตามสูตรแล้วส่งค่านั้นไปยังชั้นซ่อน (Hidden Layer) แล้วนำค่าชั้นซ่อนมาคำนวณตามสูตรแล้วส่งค่านั้นไปยังชั้นเอาต์พุต (Output layer)

สำหรับในคอมพิวเตอร์ neurons ประกอบด้วย input และ output เหมือนกัน โดยจำลองให้ input แต่ละอันมี weight เป็นตัวกำหนดน้ำหนักของ input โดย neuron แต่ละหน่วยจะมีค่า threshold เป็นตัวกำหนดว่าน้ำหนักรวมของ input ต้องมากขนาดไหนจึงจะสามารถส่ง output ไปยัง neurons ตัวอื่นได้ เมื่อนำ neuron แต่ละหน่วยมาต่อกันให้ทำงานร่วมกันการทำงานนี้ในทางตรรกะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

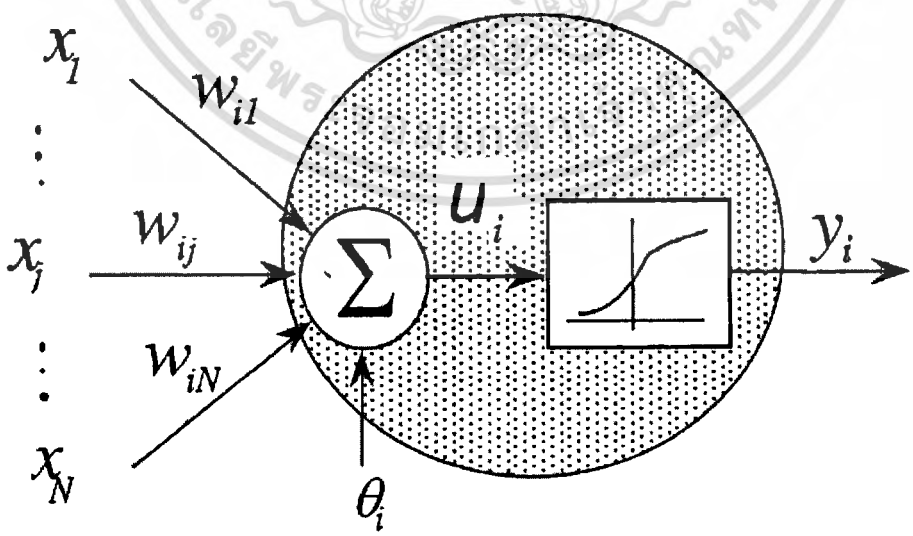
แล้วก็จะเหมือนกับปฏิกิริยาเคมีที่เกิดในสมอง เพียงแต่ในคอมพิวเตอร์ทุกอย่างเป็นตัวเลขเท่านั้นเอง

การทำงานของ neural networks เป็นดังนี้ คือ เมื่อมี input เข้ามายัง network ก็เอา input มาคูณกับ weight ของแต่ละขา ผลที่ได้จาก input ทุก ๆ ขาของ neuron จะเอามารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับ threshold ที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่า threshold แล้ว neuron ก็จะส่ง output ออกไป output นี้ก็จะถูกส่งไปยัง input ของ neuron อื่น ๆ ที่เชื่อมกันใน network ถ้าค่าน้อยกว่า threshold ก็จะไม่เกิด output

เขียนออกมาได้ดังนี้

```
if (sum(input * weight) > threshold) then output
```

สิ่งสำคัญคือเราต้องทราบค่า weight และ threshold สำหรับสิ่งที่เราต้องการเพื่อให้คอมพิวเตอร์รู้จำ ซึ่งเป็นค่าที่ไม่แน่นอน แต่สามารถกำหนดให้คอมพิวเตอร์ปรับค่าเหล่านั้นได้โดยการสอนให้มันรู้จัก pattern ของสิ่งที่เราต้องการให้มันรู้จำ เรียกว่า "back - propagation" ซึ่งเป็นกระบวนการย้อนกลับของการรู้จำ ในการฝึก feed-forward neural networks จะมีการใช้อัลกอริทึมแบบ back-propagation เพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักคะแนนของเครือข่าย (network weight) หลังจากใส่รูปแบบข้อมูลสำหรับฝึกให้แก่เครือข่ายในแต่ละครั้งแล้ว ค่าที่ได้รับ (output) จากเครือข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลที่คาดหวัง แล้วทำการคำนวณหาค่าความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าสู่เครือข่ายเพื่อใช้แก้ไขค่าน้ำหนักคะแนนต่อไป

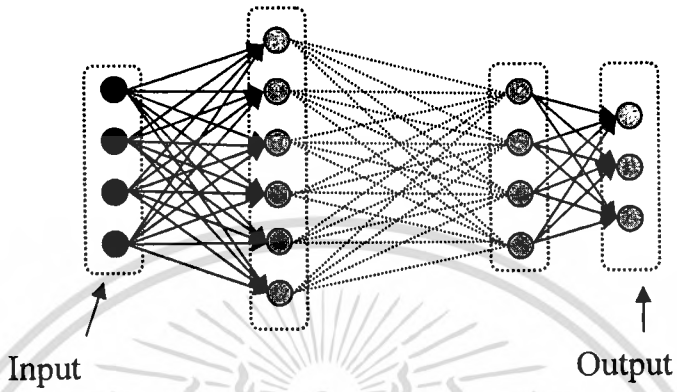


รูปที่ 2.5 แสดงรูปแบบจำลองเซลล์ประสาท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.3 หลักการทำงานแบบ back – propagation

Back-propagation เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายใยประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ใน multilayer perceptron เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้จะขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ พิจารณารูปต่อไปนี้ประกอบ



รูปที่ 2.6 แสดงรูปแบบจำลอง back – propagation

1. กำหนดค่าน้ำหนักและขอบเขตของโครงข่ายโดยวิธีการกำหนดให้เป็นแบบสุ่มในช่วง [-1, 1]

2. นำค่า Input $X_1(p), X_2(p),\ldots,X_n(p)$ และค่าผลลัพธ์ที่ต้องการ $Y_{d,1}(p),Y_{d,2}(p),\ldots,Y_{d,n}(p)$ มาทำการคำนวณหาผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นในชั้นซ่อน (Hidden layer) ตามสมการ

$$Y_j(P) = f\left[\sum_{i=1}^{n} x_i(P) \times W_{ij}(P) - \theta_j\right] \tag{2.1}$$

เมื่อ n คือจำนวน Input โหนดในชั้นรับข้อมูล (Input layer) และ ใช้ Sigmoid เป็น Activation function โดย $f(x) = \dfrac{1}{1+e^{-x}}$

คำนวณหาผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นในชั้นผลลัพธ์ (Output layer) ตามสมการ

$$Y_k(P) = f\left[\sum_{j=1}^{m} x_{jk}(P) \times W_{jk}(P) - \theta_k\right] \tag{2.2}$$

เมื่อ m คือจำนวน Hidden node ในชั้นซ่อน

3. ทำการปรับค่าน้ำหนักโดยนำค่าความผิดพลาดกับค่าผลลัพธ์ที่เกิดขึ้น มาคำนวณหาค่า Gradient ของความผิดพลาดในชั้นผลลัพธ์ตามสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\delta_k(P) = Y_k(P) \times [1 - Y_k(P)] \times e_k(P) \tag{2.3}$$

เมื่อ $e_k(P) = Y_{d,k}(P) - Y_k(d)$

ทำการคำนวณค่าน้ำหนักให้ถูกต้องตามสมการ

$$\Delta W_{jk}(P) = \alpha \times Y_j(P) \times \delta_k(P) \tag{2.4}$$

ปรับค่าน้ำหนักที่ชั้นผลลัพธ์ตามสมการ

$$W_{jk}(P+1) = W_{jk}(P) + \Delta W_{jk}(P) \tag{2.5}$$

ทำการคำนวณค่า Gradient ของความผิดพลาดในชั้นซ่อนตามสมการ

$$\delta_j(P) = Y_j(P) \times [1 - Y_j(P)] \times \sum_{k=1}^{l} \delta_k(P) \times W_{jk}(P) \tag{2.6}$$

ทำการคำนวณค่าน้ำหนักให้ถูกต้องตามสมการ

$$\Delta W_{ij}(P) = \alpha \times x_i(P) \times \delta_j(P) \tag{2.7}$$

ปรับค่าน้ำหนักที่ชั้นซ่อนตามสมการ

$$W_{ij}(P+1) = W_{ij}(P) + \Delta W_{ij}(P) \tag{2.9}$$

4. ทำขั้นตอนที่ 2 และ 3 ซ้ำ โดยใช้ข้อมูลชุดที่ $P+1$ จนกระทั่งได้ค่าผลรวมความผิดพลาดกำลังสองเป็นไปตามที่ต้องการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 เจเนติคอัลกอริทึม (Genetic Algorithms)

John Holland นักคอมพิวเตอร์ผู้บุกเบิกและคิดค้น Genetic Algorithm เมื่อปี 1975 ซึ่งได้ทำการศึกษาทฤษฎีของการวิวัฒนาการทางธรรมชาติ และได้นำมาอธิบายการแลกเปลี่ยนแปลงของระบบกลไกทางธรรมชาติ ตามทฤษฎีของ Darwin โดยกล่าวไว้ว่า การถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรมจากรุ่นหนึ่งสู่อีกรุ่นหนึ่ง จะสามารถถ่ายทอดลักษณะต่างๆ ไปสู่อีกรุ่นต่อๆไปด้วยกระบวนการการคิดทางธรรมชาติและด้วยเหตุนี้จึงทำให้สิ่งมีชีวิตที่มีลักษณะที่เหมาะสมและสามารถปรับตัวให้เข้ากับสภาวะแวดล้อมได้และก็ถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรมไปยังรุ่นต่อไปได้ ส่วนสิ่งมีชีวิตที่มีลักษณะที่ไม่เหมาะสม ซึ่งจะไม่สามารถปรับตัวให้เข้ากับสิ่งแวดล้อมได้ ก็จะเกิดการวิวัฒนาการทางธรรมชาติเพื่อทำให้สิ่งแวดล้อมนั้นมีลักษณะที่เหมาะสม

ในหลักการทางชีววิทยาทฤษฎีการวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิตประกอบขึ้นจากเซลล์โดยในแต่ละเซลล์ประกอบด้วยกลุ่มของโครโมโซม และในแต่ละโครโมโซมจะประกอบด้วยยีน ซึ่งยีนภายในโครโมโซมนั้นจะเป็นสิ่งที่บ่งบอกลักษณะต่างๆของสิ่งมีชีวิต เช่น ลักษณะของสีผิวตา ดวงตา สีผม ซึ่งลักษณะต่างๆ เหล่านั้นก็จะถูกถ่ายทอดไปยังรุ่นลูกต่อไป

สำหรับ Genetic Algorithm ตัวแปรหรือพารามิเตอร์ของปัญหาจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปของสตริง (String) ซึ่งเรียกว่าโครโมโซม (Chromosome) ภายในโครโมโซมจะประกอบด้วยอักขระ (Character) หรือ บิต (Bit) แต่ละตำแหน่งของบิตจะเก็บค่าอักขระ (Character) หรือค่าของ (Bit Value) ที่แสดงโครงสร้าง (Structure) ของแต่ละโครโมโซมที่มีค่าตัวแปรหรือพารามิเตอร์ของปัญหาที่แตกต่างกัน

ตารางที่ 2.1 คำศัพท์ทางชีววิทยา กับเจเนติคอัลกอริทึม

Natural Genetic	Genetic Algorithm
โครโมโซม	String
ยีนส์	Character
แอลลี	Character Value
จีโนไทป์	A Encode Structure
ฟีโนไทป์	A Decode Structure

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.1 Chromosome Encoding

Chromosome Encoding คือ ขั้นตอนสำหรับแปลงทางเลือกสำหรับการแก้ปัญหาที่เป็นไปได้ให้อยู่ในรูปแบบของ Chromosome ในการแปลงวิธีการสำหรับแก้ปัญหาที่เป็นไปได้ ให้อยู่ในรูปแบบของ Chromosome นั้นสามารถที่จะทำได้ในหลายรูปแบบซึ่งแล้วแต่ความเหมาะสมของแต่ละปัญหา

2.2.2 Initial Population

Initial Population คือ การสุ่มเลือกเพื่อสร้างประชากรต้นแบบขึ้นมาเพื่อใช้เป็นจุดเริ่มต้นของขั้นตอนการวิวัฒนาการเนื่องจากข้อมูลในโลกนี้มีอยู่ด้วยกันหลากหลายชนิด ดังนั้นจึงจำเป็นที่ต้องแปลงข้อมูลต่างๆ ให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับใช้งานกับ Genetic Algorithm ซึ่งผลลัทธ์ที่ได้จากการการแปลงจะอยู่ในรูปโครโมโซม ตัวแปรที่ต้องการค้นหาหมายถึงยีนเมื่อนำยีนมาประกอบกันจะได้โครโมโซมซึ่งก็คือ ผลลัทธ์ของปัญหา การแปลงทำได้หลายวิธี เช่นการแปลงแบบเลขฐานสอง (Binary) หรือการแปลงเป็นค่าจริง (Real Value) โดยจะพิจารณาจากลักษณะของปัญหา เมื่อได้ข้อมูลที่ถูกแปลงให้เหมาะสมกับ Genetic Algorithm แล้ว จะต้องทำการสุ่มโครโมโซมเหล่านี้ขึ้นมาเป็นประชากรเริ่มต้น (Initial Population) โดยจำนวนโครโมโซมหรือประชากรแต่ละรุ่น ขึ้นอยู่กับพารามิเตอร์ที่กำหนดขึ้นเอง ส่วนความยาวของโครโมโซมคือจำนวนตัวแปรประชากรของปัญหาโดยจะแทนด้วยจำนวนยีนซึ่งมีผลต่อการหาค่าคำตอบที่ดีที่สุด

2.2.3 Fitness Function

Fitness Function คือ ฟังก์ชั่นสำหรับประเมินค่าความเหมาะสม เพื่อให้คะแนนสำหรับคำตอบต่างๆ ที่เป็นไปได้ของปัญหา โครโมโซมทุกตัวจะมีค่าความเหมาะสมของตัวเองเพื่อใช้สำหรับพิจารณาว่า โครโมโซมตัวนั้น เหมาะหรือไม่ที่จะนำมาใช้สืบทอดพันธุกรรมสำหรับสร้างโครโมโซมรุ่นใหม่ โดยวิธีการสำหรับคิดค่าความเหมาะสมนั้นจะใช้สมการที่สอดคล้องกับแต่ละปัญหา

2.2.4 Genetic Operator

Genetic Operator คือ การคำเนินการต่างๆ ตามขั้นตอนของ Genetic Algorithm เพื่อให้การเกิดวิวัฒนาการไปสู่คำตอบที่ดีขึ้น ซึ่งได้แก่ Selection, Crossover และ Mutation

Parameter คือ ปัจจัยที่ส่งผลต่อการทำงานของ Genetic Algorithm เช่น ขนาดของประชาการ, ความน่าจะเป็นของการ Crossover หรือ ความน่าจะเป็นของการ Mutation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.4.1 Selection

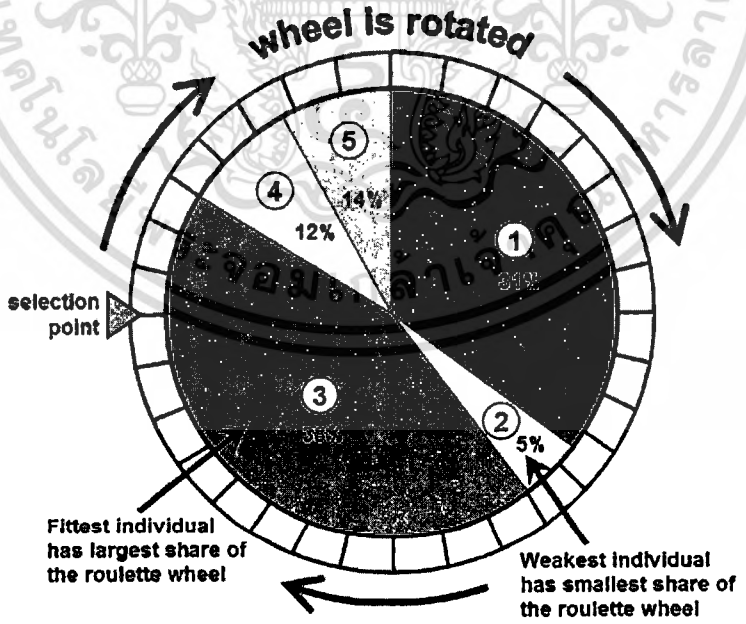
Selection คือการเลือกประชากรที่มีความเหมาะสมหรือเป็นประชากรที่ดีที่สุดที่ถูกเลือกไปเป็นประชากรรุ่นต่อไป การเลือกประชากรของเจเนติคอัลกอริทึมจะพิจารณาจากความเหมาะสม (Fitness value) ของโคโมโซม ซึ่งค่าความเหมาะสมจะคำนวณจากฟังก์ชั่นความเหมาะสม (fitness function) ของแต่ละปัญหา และจะใช้ความเหมาะสมของโครโมโซมเป็นตัวคัดเลือก ถ้าโครโมโซมใดให้ค่าความเหมาะสมมากก็มีโอกาสที่จะถูกเลือกเป็นโครโมโซมพ่อแม่ เพราะถือว่าเป็นประชากรที่ดีเหมาะสมที่จะใช้สร้างประชากรรุ่นลูกต่อสำหรับโครโมโซมที่ให้ค่าความเหมาะสมต่ำ จะบอกได้ว่าโครโมโซมนั้นไม่เหมาะสมไม่ถูกเลือก

- วงล้อถ่วงน้ำหนัก (Roulette wheel selection) เป็นการกำหนดขนาดช่วงความกว้างของค่าความเหมาะสมของโครโมโซมให้กับวงล้อ โดยขนาดความกว้างนั้นขึ้นกับค่าความเหมาะสมของโครโมโซมก็จะมีขนาดช่วงความกว้างในวงล้อมาก ก็จะมีโอกาสถูกเลือกมาก การกำหนดความกว้างนั้นเกิดจากความน่าจะเป็นในโอกาสที่จะถูกเลือกจากสูตร

$$p_j = \frac{fit_j}{\sum_{i=1}^{n} fit_i}$$

p_i คือ ความน่าจะเป็นที่จะถูกเลือกของแต่ละโครโมโซม j

Fit คือ ความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซม



รูปที่ 2.7 ตารางวงล้อถ่วงน้ำหนัก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Stochastic universal sampling วิธีการนี้ได้ประยุกต์วิธีการวงล้อถ่วงน้ำหนักมาใช้โดยวิธีการนี้จะสุ่มเลือกโครโมโซมเฉพาะโครโมโซมแรกโครโมโซมถัดไปจะใช้ช่วงห่างโดยคำนวณจากสูตร 1/N ซึ่ง N คือจำนวนโครโมโซมที่ต้องการเลือก เมื่อสุ่มค่าเพิ่มเลือกโครโมโซมแรกมาได้การเลือกโครโมโซมถัดไปจะใช้ช่วงห่างที่คำนวณได้เป็นช่วงห่างระหว่างโครโมโซมต่อไปที่จะเลือก เช่น ต้องการคัดเลือกโครโมโซม 3 โครโมโซม จะทำการสุ่มเลือกโครโมโซมที่ 1 ขึ้นมา ได้ค่าความน่าจะเป็น 0.25 ช่วงห่างระหว่างโครโมโซม 0.333 ค่าความน่าเป็นของโครโมโซมถัดไป คือ 0.583 และ 0.833

ตารางที่ 2.2 ตารางแสดงความน่าจะเป็นแสดงค่าความเหมาะสม

โครโมโซม	ค่าความเหมาะสม	ความน่าจะเป็น	ช่วงความกว้าง
C1	51	0.255	[0-0.255]
C2	43	0.215	[0.255-0.47]
C3	40	0.2	[0.47-0.67]
C4	35	0.175	[0.67-.845]
C5	31	0.155	[0.845-1]

2.2.4.2 Crossover

Crossover คือ วิธีการสร้างโครโมโซมลูกที่เกิดจากโครโมโซมพ่อแม่ที่ถูกคัดเลือกขึ้นมา ซึ่งโครโมโซมลูกที่เกิดขึ้นจะถ่ายทอดคุณสมบัติบางอย่างจากโครโมโซมพ่อแม่คือโครโมโซมลูกที่เกิดขึ้นจะประกอบด้วยยีนของพ่อและแม่ โดยการครอสโอเวอร์จะเป็นการสุ่มเลือกตำแหน่ง (Crossover point) ของยีนในโครโมโซมที่จะทำการสลับกันเท่านั้น โดยสุ่มเลือกค่าขึ้นมาเพื่อเป็นตัวระบุตำแหน่งในโครโมโซมที่จะทำการสลับกันระหว่างโครโมโซม พ่อและแม่ การครอสโอเวอร์มีทั้งลักษณะของการครอสโอเวอร์เฉพาะจุดที่สุ่มเลือกมาได้ การครอสโอเวอร์เป็นช่วงระหว่างจุดที่เลือกมาได้ในโครโมโซมหรือการครอสจากจุดที่สุ่มเลือกมาได้จนถึงจุดสุดท้ายของโครโมโซม

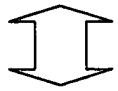
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การครอสโอเวอร์เฉพาะจุดที่สุ่มเลือก

โครโมโซม พ่อ แม่

P1

1	0	1	0	1	1



P2

1	1	0	0	1	0

โครโมโซมลูก

C1

1	0	0	0	1	1

C2

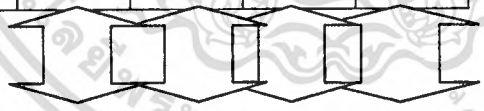
1	1	1	0	1	0

การครอสโอเวอร์จากจุดที่สุ่มเลือกจนถึงจุดสุดท้าย

โครโมโซม พ่อ แม่

P1

1	0	1	0	1	1



P2

1	1	0	0	1	0

โครโมโซมลูก

C1

1	0	0	0	1	0

C2

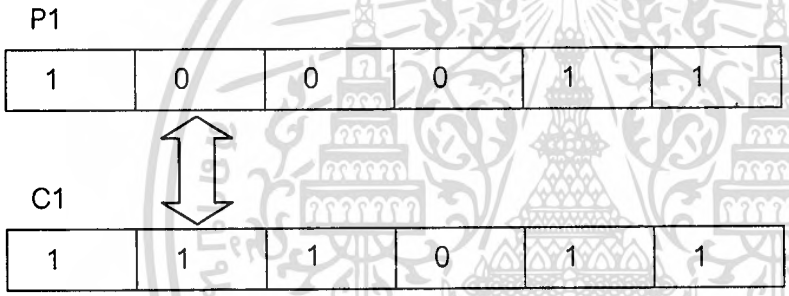
1	1	1	0	1	1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.4.3 Mutation

ความน่าจะเป็นของการเกิด Mutation จะมีค่าอยู่ในช่วง 0 - 100 ส่วนใหญ่ค่าความน่าจะเป็นของการเกิด Mutation จะถูกกำหนดไว้ให้อยู่ในช่วง 0% - 1% ต่อตำแหน่งของ โครโมโซม (Chromosome) ในกรณีที่ไม่มีการ Mutation นั่นหมายความว่ามีเพียงการ Crossover เกิดขึ้นเพียงอย่างเดียว แต่ถ้าหากว่า เกิดการ Mutation 100% จะทำให้ทุกตำแหน่งใน Chromosome มีการเปลี่ยนแปลงทั้งหมด ซึ่งสำหรับใน Genetic Algorithm นั้นอาจเกิดกรณีนี้ขึ้นได้ แต่ไม่บ่อยนัก เรียกว่า การผ่าเหล่า ในเจเนติกอัลกอริทึมนั้นการมิวเตชั่นเป็นกระบวนการที่มีความสำคัญเพื่อทำให้เกิดโครโมโซมใหม่ที่เกิดจากการมิวเตชั่นให้ค่าความเหมาะสมมากขึ้น โครโมโซมนั้นจะเป็นโครโมโซมที่ดีและถูกเลือกในการสร้างประชากรุ่นต่อไป ในการมิวเตชั่นนั้นจะทำการสุ่มเลือกตำแหน่งที่ต้องการเปลี่ยนแปลงโครโมโซมพ่อแม่ 1 โครโมโซมเมื่อทำการมิวเตชั่นแล้วจะเกิดโครโมโซมลูก 1 โครโมโซม

การทำมิวเตชั่น



2.2.5 Population Size จำนวนของประชากรในแต่ละรุ่น ถ้ามีจำนวนมากเกิดไปจะทำให้ต้องเสียเวลาในการประมวลผลมากและทำงานได้ช้าลง หรือ หากน้อยเกินไปก็จะทำให้การค้นหานั้นสามารถที่จะลู่เข้าสู่คำตอบที่เป็น Global Minimum ได้ช้าเกินไป

2.2.6 ขั้นตอนการทำงานของเจเนติกอัลกอริทึม

Step 1 การสร้างประชากรเริ่มต้นซึ่งเป็นการสร้างประชากรเริ่มต้นตามที่กำหนด ซึ่งประชากร 1 ประชากรก็คือการสร้างโครโมโซมขึ้นมา 1 โครโมโซม โดยภายในโครโมโซมจะประกอบด้วยยีนหลายยีน

Step 2 การสร้างประชากรรุ่นลูก ในประชากรรุ่นลูกจะเกิดจากโครโมโซมพ่อแม่ โดยการนำมาผ่านการคัดเลือกแบบ Genetic

Step 3 คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซม ตามฟังก์ชันความเหมาะสมที่กำหนดไว้

Step 4 คัดเลือกโครโมโซมด้วยวิธีคัดเลือก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Step 5 ทำการครอสโอเวอร์ และหรือ มิวเตชั่น จะมีการกำหนดพารามิเตอร์ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์และความน่าจะเป็นของการมิวเตชั่น เมื่อสุ่มค่าความน่าจะเป็นขึ้นมาได้น้อยกว่าความน่าจะเป็นที่กำหนดไว้ก็จะทำการครอสโอเวอร์หรือมิวเตชั่น

Step 6 การหาค่าความเหมาะสม เพื่อที่จะทำการคัดเลือกประชากรที่ให้ค่าความเหมาะสมมากที่สุดแล้ว โดยการคำนวณค่าความเหมาะสมจากประชากรทั้งหมดคือประชากรพ่อแม่และประชากรรุ่นลูกที่เกิดขึ้น เลือกประชากรที่ให้ความเหมาะสมมากที่สุดเท่ากับจำนวนประชากรที่ต้องการ

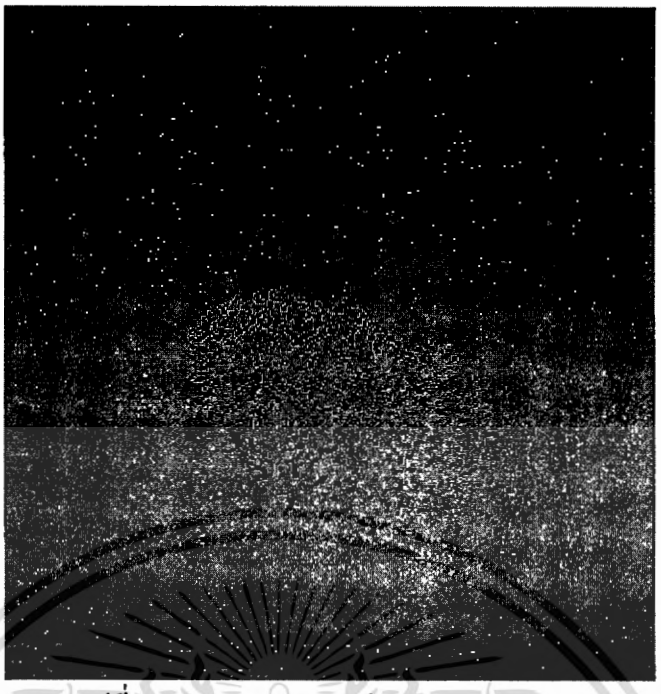
Step 7 การหยุดหรือสิ้นสุดการทำงาน จาก step 6 ก็จะวนซ้ำกลับไปทำงานใน step 2-5 จะหยุดหรือสิ้นสุดการทำงานก็ต่อเมื่อได้โครโมโซมที่ให้ค่าความเหมาะสมสูงสุดที่สามารถหาคำตอบของปัญหาที่กำหนดขึ้นมาได้หรือการทำงานรอบถึงรุ่นสูงสุดที่กำหนดไว้

1.3 ทฤษฎีของ Particle Swarm Optimization

การหาค่าความเหมาะสมแบบกลุ่มอนุภาค(Particle Swarm Optimization: PSO) ซึ่งถูกคิดค้นโดย Russell Eberhart James Kennedy ในปี 1995 ซึ่งเป็นการหาที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคโดยใช้เทคนิคการหาค่าความเหมาะสมที่สุดแบบสุ่มเป็นวิธีการความเหมาะสมโดยอาศัยพื้นฐานของความน่าจะเป็น ทั้งคู่ได้รับแรงจูงใจมาจากพฤติกรรมทางสังคมในการอพยพของฝูงนกและการเรียนรู้ของฝูงปลา

วิธีการทำงานของ PSO นั้นถือได้ว่าเป็นการประยุกต์มาจากการเลียนแบบธรรมชาติมา โดยให้ลองนึกถึงตัวอย่างของฝูงปลาที่ว่ายอยู่ในน้ำซึ่งกำลังค้นหาอาหาร ปลาแต่ละตัวนั้นไม่ได้รู้มาก่อนว่าตำแหน่งไหนในทะเลมีอาหารอยู่มาก ดังนั้นปลาแต่ละตัวจึงต่างว่ายไปเพื่อหาตำแหน่งที่มีอาหารอุดมสมบูรณ์ แต่ปลาต้องมีวิธีการที่จะคิดว่าตัวมันนั้นจะว่ายไปซ้าย ขวา หรือขึ้นบน ลงล่างดี โดยปกติแล้ววิธีการของปลาก็คือมันจะตัดสินใจจากตำแหน่งที่ดีที่สุดของมันได้ว่ายผ่านมา (พบว่ามีอาหารมากที่สุดเท่าที่มันว่ายผ่านมา) เอาไว้ และปลาก็จะดูว่าปลาตัวอื่นนั้นส่วนใหญ่ว่ายไปทางไหนกัน (ว่ายตามปลาตัวอื่นที่เจอตำแหน่งที่มีอาหารมาก) มันว่ายไปโดยจะว่ายตามตำแหน่งที่คำนวณจาก 2 ตำแหน่งเพื่อหาทิศที่มันควรจะว่ายไปเอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.8 แสดงการหาแหล่งอาหารของฝูงนก

2.3.1 อธิบายหลักการทำงานของ Particle Swarm Optimization

อัลกอริทึมของ Particle Swarm Optimization นั้นหากแปลความหมายของมันตามชื่อก็คือ การหาค่าที่เหมาะสมโดยใช้กลุ่มของจุดพาร์ติเคิลจำนวนกลุ่มหนึ่ง ซึ่งขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมนี้ก็จะเริ่มจาก การทำความรู้จักกับพาร์ติเคิล และค่าความเหมาะสม (Fitness value) โดยเมื่อเราได้พิจารณา ตัวอย่างในการหาค่าความเหมาะสม (ต้องการหาค่า x และ y ที่ทำให้ f(x,y) มีค่า Maximum) ของสมการ 2 ตัวแปรใดๆ เช่น $40x-x^2+20y-y^2 = f(x,y)$ โดยค่าที่เหมาะสมมากที่สุด (ค่า x และ y ที่ทำให้ f(x,y) มีค่า Maximum) ซึ่งพาร์ติเคิล ก็คือจุดที่เราสุ่มตำแหน่งซึ่งก็คือค่า x และ y ขึ้นมานั้นเอง ตามปกติแล้วการสุ่มน่าจะทำให้จุดการกระจายอย่างสม่ำเสมอในพื้นที่ปัญหาดังกล่าว ดังนั้นพาร์ติเคิล 1 ตัวก็จะมีค่าความเหมาะสมออกมา 1 ค่า โดยในที่นี้เราจะขอยกตัวอย่างลักษณะของคำว่าตำแหน่งและค่าความเหมาะสมดังต่อไปนี้ เช่น ถ้าพาร์ติเคิล A มีตำแหน่งของ x=5, y=8 ก็จะมีค่าความเหมาะสมเท่ากับ $40(5)-(5)^2+20(8)-(8)^2 = 271$ ถ้าพาร์ติเคิล B มีตำแหน่งของ x=7, y=2 ก็จะมีค่าความเหมาะสมเท่ากับ $40(7)-(7)^2+20(2)-(2)^2 = 267$ แสดงว่าเมื่อลองพิจารณาจากค่าความเหมาะสมของพาร์ติเคิล A และพาร์ติเคิล B ตามที่ได้สมมุติขึ้นมานั้นพาร์ติเคิล A มีค่าความเหมาะสมที่ดีกว่าพาร์ติเคิล B โดยเราจะเรียกฟังก์ชั่น f(x,y) หรือ ฟังก์ชั่นใดๆที่ต้องการหาค่า x และ y ที่ต้องการหาความเหมาะสม นี้ว่า Fitness Function และเราจะเรียกค่าที่เป็นผลลัพธ์ จากฟังก์ชั่นนี้ว่า ค่าความเหมาะสม ซึ่งในที่นี้ค่า Fitness ของพาร์ติเคิล A และ พาร์ติเคิล B ก็คือ 271 และ 267 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พาร์ติเคิลแต่ละตัวนั้นยังต้องสามารถที่จะจดจำตำแหน่ง ที่ดีที่สุดของตัวมันเองที่เคยวิ่งผ่านมาแล้วทั้งหมดซึ่งเราเรียกค่าตำแหน่งนี้ว่า pbest และต้องทราบตำแหน่งที่ดีที่สุดของทั้งหมดของพาร์ติเคิลซึ่งเราเรียกตำแหน่งนี้ว่า gbest เอาไว้เพื่อใช้ในการปรับตำแหน่งถัดไปของแต่ละพาร์ติเคิลเองด้วยโดยหลังจากที่เราสร้างพาร์ติเคิลขึ้นมาจำนวนหนึ่งโดยการสุ่มตำแหน่งให้กับพาร์ติเคิลและคำนวณค่า Fitness ทั้งหมดเรียบร้อยแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการปรับตำแหน่งใหม่ของพาร์ติเคิลแต่ละตัว ซึ่งจะมีวิธีการเลือกตำแหน่งใหม่จากค่า pbest และ gbest ที่พาร์ติเคิลได้จำเอาไว้จากสมการต่อไปนี้

Present[] = present[] +v[]

V[] = v[] + c1*rand()*(pbest[]-present[]) + c2*rand()*(gbest[]-present[])

โดยที่ present[] คือค่าตำแหน่งของพาร์ติเคิล ขณะปัจจุบัน

V[] คือ ค่าความเร็วที่ใช้ในการเปลี่ยนตำแหน่ง

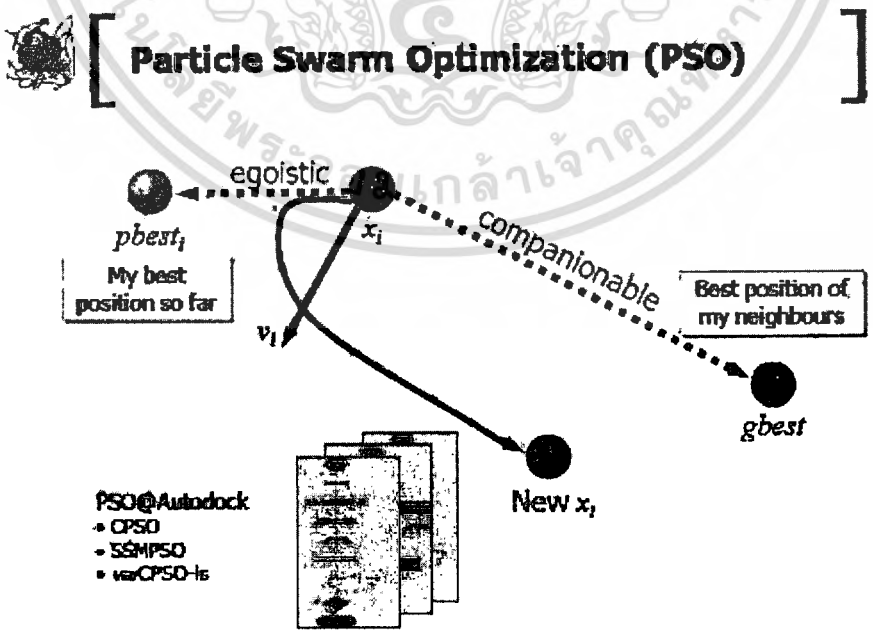
C1 คือ ค่าคงที่เพื่อใช้ในการปรับค่าพจน์แรก นิยมใช้ค่าประมาณ 2.00 โดยถ้าค่านี้มีค่ามาก หมายถึงผู้ใช้งานให้ความสำคัญกับค่า pbest มาก

C2 คือ ค่าคงที่เพื่อใช้ในการปรับค่าพจน์แรก นิยมใช้ค่าประมาณ 2.00 โดยถ้าค่านี้มีค่ามาก หมายถึงผู้ใช้งานให้ความสำคัญกับค่า gbest มาก

rand () คือ ค่าที่ถูกสุ่มขึ้นมามีค่า 0.00-1.00

pbest คือ ค่าตำแหน่งที่มีความเหมาะสมสูงสุดเท่าที่พาร์ติเคิลนั้นได้วิ่งผ่านมา

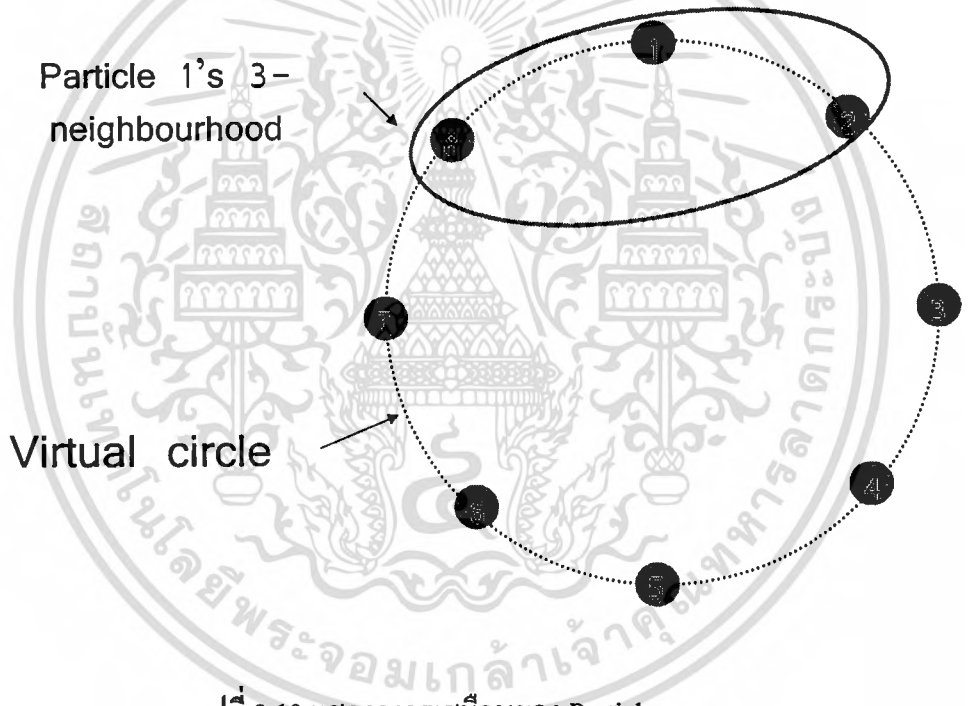
gbest คือ ค่าตำแหน่งที่มีความเหมาะสมสูงสุดเท่าที่พาร์ติเคิลนั้นได้เคยเจอมา



รูปที่ 2.9 แสดงตัวอย่างลักษณะของการปรับค่าความเร็วของพาร์ติเคิล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
06393

พิจารณาการจากหาตำแหน่งใหม่ของแต่ละพาร์ติเคิลจะประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอนหลัก ขั้นตอนการหาความเร็วใหม่ และขั้นตอนการปรับตำแหน่ง (เอาความเร็วใหม่ไปบวกกับตำแหน่งเดิม) โดยเริ่มจากสมการ เราจะใช้สมการ (2.2) ในการคำนวณหาความเร็วที่จะต้องเปลี่ยนให้กับพาร์ติเคิลก่อนแล้วจริงนำค่าที่ให้มาร่วมกับตำแหน่งเดิมของพาร์ติเคิลตัวนั้นๆตามสมการ (2.1) เราก็จะได้ค่าตำแหน่งของพาร์ติเคิล และหลังจากนั้นทุกพาร์ติเคิลก็จะได้ตำแหน่งใหม่ และเริ่มทำการคำนวณหาค่าความเหมาะสมอีก วนไปเรื่อยๆจนได้ค่าความเหมาะสมที่เราพอใจ นอกจากนี้ในการปรับความเร็ว และตำแหน่งของแต่ละพาร์ติเคิลนั้นเรายังต้องพิจารณาค่าอีก 1 ค่าด้วยซึ่งก็คือค่าความเร็วสูงสุดที่เราจะอนุญาต โดนค่านี้เป็นค่าที่มีความสำคัญอย่างมากเนื่องจากหากเรากำหนดค่านี้ให้มีค่ามากเกินไปก็จะทำให้มีโอกาสมากที่จะทำให้พาร์ติเคิลวิ่งผ่านจุดที่มีค่าความเหมาะสมมากที่สุดไปได้



รูปที่ 2.10 แสดงวงจรเสมือนของ Particle swarm

2.3.2 สรุปการทำงานพาร์ติเคิลสวอร์มออปติไมซ์เซชันอัลกอริทึม

จากที่กล่าวมาในหัวข้อ การทำงานของพาร์ติเคิลสวอมร์ออปติไมเซชันอัลกอริทึม เราสามารถสรุปขั้นตอนต่างๆได้ดังนี้

Step 1 สร้างประชากรของพาร์ติเคิลขึ้นมาพร้อมทั้งสุ่มค่าตำแหน่งให้แต่ละพิกัด

Step 2 คำนวณหาค่าความเหมาะสมแต่ละพาร์ติเคิลและจัดเก็บค่า pbest ไว้

Step 3 จัดเก็บค่า gbest

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Step 4 คำนวณค่าความเร็วใหม่ ตามค่า pbest และ gbest ของแต่ละพาร์ติเคิล (ซึ่งก็คือ การปรับค่าความเร็วให้ชี้ไปในทิศทางของตำแหน่งของจุด pbest และ gbest)

Step 5 ปรับค่าตำแหน่งของทุกๆ พาร์ติเคิลใหม่

Step 6 กลับไปทำขั้นตอนที่ 2 วนไปเรื่อยๆ จนครบเงื่อนไข

```
For each particle
   Initialize particle
END

Do
   For each particle
      Calculate fitness value
      If the fitness value is better than its peronal best
      set current value as the new pBest
   End

   Choose the particle with the best fitness value of all as gBest
   For each particle
      Calculate particle velocity according equation (a)
      Update particle position according equation (b)
   End
While maximum iterations or minimum error criteria is not attained
```

รูปที่ 2.11 แสดง Pseudo code ของ PSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการศึกษา

ในการศึกษาโครงงานนี้ เป็นการนำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) และ พาร์ติเคิลสวอร์มออปติไมซ์เซชัน (Particle Swarm Optimization) มาทำงานผสมร่วมกันเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากอย่างหนึ่ง ซึ่งทั้งสองวิธีนี้มีเทคนิคคล้ายกัน

3.1 โครงสร้างแบบจำลอง

โครงสร้างของแบบจำลองการจำแนกกลุ่มโดยใช้หลักการของนิวรอนเน็ตเวิร์ก ร่วมกับอัลกอริทึมแบบผสมระหว่าง GA และ PSO นั้นเป็นแบบจำลองที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งโครงสร้างนี้จะประกอบไปด้วย 2 ส่วนด้วยกัน คือ ส่วนแรกเป็นส่วนของโครงข่ายประสาทเทียมและส่วนที่ 2 เป็นส่วนที่นำอัลกอริทึมระหว่าง GA และ PSO มาผสมกันเพื่อใช้สำหรับปรับและค้นหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุดเพื่อใช้ในการจำแนกกลุ่มได้ถูกต้องที่สุด

โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ประกอบด้วยโครงสร้างการทำงานที่แบ่งเป็นจำนวนชั้นการทำงานทั้งหมด 3 ชั้น ดังนี้

1. ชั้นรับข้อมูล (Input layer) เป็นชั้นที่รับข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมโดยที่จำนวนโหนดในชั้นรับข้อมูล ผู้ใช้งานสามารถกำหนดได้ตามความต้องการ
2. ชั้นซ่อน (Hidden layer) มีหน้าที่ประมวลผลข้อมูลตามค่าน้ำหนักความสัมพันธ์ระหว่างชั้นรับข้อมูลและชั้นซ่อนที่ได้กำหนดไว้ โดยที่จำนวนโหนดในชั้นซ่อนนั้น ผู้ใช้งานสามารถกำหนดได้ตามความต้องการ
3. ชั้นผลลัพธ์ (Output layer) มีหน้าที่ส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกนอกโครงข่าย โดยการทำงานของชั้นผลลัพธ์จะขึ้นอยู่กับการทำงานของชั้นซ่อนและค่าน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ โดยที่จำนวนโหนดในชั้นผลลัพธ์นั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงานและขั้นตอนการทำงาน

การดำเนินงานจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน

1. เจเนติคอัลกอริทึม
2. เจเนติคอัลกอริทึมผสมกับพาร์ติเคิลสวอร์มออฟติไมเซชัน

3.2.1 เจเนติคอัลกอริทึม

ขั้นตอนการกำหนดค่าเบื้องต้นให้กับตัวแปร

- กำหนดค่าจำนวนประชากรเริ่มต้น เช่น 4 โครโมโซม
- กำหนดค่าจำนวนรุ่นที่จะทำเป็นจำนวนรอบ เช่น 20 รอบ
- กำหนดอัตราส่วนความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ เช่น 0.75 และ มิวเตชัน เช่น 0.05
- กำหนดอัตราส่วนความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนแปลงยีนในโครโมโซม เช่น 0.25
- กำหนดอัตราส่วนความน่าจะเป็นในการเพิ่มหรือลดชั้นซ่อน เช่น 0.5

1. การจัดเตรียมข้อมูล เพื่อป้อนให้กับโครงข่ายที่เราจะทำการสร้างขึ้น

2. การแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่กำหนด (Normalization) เป็นการนำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 มาปรับเปลี่ยนให้ข้อมูลมีค่าอยู่ในช่วงที่กำหนด เพื่อให้ข้อมูลที่จะนำเข้ามานั้นสอดคล้องกับฟังก์ชันที่ใช้ในโครงข่าย โดยฟังก์ชัน Sigmoid ที่ใช้ในโครงข่ายนี้กำหนดให้ข้อมูลที่รับเข้ามาต้องเป็นตัวเลขที่อยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 สมการที่ใช้ในการแปลงข้อมูลมีดังนี้

$$normalize\,data = [\frac{data - \min}{\max - \min}] \times [\max_s - \min_s] + \min_s \qquad (3.1)$$

โดย max คือ ข้อมูลที่มีค่ามากที่สุด

min คือ ข้อมูลที่มีค่าน้อยที่สุด

$\max_s$ คือ ค่าข้อมูลที่ต้องการให้มากที่สุด

$\min_s$ คือ ค่าข้อมูลที่ต้องการให้น้อยที่สุด

3. นำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 มาทำการแบ่งข้อมูลสำหรับใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายและการทดสอบโครงข่าย

4. นำข้อมูลชุดฝึกสอนโครงข่ายจากขั้นตอนที่ 3 มาป้อนเป็นข้อมูลเข้าสำหรับฝึกสอนโครงข่าย โดยการสร้างประชากรโครโมโซม โดยค่าที่อยู่ในโครโมโซมเป็นการสุ่มค่าขึ้นมาค่าแต่ละยีน ซึ่งจะนำค่าที่สุ่มขึ้นมานั้นไปทำการถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมโดยค่าที่สุ่มขึ้นมานั้นอยู่ในช่วง [-1,1]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. คำนวณหาค่าความเหมาะสมโดยจะแบ่งเป็น 2 ขั้นตอนหลักๆ ได้แก่ ขั้นตอนคำนวณค่าผ่านโครงข่ายประสาทเทียม และขั้นตอนของการคำนวณค่า Fitness ของแต่ละประชากรออกมา โดยเราจะเริ่มจากนำค่าขีนของแต่ละประชากรไปแทนค่าในค่าถ่วงน้ำหนักและคำนวณตามสมการ

$$out_j = f(sum_j) \tag{3.2}$$

$$sum_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ji} x_{pi} \tag{3.3}$$

โดยส่วนนี้จะเป็นโหนดที่มีการรับข้อมูลมาโดยจะทำการกับข้อมูลทุกค่าที่เข้ามายังเซลล์ประสาทเทียม และหลังจากนั้นจะเอาค่า sum ที่ได้มาแทนค่าในสมการนี้

$$f(sum_j) = (1 + e^{-sumj})^{-1}\text{j} \tag{3.4}$$

โดยใช้สูตร (3.2) (3.3) (3.4) จะทำการคำนวณไล่จากชั้น Input -> Hidden ตั้งแต่ input แรกจนถึง input สุดท้าย โดยนำค่าที่ได้จากชั้น Input -> Hidden มาคำนวณในชั้น Hidden -> Output ตั้งแต่ hidden แรกจนถึง hidden สุดท้ายก็จะได้ค่าชั้น Output ทุกๆ โหนดของแต่ละ Pattern มาเปรียบเทียบ

6. นำข้อมูล Output ที่ทำการเปรียบเทียบแล้วมาหาค่าความเหมาะสม(Fitness) โดยได้จากสมการนี้

$$Fitness = \frac{1}{RMSE} \tag{3.5}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (t-o)^2}{n}} \tag{3.6}$$

7. เป็นการดำเนินงานตามวิธีการเจเนติกอัลกอริทึมเพื่อทำการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนัก

- เริ่มวิธีการคัดเลือกประชากรพ่อ-แม่โดยอาศัยวิธีรูเล็ตวีล หากโครโมโซมมีความเหมาะสมมากก็จะมีโอกาสถูกเลือกมากมาเป็นต้นแบบ
- ทำการครอสโอเวอร์โดยการนำโครโมโซมที่ได้จากวิธีการรูเล็ตวีลมาจับคู่แล้วทำการสุ่มค่าอัตราความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ที่กำหนดไว้ ถ้าได้ค่าความน่าจะเป็นมากกว่าก็จะไม่เกิดการครอสโอเวอร์ แต่ถ้าได้ค่าความน่าจะเป็นน้อยกว่าก็จะเกิดการครอสโอเวอร์
- การมิวเตชันโดยสุ่มค่าความน่าจะเป็นในการมิวเตชัน ถ้าได้ค่าความน่าจะเป็นมากกว่าก็จะไม่เกิดการมิวเตชัน แต่ถ้าได้ค่าความน่าจะเป็นน้อยกว่าก็จะเกิดการมิวเตชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

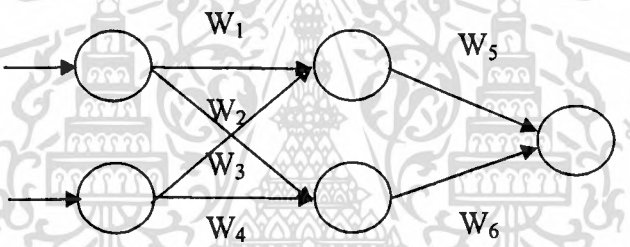
- การเพิ่ม-ลบ ชั้นในโครโมโซมโดยสุ่มค่าความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนแปลงชั้นซ่อนในโครโมโซมหรือไม่ ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงก็จะสุ่มค่าอัตราความน่าจะเป็นในการเพิ่ม-ลบชั้นซ่อนในโครโมโซมนั้น

3.2.2 ขั้นตอนการทำงาน

1.แสดงค่าสมมุติของข้อมูลเข้า

Pattern	Input1	Input2	Output
1	0.5	0.7	1
2	0.3	0.4	1

2. แสดงลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งดังรูปประกอบด้วย input 2, hidden 2, output 1



3. การสร้างโครโมโซม 4 โครโมโซม โดยการสุ่มตัวเลข [-1, 1]

Chromosome 1

0.1	0.3	0.2	-0.1	0.5	-0.2

Chromosome 2

-0.3	-0.2	0.4	0.1	0.6	-0.4

Chromosome 3

0.2	-0.5	0.3	-0.1	0.4	-0.3

Chromosome 4

0.2	0.4	0.5	-0.4	-0.8	0.9

ค่าแต่ละยีนที่ถูกสุ่มขึ้นมาก็จะถูกนำแปลงอยู่ในรูปของค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 ค่าถ่วงน้ำหนักทั้งหมดของประชากรเริ่มต้น

Chromosome	W1	W2	W3	W4	W5	W6
1	0.1	0.3	0.2	-0.1	0.5	-0.2
2	-0.3	-0.2	0.4	0.1	0.6	-0.4
3	0.2	-0.5	0.3	-0.1	0.4	-0.3
4	0.2	0.4	0.5	-0.4	-0.8	0.9

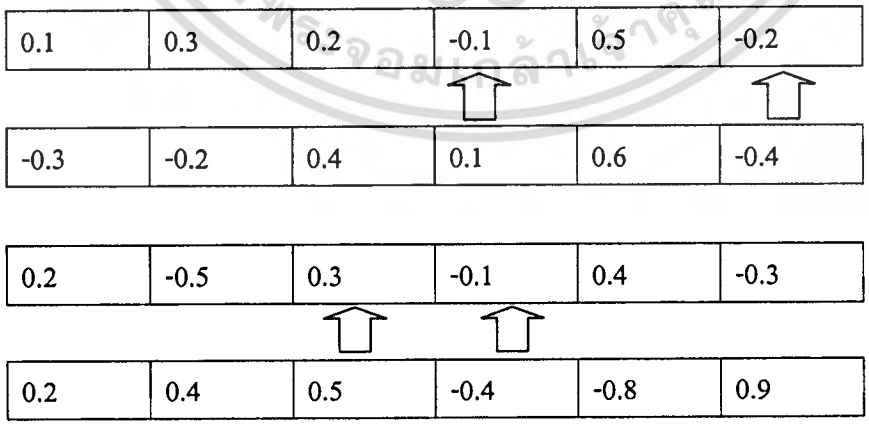
4. คำนวณค่าผ่านโครงข่ายประสาทเทียมโดยคำนวณผ่านสูตร (3.2) (3.3) (3.4) (3.5) (3.6)

ตารางที่3.2 แสดงผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม

โครโมโซมชุดที่	Pattern 1	Pattern 2
1	0.56360	0.50605
2	0.55985	0.53037
3	0.52586	0.52551
4	0.27758	0.27974

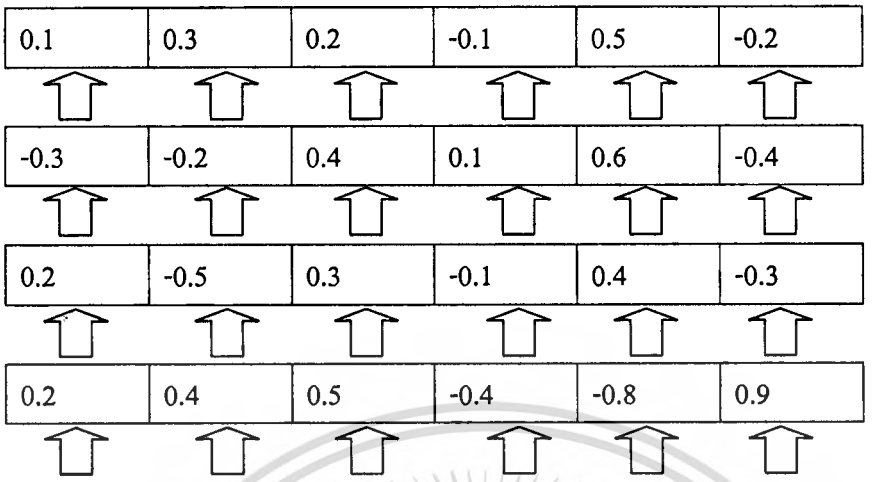
5. วิธีการ Roulette wheel โดยการสุ่มเลือกค่าของ Fitness มาเป็น พ่อ-แม่ ในการครอสโอเวอร์และมิวเตชัน

6. วิธีการครอสโอเวอร์ จะสุ่มตำแหน่งสองตำแหน่งและค่าอัตราในการครอสโอเวอร์



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7. วิธีการมิวเตชัน จะทำมิวเตชันทุกๆ ยีนในโครโมโซมโดยใช้ค่าอัตราในการมิวเตชัน



8. วิธีการเพิ่ม-ลบชั้นซ้อน จะทำการสุ่มค่าความน่าจะเป็น (0-1) ว่าตกอยู่ในช่วงไหน แต่ต้องทำการเช็คค่าความเปลี่ยนแปลงว่าจะมีการเปลี่ยนแปลงหรือไม่

9. ทำการวนซ้ำไปที่ฝึกหัดโครงข่าย จนกว่าจะได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่พอใจหรือหยุดการทำงานตามที่กำหนด

3.2.3 เจเนติคอัลกอริทึมผสมกับพาร์ติเคิลสวอร์มออฟติไมซ์เซชัน

ขั้นตอนการกำหนดค่าเบื้องต้นให้กับตัวแปร

- กำหนดค่าจำนวนประชากรเริ่มต้น เช่น 4 โครโมโซม
- กำหนดค่าจำนวนรุ่นที่จะทำเป็นจำนวนรอบ เช่น 20 รอบ
- กำหนดการจำกัดความเร็วของพาร์ติเคิล เช่น 0.4
- กำหนด C1,C2 ค่าคงที่ที่ใช้สำหรับเพิ่มค่าความสำคัญให้กับตำแหน่งที่ดีที่สุดของแต่ละพาร์ติเคิล คือ pbest และ gbest เช่น c1 = 2 ,c2 = 2
- ในที่นี้ สมมุติว่า ให้ rand() = 0.5
- กำหนดอัตราส่วนความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ เช่น 0.75 5
- กำหนดอัตราส่วนความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนแปลงยีนในโครโมโซม เช่น 0.25
- กำหนดอัตราส่วนความน่าจะเป็นในการเพิ่มหรือลดชั้นซ่อน เช่น 0.5

1. การจัดเตรียมข้อมูล เพื่อป้อนให้กับโครงข่ายที่เราจะทำการสร้างขึ้น

2. การแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่กำหนด (Normalization) เป็นการนำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 มาปรับเปลี่ยนให้ข้อมูลมีค่าอยู่ในช่วงที่กำหนด เพื่อให้ข้อมูลที่จะนำเข้ามานั้นสอดคล้องกับฟังก์ชันที่ใช้ในโครงข่าย โดยฟังก์ชัน Sigmoid ที่ใช้ในโครงข่ายนี้กำหนดให้ข้อมูลที่รับเข้ามาต้องเป็นตัวเลขที่อยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 สมการที่ใช้ในการแปลงข้อมูลมีดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$normalize\ data = [\frac{data - \min}{\max - \min}] \times [\max_s - \min_s] + \min_s \qquad (3.1)$$

โดย max คือ ข้อมูลที่มีค่ามากที่สุด

min คือ ข้อมูลที่มีค่าน้อยที่สุด

$\max_s$ คือ ค่าข้อมูลที่ต้องการให้มากที่สุด

$\min_s$ คือ ค่าข้อมูลที่ต้องการให้น้อยที่สุด

3. นำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 มาทำการแบ่งข้อมูลสำหรับใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายและการทดสอบโครงข่าย

4. นำข้อมูลชุดฝึกสอนโครงข่ายจากขั้นตอนที่ 3 มาป้อนเป็นข้อมูลเข้าสำหรับฝึกสอนโครงข่าย โดยการสร้างประชากรโครโมโซม โดยค่าที่อยู่ในโครโมโซม เป็นการสุ่มค่าขึ้นมาค่าแต่ละยีน ซึ่งจะนำค่าที่สุ่มขึ้นมานั้นไปทำการถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมโดยค่าที่สุ่มขึ้นมานั้นอยู่ในช่วง [-1,1]

5. คำนวณหาค่าความเหมาะสมโดยจะแบ่งเป็น 2 ขั้นตอนหลักๆ ได้แก่ ขั้นตอนคำนวณค่าผ่านโครงข่ายประสาทเทียม และขั้นตอนของการคำนวณค่า Fitness ของแต่ละประชากรออกมา โดยเราจะเริ่มจากนำค่ายีนของแต่ละประชากรไปแทนค่าในค่าถ่วงน้ำหนักและคำนวณตามสมการ

$$out_j = f(sum_j) \qquad (3.2)$$

$$sum_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ji} x_{pi} \qquad (3.3)$$

โดยส่วนนี้จะเป็นโหนดที่มีการรับข้อมูลมาโดยจะทำการกับข้อมูลทุกค่าที่เข้ามายังเซลล์ประสาทเทียม และหลังจากนั้นจะเอาค่า sum ที่ได้มาแทนค่าในสมการนี้

$$f(sum_j) = (1 + e^{-sumj})^{-1}\text{j} \qquad (3.4)$$

โดยใช้สูตร (3.2) (3.3) (3.4) จะทำการคำนวณไล่จากชั้น Input -> Hidden ตั้งแต่ input แรกจนถึง input สุดท้าย โดยนำค่าที่ได้จากชั้น Input -> Hidden มาคำนวณในชั้น Hidden -> Output ตั้งแต่ hidden แรกจนถึง hidden สุดท้ายก็จะได้ค่าชั้น Output ทุกๆ โหนดของแต่ละ Pattern มาเปรียบเทียบ

6. นำข้อมูล output ที่ทำการเปรียบเทียบแล้วมาหาค่าความเหมาะสม(Fitness) โดยได้จากสมการนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$Fitness = \frac{1}{RMSE} \quad (3.5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (t-o)^2}{n}} \quad (3.6)$$

7. เป็นการดำเนินงานตามวิธีการเจเนติกอัลกอริทึมผสมพาร์ติเคิลสวอร์มเพื่อทำการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนัก

- เริ่มการใช้อัลกอริทึมพาร์ติเคิลสวอร์ม โดย คำนวณหาค่าความเหมาะสมแต่ละพาร์ติเคิล และจัดเก็บค่า pbest ไว้จัดเก็บค่า gbest คำนวณค่าความเร็วใหม่ ตามค่า pbest และ gbest ของแต่ละพาร์ติเคิล (ซึ่งก็คือ การปรับค่าความเร็วให้ชี้ไปในทิศทางของตำแหน่งของจุด pbest และ gbest นั้นเอง)ปรับค่าตำแหน่งของทุกๆ พาร์ติเคิลใหม่
- เริ่มวิธีการคัดเลือกประชากรพ่อ-แม่โดยอาศัยวิธีรูเล็ตวีล หากโครโมโซมมีความเหมาะสมมากก็จะมีโอกาสถูกเลือกมากมาเป็นต้นแบบ
- ทำการครอสโอเวอร์โดยการนำโครโมโซมที่ได้จากวิธีการรูเล็ตวีลมาจับคู่แล้วทำการสุ่มค่าอัตราความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ที่กำหนดไว้ ถ้าได้ค่าความน่าจะเป็นมากกว่าก็จะไม่เกิดการครอสโอเวอร์ แต่ถ้าได้ค่าความน่าจะเป็นน้อยกว่าก็จะเกิดการครอสโอเวอร์
- การเพิ่ม-ลบ ชั้นในโครโมโซมโดยสุ่มค่าความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนแปลงชั้นซ่อนในโครโมโซมหรือไม่ ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงก็จะสุ่มค่าอัตราความน่าจะเป็นในการเพิ่ม-ลบชั้นซ่อนในโครโมโซมนั้น

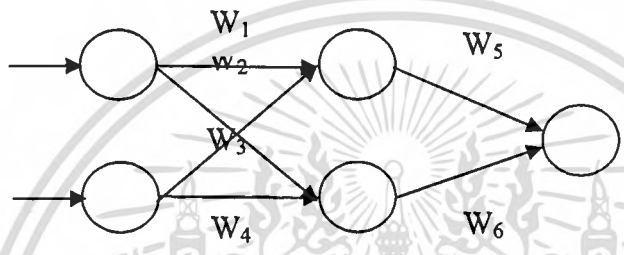
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.4ขั้นตอนการทำงาน

1. แสดงค่าสมมุติของข้อมูลเข้า

Pattern	Input1	Input2	Output
1	0.5	0.7	1
2	0.3	0.4	1

2. แสดงลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งดังรูปประกอบไปด้วย input 2, hidden 2, output 1



3. การสร้างโครโมโซม 4 โครโมโซม โดยการสุ่มตัวเลข [-1, 1]

Chromosome 1

0.1	0.3	0.2	-0.1	0.5	-0.2

Chromosome 2

-0.3	-0.2	0.4	0.1	0.6	-0.4

Chromosome 3

0.2	-0.5	0.3	-0.1	0.4	-0.3

Chromosome 4

0.2	0.4	0.5	-0.4	-0.8	0.9

ตารางที่ 3.3 ค่าถ่วงน้ำหนักทั้งหมดของประชากรเริ่มต้น

Chromosome	W1	W2	W3	W4	W5	W6
1	0.1	0.3	0.2	-0.1	0.5	-0.2
2	-0.3	-0.2	0.4	0.1	0.6	-0.4
3	0.2	-0.5	0.3	-0.1	0.4	-0.3
4	0.2	0.4	0.5	-0.4	-0.8	0.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. คำนวณค่าผ่านโครงข่ายประสาทเทียมโดยคำนวณผ่านสูตร (3.2) (3.3) (3.4) (3.5) (3.6)

ตารางที่3.4 แสดงผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม

โครโมโซมชุดที่	Pattern 1	Pattern 2
1	0.56360	0.50605
2	0.55985	0.53037
3	0.52586	0.52551
4	0.27758	0.27974

5. วิธีการ พาร์ติเคิลสวอร์ม ซึ่งทำได้โดย

- หาค่า pbest คือตำแหน่งของโครโมโซมที่มีค่า fitness ที่มีค่ามากที่สุดในที่ได้วิ่งผ่านมาของแต่ละโครโมโซมเอง ซึ่งในการทำรอบแรกค่า pbest ก็คือค่าตำแหน่งแรกที่ถูกสุ่มมานั้นเอง ซึ่งในตอนนี้ ค่า pbest = 0.1, 0.3, 0.2,-0.1, 0.5,-0.2
- หาค่า gbest คือค่าตำแหน่งของโครโมโซมที่มีค่า fitness มากที่สุดของทุกๆโครโมโซมภายในกลุ่มเท่าที่ทุกโครโมโซมเคยวิ่งผ่านมา ซึ่งในตอนนี้ ค่า gbest = 0.1, 0.3, 0.2,-0.1, 0.5,-0.2

- การคำนวณในตอนแรกจะทำให้ความเร็วในโครโมโซม มีค่าเป็น 0

V[] = v[] + c1*rand()*(pbest[]-present[]) + c2*rand()*(gbest[]-present[])

โครโมโซม 1

V[] = 0+2*0.5*((0.1, 0.3, 0.2,-0.1, 0.5,-0.2)-(0.1, 0.3, 0.2,-0.1, 0.5,-0.2))+

0+2*0.5*((0.1, 0.3, 0.2,-0.1, 0.5,-0.2)-(0.1, 0.3, 0.2,-0.1, 0.5,-0.2))

V[]=(0,0,0,0,0,0)

ตารางที่ 3.5 สรุปค่าความเร็วเมื่อคำนวณได้จากสูตร

โครโมโซม	V1	V2	V3	V4	V5	V6
1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	1.8	0.8	-0.1	-0.6	-0.4	0.2
3	0.4	0.2	-2.4	0.8	0.1	0.7
4	-1.4	-0.5	0.3	0.8	1.7	1.4

แต่เนื่องมีการกำจัดความเร็วสูงสุดไว้ 0.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.6 สรุปค่าความเร็วเมื่อจำกัดค่าความเร็วสูงสุด

โครโมโซม	V1	V2	V3	V4	V5	V6
1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	0.4	0.4	-0.1	-0.4	-0.4	0.2
3	0.4	0.2	-0.4	0.4	0.1	0.4
4	-0.4	-0.4	0.3	0.4	0.4	0.4

ทำการหาตำแหน่งให้แต่ละโครโมโซม

Present [] = present [] +v []

ตารางที่ 3.7 แสดงค่าตำแหน่งใหม่ของโครโมโซม

โครโมโซม	w1	w2	w3	w4	w5	w6
1	0.0	0.5	0.8	-0.3	0.1	0.1
2	0.4	0.2	-0.6	0.0	-0.4	0.1
3	0.3	0.8	-0.5	0.5	0.7	0.3
4	-0.5	-0.2	0.0	0.1	0.8	0.6

คำนวณค่าผ่านโครงข่ายประสาทเทียมโดยคำนวณผ่านสูตร (3.2) (3.3) (3.4) (3.5) (3.6)

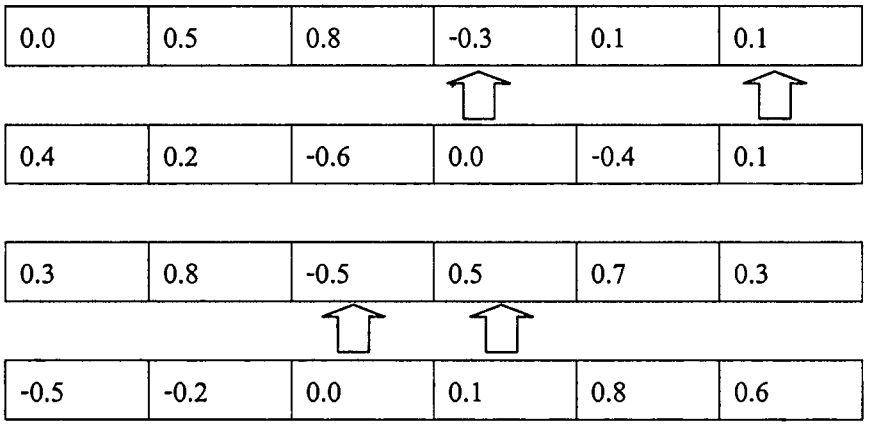
ตารางที่3.8 แสดงผลลัพธ์ที่ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม

โครโมโซมชุดที่	Pattern 1	Pattern 2
1	0.53050	0.51892
2	0.55673	0.53356
3	0.53169	0.52677
4	0.3269	0.29033

7. วิธีการ Roulette wheel โดยการสุ่มเลือกค่าของ Fitness มาเป็น พ่อ-แม่ ในการครอสโอเวอร์

8. วิธีการครอสโอเวอร์ จะทำสุ่มตำแหน่งและค่าอัตราในการครอสโอเวอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



9. วิธีการเพิ่ม-ลบชั้นซ้อน จะทำการสุ่มค่าความน่าจะเป็น (0-1) ว่าตกอยู่ในช่วงไหน แต่ต้องทำการเช็คค่าความเปลี่ยนแปลงว่าจะมีการเปลี่ยนแปลงหรือไม่

10. ทำการวนซ้ำไปที่ฝึกหัดโครงข่าย จนกว่าจะได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่พอใจหรือหยุดการทำงานตามที่กำหนด

3.3 การออกแบบโปรแกรมจำลอง

ในที่นี้จะมีการออกแบบโปรแกรมการจำลอง 2 โปรแกรมโดยขบวนการออกแบบออกแบบโปรแกรมประยุกต์ที่สร้างขึ้น สามารถแบ่งหน้าที่การทำงานออกเป็นโมดูล (Module) ต่างๆ

1.โปรแกรมการจำลองโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึม

2.โปรแกรมการจำลองโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึมผสมพาร์ติเคิลสวอร์ม

3.3.1 โปรแกรมการจำลองโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึม

3.3.1.1 โมดูลการรับค่าข้อมูล

เป็นโมดูลในการรับค่าพารามิเตอร์จากผู้ใช้ เพื่อนำไปใช้ในการทำงานของโปรแกรม ซึ่งจะประกอบด้วยตัวแปร 2 ชุด คือ

1. ตัวแปรของโครงข่ายประสาทเทียม
   - จำนวนโหนดของชั้นอินพุท (Input node)
   - จำนวนโหนดของชั้นซ่อน (Hidden node)
   - จำนวนโหนดของชั้นเอาท์พุท (Output node)
2. ตัวแปรของจีเนติกอัลกอริทึม (GA Parameter)
   - จำนวนประชากร (Population)
   - อัตราการครอสโอเวอร์ (Crossover)
   - อัตราการมิวเตชัน (Mutation)
   - เพิ่มลดชั้นซ่อน

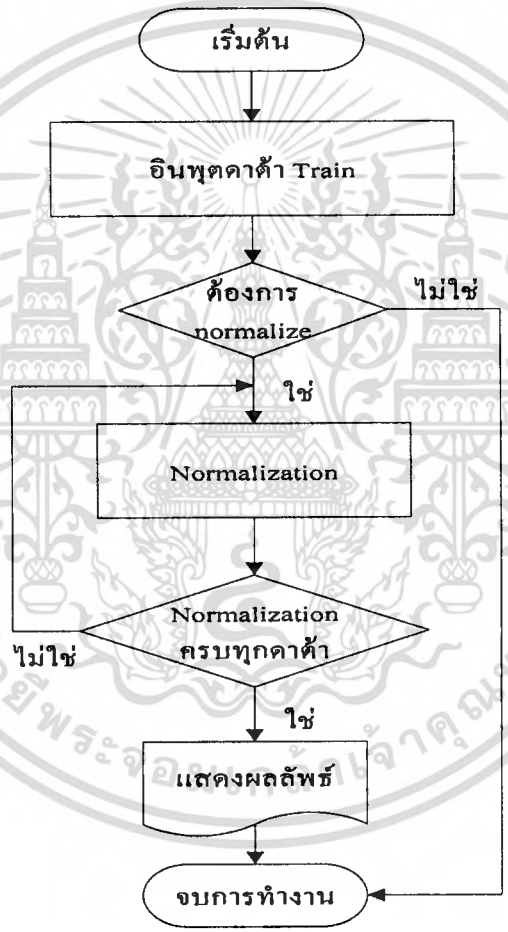
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. ตัวแปรของการ Train

- จำนวนรุ่น (Learn cycle)
- จำนวนการซ้ำของค่า Acc สูงสุด (Duplicate)

3.3.1.2 โมดูลการ Normalization

เป็นฟังก์ชันการทำงานที่รับค่าข้อมูลเข้ามาจาก Text File แล้วนำมาคำนวณตามสูตรการแปลงข้อมูล ผลลัพธ์จากการคำนวณนั้นจะอยู่ในช่วงที่กำหนด นำผลลัพธ์ที่ได้นั้นมาใช้เป็นชุดข้อมูลเข้าในการฝึกสอนโครงข่ายต่อไป

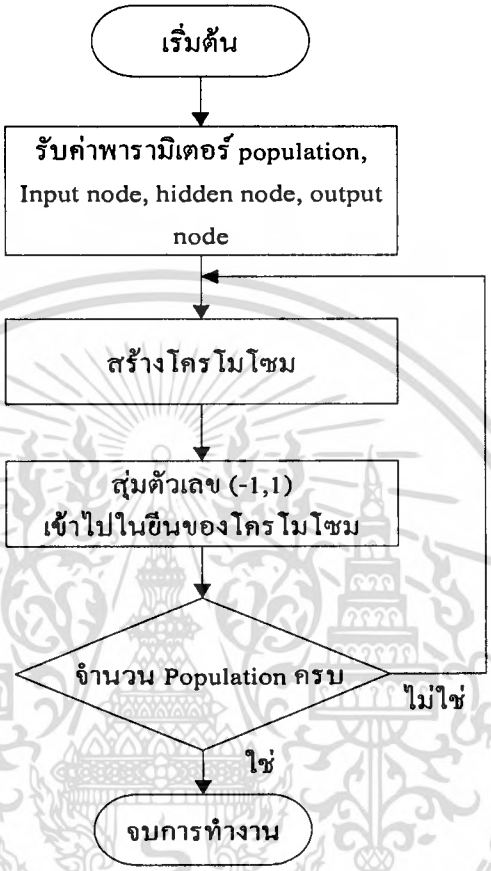


รูปที่ 3.1 แสดงการทำงานของโมดูลนอร์มอไลเซชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.1.3 โมดูลการสร้างโครโมโซม

เป็นโมดูลสำหรับการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักมาเป็นประชากรเริ่มต้น โดยจะสุ่มค่าในช่วง -1 ถึง 1 แล้วจัดให้อยู่ในรูปแบบโครโมโซม ซึ่งจะสร้างโครโมโซมเท่ากับจำนวนประชากรเริ่มต้น



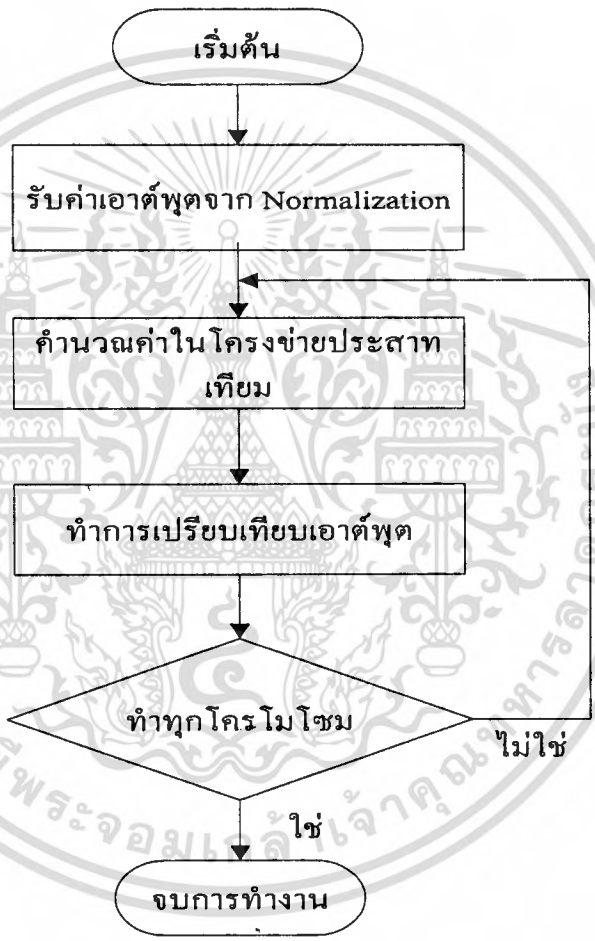
รูปที่ 3.2 แสดงการทำงานของโมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.1.4 โมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม

เป็นโมดูลในการคำนวณค่าความเหมาะสมของค่าถ่วงน้ำหนัก โดยจะคำนวณผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมก่อน แล้วจึงคำนวณค่าความเหมาะสมด้วยการเทียบคำตอบเป้าหมายกับคำตอบที่คำนวณได้จากโครงข่าย ซึ่งการทำงานในโมดูลนี้โปรแกรมจะใช้อินพุทในการประมวลผลดังนี้

- ข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการนอร์มอไลเซชันแล้วจากโมดูลการนอร์มอไลเซชัน
- ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่อยู่ในรูปโครโมโซมแล้วจากโมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น

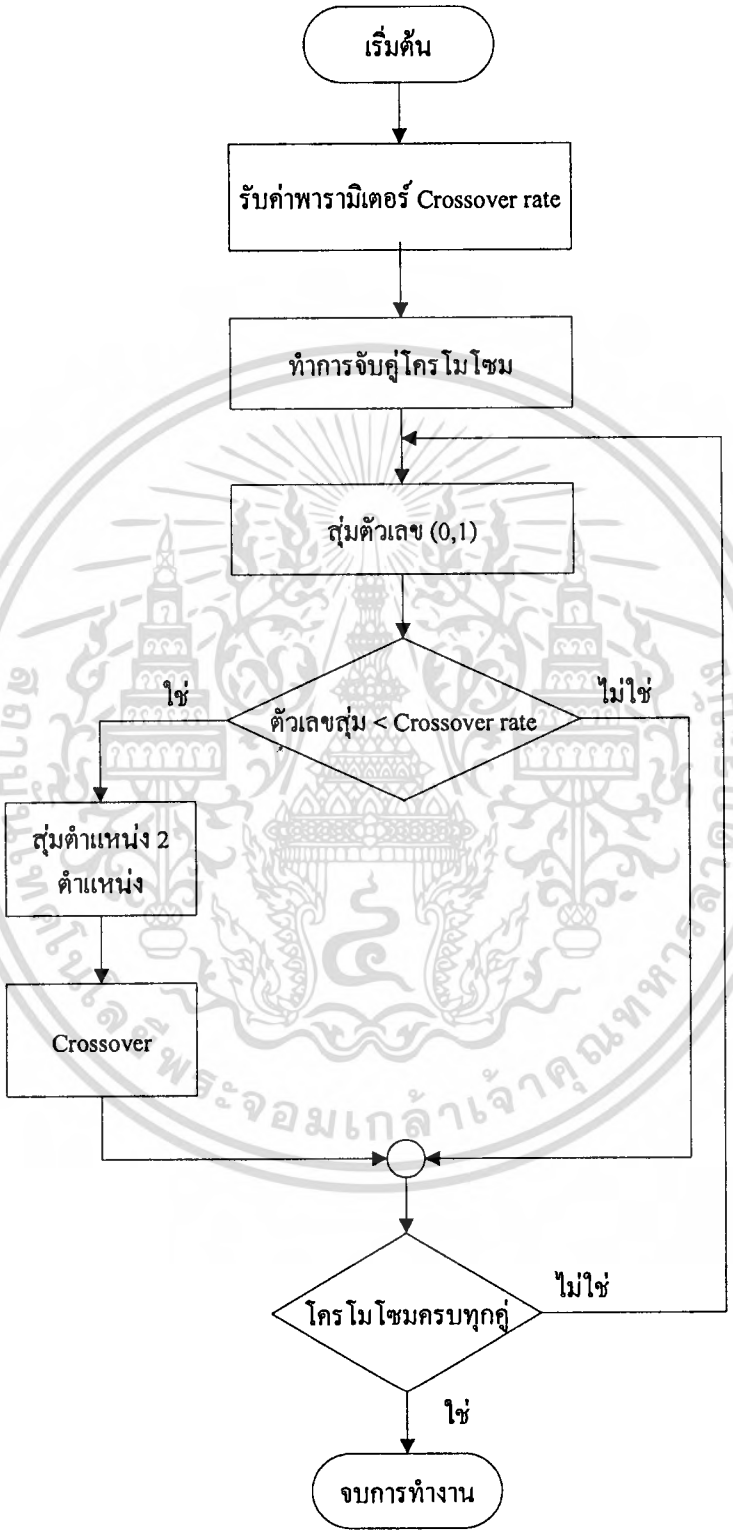


รูปที่ 3.3 แสดงการทำงานของโมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

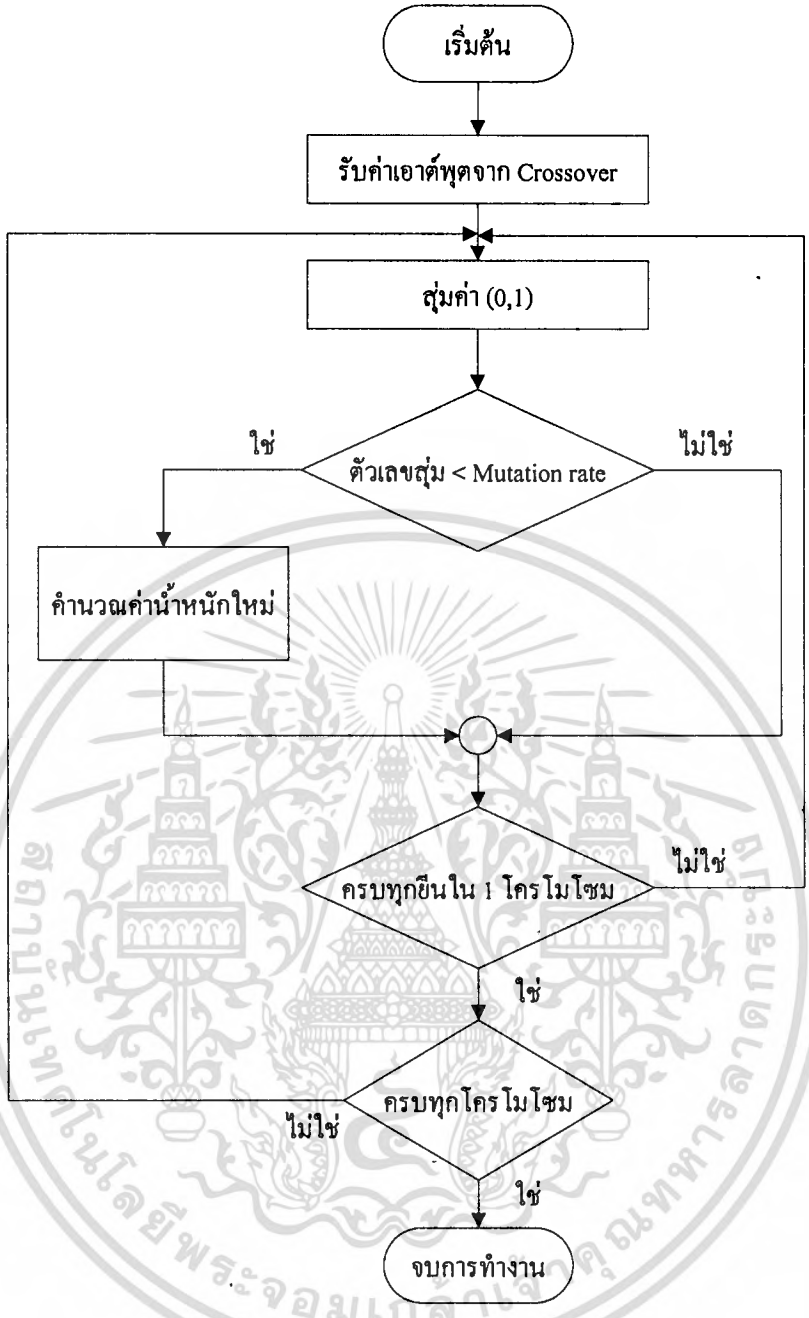
3.3.1.5 โมดูลการทำงานของเจเนติคอัลกอริทึม

เป็นโมดูลที่ทำหน้าที่คัดเลือกโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสม มาดำเนินการตามอัลกอริทึม คือ ครอสโอเวอร์ มิวเตชัน และการเพิ่มลดชั้นซ่อน



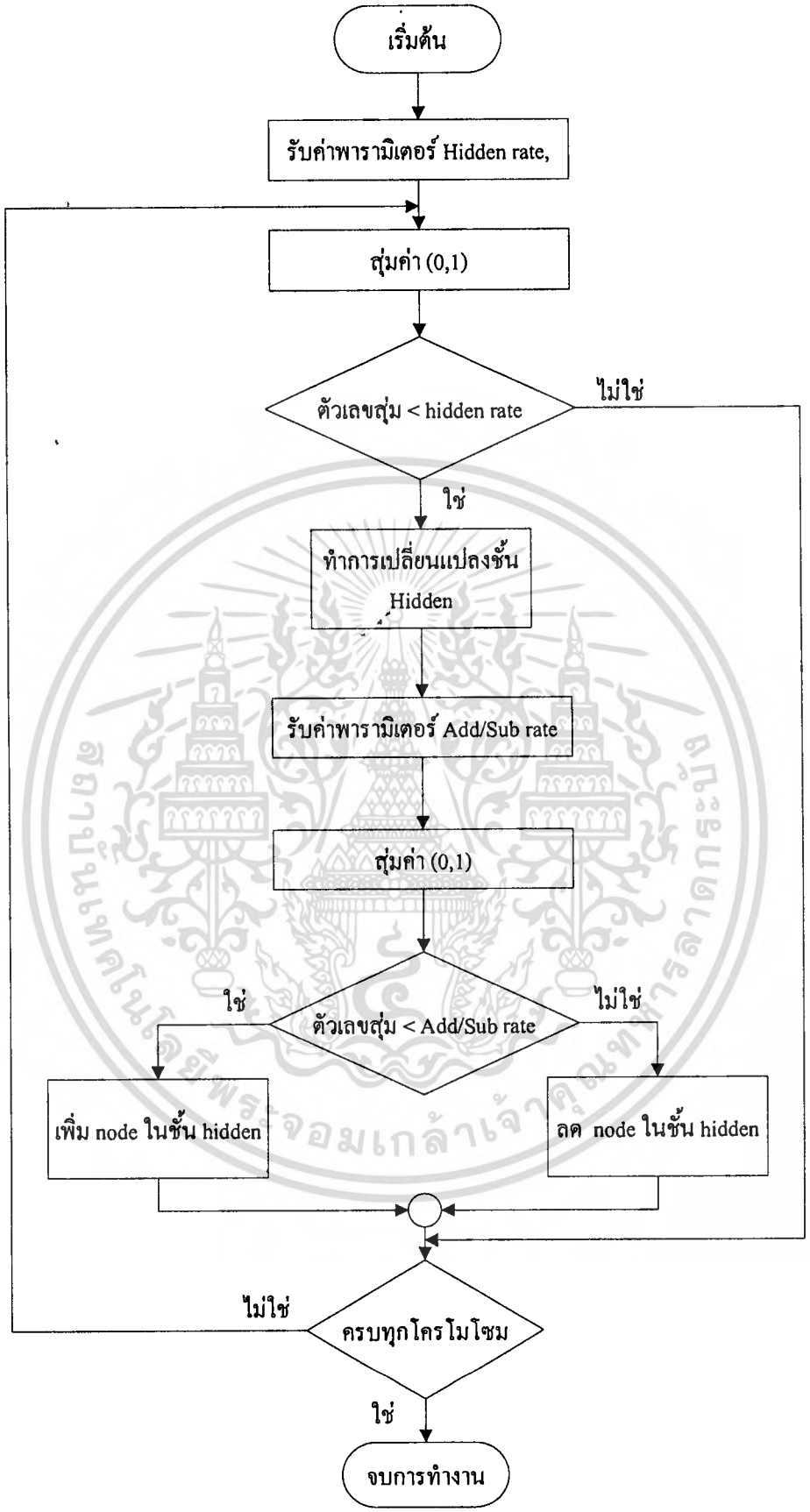
รูปที่ 3.4 แสดงการทำงานของโมดูลการการครอสโอเวอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.5 แสดงการทำงานของโมดูลการมิวเตชั่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.6 แสดงการทำงานของโมดูลการเพิ่มลดชั้นซ่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.1.6 โมดูลการบันทึกข้อมูล

เป็นโมดูลสำหรับการบันทึกค่าถ่วงน้ำหนักที่มีการปรับปรุงแล้วจากการฝึกหัดโครงข่าย โดยจะบันทึกไว้เป็น Text File เพื่อนำไปใช้ในการทดสอบแบบจำลอง

3.3.1.7 โมดูลการทดสอบ

เป็นโมดูลสำหรับการทดสอบแบบจำลอง มีลักษณะเหมือนกับโมดูลการฝึกหัดโครงข่าย แต่ข้อมูลนำเข้าจะเป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบและผ่านการนอร์มอไลเซชันแล้วจากโมดูลการนอร์มอไลเซชัน สำหรับค่าถ่วงนำหนักที่ใช้ทดสอบจะมาจากโมดูลการบันทึกข้อมูล

3.3.1.8 โมดูลแสดงผลลัพธ์

เป็นโมดูลสำหรับแสดงผลลัพธ์จากการทำงาน โดยจะแสดงผลลัพธ์ทางหน้าจอเป็นรายละเอียดการจำแนกประเภทข้อมูลที่ถูกหรือผิดและคำนวณเป็นเปอร์เซ็นต์

3.3.2 ส่วนการทำงานของโปรแกรมแบบจำลอง

แบ่งการทำงานของโปรแกรมออกเป็น 2 ส่วนหลัก คือ

1. ส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train) มีลำดับการทำงาน
2. ส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test) มีลำดับการทำงาน

3.3.2.1 ส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train)

เป็นส่วนที่ทำหน้าในการฝึกหัดโครงข่าย ให้เกิดการเรียนรู้ ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

1. รับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากผู้ใช้
2. นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับการฝึกหัด (Training data) จาก Text file
3. นอร์มอไลเซชันข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1
4. สุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น
5. คำนวณค่าความเหมาะสมของค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น
6. คัดเลือกโครโมโซมด้วยวงล้อถ่วงน้ำหนัก
7. ดำเนินการทางพันธุกรรม คือ ครอสโอเวอร์ มิวเตชันและเพิ่มลดชั้นซ่อน
8. คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมรุ่นลูก
9. ปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม
10. คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่ผ่านการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.2.2 ส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test)

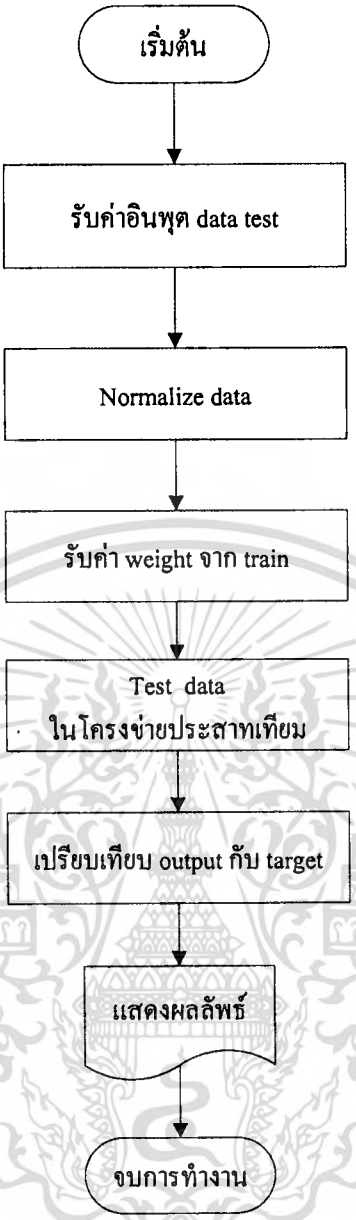
เป็นส่วนที่ทำหน้าในการทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายที่ผ่านการฝึกหัดแล้ว ซึ่งมีขั้นตอน

1. รับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากผู้ใช้
2. นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) จาก Text file
3. นำเข้าค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้บันทึกไว้ในส่วนของการฝึกหัดโครงข่าย
4. นอร์มอไลเซชันข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1
5. คำนวณผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ชุดค่าถ่วงน้ำหนักที่นำเข้ามา
6. เปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างกลุ่มเป้าหมาย (Target group) กับกลุ่มที่คำนวณได้จากโครงข่าย (Output group)
7. บันทึกผลลัพธ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.7 แสดงการทำงานของโปรแกรมส่วนฝึกหัดโครงข่าย GA

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.8 แสดงการทำงานของโปรแกรมส่วนทดสอบโครงข่าย GA

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.3 โปรแกรมการจำลองโดยใช้เจเนติคอัลกอริทึมกับพาร์ติเคิลสวอร์ม

3.3.3.1 โมดูลการรับค่าข้อมูล

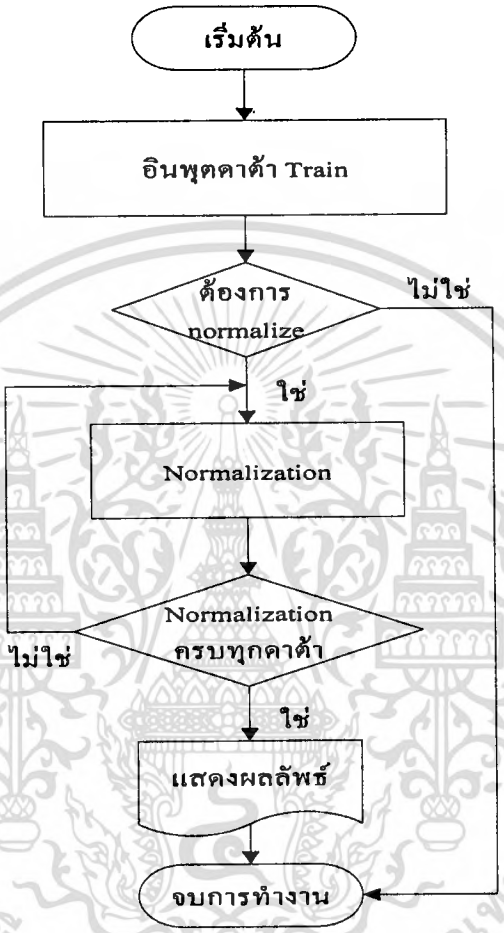
เป็นโมดูลในการรับค่าการกำหนดตัวแปรต่างๆ จากผู้ใช้ เพื่อนำไปใช้ในการทำงานของโปรแกรม ซึ่งจะประกอบด้วยตัวแปร 2 ชุด คือ

1. ตัวแปรของโครงข่ายประสาทเทียม
   - จำนวนโหนดของชั้นอินพุท (Input node)
   - จำนวนโหนดของชั้นซ่อน (Hidden node)
   - จำนวนโหนดของชั้นเอาท์พุท (Output node)
2. ตัวแปรของจีเนติกอัลกอริทึม (GA Parameter) และ พาร์ติเคิลสวอร์ม (Particle Swarm)
   - จำนวนประชากร (Population)
   - อัตราการครอสโอเวอร์ (Crossover)
   - อัตราการจำกัดความเร็ว (Velocity rate)
   - C1, C2
   - อัตราการ เพิ่มลดชั้นซ่อน
3. ตัวแปรของการ Train
   - จำนวนรุ่น (Learn cycle)
   - จำนวนการซ้ำของค่า Acc สูงสุด (Duplicate)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.3.2 โมดูลการ Normalization

เป็นฟังก์ชันการทำงานที่รับค่าข้อมูลเข้ามาจาก Text File แล้วนำมาคำนวณตามสูตรการแปลงข้อมูล ผลลัพธ์จากการคำนวณนั้นจะอยู่ในช่วงที่กำหนด นำผลลัพธ์ที่ได้นั้นมาใช้เป็นชุดข้อมูลเข้าในการฝึกสอนโครงข่ายต่อไป

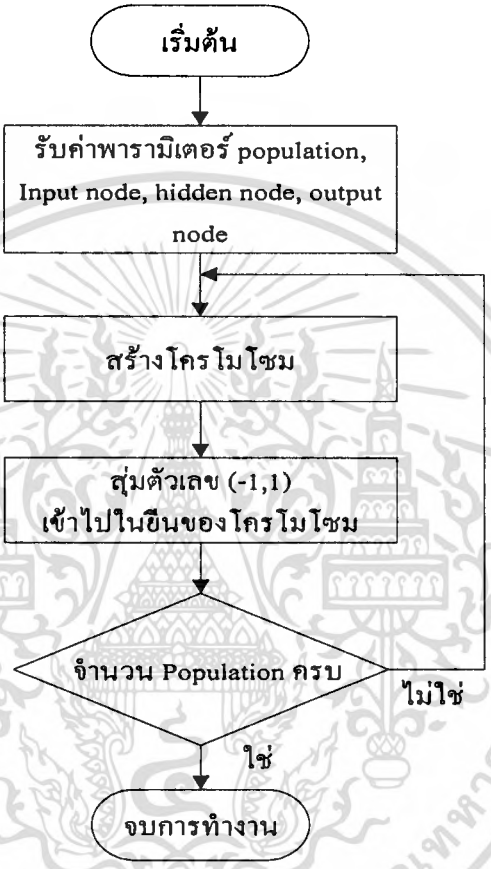


รูปที่ 3.9 แสดงการทำงานของโมดูลนอร์มอไลเซชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.3.3 โมดูลการสร้างโครโมโซม

เป็นโมดูลสำหรับการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักมาเป็นประชากรเริ่มต้น โดยจะสุ่มค่าในช่วง -1 ถึง 1 แล้วจัดให้อยู่ในรูปแบบโครโมโซม ซึ่งจะสร้างโครโมโซมเท่ากับจำนวนประชากรเริ่มต้น (Populatopn) ที่กำหนด และในแต่ละโครโมโซมจะมีจำนวนยีนเท่ากับ (Input node x Hidden node) + (Hidden node x Output node)



รูปที่ 3.10 แสดงการทำงานของโมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น

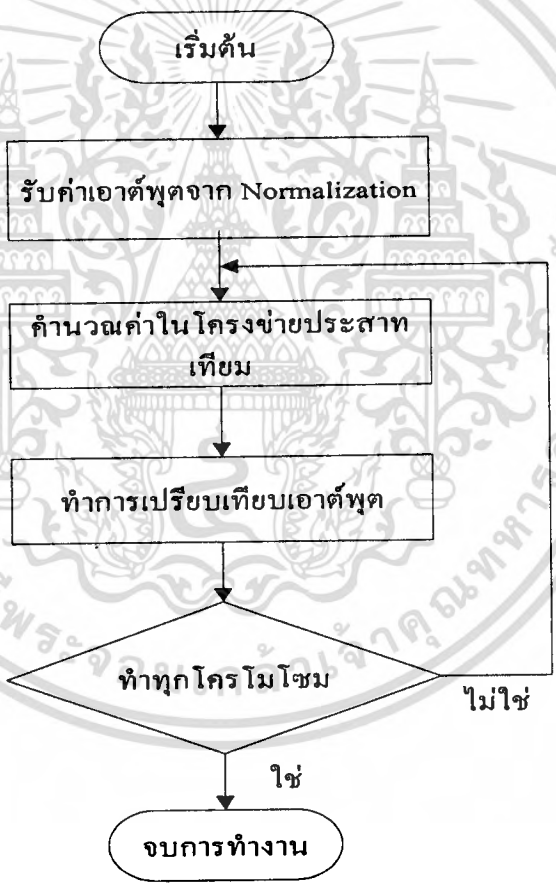
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.3.4 โมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม

เป็นโมดูลในการคำนวณค่าความเหมาะสมของค่าถ่วงน้ำหนัก โดยจะคำนวณผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมก่อน แล้วจึงคำนวณค่าความเหมาะสมด้วยการเทียบคำตอบเป้าหมายกับคำตอบที่คำนวณได้จากโครงข่าย ซึ่งการทำงานในโมดูลนี้โปรแกรมจะใช้อินพุทในการประมวลผลดังนี้

- ข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการนอร์มอไลเซชันแล้วจากโมดูลการนอร์มอไลเซชัน
- ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่อยู่ในรูปโครโมโซมแล้วจากโมดูลการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น

โดยโปรแกรมจะวนลูปการทำงานจนได้ค่าความเหมาะสมตามที่กำหนด หรือวนจนครบรอบการเรียนรู้ที่กำหนด

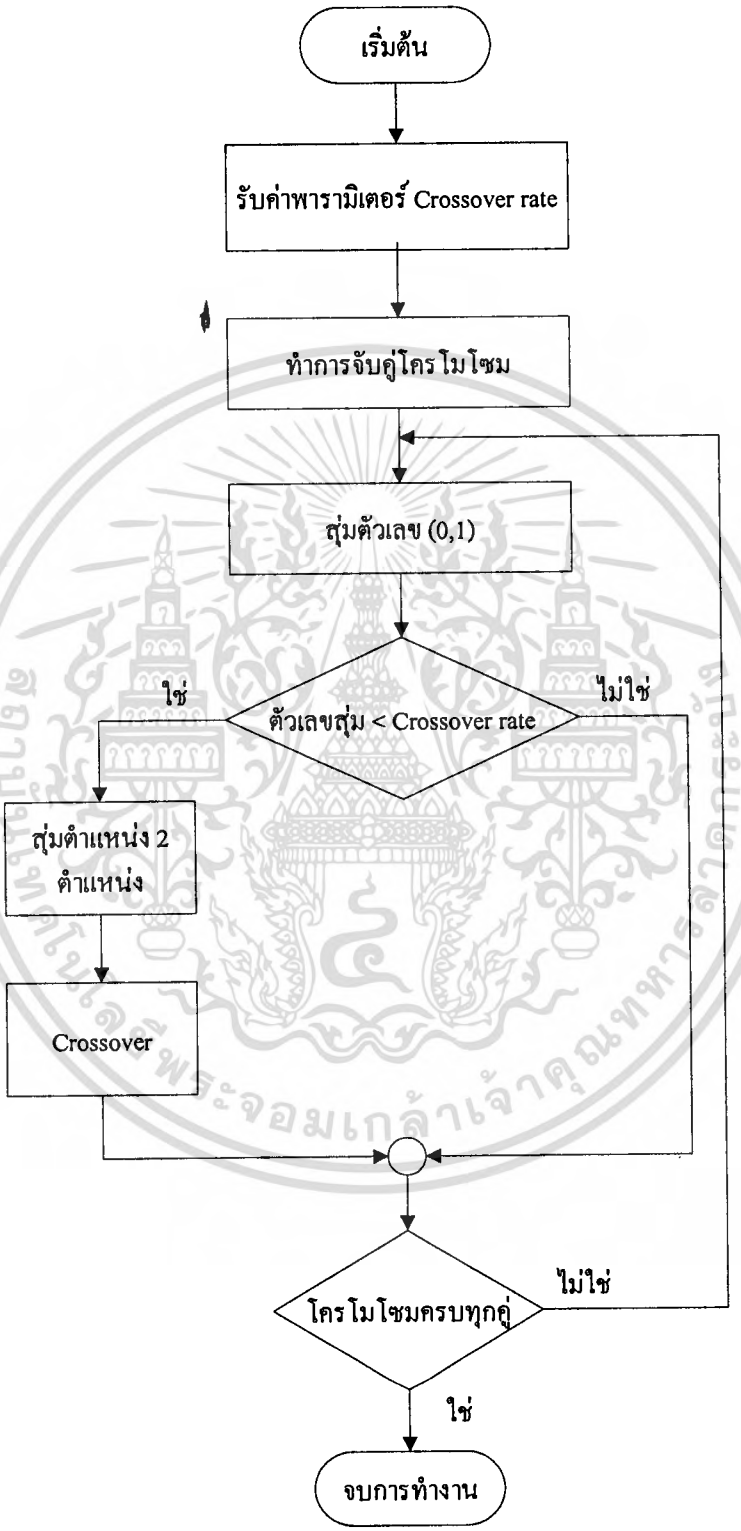


รูปที่ 3.11 แสดงการทำงานของโมดูลการคำนวณค่าความเหมาะสม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

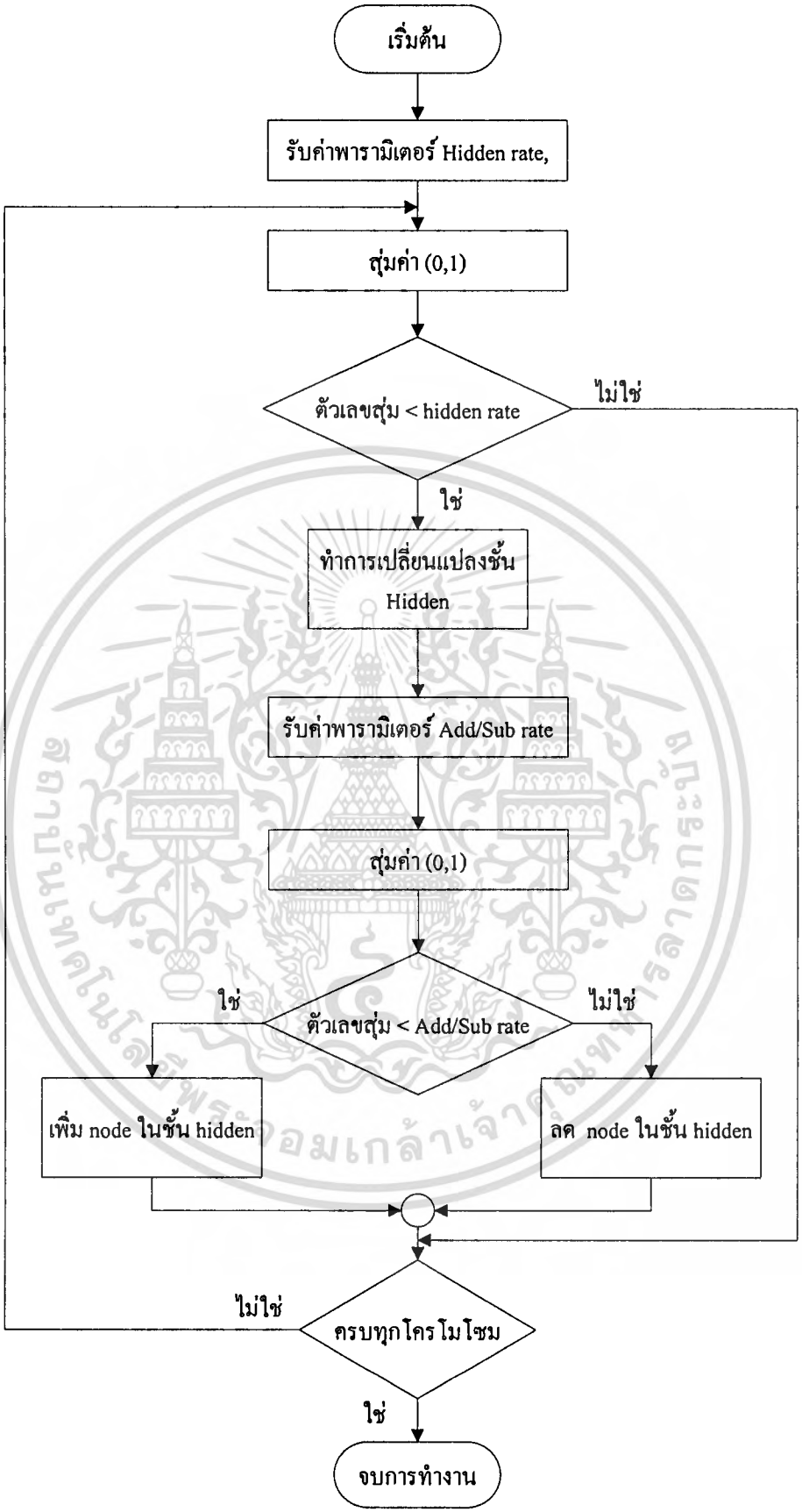
3.3.3.5 โมดูลการทำงานเจเนติคอัลกอริทึม

เป็นโมดูลที่ทำหน้าที่คัดเลือกโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสม มาดำเนินการทางพันธุกรรม คือ ครอสโอเวอร์ และการเพิ่มลดชั้นซ่อน



รูปที่ 3.12 แสดงการทำงานของโมดูลการการครอสโอเวอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

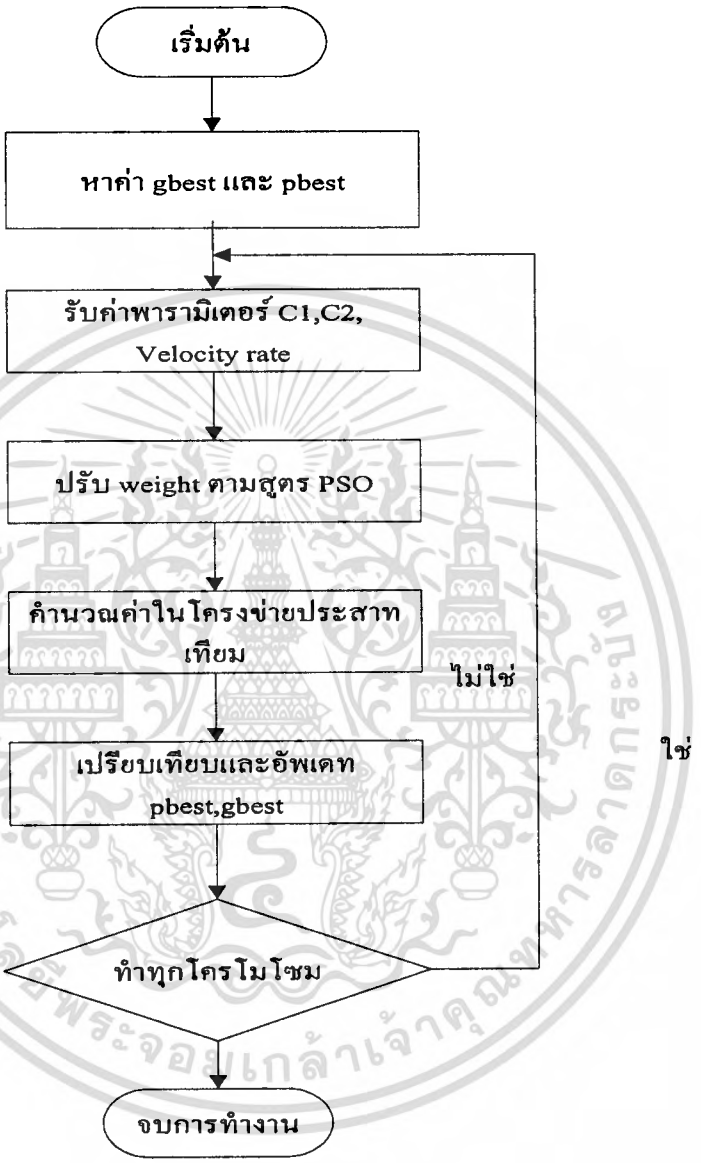


รูปที่ 3.13 แสดงการทำงานของโมดูลการเพิ่มลดชั้นซ่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.3.6 โมดูลการทำงานพาร์ติเคิลสวอร์ม

เป็นโมดูลที่ทำหน้าที่คัดเลือกโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสม มาดำเนินการทางพาร์ติเคิลสวอร์ม โดยมีหาค่า pbest และ gbest



รูปที่ 3.14 แสดงการทำงานของโมดูลพาร์ติเคิลสวอร์ม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.3.7 โมดูลการบันทึกข้อมูล

เป็นโมดูลสำหรับการบันทึกค่าถ่วงน้ำหนักที่มีการปรับปรุงแล้วจากการฝึกหัดโครงข่าย โดยจะบันทึกไว้เป็น Text File เพื่อนำไปใช้ในการทดสอบแบบจำลอง

3.3.3.8 โมดูลการทดสอบ

เป็นโมดูลสำหรับการทดสอบแบบจำลอง มีลักษณะเหมือนกับโมดูลการฝึกหัดโครงข่าย แต่ข้อมูลนำเข้าจะเป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบและผ่านการนอร์มอไลเซชันแล้วจากโมดูลการนอร์มอไลเซชัน

3.3.3.9 โมดูลแสดงผลลัพธ์

เป็นโมดูลสำหรับแสดงผลลัพธ์จากการทำงาน โดยจะแสดงผลลัพธ์ทางหน้าจอเป็นรายละเอียดการจำแนกประเภทข้อมูลที่ถูกหรือผิดและคำนวณเป็นเปอร์เซ็นต์ และจำนวนถูกและผิด

3.3.4 การทำงานของโปรแกรม

แบ่งการทำงานของโปรแกรมออกเป็น 2 ส่วนหลัก คือ

1. ส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train) มีลำดับการทำงาน ดังนี้
2. ส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test) มีลำดับการทำงาน ดังนี้

3.3.4.1 ส่วนการฝึกหัดโครงข่าย (Train)

เป็นส่วนที่ทำหน้าในการฝึกหัดโครงข่าย ให้เกิดการเรียนรู้ ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

1. รับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากผู้ใช้
2. นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับการฝึกหัด (Training data) จาก Text file
3. นอร์มอไลเซชันข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1
4. สุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น
5. คำนวณค่าความเหมาะสมของค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น
6. ดำเนินการพาร์ติเคิลสวอร์ม
7. คำนวณค่าความเหมาะสม
8. คัดเลือกโครโมโซมด้วยวงล้อถ่วงน้ำหนัก
9. ดำเนินการทางเจเนติคอัลกอริทึมคือ ครอสโอเวอร์ เพิ่มลดชั้นซ่อน
10. คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมรุ่นลูก
11. ปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม
12. คำนวณค่าความเหมาะสมของโครโมโซมที่ผ่านการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพิ่มเติม

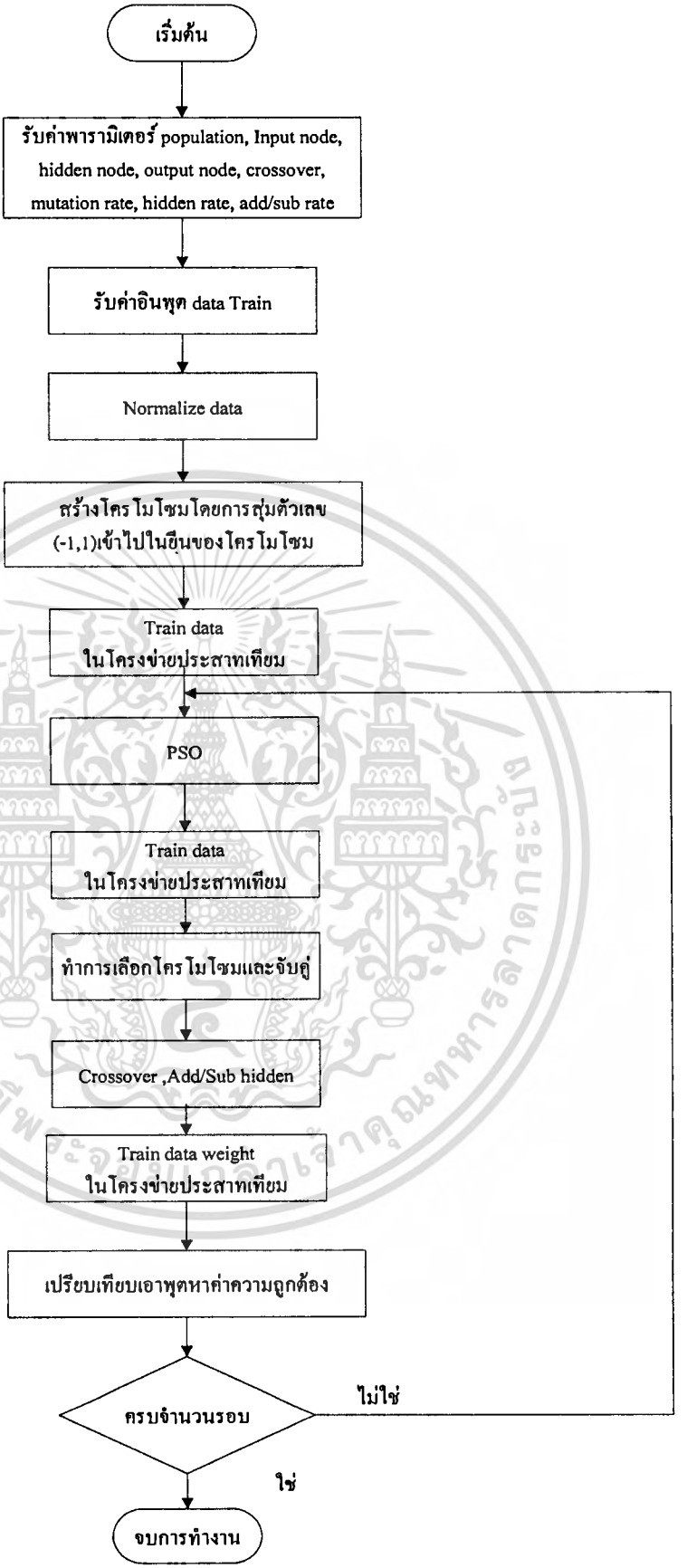
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.4.2 ส่วนการทดสอบโครงข่าย (Test)

เป็นส่วนที่ทำหน้าในการทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายที่ผ่านการฝึกหัดแล้ว ซึ่งมีขั้นตอน

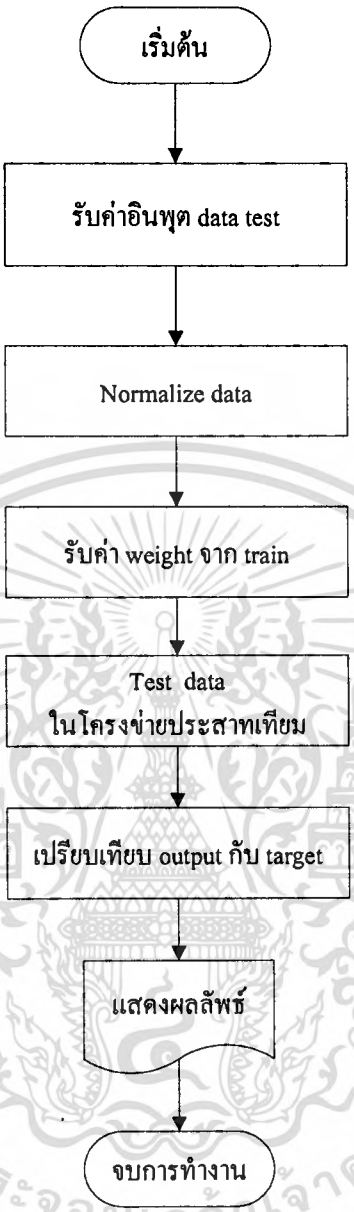
1. รับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จากผู้ใช้
2. นำเข้าชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing data) จาก Text file
3. นำเข้าค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้บันทึกไว้ในส่วนของการฝึกหัดโครงข่าย
4. นอร์มอไลเซชันข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1
5. คำนวณผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ชุดค่าถ่วงน้ำหนักที่นำเข้ามา
6. เปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างกลุ่มเป้าหมาย (Target group) กับกลุ่มที่คำนวณได้จากโครงข่าย (Output group)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.15 แสดงการทำงานของโปรแกรมส่วนฝึกหัดโครงข่ายของGA & PSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.16 แสดงการทำงานของโปรแกรมส่วนทดสอบโครงข่ายของGA & PSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

การทดลองและผลการทดลอง

การศึกษาโครงงานนี้จะเป็นการนำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ร่วมกับทฤษฎีเจเนติกอัลกอริทึมและทฤษฎีพาร์ติเคิลสวอร์มออปติไมซ์เซชัน เพื่อพัฒนาเป็นโปรแกรมประยุกต์ในการพยากรณ์ โดยแบ่งการทำงานสำหรับการใช้งานเป็น 3 ส่วน

1. การเตรียมข้อมูล
2. การทำงานของโปรแกรมและการทดลองใช้งาน
3. ผลการทดลอง

4.1 การเตรียมข้อมูล

การเตรียมข้อมูลนั้น มีความสำคัญต่อการทดลองในการทำนายความถูกต้องและการนำข้อมูลมาใช้ในที่นี้จะอยู่ใน Text file และในที่การทดลองนี้ได้นำชุดข้อมูลมาทดลองด้วยกัน 5 ชุดข้อมูล เมื่อได้ข้อมูลมาแล้วจึงทำการจัดรูปแบบข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำเข้า โปรแกรมได้ โดยโปรแกรมกำหนดให้ข้อมูลที่จะนำเข้าโครงข่ายต้องมีการจัดพิมพ์ข้อมูลให้อยู่ใน รูปของ Text File แล้วจึงนำค่าของข้อมูลมาเข้าฟังก์ชั่นการแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่โครงข่ายกำหนดคือช่วง 0 ถึง 1 จากนั้นจึงทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ชุดข้อมูลส่วนการฝึกสอนโครงข่ายและชุดข้อมูลส่วนการทดสอบโครงข่ายเพื่อการทดสอบที่ถูกต้องจึงให้ความสำคัญกับส่วนการฝึกสอนโดยที่แบ่งข้อมูลการฝึกสอนโครงข่าย (Training data)เป็น 70% และข้อมูลการทดสอบโครงข่าย (Testing data) 30%

4.1.1 ตัวอย่างข้อมูลที่นำมาทดลอง

1. ชุดข้อมูล Iris มี 4 attribute 3 target 150 data

5.1, 3.5, 1.4, 0.2	Iris-setosa
4.9, 3, 1.4, 0.2	Iris-setosa
7, 3.2, 4.7, 1.4	Iris-versicolor
6.4, 3.2, 4.5, 1.5	Iris-versicolor
7.7, 3.8, 6.7, 2.2	Iris-virginica
7.7, 2.6, 6.9, 2.3	Iris-virginica

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ชุดข้อมูล Wine มี 13 attribute 3 target 179 data

14.23,1.71,2.43,15.6,127,2.8,3.06,.28,2.29,5.64,1.04,3.92,1065 1

13.2,1.78,2.14,11.2,100,2.65,2.76,.26,1.28,4.38,1.05,3.4,1050 1

12.21,1.19,1.75,16.8,151,1.85,1.28,.14,2.5,2.85,1.28,3.07,718 2

12.29,1.61,2.21,20.4,103,1.1,1.02,.37,1.46,3.05,.906,1.82,870 2

13.17,2.59,2.37,20,120,1.65,.68,.53,1.46,9.3,.6,1.62,840 3

3. ชุดข้อมูล Diabetes g มี 8 attribute 2 target 768 data

6, 148, 72, 35, 0, 33.6, 0.627,50 tested_positive

1, 85, 66, 29, 0, 26.6, 0.351,31 tested_negative

8, 183, 64, 0, 0, 23.3, 0.672,32 tested_positive

89, 66, 23, 94, 28.1, 0.167,21 tested_negative

5, 116, 74, 0, 0, 25.6, 0.201,30 tested_negative

4. ชุดข้อมูล Image มี 18 attribute 7 target 2310 data

188,133,9,0,0,0.33,0.266,0.5,0.077,6.66,8.33,7.77,3.88,5.0,3.33,8.33,8.44,0.54,-0.925 1

16,128,9,0,0,0.5,0.077,0.66,0.311,5.555,6.88,6.66,3.11,4.0,3.33,-7.33,7.11,0.56,-0.98 1

165,99,9,0,0,0.88,0.47,0.77,0.47,93.40,79,118,83.22,-43.22,73.77,-30.55,118,0.33,-2.20 2

228,20,9,0,0,1,0.49,0.83,0.75,125,114,140.55,120.44,-33,46.6,-13.66,140.5,0.18,-2.34 2

52,170,9,0,0,0.554,0.45,0.94,0.38,25.44,20.11,25.33,30.88,-16.0,-0.33,16.33,30,0.34,2.6 7

189.0,144.0,9,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0 5

5. ชุดข้อมูล Heart-stat log มี 13 attribute 2 target 270 data

70.0 1.0 4.0 130.0 322.0 0.0 2.0 109.0 0.0 2.4 2.0 3.0 3.0 2

67.0 0.0 3.0 115.0 564.0 0.0 2.0 160.0 0.0 1.6 2.0 0.0 7.0 1

57.0 1.0 2.0 124.0 261.0 0.0 0.0 141.0 0.0 0.3 1.0 0.0 7.0 2

64.0 1.0 4.0 128.0 263.0 0.0 0.0 105.0 1.0 0.2 2.0 1.0 7.0 1

74.0 0.0 2.0 120.0 269.0 0.0 2.0 121.0 1.0 0.2 1.0 1.0 3.0 1

56.0 1.0 3.0 130.0 256.0 1.0 2.0 142.0 1.0 0.6 2.0 1.0 6.0 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

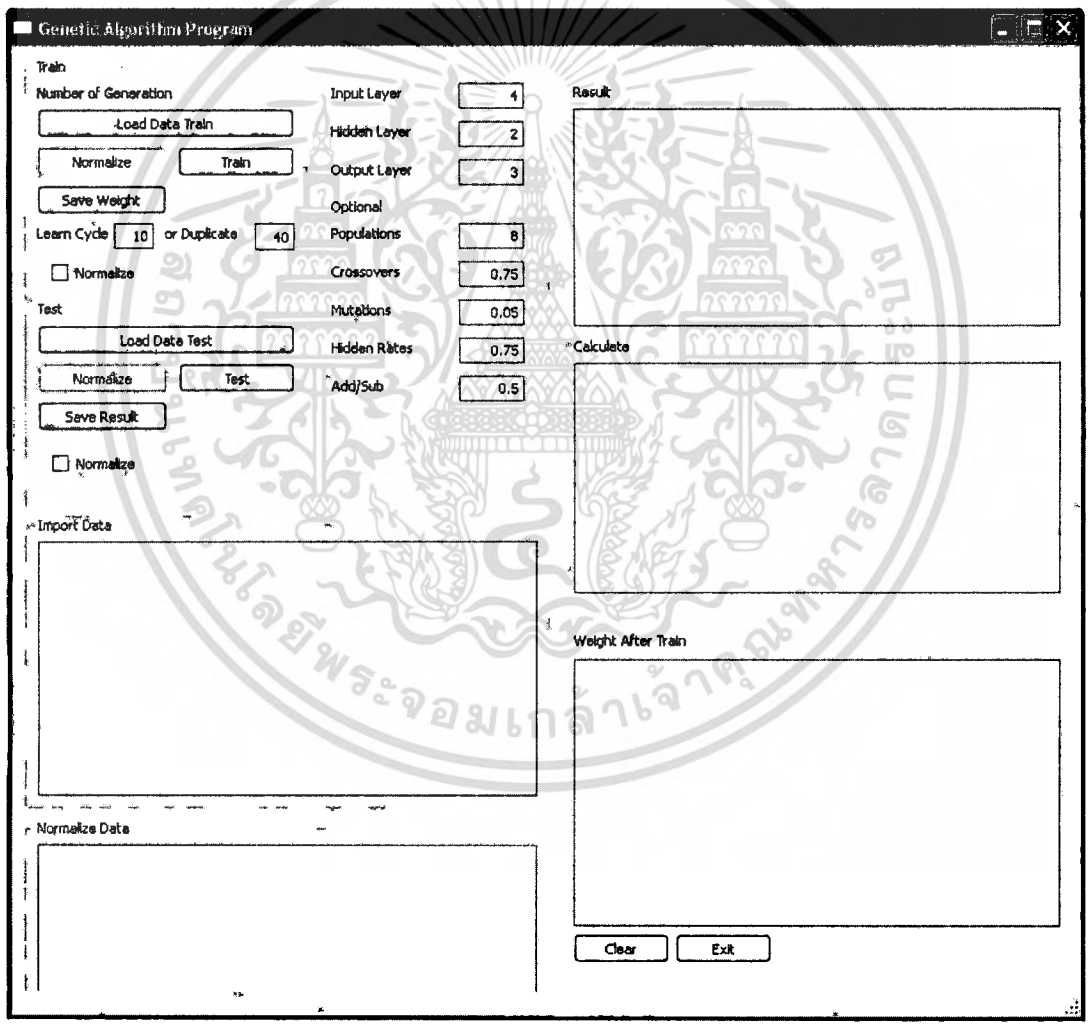
4.2 การทำงานของโปรแกรมและการทดลองใช้งาน

การทำงานของโปรแกรมนี้ จะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน

- ส่วนโปรแกรมการทำงานของ Genetic algorithm
- ส่วนโปรแกรมการทำงานของ Genetic algorithm และ Particle swarm optimization

4.2.1 ส่วนโปรแกรมการทำงานของ Genetic algorithm

- ส่วนของปุ่มทำงาน
- ส่วนของการป้อนข้อมูล
- ส่วนของการแสดงผล



รูปที่ 4.1 แสดงหน้าจอโปรแกรมGA

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนของปุ่มการทำงาน

– ปุ่ม load data เป็นปุ่มการทำงานเพื่อให้ทำการเลือกแหล่งข้อมูล โดยแหล่งข้อมูลต้องเป็น file ที่มีนามสกุล .txt เท่านั้นและข้อมูลต้องมีการจัดรูปแบบดังที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 3.2

– ปุ่ม Clear เป็นปุ่มการทำงานที่ใช้สำหรับการยกเลิกแหล่งข้อมูลที่ได้ทำการเลือกไว้ทั้งหมด

– ปุ่ม Normalize เป็นปุ่มการทำงานเพื่อทำการแปลงค่าของข้อมูลให้อยู่ในขอบเขตที่กำหนดไว้คือ ระหว่าง 0 ถึง 1

– ปุ่ม Train เป็นปุ่มการทำงานในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ตัวแปรจากค่าคงที่ต่างๆ ที่กำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียม

– ปุ่ม Test เป็นปุ่มการทำงานในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ตัวแปรจากค่าคงที่ต่างๆ ที่กำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียม

– ปุ่ม Save Weight เป็นปุ่มการทำงานในการบันทึกค่าน้ำหนักหลังจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว เพื่อนำไปใช้ในการตัดแต่งโครงข่ายประสาทต่อไป

– ปุ่ม Exit เป็นออกจากระบบการทำงาน

ส่วนของการป้อนข้อมูล

– ช่อง Input Node เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนโหนดสำหรับข้อมูลเข้าให้โครงข่ายโดยโปรแกรมจะนำมาใช้กำหนดโครงสร้างให้โครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

– ช่อง Hidden Node เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนโหนดสำหรับชั้นซ่อนให้โครงข่ายโดยโปรแกรมจะนำมาใช้กำหนดโครงสร้างให้โครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

– ช่อง Out Node เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนโหนดสำหรับข้อมูลออกให้โครงข่ายโดยโปรแกรมจะนำมาใช้กำหนดโครงสร้างให้โครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

– ช่อง Learning Cycle เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนรอบในการฝึกสอนโครงข่าย

– ช่อง Duplicate เป็นช่องสำหรับใส่ค่าซ้ำกันของค่าที่มีความถูกต้องสูงสุด

– ช่อง Population เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนประชากรเริ่มต้น

– ช่อง Crossover เป็นช่องสำหรับใส่ค่าความน่าจะเป็นในการ Crossover

– ช่อง Mutation เป็นช่องสำหรับใส่ค่าความน่าจะเป็นในการ Mutation

– ช่อง Hidden Rate เป็นช่องสำหรับใส่ค่าความน่าจะเป็นการเปลี่ยนแปลงชั้นซ่อน

– ช่อง Add/Sub Rate เป็นช่องสำหรับใส่ความน่าจะเป็นการเพิ่มหรือลดชั้นซ่อน

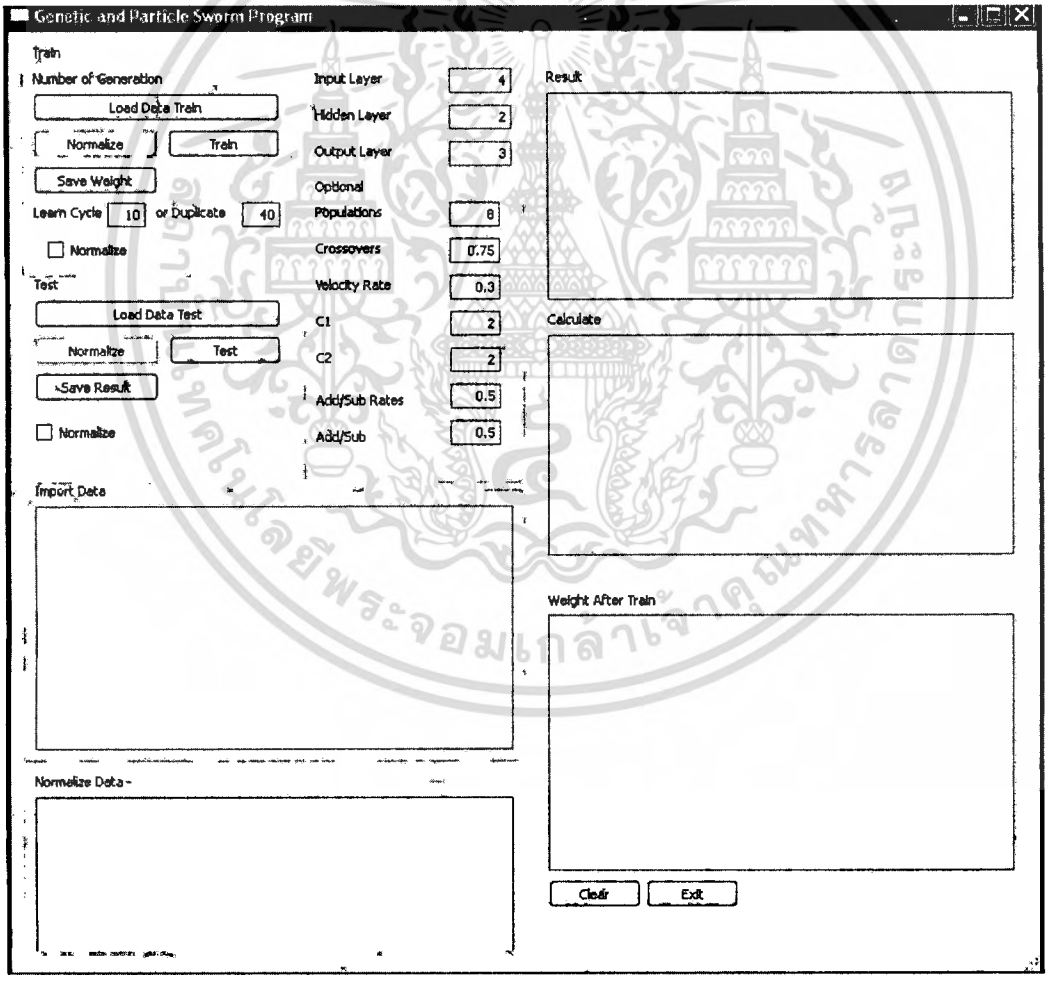
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนของการแสดงผล

- Import Data แสดงผลชุดข้อมูลที่เข้าทำมา Train Data และ Test Data
- Normalize Data แสดงผลชุดข้อมูลทำผ่านการ Normalize
- Result แสดงผลการทดสอบจากการขบวนการ Test data
- Calculate แสดงผลการเปรียบเทียบ Target ระหว่างข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ทำนายขึ้น
- Weight After Train แสดงผลค่าปรับเปลี่ยน Weight หลังจากการ Train

4.2.2 ส่วนโปรแกรมการทำงานของ Genetic algorithm และ Particle swarm optimization

- ส่วนของปุ่มทำงาน
- ส่วนของการป้อนข้อมูล
- ส่วนของการแสดงผล



รูปที่ 4.2 แสดงหน้าจอโปรแกรมGA และ PSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนของปุ่มการทำงาน

– ปุ่ม load data เป็นปุ่มการทำงานเพื่อให้ทำการเลือกแหล่งข้อมูล โดยแหล่งข้อมูลต้องเป็น file ที่มีนามสกุล .txt เท่านั้นและข้อมูลต้องมีการจัดรูปแบบดังที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 3.2

– ปุ่ม Clear เป็นปุ่มการทำงานที่ใช้สำหรับการยกเลิกแหล่งข้อมูลที่ได้ทำการเลือกไว้ทั้งหมด

– ปุ่ม Normalize เป็นปุ่มการทำงานเพื่อทำการแปลงค่าของข้อมูลให้อยู่ในขอบเขตที่กำหนดไว้คือ ระหว่าง 0 ถึง 1

– ปุ่ม Train เป็นปุ่มการทำงานในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ตัวแปรจากค่าคงที่ต่างๆ ที่กำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียม

– ปุ่ม Test เป็นปุ่มการทำงานในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ตัวแปรจากค่าคงที่ต่างๆ ที่กำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียม

– ปุ่ม Save Weight เป็นปุ่มการทำงานในการบันทึกค่าน้ำหนักหลังจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว เพื่อนำไปใช้ในการตัดแต่งโครงข่ายประสาทต่อไป

– ปุ่ม Exit เป็นออกจากระบบการทำงาน

ส่วนของการป้อนข้อมูล

– ช่อง Input Node เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนโหนดสำหรับข้อมูลเข้าให้โครงข่ายโดยโปรแกรมจะนำมาใช้กำหนดโครงสร้างให้โครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

– ช่อง Hidden Node เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนโหนดสำหรับชั้นซ่อนให้โครงข่ายโดยโปรแกรมจะนำมาใช้กำหนดโครงสร้างให้โครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

– ช่อง Out Node เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนโหนดสำหรับข้อมูลออกให้โครงข่ายโดยโปรแกรมจะนำมาใช้กำหนดโครงสร้างให้โครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

– ช่อง Learning Cycle เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนรอบในการฝึกสอนโครงข่าย

– ช่อง Duplicate เป็นช่องสำหรับใส่ค่าซ้ำกันของค่าที่มีความถูกต้องสูงสุด

– ช่อง Population เป็นช่องสำหรับใส่ค่าจำนวนประชากรเริ่มต้น

– ช่อง Crossover เป็นช่องสำหรับใส่ค่าความน่าจะเป็นในการ Crossover

– ช่อง Velocity เป็นช่องสำหรับใส่ค่าความน่าจะเป็นในการจำกัดความเร็วในการบิน

– ช่อง C1,C2 เป็นช่องสำหรับใส่ค่าคงที่ที่ใช้สำหรับเพิ่มค่าความสำคัญให้กับตำแหน่งที่ดีที่สุดของแต่ละพาร์ติเคิล คือ pbest และ gbest

– ช่อง Hidden Rate เป็นช่องสำหรับใส่ค่าความน่าจะเป็นการเปลี่ยนแปลงชั้นซ่อน

– ช่อง Add/Sub Rate เป็นช่องสำหรับใส่ความน่าจะเป็นการเพิ่มหรือลดชั้นซ่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนของการแสดงผล

- Import Data แสดงผลชุดข้อมูลที่เข้าทำมา Train Data และ Test Data
- Normalize Data แสดงผลชุดข้อมูลทำผ่านการ Normalize
- Result แสดงผลการทดสอบจากการขบวนการ Test data
- Calculate แสดงผลการเปรียบเทียบ Target ระหว่างข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ทำนายขึ้น
- Weight After Train แสดงผลค่าปรับเปลี่ยน Weight หลังจากการ Train

4.3 ผลการทดลอง

จากการทดลองจะมีการทำงานของโปรแกรมที่พัฒนาจากเจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์ม โดยแบ่งเป็น 2 โปรแกรม คือ

1. โปรแกรมจำแนกกลุ่มโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติคอัลกอริทึม
2. โปรแกรมจำแนกกลุ่มโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคลสวอร์ม

4.3.1 โปรแกรมจำแนกกลุ่มโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติคอัลกอริทึมและโปรแกรมจำแนกกลุ่มโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์ม

ชุดข้อมูล Iris Plant Database มี input node 4 node output node 3 node และมี 150 ชุดข้อมูล

ตารางที่ 4.1 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูล Iris

GA

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	98.33	91.67	94.5
40	100	86.67	94.17
60	100	93.33	96.67

GA & PSO

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	96.67	66.67	83.67
40	96.67	71.67	84.00
60	98.33	66.67	89.00

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชุดข้อมูล Wine มี input node 13 node, output node 3 node และ 179 ชุดข้อมูล

ตารางที่ 4.2 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูลของ win

GA

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	98.61	88.89	94.02
40	97.22	87.50	93.75
60	98.61	90.28	94.44

GA & PSO

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	87.50	61.11	83.35
40	93.06	65.28	77.64
60	84.72	75.00	78.90

ชุดข้อมูล Diabetes มี input node 8 node, output node 2 node และ 768 ชุดข้อมูล

ตารางที่ 4.3 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูลของ Diabetes

GA

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	84.04	76.87	80.07
40	81.11	71.99	78.28
60	82.08	75.57	79.20

GA & PSO

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	74.92	67.43	70.56
40	80.46	68.73	70.56
60	81.11	69.06	73.84

ชุดข้อมูล Image มี input node 18 node, output node 7 node และ 2310 ชุดข้อมูล

ตารางที่ 4.4 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูล Image

GA

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	56.67	37.81	51
40	61.95	44.10	54.55
60	69	47.76	57.84

GA & PSO

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	40.62	29.33	34.82
40	41.00	27.95	37.31
60	43.81	33.62	39.31

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชุดข้อมูล Heart-stat log มี input node 13 node, output node 2 node และ 270 ชุดข้อมูล

ตารางที่ 4.5 ผลการจำแนกกลุ่มโดยใช้ชุดข้อมูล Heart-stat log

GA

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	89.81	87.04	88.88
40	87.96	86.11	87.41
60	88.89	86.11	87.22

GA & PSO

population	Accuracy%		
	Max.	Min.	Avg.
20	85.19	79.63	82.41
40	88.89	82.41	85.93
60	88.89	81.48	85.37

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาการพยากรณ์โดยใช้ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมทำงานร่วมกับเทคนิค Genetic algorithm และ Particle swarm optimization ในโครงการนี้ สามารถสรุปผลการดำเนินงานและสรุปผลการทดลองรวมถึงข้อเสนอแนะ ดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

จากการศึกษาในโครงการนี้สามารถสรุปผลการดำเนินในการออกแบบการประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียม ร่วมกับเจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ทิเคิลสวอร์มออพติไมซ์เซชัน

1. ในการทำงานในส่วนของเจเนติคอัลกอริทึม ควรจะกำหนดจำนวนรอบไว้สูงหรือกำหนดจำนวนการซ้ำของค่าความถูกต้องไว้สูงๆเพราะจะมีโอกาสในการถ่ายทอดทางพันธุกรรมเป็นไปได้อย่างสมบรูณ์และได้โครโมโซม ที่มีความเหมาะสมมากที่สุด
2. ในการถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรม ผลการทดลองที่ได้ในแต่ละครั้งจะได้ค่าที่ต่างกัน เนื่องจากการทำงานแต่ละครั้งจะขึ้นอยู่กับการสุ่มตัวเลขของโปรแกรม เช่น ค่าเริ่มต้นของแต่ละโครโมโซม ตำแหน่งการครอสโอเวอร์ ตำแหน่งการมิวเตชัน และตำแหน่งการเปลี่ยนแปลงชั้นซ่อม
3. ข้อมูลที่จะนำมาใช้ในชั้นอินพุตจะต้องอยู่ในช่วง 0-1 ถ้าไม่อยู่ในช่วงนี้ จะต้องนำข้อมูลมาทำการนอลมอร์ไลซ์ค่าก่อนเสมอ
4. โครงข่ายประสาทเทียมเป็นลักษณะกระบวนการและแบบจำลองที่มีความสามารถในการใช้ตัวโครงข่ายประสาทเทียมเองแทนฟังก์ชันใดๆ ก็ได้ที่ต้องการและไม่สามารถมองเห็นว่าลักษณะฟังชั่นเป็นอย่างไร
5. PSO เป็นอัลกอริทึมที่หาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดของภายในกลุ่มประชากรนั้นๆ โดยทำการเลียนแบบพฤติกรรมทางธรรมชาติ ซึ่งมีแนวคิดคล้ายๆ เจเนติคอัลกอริทึม

5.2 สรุปผลการทดลอง

จากการศึกษาในโครงการพัฒนาระบบงานนี้ สามารถสรุปผลการทดลองในการออกแบบการประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมให้ใช้งานในการทำนายร่วมกันอัลกอริทึมแบบผสมของ GA และ PSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. การนำข้อมูลมาใช้ในการทำนายนั้น ถ้าข้อมูลมีความใกล้เคียงกันมากและมีปริมาณข้อมูลที่มาก ก็จะมีประสิทธิภาพความแม่นยำในการทำนายเพิ่มมากขึ้น
2. จำนวนประชากรเริ่มต้นของโครโมโซมมีผลต่อประสิทธิภาพการทำนายแต่ก็มีผลต่อการใช้เวลามาก
3. จำนวนค่าของรอบที่ใช้ในการทดลองนั้น มีผลต่อการทำนายมาก ถ้าจำนวนรอบมากความถูกต้องในการทำนายก็จะมีความแม่นยำมากแต่จะมีผลต่อการใช้เวลา คือ จำนวนรอบมากใช้เวลามาก
4. การครอสโอเวอร์ มิวเตชัน การเปลี่ยนแปลงชั้นซ่อน ได้มาจากการสุ่มและการสุ่มค่าให้กับโครโมโซม อาจจะทำให้มีประสิทธิการในทำนายแต่ละครั้งมีความแตกต่างกันและมีผลต่อการประมวลผล
5. การนำ PSO เข้ามาผสม ทำให้เวลาในการประมวลเพิ่มมากขึ้น

5.2.1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเจเนติคอัลกอริทึมและเจเนติคอัลกอริทึมผสมกับพาร์ติเคิลสวอร์ม

1. เจเนติคอัลกอริทึมผสมกับพาร์ติเคิลสวอร์มใช้จำนวนรอบและเวลานานกว่าเจเนติคอัลกอริทึม
2. อัลกอริทึมของเจเนติคแบบผสมกับพาร์ติเคิลสวอร์มให้ค่าความถูกต้องน้อยกว่าเจเนติคอัลกอริทึมเพราะ ลักษณะของเจเนติคเป็นการผสมพันธุ์แล้วให้กำเนิดใหม่แต่ลักษณะของพาร์ติเคิลเป็นการเดินทางหาแหล่งอาหารเมื่อมาผสมกันจึงทำให้การเดินทางของแต่ละพาร์ติเคิลมีการหยุดให้กำเนิดอาจจะทำให้ลูกที่เกิดขึ้นมาใหม่ไปแทนพาร์ติเคิลตัวใหม่และทำให้ตัวใหม่ไม่รู้ตำแหน่งที่มีความเหมาะสมสูงสุดของพาร์ติเคิลนั้นได้วิ่งผ่านมา(pbest)
3. อัลกอริทึมทั้งสองตัวให้ผลลัพธ์ที่ไม่แตกต่างกันมากเท่าไรโดยดูจากค่าสูงสุด และค่าต่ำสุด

5.3 ข้อเสนอแนะ

ในการพัฒนาโปรแกรม จำนวนประชากรเริ่มต้นมีผลต่อการทำงานโดยรวมของโปรแกรม ในการพัฒนาต่อๆไปควรมีการคำนวณประชากรเริ่มต้นที่เหมาะสมได้เองและอีกประการหนึ่งคือ การกำหนดค่าป้อนข้อมูลในส่วนของความน่าจะเป็นของ การครอสโอเวอร์ มิวเตชัน ค่าจำกัดความเร็ว ค่าการเปลี่ยนแปลงชั้นซ่อน ให้มีความเหมาะสม เพราะการกำหนดค่าที่มากไปหรือ น้อยไปอาจจะไม่ทำให้ ค่าเอาพุตออกมาได้ดีทุกครั้ง ต้องมีการหาค่าที่เหมาะสมในการป้อนข้อมูลและการผสมระหว่างเจเนติคอัลกอริทึมกับพาร์ติเคิลสวอร์มออฟติไมซ์เซชันอาจจะทำเป็นแบบทางเลือกได้ คือ จะทำแบบเจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์มตัวใดตัวหนึ่งได้หรือทำควบคู่กันไปได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

ใกล้รุ่ง สันติผลธรรม 2549. **การทายอนุกรมเวลาโดยใช้หลักการรีเคอร์เร็นท์นิวรอลเน็ตเวิร์กร่วมกับอัลกอริทึมแบบผสมของ PSO และ EA** วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

ธนธัช มั่นมงคล. 2549. **การเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างเจเนติคอัลกอริทึมและพาร์ติเคิลสวอร์มออปติไมเซชัน** วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

Christos Stergiou and Dimitrios Siganos. 2008, **Neural Networks.** [Online] Available: http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html.

James Kennedy. 2002. **Particle Swarm optimization.** [Online]. Available: http://cellular-automata.um.ac.id/wp-content/uploads/2009/.../**particle**-swam-ca.ppt

John Zelle. 2004. **Python Programming an Introduction to Computer Science**. Franklin, Beedle &Associatees: USA

Matt Telles. 2008. **Python Power! The Comprehensive Guide**. Thomson Course Technology: USA

Negnevitsky Michael. 2002. Artificial Intelligence. Pearson Education Limited

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน	นายอัทวุทธ โสวจัสสตากุล
วันเกิด	12 มิถุนายน 2526
สถานที่เกิด	ชลบุรี
วุฒิการศึกษาระดับปริญญาตรี	เทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
สถานที่สำเร็จการศึกษา	คณะวิทยาศาสตร์ สาขาสถิติประยุกต์ เทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีที่สำเร็จการศึกษา	2547

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้