สำนักหอสมุด มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี 20131

การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสำหรับปัญหาการจำแนกกลุ่ม

สุภาวดี ศรีคำดี

23 ส.ค. 2559
365237 TH ∞ 2447 2

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา
กุมภาพันธ์ 2555
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

AN ALGORITHM PORTFOLIO FOR CLASSIFICATION PROBLEM

MISS SUPAWADEE SRIKAMDEE

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENT
FOR THE MASTER DEGREE OF SCIENCE IN INFORMATION TECHNOLOGY
FACULTY OF INFORMATICS BURAPHA UNIVERSITY
2012

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของ สุภาวดี ศรีคำดี ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพาได้

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์

..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(ดร.สุนิสา ริมเจริญ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(ดร.คทา ประดิษฐวงศ์)

..... กรรมการ
(ดร.สุนิสา ริมเจริญ)

..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กฤษณะ ชินสาร)

คณะวิทยาการสารสนเทศ อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพา

..... ผู้รักษาการแทนคณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรางคนา ธรรมลิขิต)
วันที่ 12 เดือน มีนาคม พ.ศ. 2555

ประกาศคุณูปการ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลงได้โดยได้รับความกรุณาและความช่วยเหลือจากอาจารย์ ดร.สุนิสา ริมเจริญ อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ตลอดระยะเวลาที่จัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ อาจารย์ได้ให้การช่วยเหลือในทุกๆ ด้าน ทำให้วิทยานิพนธ์นี้มีความคืบหน้าในการทำงานที่รวดเร็วและสำเร็จภายในระยะเวลาที่กำหนด แม้ในการทำงานวิจัยบางช่วงจะมีอุปสรรคและผลลัพธ์ของการทำงานที่ไม่เป็นไปตามเป้าหมายหลายครั้ง แต่ด้วยเพราะกำลังใจและความเอาใจใส่ที่อาจารย์มอบให้ ทำให้ผู้วิจัยมีกำลังใจในการที่จะดำเนินงานวิจัยนี้ให้แล้วเสร็จ

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กฤษณะ ชินสาร ที่คอยให้คำปรึกษา ติดตามความคืบหน้าในการทำงาน รวมทั้งให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ต่อการศึกษาและทำวิจัยในครั้งนี้ ความเมตตา ประสบการณ์ในการทำงานวิจัย ตลอดจนโอกาสในการได้เข้าไปมีส่วนร่วมในการสัมมนาร่วมกับนิสิตปริญญาเอก ทำให้ผู้วิจัยมีความเข้าใจจุดมุ่งหมายของการทำวิจัยมากขึ้นและมีแรงบันดาลใจที่จะทำวิทยานิพนธ์นี้ให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบพระคุณท่านอาจารย์ จิระ จตุรานนท์ ที่ช่วยให้คำแนะนำเทคนิคในการเขียนโปรแกรม รวมทั้งให้ข้อเสนอแนะในกรอบการทำงานหลักของงานวิจัยที่เป็นประโยชน์อย่างมาก ทำให้วิทยานิพนธ์นี้สัมฤทธิ์ผลในเวลาที่ไม่นาน

ขอขอบคุณโอกาสทางการศึกษาในระดับปริญญามหาบัณฑิต จากห้องปฏิบัติการวิจัย KST ที่ช่วยสนับสนุนทุนการศึกษาตลอดระยะเวลาของการศึกษาวิจัย

ขอขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ ที่คอยเติมกำลังแรงใจตลอดการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้ และเป็นแบบอย่างในการทำงาน ทำให้ผู้วิจัยไม่ย่อท้อต่ออุปสรรคและมีความตั้งใจในการทำวิทยานิพนธ์นี้ให้สำเร็จ

ขอขอบคุณนิสิตปริญญาโท สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศรุ่น 6 และ นิสิตปริญญาเอกในห้องปฏิบัติการวิจัย KST ทุกคน สำหรับการดูแลเอาใจใส่ มิตรภาพ ความช่วยเหลือและกำลังใจที่มอบให้ตลอดระยะเวลาของการศึกษาและทำวิทยานิพนธ์นี้ ขอบคุณที่ทำให้การทำวิทยานิพนธ์นี้เป็นช่วงเวลาที่มีความสุข

สุภาวดี ศรีคำดี

53910280: สาขาวิชา: เทคโนโลยีสารสนเทศ; วท.ม. (เทคโนโลยีสารสนเทศ)
คำสำคัญ: การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี/ปัญหาการจำแนกกลุ่ม

สุภาวดี ศรีคำดี: การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสำหรับปัญหาการจำแนกกลุ่ม (Algorithm Portfolio for Classification Problem) อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์: สุนิสา ริมเจริญ, Ph.D., 141 หน้า. ปี พ.ศ.2555.

การเลือกขั้นตอนวิธีทางปัญญาประดิษฐ์ที่เหมาะสมสำหรับแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความถูกต้องของผลลัพธ์ โดยทั่วไปขั้นตอนวิธีหนึ่งอาจให้ผลลัพธ์ที่ดีกับบางปัญหา และให้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้องลดลงเมื่อดำเนินการกับปัญหาอื่น ทำให้เกิดความเสี่ยงในการเลือกใช้ขั้นตอนวิธีให้เหมาะสมกับปัญหา

วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอวิธีลดความเสี่ยงของการเลือกขั้นตอนวิธีสำหรับแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่มโดยใช้การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเพื่อกระจายความเสี่ยง ซึ่งคล้ายกับการจัดชุดการลงทุนเพื่อกระจายความเสี่ยงของการลงทุนในหลักทรัพย์ หลักการทำงานของวิธีการที่นำเสนอคือ นำขั้นตอนวิธีต่าง ๆ มาจัดชุดการทำงานร่วมกัน จัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่มีอยู่ให้แต่ละขั้นตอนวิธีในชุดการทำงานนั้น แล้วให้ขั้นตอนวิธีเหล่านั้นทำการค้นหาคำตอบตามกระบวนการของตนเองอย่างอิสระ และมีการกระตุ้นให้เกิดปฏิสัมพันธ์กันอย่างสม่ำเสมอ เพื่อให้ขั้นตอนวิธีดังกล่าวสามารถสร้างประโยชน์ซึ่งกันและกัน ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอมี 2 รูปแบบ ได้แก่ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

จากผลการทดสอบด้วย 5 ปัญหาการจำแนกกลุ่มจาก UCI Machine Learning Repository พบว่า ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่มีค่าความถูกต้องส่วนใหญ่ดีกว่าความถูกต้องเฉลี่ยที่ได้จากการประมวลผลเดี่ยว ๆ ของขั้นตอนวิธีที่มาประกอบกันในชุดการทำงานนั้นภายใต้ทรัพยากรการคำนวณที่เท่ากัน และวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองช่วยให้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมีความถูกต้องในการแก้ปัญหาส่วนใหญ่ดีขึ้นกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่

53910280: MAJOR: INFORMATION TECHNOLOGY; M.Sc.
(INFORMATION TECHNOLOGY)
KEYWORDS: ALGORITHM PORTFOLIO / CLASSIFICATION PROBLEM
SUPAWADEE SRIKAMDEE: AN ALGORITHM PORTFOLIO FOR CLASSIFICATION PROBLEM. THESIS ADVISOR: SUNISA RIMCHAROEN, Ph.D., 141 P. 2012.

Selecting artificial intelligence algorithms for solving a classification problem are important factor affecting the accuracy of results. Generally, an algorithm may produce good results with some problems and yield inferior solution in others. These cause risk of selecting an appropriate algorithm to a particular problem.

This thesis proposes a method to reduce risk of selecting an algorithm for solving classification problems by forming an algorithm portfolio to diversify risk, which is analogous to a portfolio investment in several stocks. The proposed method employs the concept of portfolio to combine many different algorithms to work together, and allocates existing computational resources to the constituent algorithms. Each algorithm runs independently according to its own processes, and encourages interaction among these algorithms consistently so that the algorithms can help improve performance of each other. There are two algorithm portfolios proposed in this thesis, namely the algorithm portfolio with fixed computational resource and the algorithm portfolio with self-adjustment of computational resource allocation.

The experiment results with 5 classification problems from UCI machine learning repository have shown that the algorithm portfolio with fixed computational resource outperforms its constituent algorithms given the same computational resource. Besides, the algorithm portfolio with self-adjustment of computational resource yields more accuracy than algorithm portfolio with fixed computational resources in most test problems.

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ..... จ

สารบัญ..... ฉ

สารบัญตาราง..... ญ

สารบัญภาพ..... ฏ

บทที่

1 บทนำ..... 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา..... 1

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา..... 3

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการศึกษา..... 3

1.4 ขอบเขตการศึกษา..... 4

1.5 ระยะเวลาในการจัดทำวิทยานิพนธ์..... 5

2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... 6

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)..... 6

2.1.1 หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม..... 6

2.1.2 แบบจำลองเซลล์ประสาท..... 7

2.1.3 ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function)..... 8

2.1.4 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม..... 10

2.1.5 กฎการเรียนรู้ (Learning Rule)..... 11

2.1.6 โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบป้อนไปข้างหน้า..... 12

2.1.7 โครงข่ายประสารทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ..... 12

2.2 ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม(Genetic Algorithm: GA)..... 16

2.2.1 องค์ประกอบหลักของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม..... 16

2.2.2 ขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม..... 23

สารบัญ (ต่อ)

บทที่		หน้า
	2.3 กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Strategy: ES)	24
	2.3.1 การสร้างประชากรเริ่มต้น.....	25
	2.3.2 การประเมินค่าคำตอบ.....	26
	2.3.3 การสร้างประชากรรุ่นใหม่ด้วยการกลายพันธุ์.....	26
	2.4 ดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน (Differential Evolution: DE)	27
	2.4.1 สร้างประชากรเริ่มต้น (Initial population)	27
	2.4.2 การกลายพันธุ์ (Mutation).....	27
	2.4.3 การรวมตัวใหม่ (Recombination).....	28
	2.4.4 การคัดเลือก (Selection).....	28
	2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	30
3	การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่.....	33
	3.1 การเตรียมการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน.....	33
	3.1.1 การเตรียมการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	33
	3.1.2 การเตรียมการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม.....	36
	3.1.3 การเตรียมการทำงานของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ.....	40
	3.1.4 การเตรียมการทำงานของดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน.....	42
	3.2 การคำนวณทรัพยากรการคำนวณสำหรับใช้ประมวลผลของแต่ละขั้นตอนวิธี.	45
	3.2.1 ความหมายของทรัพยากรการคำนวณ.....	45
	3.2.2 การนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณสำหรับแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน...	45
	3.3 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน.....	47
	3.3.1 คุณลักษณะของปัญหาที่ใช้ทดสอบ.....	47
	3.3.2 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน.....	53
	3.4 การนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานมาจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี.....	58
	3.5 การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน....	59
	3.6 การแลกเปลี่ยนแทนที่ความรู้ระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน.....	60
	3.7 สรุปกระบวนการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี.....	64
	3.8 การนำชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีไปแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม.....	66

สารบัญ (ต่อ)

บทที่		หน้า
	3.9 การทดสอบพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของชุดการทำงาน.....	77
	3.9.1 ผลลัพธ์ของชุดการทำงานเมื่อจัดสรรทรัพยากรการคำนวณต่างกัน.....	78
	3.9.2 ผลลัพธ์ของชุดการทำงานเมื่อจำนวนรอบการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนต่างกัน.....	81
4	ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง.....	85
	4.1 การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง.....	85
	4.1.1 เงื่อนไขในการพิจารณาเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ.....	86
	4.1.2 การตรวจสอบผลการทำงานเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ.....	88
	4.1.3 วิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง.....	90
	4.1.4 ตัวอย่างการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง.....	95
	4.2 การนำชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองไปแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม.....	100
	4.2.1 การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นให้แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน...	100
	4.2.2 การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง.....	101
	4.2.3 การแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบระหว่างขั้นตอนวิธีในชุดการทำงาน..	103
	4.2.4 สรุปกระบวนการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง.....	103
	4.2.5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่และชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง.....	105

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
5 สรุปและอภิปรายผล	119
5.1 สรุปผลการดำเนินงาน	119
5.1.1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี	119
5.1.2 การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่	120
5.1.3 การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง	123
5.2 ข้อเสนอแนะ	125
เอกสารอ้างอิง	126
ภาคผนวก	128
ภาคผนวก ก การเผยแพร่ผลงานวิทยานิพนธ์	129
ประวัติย่อของผู้วิจัย	141

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

1-1 ระยะเวลาในการจัดทำวิทยานิพนธ์..... 5

3-1 คุณลักษณะของปัญหาที่ใช้ในการทดสอบ..... 47

3-2 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Ecoli..... 48

3-3 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Ecoli..... 48

3-4 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Haberman's Survival..... 49

3-5 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Haberman's Survival 49

3-6 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Iris..... 50

3-7 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Iris..... 50

3-8 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Teaching Assistant Evaluation..... 51

3-9 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Teaching Assistant Evaluation..... 51

3-10 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame..... 52

3-11 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame..... 52

3-12 ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนของแต่ละขั้นตอนวิธีสำหรับ 5 ปัญหา..... 54

3-13 ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบของแต่ละขั้นตอนวิธีสำหรับ 5 ปัญหา..... 54

3-14 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Ecoli..... 67

3-15 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Haberman's Survival..... 68

3-16 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Iris..... 69

3-17 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation..... 70

3-18 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame..... 71

4-1 ตัวอย่างการติดตามผลการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ..... 89

4-2 ข้อมูลสำหรับปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ..... 90

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่ หน้า

4-3 การประเมินผลการทำงานเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ..... 91

4-4 ผลการติดตามการปรับทรัพยากรการคำนวณของชุดการทำงาน DE+ES สำหรับปัญหา Iris..... 95

4-5 ผลการติดตามการปรับทรัพยากรการคำนวณของชุดการทำงาน BPNN+DE สำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation..... 96

4-6 การเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่และชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Ecoli..... 106

4-7 การเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่และชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Haberman's Survival..... 107

4-8 การเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่และชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Iris..... 108

4-9 การเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่และชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation..... 109

4-10 การเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่และชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame..... 110

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
2-1	หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	7
2-2	แบบจำลองเซลล์ประสาทอย่างง่าย.....	8
2-3	ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น.....	8
2-4	ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์.....	9
2-5	ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์.....	9
2-6	สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า.....	10
2-7	สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ.....	11
2-8	ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	13
2-9	การเข้ารหัสโครโมโซมแบบไบนารี.....	17
2-10	การเข้ารหัสโครโมโซมแบบค่าต่าง ๆ.....	17
2-11	การเข้ารหัสโครโมโซมแบบเพอมิวเตชัน.....	17
2-12	การเข้ารหัสโครโมโซมแบบทรี.....	17
2-13	ตัวอย่างการไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียว.....	20
2-14	ตัวอย่างการกลายพันธุ์ในบิตที่ 5 ของโครโมโซม.....	21
2-15	ขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม.....	23
2-16	รหัสเทียมของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการแบบ (1+1)-ES.....	25
2-17	ตัวอย่างการกำหนดค่าเริ่มต้นสำหรับกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ.....	25
2-18	ตัวอย่างการกลายพันธุ์ในกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ.....	26
2-19	กระบวนการหาค่าเหมาะสมโดยวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน.....	29
3-1	แผนภาพจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบ.....	35
3-2	รูปแบบโครโมโซม.....	36
3-3	โครโมโซมที่ผ่านการคัดเลือก.....	38
3-4	ตัวอย่างการกลายพันธุ์ของขั้นตอนวิธีกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ.....	41
3-5	ตัวอย่างการกลายพันธุ์ของขั้นตอนวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน.....	43
3-6	ตัวอย่างการรวมตัวใหม่ของขั้นตอนวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน.....	43
3-7	ตัวอย่างการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับขั้นตอนวิธีในชุดการทำงาน.....	59

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ หน้า

3-8 ตัวอย่างกระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบของขั้นตอนวิธี A..... 62

3-9 ตัวอย่างกระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบของขั้นตอนวิธี B..... 63

3-10 ตัวอย่างกระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบของขั้นตอนวิธี C..... 64

3-11 กระบวนการทำงานของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่..... 65

3-12 ค่าความถูกต้องของการแก้ปัญหา Iris ด้วยชุดการทำงาน DE+ES ด้วยทรัพยากรการคำนวณต่างกัน..... 78

3-13 ค่าความถูกต้องของการแก้ปัญหา TAE ด้วยชุดการทำงาน BPNN+DE ด้วยทรัพยากรการคำนวณต่างกัน..... 79

3-14 ผลการแก้ปัญหา Iris ด้วย DE+ES ที่มีจำนวนการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนคำตอบต่างกัน..... 81

3-15 ผลการแก้ปัญหา TAE ด้วย BPNN+DE ที่มีจำนวนการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนคำตอบต่างกัน..... 81

4-1 กระบวนการทำงานของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง..... 104

บทที่ 1
บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เทคนิคการแก้ปัญหาด้วยวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์ เป็นวิธีที่ถูกนำมาใช้กันอย่างกว้างขวาง และเป็นที่ยอมรับทั้งในวงการศึกษาและภาคอุตสาหกรรม แต่การที่จะได้เทคนิคที่เหมาะสมไปใช้งานต้องมีการศึกษา ทดลอง เพื่อหาขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมรวมทั้งปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ให้เข้ากับปัญหานั้น ๆ เมื่อปัญหาเปลี่ยนไป เทคนิคเดิมก็อาจให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพลดลง หรือเทคนิคนั้นอาจจะใช้การไม่ได้แล้ว

โดยทั่วไปเมื่อเกิดเหตุการณ์ดังกล่าวข้างต้น นักวิจัยจะต้องทำการศึกษาหรือทดลองซ้ำเพื่อหาเทคนิคอื่นที่เหมาะสมกับปัญหานั้นต่อไป จากตัวเลือกเทคนิคการแก้ปัญหาในงานด้านปัญญาประดิษฐ์ที่มีอยู่หลากหลาย (Michael Negnevitsky, 2005) เช่น ระบบฐานกฎผู้เชี่ยวชาญ (Rule-based Expert System) การให้เหตุผลของเบย์ (Bayesian Reasoning) ตรรกะคลุมเครือ (Fuzzy Logic System) ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) และ ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Algorithm) เป็นต้น การเลือกเทคนิคใดเทคนิคหนึ่งมาแก้ปัญหานักวิจัยก็ไม่มีทางทราบได้แน่นอนว่าวิธีการใดจะเหมาะสมที่สุด และจากทฤษฎี No Free Lunch (Wolpert, D.H. and Macready, W.G, 1997) กล่าวไว้ว่าไม่มีวิธีใดดีที่สุดสำหรับทุกปัญหา

นักวิจัยจำนวนมากได้พัฒนาขั้นตอนวิธีการวิจัย โดยนำวิธีการแก้ปัญหาที่กล่าวข้างต้นมาผสมร่วมกันเพื่อแก้ปัญหางานบางอย่าง เรียกว่า ระบบประสานแบบอัจฉริยะ (Hybrid Intelligent System: HIS) หรือ การใช้วิธีประกอบรวมกัน (Ensemble Learning Methods) แต่งานวิจัยเหล่านี้ก็ยังพบปัญหาว่าเทคนิคใดบ้างที่ควรนำมาใช้ร่วมกันสำหรับปัญหาที่ต่างกัน แนวความคิดของงานวิจัยส่วนหนึ่งที่น่าสนใจคือการนำเอาหลักการลงทุนทางด้านเศรษฐศาสตร์ที่เรียกว่า การจัดกลุ่มการลงทุน (Portfolio) มาจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเพื่อแก้ปัญหาร่วมกัน

การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี (Algorithm Portfolio) เป็นขั้นตอนวิธีที่มีพื้นฐานมาจากการจัดกลุ่มการลงทุนเพื่อบริหารความเสี่ยงที่จะเกิดขึ้นกับเงินทุนที่มีจำกัด ซึ่งหลักการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ นักลงทุนจะเลือกลงทุนในหุ้นหลายๆตัวเพื่อกระจายความเสี่ยง เนื่องจากไม่มีใครทราบว่าหุ้นตัวใดจะมีมูลค่าสูงขึ้นหรือลดลงอย่างแน่ชัด ในทำนองเดียวกับการเลือกใช้ขั้นตอนวิธีต่าง ๆ ในการแก้ปัญหาที่เราไม่เคยพบมาก่อน เราไม่มีทางทราบว่าขั้นตอนวิธีใดจะเหมาะสมกับปัญหานั้น การเลือกใช้วิธีการใดวิธีการหนึ่งเพียงวิธีเดียวอาจไม่ใช่ทางเลือกที่ดีที่จะพบคำตอบที่ดีที่สุด

จากงานวิจัยที่มีอยู่ในปัจจุบัน จะเห็นได้ว่ามีการนำเอาแนวความคิดของการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาอย่างกันต่อเนื่อง ซึ่งงานวิจัยดังกล่าวมีเป้าหมายที่เหมือนกันคือ ต้องการบริหารความเสี่ยงในการตัดสินใจเลือกใช้ขั้นตอนวิธีที่จะให้ได้ผลลัพธ์ที่ดี เพราะไม่รู้ว่าในท้ายที่สุดแล้วแต่ละขั้นตอนวิธีที่ถูกเลือกจะแก้ปัญหาที่กำหนดได้ดีมากน้อยเพียงใด ซึ่งในงานทั้งหมดที่ผ่านมาส่วนใหญ่จะเป็นการศึกษาขั้นตอนวิธีเฉพาะอย่างสำหรับแก้ปัญหาหนึ่ง ๆ เท่านั้น เช่น การนำเอาขั้นตอนวิธีในกลุ่มของการคำนวณเชิงวิวัฒนาการมาแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสุดเชิงตัวเลข (Fei Peng, Ke Tang, Guoliang Chen, and Xin Yao, 2010) ซึ่งขั้นตอนวิธีที่นำมาใช้ดังกล่าวนั้นเป็นขั้นตอนวิธีที่มีกระบวนการในการค้นหาคำตอบที่คล้ายกัน ทำให้เหมาะในการนำมาจัดชุดการทำงานร่วมกัน แต่เนื่องจากขั้นตอนวิธีในกลุ่มของปัญญาประดิษฐ์มีมากมายและแต่ละเทคนิคก็มีข้อดี ข้อด้อยในการทำงานที่แตกต่างกัน ถ้าเราสามารถที่จะนำเอาขั้นตอนวิธีที่มีกระบวนการในการค้นหาคำตอบที่แตกต่างกันมาทำงานร่วมกันได้ มันก็น่าจะเป็นการลดข้อจำกัดหรือเป็นการเพิ่มทางเลือกในการนำขั้นตอนวิธีมาจัดชุดการทำงานร่วมกันอันนำไปสู่ประสิทธิภาพของการค้นหาคำตอบที่ดียิ่งขึ้น

วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอการนำเทคนิคการเรียนรู้ทางด้านปัญญาประดิษฐ์มาจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี (Algorithm Portfolio) เพื่อแก้ปัญหาที่ยังไม่ทราบว่าขั้นตอนวิธีใดจะเหมาะสมมากกว่ากัน โดยมีการจัดสรรเวลาในการประมวลผลให้กับขั้นตอนวิธีที่มาทำงานร่วมกัน และกระตุ้นให้เกิดการมีปฏิสัมพันธ์ต่อกันอย่างสม่ำเสมอเพื่อให้ขั้นตอนวิธีเหล่านั้นสามารถสร้างประโยชน์ให้แก่กันและกัน โดยขั้นตอนวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์ที่วิทยานิพนธ์นี้เลือกมาทำงานร่วมกัน ประกอบไปด้วย โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ ขั้นตอนในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ 3 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ และดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน เนื่องจากขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการเป็นเทคนิคที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายและสามารถใช้ได้ดีกับปัญหาหลายประเภท เช่น ปัญหาที่มีตัวแปรจำนวนมาก ปัญหาที่มีขอบเขตไม่ชัดเจน และปัญหาที่ไม่สามารถหาคำตอบที่สมบูรณ์ได้ในระยะเวลาจำกัด ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับเป็นขั้นตอนวิธีที่จำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองของมนุษย์ในลักษณะของโมเดลทางคณิตศาสตร์ ทำให้มันมีความสามารถในการเรียนรู้จดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และอุปมานความรู้ในระบบที่มีความซับซ้อน ดังนั้นขั้นตอนวิธีทั้งสองกลุ่มในข้างต้นเหมาะสมที่จะนำมาจัดชุดการทำงานเพื่อแก้ปัญหาร่วมกัน

วัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. ศึกษาการทำงานร่วมกันของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดชุดการทำงานร่วมกัน และการกระตุ้นให้มีปฏิสัมพันธ์ต่อกันเพื่อแลกเปลี่ยนความรู้กันอย่างสม่ำเสมอ
2. นำเสนอชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสำหรับแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม โดยการนำหลาย ๆ ขั้นตอนวิธีมาจัดชุดการทำงานร่วมกัน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูล
3. เพื่อเป็นแนวทางให้ผู้ที่สนใจสามารถนำแนวความคิดที่ได้นำเสนอไปทำการพัฒนาหรือประยุกต์ใช้ในงานวิจัยต่าง ๆ

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการศึกษา

1. ได้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่สามารถแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่มที่ให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาดีกว่าการประมวลผลเดี่ยว ๆ ของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้นภายใต้ทรัพยากรการคำนวณที่เท่ากัน
2. ได้ผลการแก้ปัญหาที่มีค่าความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยการส่งเสริมการทำงานระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานด้วยการกระตุ้นให้มีปฏิสัมพันธ์กันอย่างสม่ำเสมอของขั้นตอนวิธีที่นำมาจัดชุดการทำงานร่วมกัน
3. ได้ขั้นตอนวิธีที่สามารถแก้ปัญหาประเภทการจำแนกกลุ่มได้หลากหลายภายใต้ขอบเขตที่กำหนด
4. ได้ต้นแบบขั้นตอนวิธีสำหรับแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่มที่มีความซับซ้อนต่อไปในอนาคต

ขอบเขตของการศึกษา

วิทยานิพนธ์นี้มุ่งเน้นที่จะศึกษาการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ ขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการเพื่อแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม โดยมีขอบเขตดังต่อไปนี้

1. ขั้นตอนวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์ที่นำมาจัดเป็นชุดการทำงานประกอบไปด้วย โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation Neural Network) และ ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Algorithm) 3 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm) กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Strategy) และ ดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน (Differential Evolution)
2. ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอใช้สำหรับแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่มโดยทดสอบกับ 5 ปัญหา คือ Ecoli, Haberman's Survival, Iris, Teaching Assistant Evaluation และ Tic-Tac-Toe Endgame จาก UCI Machine Learning Repository
3. การทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีจะใช้ทรัพยากรการคำนวณที่จัดสรรให้เป็นเงื่อนไขในการหยุดการทำงาน
4. การประเมินทรัพยากรการคำนวณของวิทยานิพนธ์นี้ ในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียมคิดจากจำนวนครั้งของการปรับปรุงค่าน้ำหนัก ส่วนขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการจะคิดจากการจำนวนครั้งในประเมินค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซมคำตอบ

ระยะเวลาในการจัดทำวิทยานิพนธ์

สำหรับวิทยานิพนธ์นี้ได้กำหนดระยะเวลาในการจัดทำวิทยานิพนธ์ เพื่อให้สามารถบรรลุตามวัตถุประสงค์ที่ได้กำหนดไว้ ซึ่งมีรายละเอียดดังตารางที่ 1-1

ตารางที่ 1-1 ระยะเวลาในการจัดทำวิทยานิพนธ์

แผนการจัดทำวิทยานิพนธ์	เดือน													
	ม.ค. 54	ก.พ. 54	มี.ค. 54	เม.ย. 54	พ.ค. 54	มิ.ย. 54	ก.ค 54	ส.ค. 54	ก.ย. 54	ต.ค. 54	พ.ย. 54	ธ.ค. 54	ม.ค. 54	ก.พ. 54
ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	→	→												
จัดทำชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีอย่างง่าย		→	→	→										
ทดสอบและปรับปรุงขั้นตอนวิธี			→	→	→									
จัดทำเอกสารวิทยานิพนธ์เพื่อสอบโครงร่าง			→	→	→	→								
จัดทำชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่สมบูรณ์						→	→	→	→	→	→	→		
จัดทำเอกสารและส่งรายงานฉบับสมบูรณ์									→	→	→	→	→	→

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

วิทยานิพนธ์นี้นำขั้นตอนวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์ คือ โครงข่ายประสาทเทียม และขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ มาจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี โดยนำขั้นตอนวิธีดังกล่าวมาทั้งหมด 4 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ขั้นตอนวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน และกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการสำหรับจัดเป็นชุด การทำงานรูปแบบต่าง ๆ ซึ่งในบทนี้จะนำเสนอหลักการและกระบวนการทำงานที่สำคัญของแต่ละขั้นตอนวิธี รวมทั้งงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์นี้ รายละเอียดทั้งหมดมีดังนี้

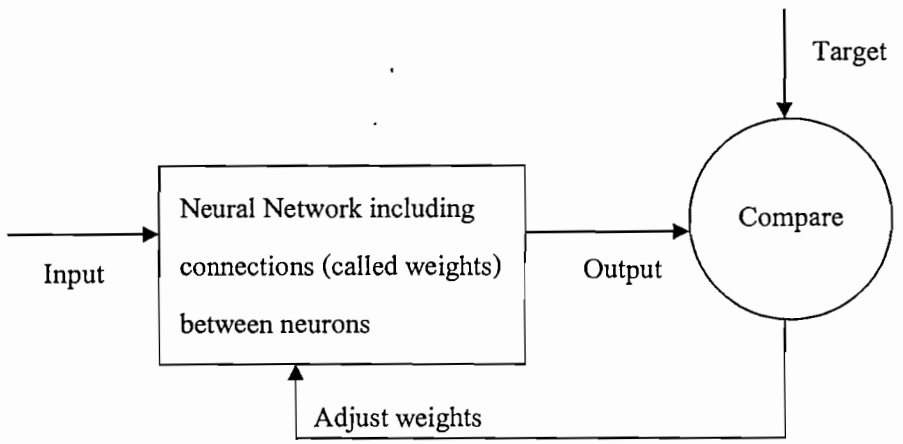
2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่พยายามเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งเป็นแนวความคิดที่ต้องการให้คอมพิวเตอร์มีความชาญฉลาดในการเรียนรู้เหมือนที่มนุษย์มีการเรียนรู้ สามารถฝึกฝนได้ และ สามารถนำความรู้ไปแก้ปัญหาต่าง ๆ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยส่วนของการประมวลผลที่เรียกว่า นิวรอน (Neuron) ทุก ๆ นิวรอนสามารถมีได้หลายอินพุตแต่มีเอาท์พุตเพียงเอาต์พุตเดียว และทุก ๆ เอาท์พุตจะแยกไปยังอินพุตของนิวรอนอื่น ๆ ภายในโครงข่าย โดยโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการประยุกต์ใช้ในงานต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณและการจดจำ เช่น การจำแนกข้อมูล (Data Classification) การทำนายเหตุการณ์ (Forecasting) การบีบอัดข้อมูล (Data Compression) การกรองสัญญาณรบกวน (Noise Filter) เป็นต้น (อรนันท์ เชาว์พานิช, 2553)

2.1.1 หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานโดยสร้างการเชื่อมต่อระหว่างหน่วยที่ใช้ในการประมวลผลซึ่งทำหน้าที่เหมือนเซลล์ประสาท (Neuron) การประมวลผลข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมจะเกิดขึ้นที่หน่วยพื้นฐานจำนวนมากที่เรียกว่า Neuron, Cell, Node หรือ Unit และสัญญาณข้อมูลจะส่งผ่านกันระหว่างเซลล์ประสาทได้โดยเส้นเชื่อมต่อ (Connection Links) ระหว่างเซลล์ประสาท ซึ่งแต่ละเส้นเชื่อมต่อจะได้รับการกำหนดค่าน้ำหนัก (Weight) ไว้เพื่อจะนำไปใช้คูณกับสัญญาณข้อมูลที่ส่งผ่านมาตามเส้นเชื่อมต่อนั้น ๆ จากนั้นแต่ละเซลล์ประสาทจะใช้ฟังก์ชัน

กระตุ้น (Activation Function) หรือเรียกว่า ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) กับสัญญาณข้อมูลที่ส่งเข้ามาเพื่อคำนวณค่าสัญญาณผลลัพธ์ออกไป เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมเริ่มเรียนรู้แล้ว โครงข่ายจะพยายามปรับหรือฝึกฝนเพื่อลดค่าความผิดพลาดระหว่างผลลัพธ์ที่ได้กับค่าเป้าหมาย (Target) ลงเรื่อย ๆ สำหรับหลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงไว้ดังรูปที่ 2-1



รูปที่ 2-1 หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม (อรนันท์ เชาว์พานิช, 2553)

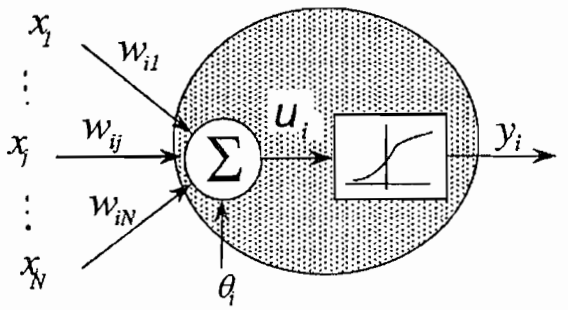
2.1.2 แบบจำลองเซลล์ประสาท (Neuron Model)

โครงข่ายข้อมูลที่มีหลายข้อมูลอินพุตในรูปเวกเตอร์ $x = [x_1\ x_2\ \dots\ x_n]^T$ มีข้อมูลอินพุต N ค่า จะนำข้อมูลอินพุตแต่ละตัวคูณด้วยเวกเตอร์น้ำหนัก $w = [w_{i1}\ w_{i2}\ \dots\ w_{iN}]$ แล้วรวมค่าทั้งหมดกับค่าไบแอสเป็นข้อมูลเอาท์พุต y ดังสมการที่ 2.1

สำหรับค่าไบแอส (b) เป็นการเพิ่มค่าให้กับผลรวมของผลคูณของค่าป้อนเข้ากับค่าน้ำหนัก ซึ่งค่าไบแอสนี้เป็นเหมือนค่าน้ำหนักโดยมีค่าป้อนเข้าเป็น 1 คงที่เสมอ

$$y = w_{i1}x_1 + w_{i2}x_2 + \dots + w_{iN}x_N + b \tag{2.1}$$

หลังจากนั้นค่า y จะถูกป้อนเข้าฟังก์ชันถ่ายโอน f แล้วให้ค่าข้อมูลเอาท์พุตออกมา McCulloch-Pitts ได้เสนอแบบจำลองอย่างง่ายดังแสดงดังรูปที่ 2-2



รูปที่ 2-2 แบบจำลองเซลล์ประสาทอย่างง่าย McCulloch-Pitts's Model

2.1.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) หรือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function)

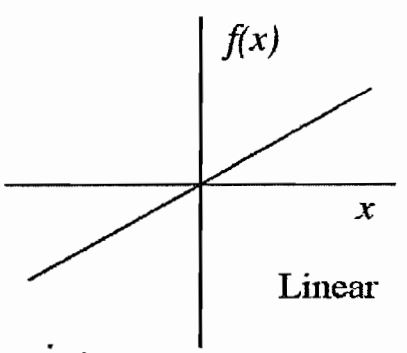
เป็นฟังก์ชันที่เซลล์ประสาทใช้กำหนดค่าข้อมูลอินพุตไปเป็นค่าข้อมูลเอาท์พุต ซึ่งค่าข้อมูลเอาท์พุตที่ได้นี้ อาจกลายเป็นค่าข้อมูลอินพุตของเซลล์ประสาทตัวอื่น หรือเป็นค่าข้อมูลเอาท์พุตของระบบโครงข่าย ฟังก์ชันถ่ายโอนนั้นมีใช้กันอยู่หลายชนิด แต่ในที่นี้จะขอกล่าวถึงเพียง 3 ชนิด ได้แก่

2.1.3.1 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Linear Transfer Function)

จะรับค่าข้อมูลอินพุตเป็นจำนวนจริงใด ๆ แล้วให้ค่าข้อมูลเอาท์พุตเท่ากับข้อมูลอินพุตนั้น ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นแสดงดังรูปที่ 2-3

<u>รูปแบบสมการ</u>

$$f(x) = ax + b$$



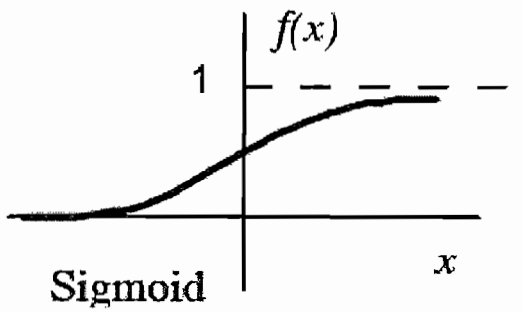
รูปที่ 2-3 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น

2.1.3.2 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์ (Log-Sigmoid Transfer Function)

จะรับค่าข้อมูลอินพุตเป็นจำนวนจริงใด ๆ แล้วให้ค่าข้อมูลเอาท์พุตเป็นค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์ดังรูปที่ 2-4

<u>รูปแบบสมการ</u>

$$f(x) = \frac{1}{1+exp(-x)}$$



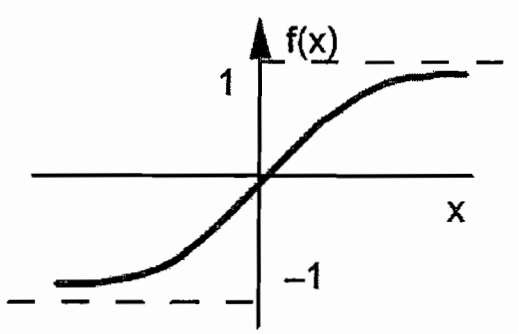
รูปที่ 2-4 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์

2.1.3.3 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์ (Hyperbolic tangent Sigmoid Transfer Function: Tan-Sigmoid Tranfer Function)

จะรับค่าข้อมูลอินพุตเป็นจำนวนจริงใด ๆ แล้วให้ค่าข้อมูลเอาท์พุตเป็นค่าตั้งแต่ -1 ถึง 1 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์แสดงดังรูปที่ 2-5

<u>รูปแบบสมการ</u>

$$f(x) = tanh\left(\frac{x}{T}\right)$$



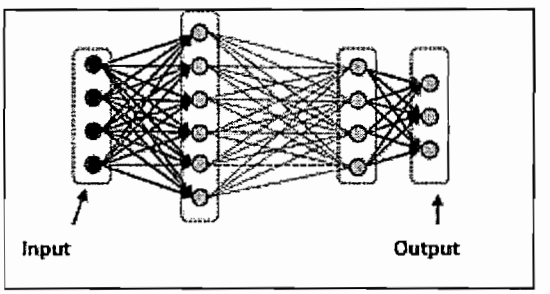
รูปที่ 2-5 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์

2.1.4 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Architecture of Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างที่ประกอบด้วยเซลล์ประสาทจำนวนมาก รูปแบบการเชื่อมต่อกันระหว่างเซลล์ประสาทนั้นขึ้นอยู่กับสถาปัตยกรรมที่เลือกใช้ โดยสถาปัตยกรรมของโครงข่ายสามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภท คือ

2.1.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Neural Network)

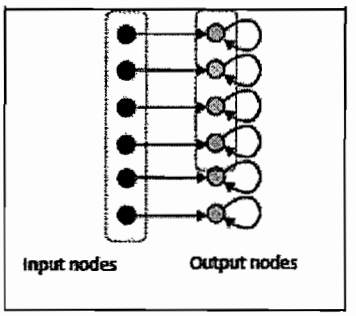
สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้านั้น ข้อมูลที่ประมวลผลในโครงข่ายจะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจากอินพุตโหนดส่งต่อมาเรื่อย ๆ จนถึงเอาท์พุตโหนดโดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล หรือแม้แต่โหนดในชั้นเดียวกันก็ไม่มีการเชื่อมต่อกัน ดังแสดงในรูปที่ 2-6



รูปที่ 2-6 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า

2.1.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ (Feedback Neural Network)

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับนั้นสัญญาณข้อมูลในโครงข่ายจะสามารถวิ่งได้ 2 ทิศทาง ซึ่งทำให้ในโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเกิดวงย้อนกลับ (Loop) ได้ สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบนี้มีลักษณะเป็นแบบพลวัต (Dynamic) โดยสถานะของโครงข่ายจะเปลี่ยนแปลงตลอดจนกว่าจะถึงจุดสมดุล และคงอยู่ที่จุดสมดุลนั้นจนกว่าข้อมูลที่ป้อนเข้ามาจะเปลี่ยนไป แล้วจึงปรับเข้าหาจุดสมดุลใหม่ (มีลักษณะเป็นแบบ Interactive หรือ Recurrent) ดังนั้น สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบนี้จึงมีสมรรถภาพสูงและสามารถรองรับระบบที่ซับซ้อนได้ดี ลักษณะของสถาปัตยกรรมแสดงดังรูปที่ 2-7



รูปที่ 2-7 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ

2.1.5 กฎการเรียนรู้ (Learning Rule)

กฎการเรียนรู้เป็นกระบวนการที่ใช้ในการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อ ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้วิธีการแก้ปัญหาได้ โดยค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเมื่อมีการเรียนรู้ความรู้ใหม่เกิดขึ้น กระบวนการนี้อาจเรียกอีกอย่างว่า ขั้นตอนวิธีในการฝึกสอน (Training Algorithm) กฎการเรียนรู้สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทคือ

2.1.5.1 การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีปรับตัว โดยชุดข้อมูลที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบไว้คอยตรวจดูว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก โครงข่ายประสาทเทียมก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น โดยกฎการเรียนรู้แบบนี้จะใช้กลุ่มข้อมูลตัวอย่างมาใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย โดยกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน (Training Set) นี้ จะประกอบด้วยข้อมูลอินพุตและข้อมูลเป้าหมาย (Target) ที่ต้องการ เมื่อโครงข่ายได้รับข้อมูลอินพุตและทำการคำนวณได้ข้อมูลเอาท์พุตแล้ว โครงข่ายจะเปรียบเทียบข้อมูลเอาท์พุตกับข้อมูลเป้าหมายแล้วปรับค่าน้ำหนักใหม่เพื่อให้เอาท์พุตในครั้งต่อไปเข้าใกล้ค่าเป้าหมายมากขึ้น

2.1.5.2 การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด โครงข่ายประสาทเทียมจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตนเองตามลักษณะข้อมูล และผลลัพธ์ที่ได้ โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบนี้จะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ โดยกฎการเรียนรู้แบบนี้จะใช้แต่ข้อมูลอินพุต ไม่ใช้ข้อมูลเป้าหมาย โครงข่ายจะปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้ข้อมูลอินพุตที่ใกล้เคียงกันหรือมีรูปแบบคล้ายกันแสดงค่าข้อมูลเอาท์พุตออกมาเหมือนกัน

2.1.6 โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบป้อนไปข้างหน้า (Multilayer Feedforward Neural Network)

โครงข่ายนี้มีสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า และประกอบด้วยเซลล์ประสาทเรียงตัวกันเป็นชั้น (Layer) โดยในแต่ละโครงข่ายจะประกอบด้วยชั้นประเภทต่าง ๆ 3 ประเภท คือ

1. ชั้นอินพุต (Input Layer)

ประกอบด้วยโหนดที่มีจำนวนเท่ากับจำนวนแอททริบิวต์ (Attribute) ของข้อมูลอินพุต ทำหน้าที่กระจายสัญญาณข้อมูลอินพุตของโครงข่ายไปสู่โหนดหรือเซลล์ประสาทในชั้นถัดไป โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงใดเกิดขึ้นกับสัญญาณที่ผ่านเข้ามา

2. ชั้นฮิดเดน (Hidden Layer)

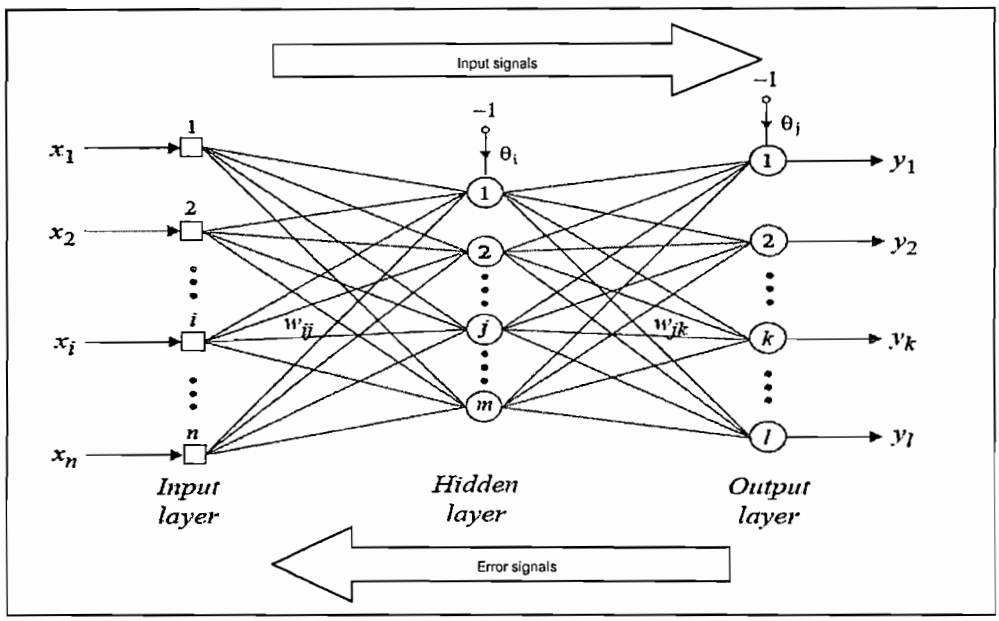
ประกอบด้วยโหนดที่ทำหน้าที่เป็นเซลล์ประสาท ซึ่งจะรับสัญญาณข้อมูลที่มาจากโหนดในชั้นอินพุตหรือจากโหนดในชั้นฮิดเดนอื่น แล้วคำนวณค่าสัญญาณใหม่ส่งเป็นเอาท์พุตไปสู่โหนดในชั้นเอาท์พุตหรือโหนดในชั้นฮิดเดนอื่น ๆ ซึ่งอยู่ในระดับชั้นถัดไป

3. ชั้นเอาท์พุต (Output Layer)

ประกอบด้วยโหนดที่ทำหน้าที่เป็นเซลล์ประสาท ซึ่งทำหน้าที่เหมือนเซลล์ประสาทในชั้นฮิดเดนทุกประการ เอาท์พุตที่ได้ในชั้นนี้จะเป็นเอาท์พุตของโครงข่ายทั้งระบบ

2.1.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network)

ขั้นตอนวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่ง ซึ่งนิยมใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Multilayer Neural Network) เพื่อใช้ในการปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้จะขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ พิจารณารูปที่ 2-8 ประกอบ



รูปที่ 2-8 ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

ตัวอย่างในรูปที่ 2-8 แสดงโครงข่ายป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้นซึ่งประกอบไปด้วยชั้นอินพุต ชั้นฮิดเดน และชั้นเอาต์พุต ในรูปแสดงชั้นฮิดเดนเพียงชั้นเดียวแต่อาจมีมากกว่าหนึ่งชั้นก็ได้ เส้นเชื่อมจะเชื่อมต่อเป็นชั้น ๆ ไม่ข้ามชั้น จากชั้นอินพุตไปชั้นฮิดเดน ถ้ามีชั้นฮิดเดนมากกว่าหนึ่งชั้นก็เชื่อมต่อกันไป และสุดท้ายจากชั้นฮิดเดนไปชั้นเอาต์พุต

ในการปรับค่าน้ำหนักโดยขั้นตอนวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับนั้น เราต้องนิยามค่าผิดพลาดของการสอนสำหรับโครงข่าย $E(\vec{w})$ จากนั้นจะหาค่าน้ำหนักที่ให้ค่าผิดพลาดต่ำสุด นิยามค่าผิดพลาดแสดงดังสมการที่ 2.2

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2}\sum_{d\in D}\sum_{k\in outputs}(t_{kd} - o_{kd})^2 \tag{2.2}$$

โดยที่ *outputs* คือเซตของเอาต์พุตโหนดในโครงข่ายประสาทเทียม t_{kd} และ o_{kd} เป็นค่าเอาต์พุตเป้าหมายและเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม ตามลำดับ ของเอาต์พุตโหนดที่ k ของตัวอย่างที่ d ซึ่งเป้าหมายของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับจะค้นหาค่าน้ำหนักที่ให้ค่าผิดพลาดต่ำสุด

ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

1. กำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate Parameter : α)
2. สุ่มค่าน้ำหนักและพารามิเตอร์ที่จำเป็นของโครงข่ายประสาทเทียม

สำหรับแต่ละตัวอย่างอินพุตให้ทำตามขั้นตอนต่อไปนี้จนกว่าได้ระดับการแสดงผล (Performance) ที่ต้องการ

- คำนวณหาค่าเอาต์พุตจริงของโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นฮิดเดนโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นที่ได้จากการสุ่มตามสมการ (2.3)

$$y_j(p) = sigmoid\left[\sum_{i=1}^{n} x_i(p) \cdot w_{ij}(p) - \theta_j\right] \quad (2.3)$$

โดยที่ n คือจำนวนโหนดในชั้นอินพุต และ *sigmoid* คือ ฟังก์ชันการกระตุ้น (Sigmoid Activation Function)

- คำนวณค่าเอาท์พุตจริงของโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นเอาท์พุตตามสมการ (2.4)

$$y_k(p) = sigmoid\left[\sum_{j=1}^{m} x_{jk}(p) \cdot w_{jk}(p) - \theta_k\right] \quad (2.4)$$

โดยที่ m คือจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดน

- ปรับปรุงค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับในชั้นเอาท์พุตตามค่าความผิดพลาดที่สัมพันธ์กับค่าเอาท์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมตามสมการ (2.5) – (2.7) ตามลำดับ

$$\delta_k(p) = y_k(p) \cdot [1 - y_k(p)] \cdot e_k(p) \quad (2.5)$$

โดยที่ $e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p)$

และ $y_{d,k}(p)$ แทนเอาท์พุตเป้าหมาย

$y_k(p)$ แทนเอาท์พุตที่ได้โครงข่ายประสาทเทียม

จากนั้นคำนวณค่าหนักที่เปลี่ยนแปลงไป

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \cdot y_j(p) \cdot \delta_k(p) \quad (2.6)$$

ดังนั้น ค่าน้ำหนักใหม่ในชั้นเอาท์พุตภายหลังจากการปรับปรุงค่าน้ำหนักจะมีค่าดังสมการ (2.8)

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \quad (2.7)$$

- จากนั้นทำการปรับปรุงค่าน้ำหนักในชั้นฮิดเดนตามสมการ (2.8) - (2.9)

$$\delta_j(p) = y_j(p) \cdot \left[1 - y_j(p)\right] \cdot \sum_{k=1}^{I} \delta_k(p) w_{jk}(p) \quad (2.8)$$

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \cdot x_i(p) \cdot \delta_j(p) \quad (2.9)$$

และในท้ายที่สุดค่าน้ำหนักใหม่ในชั้นฮิดเดนภายหลังจากการปรับปรุงค่าน้ำหนักจะมีค่าดังสมการ (2.10)

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p) \quad (2.10)$$

2.2 ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA)

ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมถูกพัฒนาขึ้นในช่วงทศวรรษที่ 60 โดยจำลองเอาแนวความคิดของการวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิตในระบบชีววิทยามาใช้ในการคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์ ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมได้รับความนิยมโดยการเผยแพร่ของ John Holland หลังจากนั้นจึงมีการนำขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมไปประยุกต์ใช้งานในด้านต่าง ๆ อย่างแพร่หลาย พร้อมกับการศึกษาและพัฒนาองค์ประกอบต่าง ๆ ของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมให้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมถือว่าเป็นวิธีการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดเชิงผสมผสาน (Combinatorial Optimization Method) แบบปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถในการค้นหาคำตอบอย่างชาญฉลาดและลดความยุ่งยากในขั้นตอนต่าง ๆ ของการค้นหา

ปัจจุบันจะเห็นได้ว่ามีการนำขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมไปใช้ในเกือบทุกสาขาวิชา นอกจากนี้ ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมยังถูกนำไปใช้ร่วมกับเครื่องมืออื่น ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น ระบบฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic) ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นต้น ในส่วนถัดไปวิทยานิพนธ์นี้จะนำเสนอรายละเอียดของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในองค์ประกอบต่าง ๆ เพื่อความเข้าใจในหลักการทำงานของขั้นตอนวิธีนี้อันจะนำไปสู่การประยุกต์ใช้ต่อไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.2.1 องค์ประกอบหลักของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

2.2.1.1 การเข้ารหัสโครโมโซม (Chromosome Encoding)

การเข้ารหัสโครโมโซมเป็นขั้นตอนแรกและเป็นขั้นตอนที่สำคัญเพราะเป็นการออกแบบโครโมโซมให้เป็นตัวแทนคำตอบของระบบ ในขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมทั่วไปจะให้โครโมโซมอยู่ในรูปของตัวแปรแบบสตริง $S = (s_1,s_2,\ldots,s_L)$ โดยที่ S คือโครโมโซมหนึ่ง ๆ และแต่ละ S_i, i=1,2,..,L คือแต่ละตัวแปรในชุดคำตอบของระบบ ซึ่งแต่ละระบบอาจมีจำนวนตัวแปรไม่เท่ากัน ขึ้นอยู่กับลักษณะของปัญหา ความซับซ้อนและการออกแบบการแก้ปัญหาของระบบนั้น ๆ

เมื่อพิจารณาโครโมโซมหนึ่ง ๆ เราสามารถมองได้ว่าเป็นการนำเอาคำตอบทั้งชุดของระบบมาวางเรียงต่อกันเป็นสาย ซึ่งขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมจะมองหนึ่งโครโมโซมเป็นหนึ่งคำตอบและโครโมโซมดังกล่าวจะเป็นที่เก็บคุณลักษณะคำตอบของระบบไว้เพื่อใช้ในการสืบทอดสายพันธุ์ให้ประชากรรุ่นถัดไป การเข้ารหัสจึงเป็นการจัดวางรูปแบบคำตอบของระบบให้อยู่ในรูปแบบที่ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมสามารถเข้าใจและทำงานได้ ตัวอย่างวิธีการเข้ารหัสมีดังนี้

1) การเข้ารหัสแบบไบนารี (Binary Encoding) หรือเลขฐานสอง ซึ่งแต่ละตำแหน่งของยีนในโครโมโซมจะแทนด้วยค่า 1 หรือ 0 เท่านั้น ดังตัวอย่างในรูปที่ 2-9

โครโมโซม A:	0	1	0	1	0
โครโมโซม B:	1	1	1	0	0

รูปที่ 2-9 การเข้ารหัสโครโมโซมแบบไบนารี

2) การเข้ารหัสแบบค่าต่าง ๆ (Value Encoding) แต่ละตำแหน่งของยีนในโครโมโซมจะแทนด้วยค่าต่าง ๆ โดยมีรูปแบบ เช่น ตัวอักษร จำนวนจริง และคำสั่งต่าง ๆ เป็นต้น ซึ่งรูปแบบของโครโมโซมนี้เหมาะกับปัญหาที่ค่อนข้างซับซ้อน ดังตัวอย่างในรูปที่ 2-10

โครโมโซม A:	b	m	e	o	e
โครโมโซม B:	1.29	0.28	3.25	1.97	2.46
โครโมโซม C:	back	left	left	right	back

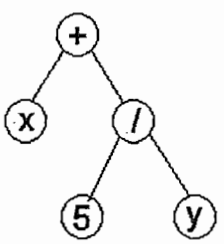
รูปที่ 2-10 การเข้ารหัสโครโมโซมแบบค่าต่าง ๆ

3) การเข้ารหัสแบบเพอมิวเตชัน (Permutation Encoding) เป็นการเข้ารหัสที่แต่ละโครโมโซมเป็นรูปแบบหนึ่งของเพอมิวเตชันที่เป็นไปได้ของคำตอบ ค่าที่เก็บอยู่ในโครโมโซมแต่ละตำแหน่งจะไม่ซ้ำกัน เช่น ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Travelling Salesman Problem) ดังรูปที่ 2-11

โครโมโซม A:	1	2	3	4	5
โครโมโซม B:	9	8	7	6	5

รูปที่ 2-11 การเข้ารหัสโครโมโซมแบบเพอมิวเตชัน

4) การเข้ารหัสแบบทรี (Tree Encoding) เหมาะกับปัญหาที่เกี่ยวกับการพัฒนาโปรแกรม โดยที่ทุกตำแหน่งของยีนในโครโมโซมจะเป็นโหนด (Node) ของต้นไม้ ดังรูปที่ 2-12



รูปที่ 2-12 การเข้ารหัสโครโมโซมแบบทรี

วิธีการเข้ารหัสแต่ละวิธีจะมีคุณสมบัติที่ไม่เหมือนกันซึ่งขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย เช่น ชนิดของคำตอบหรือวิธีการคำนวณในระบบ ฯลฯ ปกติแล้วใน GA จะใช้โครโมโซมหลาย ๆ ชุดแทนคำตอบของระบบ นั่นคือ ในวัฏจักรหนึ่ง ๆ ของ GA จะมีคำตอบอยู่หลาย ๆ ชุด โดยวิทยานิพนธ์นี้จะใช้การเข้ารหัสแบบค่าต่าง ๆ (Value Encoding) ซึ่งจะใช้การเข้ารหัสแบบจำนวนจริงที่แทนค่าน้ำหนักเช่นเดียวกับค่าน้ำหนักที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม

2.2.1.2 การสร้างประชากรต้นกำเนิด (Initial Population)

เป็นการสุ่มเลือกประชากรต้นแบบขึ้นมาเพื่อใช้เป็นจุดเริ่มต้นของขั้นตอนการวิวัฒนาการ โดยประชากรกลุ่มแรกหรือประชากรต้นกำเนิด จะเกิดจากการสุ่มเลือกมาจากคำตอบที่เป็นไปได้ โดยจะทำการสุ่มตามจำนวนของประชากรที่ได้กำหนดไว้เป็นพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธี

2.2.1.3 ฟังก์ชันสำหรับประเมินค่าความเหมาะสม (Fitness Function)

เป็นขั้นตอนในการประเมินว่าโครโมโซมหนึ่ง ๆ ดีหรือไม่ดีอย่างไร ซึ่งในการประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซมจะต้องมีการกำหนด ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective Function) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่แสดงความสัมพันธ์ของแต่ละตัวแปร พารามิเตอร์ เงื่อนไข หรือข้อกำหนดต่าง ๆ ของปัญหานั้น ๆ ที่ระบุคำตอบใดคำตอบหนึ่งที่สามารถเป็นไปได้ ซึ่งเป็นกระบวนการสำคัญที่ใช้ในการประเมินผลคำตอบของปัญหาว่าดีหรือไม่ดีแค่ไหน โดยจะทำการประเมินคำตอบจากโครโมโซมเทียบกับเป้าหมายของปัญหา ในกรณีที่ปัญหาเป็นปัญหาของการค้นหาค่าต่ำสุด (Minimization Problem) โครโมโซมที่เป็นคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาจะมีค่าตัวเลขจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่น้อยที่สุด

โดยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในวิทยานิพนธ์นี้คือค่าความถูกต้องของโครโมโซมหนึ่ง ๆ เมื่อนำไปผ่านขั้นตอนการทดสอบในกระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลนำเข้าที่เตรียมไว้สำหรับการสอน เนื่องจากขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมนี้เราจะต้องนำไปจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม และเป้าหมายของการแก้ปัญหานี้คือเพื่อหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมกับปัญหา เมื่อนำไปใช้หาคำตอบสามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลให้มีความถูกต้องมากที่สุด

2.2.1.4 การดำเนินการทางพันธุกรรม (Genetic Operator)

เป็นวิธีการดำเนินการต่าง ๆ ตามขั้นตอนของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม เพื่อให้การเกิดวิวัฒนาการไปสู่คำตอบที่ดีขึ้น ซึ่งได้แก่

1) การคัดเลือกสายพันธุ์ (Selection)

การคัดเลือกสายพันธุ์เป็นขั้นตอนในการคัดเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุดจากภายในกลุ่มประชากรทั้งหมด โครโมโซมที่ได้รับการคัดเลือกจะถูกนำไปใช้เป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ เพื่อใช้ในการให้กำเนิดลูกหลานในรุ่นถัดไป โดยปกติเพื่อให้ได้สายพันธุ์ที่ดี ต้นกำเนิดของสายพันธุ์จะต้องดีด้วย จึงกลายเป็นปัญหาว่าจะทำการคัดเลือกต้นกำเนิดสายพันธุ์ที่ดีได้อย่างไร

การคัดเลือกสายพันธุ์เป็นการจำลองการคัดเลือกโครโมโซมที่จะสามารถอยู่รอดได้ในแต่ละรุ่น สำหรับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมจะทำการคัดเลือกโครโมโซมโดยการพิจารณาที่ค่าความเหมาะสมของโครโมโซมนั้นๆ ดังนั้นโครโมโซมไหนมีค่าความเหมาะสมที่ดี ย่อมหมายถึงการเป็นโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมเป็นที่น่าพอใจจะได้รับการคัดเลือกไว้ ส่วนโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมต่ำกว่าจะมีโอกาสถูกเลือกน้อยกว่า หรือไม่ได้รับการคัดเลือกเลย

วิธีการคัดเลือกโครโมโซมที่ใช้กันแพร่หลายทั่ว ๆ ไป เช่น วิธีการแบ่งเป็นสัดส่วน (Proportionate) วิธีของโบลต์ซมันน์ (Boltzmann) วิธีการจัดอันดับ (Ranking) วิธีจัดการแข่งขัน (Tournament) วิธีของวงล้อรูเล็ท (Roulette Wheel Sampling) วิธีสุ่มตัวอย่างแบบเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล (Stochastic Universal Sampling หรือ SUS) และ วิธีเก็บตัวเก่ง (Elitist) เป็นต้น ในที่นี้จะยกตัวอย่างเพียง 2 วิธี ที่ประยุกต์ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

- วิธีการจัดการแข่งขัน(Tournament Selection)

เป็นวิธีการเดียวกับการแข่งขันกีฬาทั่วๆไป ทำได้โดยการสุ่มแบ่งกลุ่มคัดเลือกโครโมโซมแล้วเลือกเอาโครโมโซมที่ดีที่สุดในกลุ่มนั้นเพื่อเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ จำนวนของโครโมโซมในแต่ละกลุ่มนั้นจะแตกต่างกันออกไป โดยปกติแล้วจะใช้วิธีสุ่มแบบจับคู่โครโมโซม (นั่นคือมีเพียง 2 โครโมโซมที่ถูกสุ่มเลือกเข้ามาในแต่ละการแข่งขัน) วิธีในการจัดการแข่งขันมีความเหมาะสมในการทำให้ปัญหาความเหลื่อมล้ำของค่าความเหมาะสมของโครโมโซมหมดไป

- วิธีเก็บตัวเก่ง (Elitist)

เป็นแนวคิดที่ป้องกันการหาของเส้นทางที่ดีที่สุด นั่นคือ มีการคัดลอกโครโมโซมที่ดีที่สุดไว้ก่อน ส่วนประชากรส่วนที่เหลือจะคัดเลือกโดยใช้วิธีการคัดเลือกแบบอื่น ๆ

หลังจากกระบวนการคัดเลือกได้ดำเนินไปจนเสร็จสมบูรณ์ โครโมโซมลูกหลานจะถูกสร้างจากโครโมโซมที่ถูกคัดเลือกมาเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ โดยการนำเอาโครโมโซมที่เป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์นั้นมาทำการเปลี่ยนแปลงเพื่อให้เกิดโครโมโซมใหม่ ซึ่งมีการคาดหวังว่าโครโมโซมลูกหลานที่เกิดขึ้นมานั้นจะได้รับส่วนดีของโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ โดยผ่านกระบวนการทางสายพันธุ์

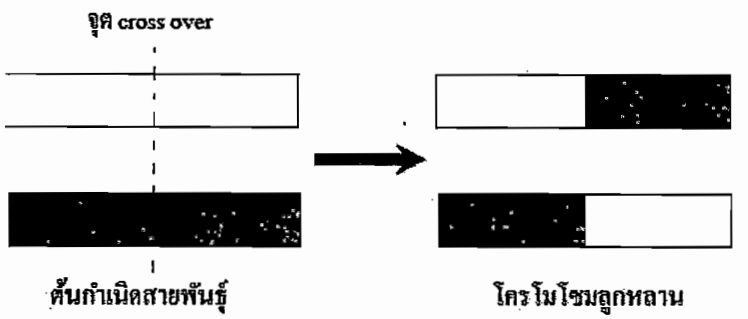
โดยปกติทั่วไปกระบวนการทางสายพันธุ์จะมีอยู่ 2 วิธีหลักๆ คือ การไขว้เปลี่ยน (Crossover) และการกลายพันธุ์ (Mutation) ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2) การไขว้เปลี่ยน (Crossover)

เป็นวิธีการรวมตัวใหม่ของโครโมโซม (Recombination Operator) โดยทำการรวมส่วนย่อยระหว่างโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ตั้งแต่สองโครโมโซมขึ้นไป เพื่อให้กลายเป็นโครโมโซมลูกหลาน ซึ่งโครโมโซมลูกหลานที่ได้จากการไขว้เปลี่ยนนี้จะมีพันธุกรรมจากต้นกำเนิดสายพันธุ์อยู่ในตัว โดยปกติทั่วไปแล้วจะมีการกำหนดอัตราการทำไขว้เปลี่ยนเอาไว้ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้ความน่าจะเป็น (P_c) เป็นตัวกำหนดอัตราดังกล่าว วิธีการไขว้เปลี่ยนมีได้หลายแบบดังรายละเอียดในตัวอย่างต่อไปนี้

- การไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียว (Single-Point Crossover)

การไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียวนี้โครโมโซมลูกหลานจะมีสายพันธุ์ของต้นกำเนิดอยู่อย่างละหนึ่งส่วน จุดตัดในการไขว้เปลี่ยนนั้นโดยปกติจะได้มาจากการสุ่มเลือก ตัวอย่างของการไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียวแสดงดังรูปที่ 2-13



รูปที่ 2-13 ตัวอย่างการไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียว

- การไขว้เปลี่ยนแบบสม่ำเสมอ (Uniform Crossover)

เป็นการไขว้เปลี่ยนที่นิยมอีกแบบหนึ่ง โครโมโซมลูกหลานเกิดจากการสุ่มเลือกแต่ละยีนจากพ่อหรือแม่มาประกอบกันเป็นโครโมโซมใหม่ ซึ่งมีข้อดีในการลดปัญหาความไม่สมดุลในการแบ่งจุดไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียวของโครโมโซมที่มีขนาดต่าง ๆ กัน

- การไขว้เปลี่ยนด้วยวิธี Arithmetic Crossover (loannis G. Tsoulos, 2008)

การไขว้เปลี่ยนวิธีนี้ทำได้โดยการสุ่มเลือกโครโมโซมมา 2 ตัวเป็นตัวแทนพ่อแม่ที่จะสร้างลูกหลานรุ่นถัดไป สมมุติว่าพ่อแม่แทนด้วย $x = (x_1,x_2,\ldots,x_n)$ และ $y = (y_1,y_2,\ldots,y_n)$ ดังนั้นลูกหลานคือ x' และ y' จะถูกสร้างโดยใช้สมการ 2.11 และ 2.12 ดังนี้

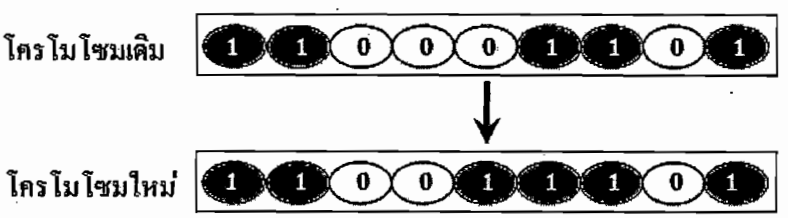
$$x_i' = a_i x_i + (1-a_i)y_i, \tag{2.11}$$

$$y_i' = a_i y_i + (1-a_i)x_i, \tag{2.12}$$

โดยที่ a_i เป็นค่าสุ่มที่อยู่ในช่วง [-1, 1]

3) การกลายพันธุ์ (Mutation)

เป็นวิธีการแปรผันยีนหรือส่วนย่อยของโครโมโซม ซึ่งสามารถเปรียบเทียบได้กับการกลายพันธุ์ของสิ่งมีชีวิตในทางชีววิทยา เนื่องจากการกลายพันธุ์คือการเปลี่ยนแปลงยีนในโครโมโซม โดยในทางปฏิบัติแล้วยีนก็คือบิตในระบบตัวเลขของคอมพิวเตอร์ซึ่งแสดงดังรูป 2-14 ซึ่งขั้นตอนในการกลายพันธุ์โดยทั่วไป คือ ทำการสุ่มตำแหน่งที่ต้องการกลายพันธุ์ขึ้นมาภายใต้ความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ (Probability of Mutation) จากนั้นทำการกลับค่าของบิตที่สุ่มมาได้จาก 0 เป็น 1 และจาก 1 เป็น 0 ในกรณีของโครโมโซมที่มีการเข้ารหัสแบบไบนารี



รูปที่ 2-14 ตัวอย่างการกลายพันธุ์ในบิตที่ 5 ของโครโมโซม

สำหรับกรณีที่โครโมโซมมีการเข้ารหัสแบบค่าต่าง ๆ (Value Encoding) เช่นกรณีที่แต่ละตำแหน่งของยีนถูกแทนด้วยจำนวนจริง รูปแบบของการกลายพันธุ์จะมีความซับซ้อนขึ้นกว่าการทำกลายพันธุ์โดยทั่วไป โดยตัวอย่างเทคนิคการกลายพันธุ์ในลักษณะนี้ เช่น non-uniform mutation (Zbigniew Michalewicz and Marc Schoenauer, 1996) ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

สมมุติว่าโครโมโซมที่จะทำการกลายพันธุ์แทนด้วย $s_v^t = \langle v_1, \ldots, v_m \rangle$ และ ตำแหน่งยีนที่ถูกสุ่มมาการกลายพันธุ์ของโครโมโซมนี้คือ v_k ผลลัพธ์หลังจากการกลายพันธุ์ของโครโมโซมนี้จะเป็น $s_v^{t+1} = \langle v_1, \ldots, v_k, \ldots, v_m \rangle$ ซึ่ง

$$v_k = \begin{cases} v_k + \Delta(t, UB - v_k) & \text{ถ้าค่าที่สุ่มได้มีค่าเท่ากับ } 0 \\ v_k - \Delta(t, v_k - LB) & \text{ถ้าค่าที่สุ่มได้มีค่าเท่ากับ } 1 \end{cases}$$

โดยที่ *LB* และ *UB* แทนขอบเขตบนและขอบเขตล่างของค่าในตัวแปร v_k

และ $\Delta(t, y) = y \cdot \left(1 - r^{\left(1 - \frac{t}{T}\right)^b}\right)$

ซึ่ง t แทน รุ่นปัจจุบัน ที่ทำการกลายพันธุ์ (Time Generation)

T แทน จำนวนรุ่นสูงสุด (Maximal Generation Number)

r ค่าที่ได้จากการสุ่มในช่วง [0..1]

b คือพารามิเตอร์ของระบบซึ่งเป็นตัวระบุระดับการขึ้นแก่กันบนจำนวนรอบการทำงาน ซึ่งค่าที่บทความแนะนำคือ 5

การกลายพันธุ์สามารถทำให้เกิดความหลากหลายขึ้นในกลุ่มประชากร มีผลให้คำตอบที่เกิดขึ้นในกระบวนการของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ครอบคลุมพื้นที่การค้นหาคำตอบทั่วถึงยิ่งขึ้น อย่างไรก็ตามอัตราในการกลายพันธุ์เป็นปัจจัยที่สำคัญอีกอย่างหนึ่งที่ต้องคำนึงถึงเพราะจะมีผลต่อพฤติกรรมการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม เนื่องจากในการนำโครโมโซมมาแก้ไขหรือดัดแปลงบางส่วนทำให้โครโมโซมสายพันธุ์ใหม่เปลี่ยนไปจากเดิม ซึ่งมีโอกาสที่จะเป็นโครโมโซมที่ดีหรือแย่กว่าเดิมก็ได้ หากโครโมโซมที่ได้ใหม่นั้นเป็นโครโมโซมที่แย่ลง โครโมโซมที่ได้นี้จะถูกตัดออกไปในขั้นตอนการคัดเลือกเอง

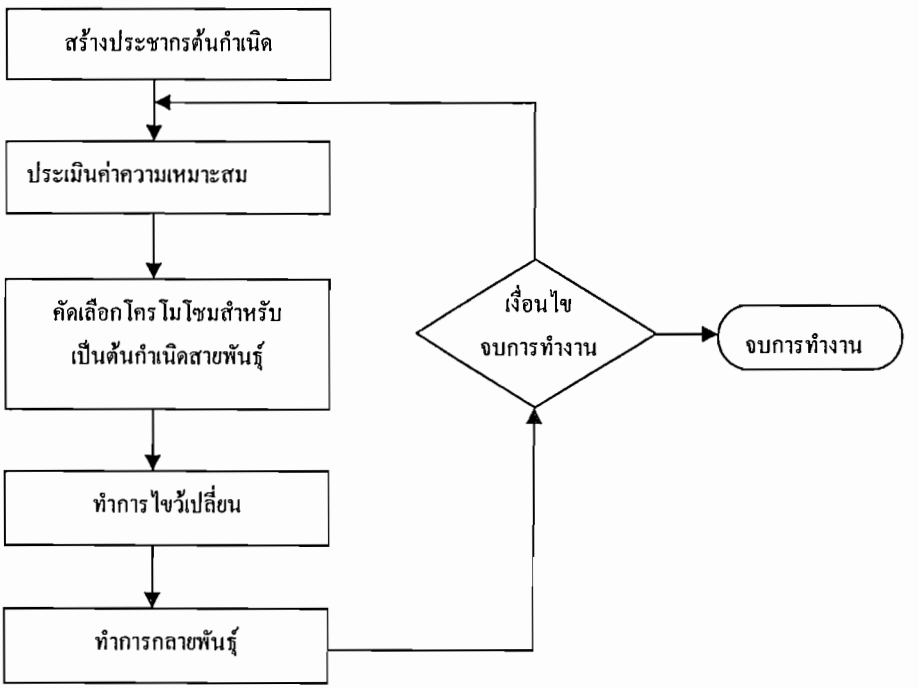
วัตถุประสงค์ของการกลายพันธุ์ คือ เพื่อสร้างความหลากหลายของข้อมูล ซึ่งมีผลการค้นคว้ารายงานว่าอัตราการกลายพันธุ์จะขึ้นอยู่กับจำนวนของประชากร เพื่อให้การสำรวจพื้นที่ในการค้นหาคำตอบเป็นไปอย่างทั่วถึง ดังนั้นการกำหนดอัตราการกลายพันธุ์ต้องมีความเหมาะสมต่อปัญหาด้วย เพื่อทำให้ผลในการค้นหาคำตอบมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น โดยปกติแล้วการกลายพันธุ์จะมีอัตราการใช้งานที่ค่อนข้างต่ำ

กระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม เป็นวัฏจักรหมุนเวียนอยู่เช่นนี้จนกระทั่งถึงจุดหนึ่งตามเงื่อนไข โดยอาจสิ้นสุดเมื่อถึงรุ่นตามที่กำหนดหรือพบคำตอบที่ดีที่สุดตามที่กำหนด

สำนักหอสมุด มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี 20131

2.2.2 ขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

ในรูปที่ 2-15 แสดงขั้นตอนการทำงานโดยรวมของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมเพื่อทำการค้นหาคำตอบที่ต้องการ คำตอบของระบบที่ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมทำการค้นหาจะอยู่ในรูปของโครโมโซมในกลุ่มของประชากร ซึ่งคำตอบที่ต้องการจะเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดในกลุ่ม ดังนั้นระบบจะสามารถรู้ได้ว่าคำตอบที่มีอยู่ในขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ณ เวลาหนึ่ง ๆ นั้นดีหรือไม่ดีอย่างไรด้วยการประเมินค่าของโครโมโซมผ่านฟังก์ชันวัตถุประสงค์



รูปที่ 2-15 ขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

จากรูปขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ประกอบไปด้วยขั้นตอนต่างๆดังนี้

1. สร้างประชากร โดยปกติจะใช้การสุ่ม (Random)
2. ประเมินค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรทั้งหมดด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์
3. ใช้ค่าความเหมาะสมทำการคัดเลือกโครโมโซมบางกลุ่มเพื่อนำมาเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ ซึ่งจะใช้เป็นตัวแทนในการถ่ายทอดสายพันธุ์ให้กับรุ่นถัดไป
4. นำต้นกำเนิดสายพันธุ์มาทำการสร้างลูกหลานด้วยกระบวนการทางสายพันธุ์ (Crossover and Mutation) โครโมโซมที่ได้ในขั้นตอนนี้คือโครโมโซมลูกหลาน
5. เริ่มต้นทำซ้ำจากขั้นตอนในข้อ 2 ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งได้คำตอบที่ต้องการ หรือทำงานจนครบจำนวนรอบสูงสุดที่กำหนดไว้

365237

2.3 กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Strategy: ES)

กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการถูกพัฒนาโดย อิงโก เรเชนเบิร์ค (Ingo Rechenberg) และ ฮานส์-พอลล์ ชเวอเฟล (Hans-Paul Schwefel) ในช่วง 1970s ซึ่งนำหลักการของการวิวัฒนาการทางธรรมชาติมาใช้ กล่าวคือ กระบวนการคัดเลือกตามธรรมชาติ และกฎการอยู่รอดของผู้ที่เหมาะสมที่สุด โดยในการทำซ้ำแต่ละครั้งจะมีการคัดเลือกเพื่อตัดคำตอบที่อ่อนแอกว่าออกไป และคำตอบที่เหลือที่มีค่าความเหมาะสม (Fitness Value) สูงกว่าจะถูกนำไปทำเป็นต้นแบบในการเปลี่ยนแปลงค่าของคำตอบต่างๆเล็กน้อย (Mutate) ในรูปแบบอื่น ๆ จากนั้นทำการคัดสรรคำตอบที่มีค่าความเหมาะสมที่สูงกว่าไปเป็นต้นแบบในรอบถัดไป ตัวแปรต่าง ๆ ในกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการจะถูกแทนในรูปแบบจำนวนจริงที่มีความยาวคงที่ (Fixed-length Real-valued Vector) แต่ละตำแหน่งในเวกเตอร์จะสอดคล้องกับลักษณะของแต่ละตัวแปร โดยในการใช้กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการเพื่อหาค่าเหมาะสุด ยกตัวอย่างเช่น การหาค่าสูงสุดใช้สมการที่ 2-13

$$f^* = f(\vec{x}^*) = \max\left\{ f(\vec{x}) \middle| \vec{x} \in M \subseteq \mathrm{R}^n \right\} \tag{2.13}$$

เมื่อ $f(\vec{x})$ คือ ฟังก์ชันค่าเหมาะสมที่สุด

$\vec{x}$ คือ เวคเตอร์ของจำนวนจริง n มิติ

$\vec{x}^*$ คือ เวคเตอร์ที่ทำให้ $f(\vec{x})$ มีค่าสูงที่สุด

M คือ เซตของคำตอบที่เป็นไปได้

กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการอย่างง่ายเริ่มต้นด้วยการมีประชากร 1 ตัว ที่สร้างประชากรใหม่ 1 ตัว เรียกว่า (1+1)-ES โดยขั้นตอนการทำงานของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการแบบ (1+1)-ES เริ่มต้นจากการสุ่มค่าเวคเตอร์จำนวนจริงและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) พร้อมทั้งหาค่าความเหมาะสมของประชากรเริ่มต้น แล้วสร้างประชากรใหม่ 1 ตัวด้วยการกลายพันธุ์โดยอาศัยการสุ่มค่าจำนวนจริงขึ้นมาจากการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) ที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 0 และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ σ จากนั้นทำการประเมินค่าความเหมาะสมของประชากรที่สร้างขึ้นใหม่โดยใช้ฟังก์ชันหาค่าความเหมาะสม แล้วเลือกประชากรตัวที่เหมาะสมกว่าเป็นประชากรในรุ่นต่อไป รหัสเทียมของ (1+1)-ES แสดงในรูปที่ 2-16

```
Procedure (1+1)-ES
begin
        generation = 0
        Initialize ( x⃗, σ )
        Evaluate ( x⃗ )
        while ( termination criterion not fulfilled ) do
                ( x⃗', σ' ) = mutate ( x⃗, σ )
                Evaluate ( x⃗' )
                if ( x⃗' ≤ x⃗ ) then
                    ( x⃗, σ ) = ( x⃗', σ' )
                generation = generation + 1
        end while
end
```

รูปที่ 2-16 รหัสเทียมของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการแบบ (1+1)-ES

รายละเอียดของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการดังรูปที่ 2-16 ประกอบด้วย การสร้างประชากรเริ่มต้น การประเมินค่าความเหมาะสมของคำตอบ การสร้างประชากรรุ่นใหม่ด้วยการกลายพันธุ์ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

2.3.1. การสร้างประชากรเริ่มต้น

เริ่มต้นการทำงานของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ จะสร้างประชากรเริ่มต้นโดยการสุ่มค่าจำนวนจริงขึ้นมา n ค่า (เป็นเวคเตอร์ของจำนวนจริง n มิติ) และสุ่มค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานขึ้นมา 1 ค่า เช่น การกำหนดค่าเริ่มต้นสำหรับจำนวนจริง 5 ค่า แสดงดังตัวอย่างในรูปที่ 2-17

1.24	2.18	0.95	1.56	0.73	0.50
x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	σ

รูปที่ 2-17 ตัวอย่างการกำหนดค่าเริ่มต้นสำหรับกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ

2.3.2. การประเมินค่าคำตอบ

การประเมินค่าคำตอบสำหรับกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ แตกต่างจากวิธีประเมินคำตอบของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมที่ได้อธิบายไว้ตอนต้น โดยกลยุทธ์เชิงวิวัฒน์นั้นไม่ต้องทำการแปลงค่าที่ถูกเก็บอยู่แบบขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม แต่สามารถนำค่าจำนวนจริงมาคำนวณหาค่าความเหมาะสมโดยใช้ฟังก์ชันหาค่าความเหมาะสมได้เลย เช่น ตัวอย่างการกำหนดค่าเริ่มต้นโครโมโซมดังรูปที่ 2-17 ถ้าฟังก์ชันหาค่าความเหมาะสมคือ $f(x) = x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5$ เมื่อนำโครโมโซมมาหาค่าความเหมาะสม จะได้ค่าความเหมาะสมเท่ากับ 6.66 ซึ่งคำนวณได้จาก (1.24+ 2.18 +0.95 + 1.56 + 0.73) เป็นต้น

2.3.3. การสร้างประชากรรุ่นใหม่ด้วยการกลายพันธุ์

การสร้างประชากรใหม่ของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการก่อนอื่นจะทำการปรับค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานก่อน โดย (Rechenberg, 1973) ได้เสนอกฎความสำเร็จ 1/5 (1/5 Success Rule) สำหรับการปรับค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานไว้ดังสมการที่ 2.14

$$\sigma = \begin{cases} \sigma \div 0.817 & if(p > 1/5) \\ \sigma \times 0.817 & if(p < 1/5) \\ \sigma & if(p = 1/5) \end{cases} \quad (2.14)$$

เมื่อ σ คือ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

p คือ อัตราส่วนที่กลายพันธุ์แล้วนำไปสู่คำตอบที่ดีขึ้นในการทำงานที่ผ่านมา

การกลายพันธุ์สำหรับจำนวนจริงแต่ละค่าในเวคเตอร์จำนวนจริง n มิติ ทำโดยการสุ่มค่ามาจากการกระจายปกติ นั่นคือ $Z_i \sim N_i(0, \sigma)$ แล้วนำค่าที่สุ่มได้จากการกระจายปกตินี้บวกกับค่าจำนวนจริงเดิมทุกตัวในเวคเตอร์ $\vec{x}$ ทำให้ได้ประชากรรุ่นใหม่ เช่น ประชากรเดิมดังรูปที่ 2-17 เมื่อทำการกลายพันธุ์ตามวิธีดังกล่าวจะได้ประชากรใหม่ดังรูปที่ 2-18

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
ประชากรเดิม	1.24	2.18	0.95	1.56	0.73
$Z_i \sim N_i(0, \sigma)$	0.11	-0.23	0.07	-0.44	0.06
ประชากรใหม่	1.35	1.95	1.02	1.12	0.79

รูปที่ 2-18 ตัวอย่างการกลายพันธุ์ในกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ

2.4 ดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน (Differential Evolution: DE)

Price and Storn (1996) ได้นำเสนอการหาค่าเหมาะสมโดยใช้วิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน ซึ่งมีกระบวนการแบบสโตคาสติกที่พัฒนามาจากขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม วิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันเป็นกระบวนการที่มีโครงสร้างที่ซับซ้อนน้อยกว่าขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม นอกจากนี้ยังสามารถใช้ค่าจริง (Floating Point Number) ในการคำนวณค่าเหมาะสมได้ โดยไม่จำเป็นต้องอาศัยการแปลงค่าตัวแปรการตัดสินใจ (Decision Variables) ให้เป็นเลขฐานสอง จึงเป็นเหตุผลสำคัญที่ทำให้การแก้ปัญหาด้วยวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันมีความรวดเร็วและมีประสิทธิภาพในการหาคำตอบสูงกว่าวิธีอื่นๆ และเหมาะที่จะนำมาใช้ในการแก้ปัญหาประเภท Non-linear และ Non-differentiate function ซึ่งกระบวนการหาค่าเหมาะสมด้วยวิธีนี้สามารถแบ่งเป็นขั้นตอนที่สำคัญได้ดังนี้

2.4.1. สร้างประชากรเริ่มต้น (Initial population)

การสร้างประชากรเริ่มต้นของดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันทำได้โดยการสุ่มเลือกประชากรที่มีมิติเท่ากับ D มาจำนวนเท่ากับ N เมื่อกำหนดให้ N คือ จำนวนคำตอบเริ่มต้นที่เป็นไปได้ ทั้งนี้โอกาสที่แต่ละคำตอบจะถูกเลือกถือว่ามีโอกาสเท่ากัน โดยในขั้นตอนวิธีนี้จะเรียกแต่ละคำตอบว่า Decision vector จากนั้นจึงคำนวณหาค่าความเหมาะสมของแต่ละคำตอบเริ่มต้นดังกล่าว

2.4.2. การกลายพันธุ์ (Mutation)

กระบวนการกลายพันธุ์มีขั้นตอนการดำเนินการ ดังนี้

1. ทำการกำหนด Target vector ($X_{i,G}$) โดยที่ $i = 1,2,3,\ldots,N$
2. สุ่มเลือกเวกเตอร์จำนวน 3 เวกเตอร์ ($X_{r1,G}, X_{r2,G}, X_{r3,G}$) จากประชากรตั้งต้นโดยทั้ง 3 เวกเตอร์ต้องไม่ซ้ำกันและไม่ซ้ำกับ Target vector
3. ทำการคำนวณหา Mutant vector ($v_{i,G+1}$) โดยใช้สมการ 2.15

$$v_{i,G+1} = X_{r1,G} + F(X_{r2,G} - X_{r3,G}) \tag{2.15}$$

เมื่อ $X_{i,G}$ แทน Target vector

$v_{i,G+1}$ แทน Mutant vector

$X_{r1,G}, X_{r2,G}, X_{r3,G}$ แทนเวกเตอร์ที่ได้จากการสุ่ม

F แทน Weighting factor คือ ค่าคงที่จำนวนจริงที่มีค่าระหว่าง 0 ถึง 2

2.4.3. การรวมตัวใหม่ (Recombination)

เป็นขั้นตอนที่ใช้ในการเพิ่มความหลากหลายให้กับคำตอบของปัญหา ขั้นตอนนี้จะทำให้ได้ Trial vector ($u_{i,G+1}$) โดยคำนวณได้จากสมการ 2.16

$$u_{i,G+1} = (u_{1i,G+1}, u_{2i,G+1}, \cdots, u_{Di,G+1}) \tag{2.16}$$

และ

$$u_{ji,G+1} = \begin{cases} v_{ji,G+1} \; if \; (randb(j) \leq CR) \\ X_{ji,G} \qquad\qquad otherwise \end{cases} \tag{2.17}$$

เมื่อ $u_{ji,G+1}$ แทน Trial vector

$v_{ji,G+1}$ แทน Mutant vector

$X_{ji,G}$ แทน Target vector

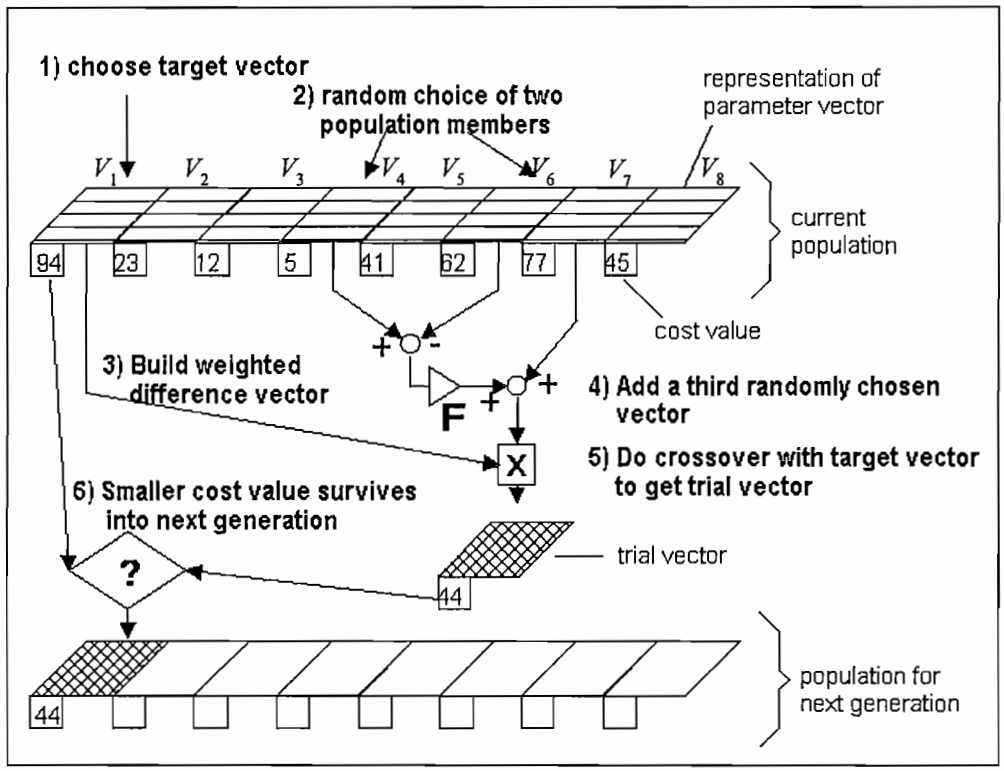
$randb(j)$ แทนการสุ่มตัวเลขจำนวนจริงที่มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 ในตำแหน่งที่ j โดยที่ $j = 1,2,\ldots,D$

CR แทนค่าคงที่ในการไขว้เปลี่ยนมีค่าเป็นจำนวนจริงระหว่าง 0 ถึง 1

2.4.4. การคัดเลือก (Selection)

เป็นขั้นตอนสำคัญเพื่อคัดเลือกประชากรสำหรับการดำเนินการในรุ่นต่อไป (G+1) ซึ่งเวกเตอร์ที่ให้คำตอบที่ดีกว่าจะได้รับการคัดเลือก โดยวิธีการคัดเลือกคือทำการเปรียบเทียบค่าความเหมาะสมของ Trial vector กับ Target vector แต่ละคู่จนครบทุกคู่ จากนั้นทำการคัดเลือกโดยพิจารณาเงื่อนไขดังนี้ ถ้าค่าความเหมาะสมของ Trial vector ดีกว่า Target vector ประชากรที่ได้รับการคัดเลือกไปในรุ่นต่อไปคือ Trial vector แต่ถ้าไม่เป็นไปตามเงื่อนไขดังกล่าวประชากรในรุ่นถัดไปก็จะเป็น Target vector

กระบวนการวิวัฒนาการของขั้นตอนวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันจะดำเนินการจากขั้นตอนที่ 2.2.2 ถึง 2.2.4 เช่นนี้ไปเรื่อย ๆ โดยตัวอย่างการหาค่าเหมาะสมด้วยขั้นตอนวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันสำหรับปัญหาการหาค่าต่ำสุด (Minimization Problem) แสดงดังรูปที่ 2-19



รูปที่ 2-19 กระบวนการหาค่าเหมาะสมโดยวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน (Price and Storn, 1996)

จากรูปที่ 2-19 อธิบายได้ว่า เมื่อกำหนดประชากรเริ่มต้นได้เรียบร้อยแล้วซึ่งในที่นี้คือ 8 เวกเตอร์ให้ดำเนินการดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ดำเนินการกลายพันธุ์ โดยจากรูป Target vector ที่สุ่มได้คือ เวกเตอร์ v_1 ซึ่งในกระบวนการกลายพันธุ์จะต้องทำการสุ่มเวกเตอร์มาอีก 3 เวกเตอร์ที่ไม่ซ้ำกับ Target vector

ขั้นตอนที่ 2 เวกเตอร์ที่สุ่มได้คือ เวกเตอร์ v_4, v_6 และ v_7

ขั้นตอนที่ 3 -4 นำเวกเตอร์ที่สุ่มได้ในขั้นตอนที่ 2 มาคำนวณค่าดังสมการที่ 2.15 จะได้ Mutant vector

ขั้นตอนที่ 5 ทำการไขว้เปลี่ยนโดยพิจารณา Target vector (v_1) กับ Mutant vector ที่คำนวณได้จากขั้นตอนที่ 4 โดยใช้สมการที่ 2.17 ได้ผลลัพธ์เป็น Trial vector

ขั้นตอนที่ 6 ทำการคัดเลือกประชากรสำหรับดำเนินการในรุ่นถัดไปโดยพิจารณาค่าความเหมาะสม (Cost Value) ระหว่าง Target vector (v_1) เปรียบเทียบกับ Trial vector ที่ได้จากขั้นตอนที่ 5 ซึ่งจากรูปที่ 2-19 แต่ละเวกเตอร์มีค่า cost value เท่ากับ 94 และ 44 ตามลำดับ และเนื่องจากตัวอย่างนี้เป็นการแก้ปัญหาการหาค่าต่ำสุด ดังนั้น เวกเตอร์ที่ผ่านการคัดเลือกคือ Trial vector

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี (Portfolio of Algorithm) คือ การจัดกลุ่มของขั้นตอนวิธีที่แตกต่างกัน และ/หรือขั้นตอนวิธีเดียวกันแต่ต่างโครงสร้างต่างพารามิเตอร์ให้ช่วยกันทำงาน โดยอาจจะทำการประมวลผลในหน่วยประมวลผลที่แตกต่างกันเพื่อมุ่งหวังว่าจะมีขั้นตอนวิธีใดวิธีหนึ่งที่ดีกว่าขั้นตอนวิธีอื่นและสามารถทำให้ผลลัพธ์โดยรวมดีขึ้น โดยแรงจูงใจหลักในการรวมขั้นตอนวิธีที่แตกต่างกันในพอร์ต (Portfolio) ก็เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพโดยรวมของขั้นตอนวิธีที่นำมาประกอบรวมกัน โดยประสิทธิภาพที่กล่าวถึงนี้จะพิจารณาในแง่ของการคำนวณต้นทุนที่คาดหวัง รวมทั้งในแง่ของความเสี่ยงโดยรวม (Carla P. Gomes and Bart Selman, 1999) ซึ่งงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดชุดของขั้นตอนวิธีในปัจจุบันเริ่มมีจำนวนมากขึ้น

ตัวอย่างงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดชุดของขั้นตอนวิธี เช่น งานวิจัยที่นำขั้นตอนวิธีที่ใช้กลุ่มของประชากรในการค้นหาคำตอบ (Population-based Algorithm) มาจัดเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี (Algorithm Portfolio) เพื่อแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสุดเชิงตัวเลข (Fei Peng, Ke Tang, Guoliang Chen and Xin Yao, 2010) ผลการทดสอบของงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดชุดของขั้นตอนวิธีมีประสิทธิภาพสูงกว่าขั้นตอนวิธีที่เป็นส่วนประกอบในแง่ของคุณภาพของคำตอบ ความเสี่ยง และความน่าจะเป็นของการหาคำตอบที่ดีที่สุด

นอกจากนี้มีงานวิจัยที่ใช้ชุดของคอมโพเนนโซลเวอร์ (Component Solvers) มาจัดเป็นชุดการทำงานร่วมกันเพื่อแก้ปัญหา SAT ซึ่งเป็นปัญหาในการคำนวณที่ยาก โดยผลลัพธ์ที่ตีพิมพ์ออกมาสอดคล้องกับงานวิจัยก่อนหน้าคือได้คำตอบที่ดีขึ้น (Xu, L. et al., 2008)

จากตัวอย่าง 2 งานวิจัยในข้างต้นเราจะสังเกตเห็นว่าเป็นการนำเอาขั้นตอนวิธีที่มีรูปแบบการทำงานในลักษณะเดียวกัน นั่นคือ ใช้กลุ่มประชากร และ ใช้คอมโพเนนของโซลเวอร์ (Component Solvers)ในการค้นหาคำตอบ ทำให้การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีร่วมกันกระทำได้สะดวก ลดข้อจำกัดในการแลกเปลี่ยนข้อมูลเพื่อส่งเสริมการทำงานระหว่างขั้นตอนวิธีที่เป็นส่วนประกอบในชุดการทำงาน ซึ่งจะแตกต่างกับงานที่วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอ คือ ขั้นตอนวิธีที่วิทยานิพนธ์นี้นำมาจัดเป็นชุดการทำงานร่วมกันประกอบไปด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ ได้แก่ ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ และ ดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน ซึ่งขั้นตอนวิธีทั้ง 2 กลุ่มเป็นขั้นตอนวิธีที่มีกระบวนการในการค้นหาคำตอบแตกต่างกันโดยสิ้นเชิง ทำให้ต้องมีกระบวนการในการกำหนดรูปแบบที่เหมาะสมในการทำงานที่สามารถให้ขั้นตอนวิธีทั้งสองสามารถแลกเปลี่ยนความรู้กันได้และนำความรู้ที่ได้ไปช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพคำตอบของขั้นตอนวิธีของตนเอง นอกจากนี้

ปัญหาที่งานวิจัยนี้สนใจทำการศึกษาเป็นปัญหาการจำแนกกลุ่มซึ่งจะแตกต่างกับปัญหาที่งานวิจัยดังกล่าวได้นำเสนอ

สาเหตุที่งานวิจัยนี้ได้นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการมาจัดเป็นชุดของขั้นตอนวิธีร่วมกันเนื่องจากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาพบว่ามีงานวิจัยจำนวนมากนำขั้นตอนวิธีทั้งสองกลุ่มนี้มาทำงานร่วมกันไม่ว่าจะเป็นในลักษณะของไฮบริด (Hybrid) เพื่อแก้ปัญหางานบางอย่างเช่น การนำการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมมาดำเนินการในลักษณะ Parallel Hybrid กับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมเพื่อพัฒนาระบบการวินิจฉัยทางการแพทย์ (Takumi Ichimura and Yutaka Kuriyama,1998) การนำโครงข่ายประสาทเทียมและขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมมาทำเป็นไฮบริดโมเดลเพื่อสร้างแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนกรณีของเงินดอลลาร์สหรัฐ/ชาวคูเวตดีนาร์ (Meriem DJENNAS, Mohamed BENBOUZIANE and Mustapha DJENNAS, 2010)

นอกจากการทำงานร่วมกันของโครงข่ายประสาทเทียมและขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในลักษณะของไฮบริดแล้ว งานวิจัยส่วนหนึ่งยังได้มีการนำเอาสองขั้นตอนวิธีนี้มาทำงานร่วมกันในลักษณะของ Coperative ตัวอย่างเช่น การนำขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมมาออกแบบและสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าเพื่อแก้ปัญหาการวินิจฉัยโรคมะเร็งเต้านม โดยนำสองการเชื่อมโยงของขั้นตอนเชิงพันธุกรรมมาทำงานควบคู่กันเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว (Dolores Barrios, Alberto Carrascal, Daniel Manrique and Juan Rios,2003) และการนำ cooperative evolutionary system ที่ใช้ชื่อว่า CGPNN มาทำการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่โครงสร้างของโครงข่ายและพารามิเตอร์สามารถปรับเปลี่ยนไปพร้อมกันด้วยการรวมกันของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมและขั้นตอนวิธีฝูงอนุภาค (particle swarm optimization:PSO) บนพื้นฐานของการเข้ารหัส โดยผลลัพธ์ของงานวิจัยแสดงให้เห็นว่า CGPNN มีความถูกต้องในระดับที่ดี (Ben Niu, Yunlong Zhu, Kunyuan Hu, Sufen Li and Xiaoxian He,2006)

จากงานวิจัยตัวอย่างที่กล่าวในข้างต้นซึ่งได้มีการนำเอาสองขั้นตอนวิธีย่อยที่งานวิจัยนี้เลือกใช้มาจัดเป็นชุดการทำงานร่วมกัน มาทำงานร่วมกันในลักษณะต่างๆไม่ว่าจะเป็นลักษณะของไฮบริด หรือในลักษณะของ Cooperative ผลจากงานวิจัยทั้งหมดแสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธีจากทั้ง 2 กลุ่มสามารถทำงานร่วมกันได้ดี ช่วยเติมเต็มกระบวนการทำงานให้แก่กัน และช่วยให้อีกขั้นตอนวิธีหนึ่งมีการดำเนินงานที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น แต่งานวิจัยเหล่านั้นยังเป็นการนำเอาสองขั้นตอนวิธีดังกล่าวมาทำงานร่วมกันในลักษณะที่เอาขั้นตอนวิธีหนึ่งไปช่วยทำงานในกระบวนการย่อยๆที่อีกขั้นตอนวิธีหนึ่งอาจจะยังมีข้อจำกัดอยู่หรือเอาไปช่วยให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น เช่น การนำเอาขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมมาช่วยในการหาโครงสร้างหรือพารามิเตอร์ของ

โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะแตกต่างจากการศึกษาของวิทยานิพนธ์นี้ คือ เป็นการนำเอาขั้นตอนวิธีต่าง ๆ ที่แตกต่างกันมาจัดเป็นชุดการทำงาน โดยในระหว่างการค้นหาคำตอบแต่ละขั้นตอนวิธีจะทำงานเป็นอิสระจากกันโดยสิ้นเชิง การช่วยเติมเต็มการทำงานของกันและกันเกิดขึ้นในลักษณะของการกระตุ้นให้เกิดปฏิสัมพันธ์ต่อกันและแลกเปลี่ยนคำตอบที่แต่ละขั้นตอนวิธีค้นหามาได้ในลักษณะของการอพยพ (migration schema) ซึ่งทำให้ขั้นตอนวิธีต่าง ๆ ในชุดการทำงานมีความคล่องตัวในการประมวลผล สามารถแสดงประสิทธิภาพของการค้นหาคำตอบด้วยกระบวนการของตนเองได้อย่างเต็มความสามารถ

บทที่ 3
การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่

ในบทนี้นำเสนอขั้นตอนการดำเนินงานเพื่อจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ ตั้งแต่การเตรียมการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน การคำนวณทรัพยากรการคำนวณสำหรับการประมวลผลของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน การทดสอบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน การนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานมาจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน การแลกเปลี่ยนแทนที่คำตอบระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน การนำชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีไปแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม และ การทดสอบพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องในการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี ซึ่งกระบวนการทั้งหมดในข้างต้น มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.1 การเตรียมการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

วิทยานิพนธ์นี้เลือกขั้นตอนวิธีพื้นฐานทางด้านปัญญาประดิษฐ์มา 4 ขั้นตอนวิธี แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ขั้นตอนวิธีทางด้านโครงข่ายประสาทเทียม (Neuron Network) คือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back propagation Neuron Network) และ ขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Algorithm) ประกอบด้วย ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm) กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Strategy) และ ดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน (Differential Evolution) ซึ่งแต่ละขั้นตอนวิธีมีกระบวนการทำงานแตกต่างกันออกไป ในส่วนนี้จะอธิบายการเตรียมกระบวนการทำงานต่าง ๆ ของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่จำเป็นสำหรับขั้นตอนการสอน (Training) และ ขั้นตอนการทดสอบ (Testing) เพื่อแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม ดังนี้

3.1.1 การเตรียมการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

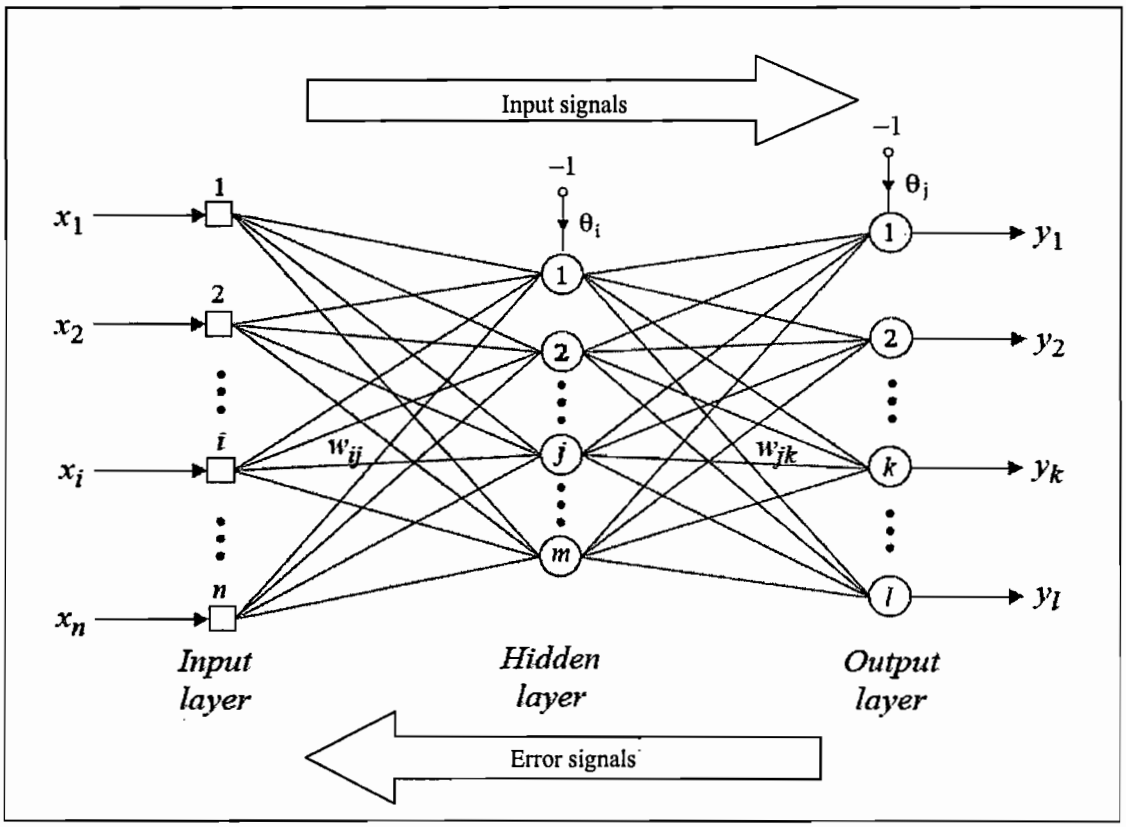
กระบวนการทำงานที่จำเป็นสำหรับขั้นตอนการสอน และขั้นตอนการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ประกอบไปด้วย การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม การสอนโครงข่ายประสาทเทียม การปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าความผิดพลาดในกระบวนการเรียนรู้ และ การนำค่าน้ำหนักที่ได้ไปใช้ในขั้นตอนการทดสอบ รายละเอียดทั้งหมด มีดังนี้

3.1.1.1 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมที่วิทยานิพนธ์นี้ได้ออกแบบขึ้น ประกอบไปด้วย 3 ชั้นหลัก คือ ชั้นอินพุต ชั้นฮิดเดน และ ชั้นเอาท์พุต แสดงดังแผนภาพจำลองโครงข่ายในรูป 3-1 โดยการกำหนดจำนวนโหนดของแต่ละชั้นในที่นี้จะอธิบายในลักษณะของตัวแปรเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมนี้สามารถปรับเปลี่ยนให้เหมาะสมกับคุณลักษณะของปัญหาที่แตกต่างกันภายใต้ขอบเขตของการจำแนกกลุ่ม แต่ละชั้นมีรายละเอียดดังนี้

1. ชั้นอินพุต ประกอบด้วยจำนวนโหนดทั้งหมด n โหนด โดยค่าของ n ขึ้นอยู่กับจำนวนแอททริบิวต์ (Attribute) ของแต่ละปัญหา เช่น ถ้าดำเนินการแก้ปัญหา Iris (http://archive.ics.uci.edu/ml) ซึ่งมีจำนวนแอททริบิวต์เท่ากับ 4 จำนวนโหนดในชั้นอินพุตเมื่อดำเนินการกับปัญหานี้จะมีจำนวนโหนดเท่ากับ 4 โหนด
2. ชั้นฮิดเดน ประกอบด้วยจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนโหนดในชั้นอินพุต ซึ่งค่าดังกล่าวได้มาจากการเสนอแนะของผู้เชี่ยวชาญ และ การทดลอง เช่น ถ้าเป็นการแก้ปัญหา Iris ในข้างต้น จำนวนโหนดในชั้นฮิดเดนจะมีจำนวนเท่ากับ 4 โหนด
3. ชั้นเอาท์พุต เป็นชั้นคำตอบของระบบ ดังนั้น จำนวนโหนดในชั้นนี้จะเท่ากับจำนวนกลุ่มของปัญหา เช่นในปัญหา Iris มีจำนวนกลุ่มคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 3 กลุ่ม ชั้นเอาท์พุตของโครงข่ายสำหรับแก้ปัญหานี้จะประกอบไปด้วยโหนดทั้งหมด 3 โหนด แต่สำหรับปัญหาที่มีจำนวนกลุ่มเพียง 2 กลุ่ม จำนวนโหนดในชั้นเอาท์พุตเพียง 1 โหนดก็เพียงพอสำหรับดำเนินการกับปัญหา

การกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับนี้กำหนดให้เท่ากับ 0.1 เท่ากันในการดำเนินการกับทุกปัญหาทดสอบ และใช้เงื่อนไขการหยุดกระบวนการเรียนรู้ตามจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่กำหนด เพื่อเตรียมพร้อมสำหรับนำไปจัดชุดการทำงานร่วมกับขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่น ๆ



รูปที่ 3-1 แผนภาพจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบ

3.1.1.2 ขั้นตอนการสอน

หลังจากออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จเรียบร้อยแล้ว ขั้นตอนถัดไปคือการนำข้อมูลแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหามาเป็นข้อมูลนำเข้าในชั้นแรกของโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นดำเนินการปรับปรุงค่าน้ำหนักเพื่อให้ค่าความผิดพลาดต่ำลงเรื่อยๆ ดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 2 หัวข้อโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ จนกว่าจะครบตามจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่กำหนด

3.1.1.3 ขั้นตอนการทดสอบ

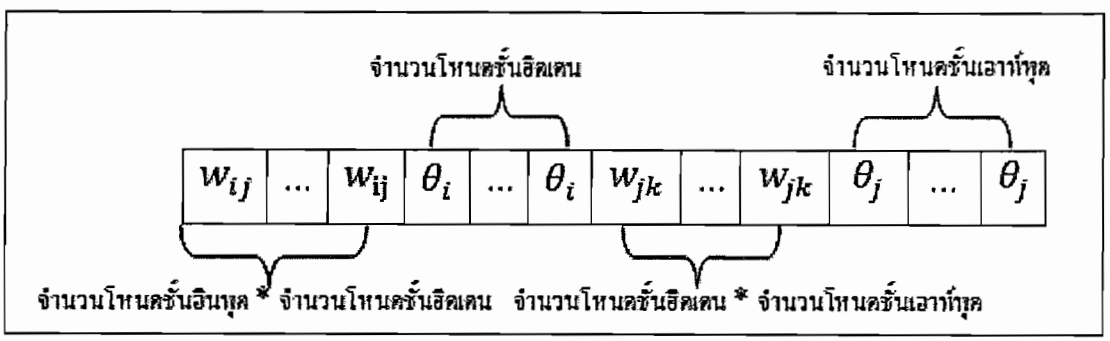
หลังจากทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมจนครบตามจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่กำหนดแล้ว ขั้นตอนถัดไปคือขั้นตอนการทดสอบ ดำเนินการโดยการนำข้อมูลที่เตรียมไว้สำหรับการทดสอบเข้าไปยังโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านกระบวนการในขั้นตอนการสอนมาเรียบร้อยแล้ว เพื่อให้โครงข่ายดังกล่าวทำการประมวลผลเพื่อหาคำตอบ

3.1.2 การเตรียมการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

ในส่วนนี้จะเป็นการเตรียมกระบวนการทำงานต่างๆ ที่จำเป็นสำหรับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ตั้งแต่ขั้นตอนการแทนปัญหาในรูปแบบของโครโมโซมคำตอบ การประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซมคำตอบ การคัดเลือกโครโมโซมเพื่อสร้างคำตอบในรุ่นถัดไป และการดำเนินการทางพันธุกรรม โดยวิทยานิพนธ์นี้กำหนดจำนวนประชากรของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมไว้เท่ากับ 25 โดยกระบวนการทั้งหมดมีดังนี้

3.1.2.1 การแทนปัญหาในรูปแบบของโครโมโซมคำตอบ (Chromosome Encoding)

เนื่องจากการเข้ารหัสโครโมโซมเป็นการเก็บคุณลักษณะคำตอบของระบบไว้เพื่อใช้สำหรับการสืบทอดสายพันธุ์ให้ประชากรรุ่นถัดไป และเพื่อให้โครโมโซมที่ผ่านการเข้ารหัสสามารถนำไปใช้ในกระบวนการค้นหาค่าน้ำหนักร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับได้ ในที่นี้จึงได้ทำการกำหนดรูปแบบของโครโมโซมในลักษณะของค่าน้ำหนักเช่นเดียวกับที่ใช้ในกระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นการเข้ารหัสโครโมโซมจะใช้รูปแบบการเข้ารหัสแบบค่าต่างๆ (Value Encoding) ซึ่งในแต่ละยีนของโครโมโซมจะแทนด้วยจำนวนจริงที่แทนค่าน้ำหนักเช่นเดียวกับที่ปรากฏอยู่ในโครงข่ายประสาทเทียม รูปแบบของโครโมโซมเป็นดังรูปที่ 3-2



รูปที่ 3-2 รูปแบบโครโมโซม

โดยที่ w_{ij} คือค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมจากชั้นอินพุตไปชั้นฮิดเดน

θ_i คือค่าโมเมนตัมในชั้นฮิดเดน

w_{jk} คือค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมจากชั้นฮิดเดนไปชั้นเอาท์พุต

θ_j คือค่าโมเมนตัมในชั้นเอาท์พุต

3.1.2.2 การประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซมคำตอบ (Fitness Evaluation)

เป็นขั้นตอนในการประเมินว่าโครโมโซมหนึ่ง ๆ ดีหรือไม่ดีอย่างไร ซึ่งในการประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซมจะต้องมีการกำหนด ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective Function) โดยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในวิทยานิพนธ์นี้คือค่าความถูกต้องของโครโมโซมหนึ่ง ๆ เมื่อนำไปผ่านขั้นตอนการทดสอบในกระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลนำเข้าที่เตรียมไว้สำหรับการสอน เนื่องจากขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมนี้เราจะต้องนำไปจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมและเป้าหมายของการแก้ปัญหานี้คือเพื่อหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมกับปัญหา เมื่อนำไปใช้หาคำตอบสามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลให้มีความถูกต้องมากที่สุด ดังนั้นฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่กำหนดขึ้นจะสัมพันธ์กับค่าความถูกต้องของผลลัพธ์ในการแก้ปัญหานั่นคือโครโมโซมใดที่มีค่าความถูกต้องมากกว่าจะมีความเหมาะสมมากกว่าโครโมโซมที่มีค่าความถูกต้องน้อยกว่า ขั้นตอนการคำนวณหาค่าความเหมาะสมแสดงดังนี้

1. นำข้อมูลนำเข้าแต่ละแถวไปคำนวณหาค่าเอาท์พุตในชั้นฮิดเดนตามสมการ 3.1 และคำนวณหาค่าเอาท์พุตในชั้นเอาท์พุตตามสมการที่ 3.2

$$y_j(p) = sigmoid\left[\sum_{i=1}^{n} x_i(p) \cdot w_{ij}(p) - \theta_j\right] \quad (3.1)$$

$$y_k(p) = sigmoid\left[\sum_{j=1}^{m} x_{jk}(p) \cdot w_{jk}(p) - \theta_k\right] \quad (3.2)$$

2. นำค่าเอาท์พุตที่ได้จากข้อ 1 ไปทำการเปรียบเทียบกับค่าเอาท์พุตเป้าหมายของข้อมูลนำเข้าแถวนั้น

3. ถ้าผลของการเปรียบเทียบปรากฏว่าค่าเอาท์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาท์พุตเป้าหมายแตกต่างกันไม่เกินค่าที่กำหนด แสดงว่าโครงข่ายสามารถเรียนรู้ข้อมูลแถวนั้นได้ถูกต้อง ทำการนับจำนวนครั้งที่ได้คำตอบถูกต้องเอาไว้

4. เมื่อดำเนินการครบทุกแถวของข้อมูลนำเข้า ทำการคำนวณเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องซึ่งคำนวณได้จาก (จำนวนครั้งที่โครงข่ายเรียนรู้ได้ถูกต้อง x 100)/จำนวนข้อมูลนำเข้าที่เตรียมไว้สำหรับการสอน

3.1.2.3 การดำเนินการทางพันธุกรรม (Genetic Operation)

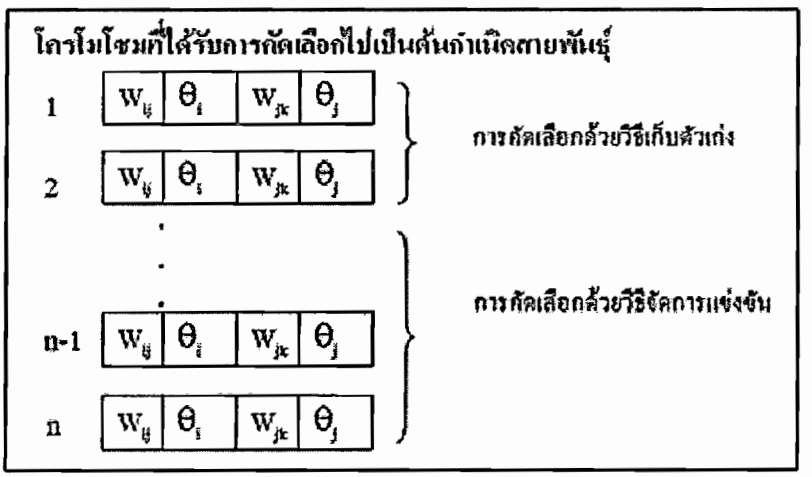
การดำเนินการทางพันธุกรรมของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมเป็นกระบวนการทำงานเพื่อปรับปรุงโครโมโซมคำตอบให้มีค่าความเหมาะสมมากขึ้น โดยประกอบไปด้วยการคัดเลือกโครโมโซมเพื่อไปปรับปรุงคำตอบในรุ่นถัดไป และการปรับปรุงคำตอบด้วยการไขว้เปลี่ยน ดังนี้

1. การคัดเลือกสายพันธุ์ (Selection)

เป็นการคัดเลือกโครโมโซมจากภายในกลุ่มประชากรทั้งหมด โครโมโซมที่ได้รับการคัดเลือกจะถูกนำไปใช้เป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ เพื่อใช้ในการให้กำเนิดลูกหลานในรุ่นถัดไป วิธีการคัดเลือกโครโมโซมที่ใช้กันแพร่หลายทั่ว ๆ ไปมีจำนวนมาก ในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำ 2 วิธีการคัดเลือกมาใช้ร่วมกันนั่นคือ วิธีจัดการแข่งขัน (Tournament) และ วิธีเก็บตัวเก่ง (Elitist) ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

เริ่มต้นจะใช้วิธีเก็บตัวเก่งโดยการคัดลอกโครโมโซมที่ดีที่สุดไว้ก่อน โครโมโซมที่ดีที่สุดในที่นี้คือโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมสูงสุด โดยวิทยานิพนธ์นี้กำหนดขนาดตัวเก่งไว้เท่ากับ 2 ซึ่งโครโมโซมที่ดีที่สุดที่คัดลอกไว้เป็นตัวเก่งจะถูกคัดเลือกให้เป็นโครโมโซมลูกหลานเลย ส่วนโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ส่วนที่เหลือจะคัดเลือกโดยใช้วิธีการคัดเลือกแบบการแข่งขัน (Tournament) จนครบตามจำนวนประชากรที่กำหนด

วิธีการคัดเลือกแบบการแข่งขัน ทำได้โดยการสุ่มคัดเลือกโครโมโซมมาทีละคู่ เนื่องจากกำหนดขนาดการแข่งขันไว้เท่ากับ 2 จากนั้นทำการเปรียบเทียบค่าความเหมาะสมของโครโมโซมทั้งคู่ หากโครโมโซมใดมีค่าความเหมาะสมสูงกว่าโครโมโซมนั้นจะได้รับการคัดเลือกไปเป็นโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ กระบวนการคัดเลือกทั้งหมดที่กล่าวในข้างต้นแสดงได้ดังรูปที่ 3-3



รูปที่ 3-3 โครโมโซมที่ผ่านการคัดเลือก

2. การไขว้เปลี่ยน (Crossover)

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ใช้การไขว้เปลี่ยนด้วยวิธี Arithmetic Crossover นั่นคือ ทำการสุ่มเลือกโครโมโซมที่เป็นตัวแทนของประชากรต้นกำเนิดมา 2 ตัวสำหรับสร้างลูกหลานรุ่นถัดไป สมมุติว่าโครโมโซมต้นกำเนิดแทนด้วย $x = (x_1,x_2,\ldots,x_n)$ และ $y = (y_1,y_2,\ldots,y_n)$ โครโมโซมลูกหลานคือ x' และ y' จะถูกสร้างโดยใช้สมการที่ 3.3 และ 3.4 ตามลำดับ

$$x_i' = a_i x_i + (1-a_i)\, y_i \tag{3.3}$$

$$y_i' = a_i y_i + (1-a_i)\, x_i \tag{3.4}$$

โดยที่ a_i เป็นค่าสุ่มที่อยู่ในช่วง [-1, 1] ตัวอย่างการไขว้เปลี่ยนแสดงได้ดังนี้

<u>ก่อนไขว้เปลี่ยน</u>

โครโมโซม x'	0.48	0.37	0.48	0.55	0.24
โครโมโซม y'	0.41	0.30	0.35	0.48	0.25

<u>ทำการสุ่มค่า a_i</u>

a_i	0.2	0.3	0.6	0.5	0.4

<u>หลังไขว้เปลี่ยน</u>

โครโมโซม x'	0.42	0.32	0.43	0.52	0.25
โครโมโซม y'	0.47	0.35	0.40	0.52	0.24

3.1.3 การเตรียมการทำงานของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ

วิทยานิพนธ์นี้เลือกใช้ขั้นตอนวิธีแบบ (1+1)-ES นั่นคือ ขั้นตอนวิธีนี้จะเริ่มต้นด้วยการมีประชากรต้นกำเนิด 1 ตัวจากนั้นจะทำการสร้างประชากรใหม่อีก 1 ตัว โดยใช้เทคนิคการกลายพันธุ์แบบเกาส์ (Gaussian Mutation) จากนั้นทำการประเมินค่าความเหมาะสมของประชากรที่สร้างขึ้นใหม่ แล้วเลือกประชากรตัวที่เหมาะสมกว่าไปเป็นประชากรต้นกำเนิดในรุ่นถัดไป กระบวนการทำงานทั้งหมดตั้งแต่การสร้างประชากรเริ่มต้น จนถึงกระบวนการคัดเลือกประชากรที่เหมาะสมกว่าไปเป็นประชากรในรุ่นถัดไป มีรายละเอียดดังนี้

3.1.3.1 การสร้างประชากรเริ่มต้น (Initial Population)

การสร้างประชากรเริ่มต้นทำได้โดยการสุ่มค่าจำนวนจริงทั้งหมด n ค่า โดยแต่ละค่าแทนค่าน้ำหนักเช่นเดียวกับที่ใช้ในกระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ เพื่อให้กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการสามารถทำงานร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและขั้นตอนวิธีอื่นๆเมื่อนำไปจัดชุดการทำงานร่วมกันได้ ตัวอย่างรูปแบบของประชากรคำตอบที่ใช้ในกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีนี้แสดงดังรูปที่ 3-2

3.1.3.2 การประเมินค่าความเหมาะสม (Fitness Evaluation)

การประเมินค่าความเหมาะสมสำหรับกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ จะเป็นการนำค่าจำนวนจริงที่อยู่ในรูปแบบของประชากรไปผ่านขั้นตอนการทดสอบในกระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับด้วยข้อมูลนำเข้าที่เตรียมไว้สำหรับการสอนเพื่อให้ได้ค่าความถูกต้องของประชากรนั้นมา ซึ่งการประเมินค่าความเหมาะสมของขั้นตอนวิธีนี้จะทำในลักษณะเดียวกันกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมที่ได้อธิบายไว้ในตอนต้น โดยกระบวนการประเมินค่าความเหมาะสมจะถูกนำไปใช้พิจารณาในขั้นตอนของการคัดเลือกเพื่อทำการคัดสรรประชากรในรุ่นถัดไป

3.1.3.3 การสร้างประชากรโดยใช้เทคนิคกลายพันธุ์แบบเกาส์ (Gaussian Mutation)

การสร้างประชากรใหม่ของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการใช้การสุ่มค่ามาจากการกระจายแบบปกติที่มีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ σ นั่นคือ $Z \sim N(0,\sigma)$ จากนั้นนำค่าที่สุ่มได้จากการกระจายแบบปกตินี้สำหรับแต่ละตำแหน่งบวกกับค่าในแต่ละตำแหน่งของประชากรต้นกำเนิดทั้ง n

ตัว ได้เป็นประชากรตัวใหม่ จากนั้นจะต้องทำการปรับปรุงค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานใหม่ตามกฎความสำเร็จ 1/5

สำหรับการปรับค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานตามกฎของความสำเร็จ 1/5 (Anne Auger, 2009) ได้เสนอวิธีการปรับค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานไว้ดังสมการที่ 3.5

$$\sigma = \begin{cases} 1.5 \times \sigma & if(f(\tilde{x}_n) < f(x_n)) \\ \sigma & if(f(\tilde{x}_n) < f(x_n)) \\ 1.5^{-1/4} \times \sigma & if(f(\tilde{x}_n) < f(x_n)) \end{cases} \quad (3.5)$$

เมื่อ σ คือ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

$f(\tilde{x}_n)$ คือ ค่าความเหมาะสมของประชากรใหม่

$f(x_n)$ คือ ค่าความเหมาะสมของประชากรต้นกำเนิด

ตัวอย่างการกลายพันธุ์ประชากรต้นกำเนิดเป็นประชากรใหม่ด้วยเทคนิคการกลายพันธุ์แบบเกาส์ แสดงดังรูปที่ 3-4

ประชากรต้นกำเนิด	0.38	2.43	1.68	0.57	1.48
$Z \sim N(0,\sigma)$	0.12	-0.24	0.08	-0.43	0.06
ประชากรใหม่	0.50	2.19	1.76	0.14	1.54

รูปที่ 3-4 ตัวอย่างการกลายพันธุ์ของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ

3.1.3.4 การคัดเลือกประชากรในรุ่นถัดไป (Selection)

สำหรับการคัดเลือกประชากรในรุ่นถัดของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการจะเป็นการเปรียบเทียบค่าความเหมาะสมระหว่างประชากรต้นกำเนิดกับประชากรตัวใหม่ที่ได้จากการกลายพันธุ์แบบเกาส์ โดยถ้าค่าความเหมาะสมของประชากรตัวใดมีค่ามากกว่าประชากรตัวนั้นจะผ่านการคัดเลือกเป็นประชากรในรุ่นถัดไปเพื่อเป็นต้นแบบในการสร้างประชากรตัวใหม่ในรุ่นถัดไปเรื่อยๆ จนกว่าจะใช้ทรัพยากรการคำนวณครบตามจำนวนที่กำหนด

3.1.4 การเตรียมการทำงานของดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน

เนื่องจากดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันเป็นขั้นตอนวิธีหนึ่งในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ ดังนั้นกระบวนการแก้ปัญหาของขั้นตอนวิธีนี้จะคล้ายๆกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมและกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการดังที่กล่าวไปในตอนต้น นั่นคือ กระบวนการทำงานของดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันจะเริ่มตั้งแต่กระบวนการสร้างประชากรต้นกำเนิด การประเมินค่าความเหมาะสมของประชากร การดำเนินการกลายพันธุ์ การไขว้เปลี่ยน และ การคัดเลือกประชากรไปเป็นต้นแบบในรุ่นถัดไป กระบวนการทั้งหมดมีรายละเอียด ดังนี้

3.1.4.1 การสร้างประชากรต้นกำเนิด (Initial Population)

การแก้ปัญหาด้วยดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันจะทำการแทนคำตอบของปัญหาในรูปแบบของค่าน้ำหนักที่ใช้ในกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเช่นเดียวกับขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ 2 ขั้นตอนวิธีที่ได้กล่าวมาในข้างต้น เพื่อให้ขั้นตอนวิธีพื้นฐานทั้งหมดที่วิทยานิพนธ์นี้เลือกมาสามารถจะทำงานและแลกเปลี่ยนคำตอบระหว่างกันได้ โดยในที่นี้ได้กำหนดจำนวนประชากรสำหรับขั้นตอนวิธีนี้ไว้ที่ 20 และตัวอย่างรูปแบบของประชากรคำตอบที่ใช้ในกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีนี้แสดงดังรูปที่ 3-2

3.1.4.2 การกลายพันธุ์ (Mutation)

การกลายพันธุ์ของขั้นตอนวิธีนี้ จะทำการสุ่มโครโมโซมจากกลุ่มประชากรมาครั้งละ 3 ตัวโดยไม่ซ้ำกันสำหรับการกลายพันธุ์ในแต่ละครั้ง จากนั้นดำเนินการกลายพันธุ์ดังสมการที่ 3.6

$$d_i = x_a + (F \times (x_b - x_c)) \tag{3.6}$$

โดยที่ d_i แทนโครโมโซมคำตอบ

X_a, X_b, X_c แทนโครโมโซม 3 ตัวที่ได้จากการสุ่ม

F เป็นค่าคงที่ซึ่งวิทยานิพนธ์นี้กำหนดค่าไว้ที่ 0.3

ตัวอย่างการกลายพันธุ์ของขั้นตอนวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันแสดงดังรูปที่ 3-5

โครโมโซม X_a	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6
โครโมโซม X_b	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
โครโมโซม X_c	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
โครโมโซมคำตอบ	0.17	0.27	0.37	0.47	0.57

รูปที่ 3-5 ตัวอย่างการกลายพันธุ์ของขั้นตอนวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน

3.1.4.3 การรวมตัวใหม่ (Recombination)

สำหรับการรวมตัวใหม่จะเกี่ยวข้องกับพารามิเตอร์ที่สำคัญ 2 ตัว คือ ค่าคงที่ในการไขว้เปลี่ยน (*CR*) โดยวิทยานิพนธ์นี้กำหนดค่าคงที่ของพารามิเตอร์ตัวนี้ไว้ที่ 0.6 และ ค่า z ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากการสุ่มในช่วง [0,1] สำหรับแต่ละตำแหน่งของโครโมโซม โดยการรวมตัวใหม่จะดำเนินการกับโครโมโซม 2 ชุด นั่นคือ โครโมโซมต้นกำเนิดก่อนการกลายพันธุ์ และ โครโมโซมต้นกำเนิดที่ผ่านการกลายพันธุ์ จากนั้นทำการเปรียบเทียบค่า z ที่สุ่มได้ในแต่ละตำแหน่งกับค่าคงที่ *CR* ที่กำหนดไว้ แล้วดำเนินการดังนี้ ถ้าค่า z ที่สุ่มได้มีค่าน้อยกว่าค่าคงที่ *CR* ค่าในตำแหน่งนั้นของโครโมโซมคำตอบจะได้มาจากค่าในตำแหน่งเดียวกันของโครโมโซมต้นกำเนิดที่ผ่านการกลายพันธุ์ แต่ถ้าไม่เป็นตามเงื่อนไขข้างต้นค่าในตำแหน่งนั้นของโครโมโซมคำตอบจะได้มาจากโครโมโซมต้นกำเนิดก่อนการกลายพันธุ์ ตัวอย่างการรวมตัวใหม่แสดงดังรูปที่ 3-6

โครโมโซมก่อนกลายพันธุ์	0.20	0.40	0.60	0.80	1.00
โครโมโซมหลังกลายพันธุ์	0.27	0.47	0.67	0.87	1.07
ค่า z ที่สุ่มได้	0.30	0.60	0.90	1.00	0.20
โครโมโซมคำตอบ	0.27	0.40	0.60	0.80	1.07

รูปที่ 3-6 ตัวอย่างการรวมตัวใหม่ของขั้นตอนวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน

3.1.4.4 การคัดเลือกประชากรในรุ่นถัดไป (Selection)

สำหรับกระบวนการคัดเลือกของดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน จะทำการคัดเลือกโดยทำการเปรียบเทียบค่าความเหมาะสมของประชากรต้นกำเนิด กับ ประชากรที่ผ่านกระบวนการดำเนินการทางพันธุกรรม นั่นคือ ผ่านกระบวนการกลายพันธุ์ และ การรวมตัวใหม่ ซึ่งการเปรียบเทียบจะดำเนินการเปรียบเทียบค่าความเหมาะสมของโครโมโซมทีละคู่จนครบทั้งกลุ่มประชากร ถ้าค่าความเหมาะสมของโครโมโซมตัวไหนมากกว่า โครโมโซมนั้นจะได้รับการคัดเลือกไปเป็นประชากรรุ่นถัดไป

หลังจากเตรียมกระบวนการทำงานต่างๆของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานเสร็จเรียบร้อยแล้ว การนำเสนอในลำดับถัดไปจะเป็นการนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานเหล่านี้ไปจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี แต่เนื่องจากขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดชุดการทำงานมีกระบวนการทำงานแตกต่างกัน เพื่อให้ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสามารถนำทรัพยากรการคำนวณดังกล่าวไปใช้งานได้อย่างเท่าเทียมกัน วิทยานิพนธ์นี้จะใช้จำนวนทรัพยากรการคำนวณเป็นเงื่อนไขในการหยุดกระบวนการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน ดังนั้น ในหัวข้อถัดไปจะอธิบายวิธีการคำนวณทรัพยากรการคำนวณสำหรับการประมวลผลของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

3.2 การคำนวณทรัพยากรการคำนวณสำหรับใช้ประมวลผลของแต่ละขั้นตอนวิธี

จากกระบวนการเตรียมการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่อธิบายไปในหัวข้อก่อนหน้า จะสังเกตเห็นว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานใช้ทรัพยากรการคำนวณเป็นเงื่อนไขในการหยุดการทำงาน ในหัวข้อนี้จะอธิบายความหมายของทรัพยากรการคำนวณ และการนำทรัพยากรการคำนวณไปใช้ในการประมวลผลของแต่ละขั้นตอนวิธี

3.2.1 ความหมายของทรัพยากรการคำนวณ

ทรัพยากรการคำนวณในวิทยานิพนธ์นี้หมายถึง จำนวนรอบในการประเมินค่าความถูกต้องของคำตอบของแต่ละขั้นตอนวิธี โดยคำนึงถึงจำนวนคำตอบของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานด้วย นั่นหมายความเมื่อใดก็ตามที่ขั้นตอนวิธีมีการประเมินค่าความถูกต้องของคำตอบ จำนวนทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธีนั้นจะถูกลดค่าลงไป 1 ดังนั้น ทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะหยุดกระบวนการทำงานเมื่อใช้ทรัพยากรการคำนวณของตนเองจนหมด

3.2.2 การนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณสำหรับแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

สำหรับการกำหนดเกณฑ์การนับทรัพยากรการคำนวณในที่นี้ กำหนดขึ้นเพื่อให้ทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานนำทรัพยากรการคำนวณที่ได้รับการกำหนดให้ไปใช้อย่างเท่าเทียมกัน แม้ว่าแต่ละขั้นตอนวิธีจะมีพารามิเตอร์ และกระบวนการทำงานต่างๆ แตกต่างกันก็ตาม โดยการนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานมีรายละเอียด ดังนี้

3.2.2.1 การนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับจะทำการนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณในทุกครั้งที่มีการปรับปรุงค่าน้ำหนัก ดังนั้น เมื่อใดก็ตามที่โครงข่ายประสาทเทียมเข้าสู่กระบวนการปรับปรุงค่าน้ำหนัก ทรัพยากรการคำนวณในปัจจุบันที่ได้รับการกำหนดให้จะถูกลดจำนวนลงทีละ 1 หน่วยไปเรื่อยๆ นั่นหมายความว่า กระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับจะสิ้นสุดลงเมื่อทรัพยากรการคำนวณถูกลดจำนวนลงจนหมด

3.2.2.2 การนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณสำหรับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมจะทำการนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณทุกครั้งที่มีการประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซม แต่เนื่องจากขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมที่วิทยานิพนธ์นี้ออกแบบไว้กำหนดจำนวนประชากรไว้เท่ากับ 25 ซึ่งโครโมโซมทุกตัวในกลุ่มประชากรจะต้องถูกประเมินค่าความเหมาะสมในทุกๆรอบที่เข้าสู่กระบวนการวิวัฒนาการ ดังนั้น เมื่อขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมเข้าสู่กระบวนการประเมินค่าความเหมาะสมหนึ่งครั้ง จำนวนทรัพยากรการคำนวณที่ถูกใช้ไปจะมีค่าเท่ากับ จำนวนประชากร ซึ่งกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมจะสิ้นสุดลงในทำนองเดียวกับการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ นั่นคือ จะหยุดการทำงานเมื่อครบตามจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่กำหนด หรือ จำนวนทรัพยากรการคำนวณเหลือไม่เพียงพอที่จะทำการประเมินค่าความเหมาะสมครบทั้งกลุ่มประชากร

3.2.2.3 การนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณสำหรับกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ

สำหรับกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้กระบวนการวิวัฒนาการในการปรับปรุงคำตอบเพื่อให้ได้โครโมโซมคำตอบที่มีค่าความเหมาะสมสูงสุดเช่นเดียวกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม แต่เนื่องจากกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการของวิทยานิพนธ์ใช้ขั้นตอนวิธีแบบ (1+1)-ES แสดงว่าในแต่ละรุ่นของการวิวัฒนาการจะมีเพียง 1 คำตอบ ดังนั้นเมื่อเข้าสู่กระบวนการประเมินค่าความเหมาะสมของขั้นตอนวิธีนี้ จำนวนทรัพยากรการคำนวณจะถูกลดลงทีละ 1 หน่วยไปเรื่อยๆ และขั้นตอนวิธีนี้จะหยุดการทำงานเมื่อใช้ทรัพยากรการคำนวณครบตามจำนวนที่กำหนด

3.2.2.4 การนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณสำหรับดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน

สำหรับการนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณสำหรับดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันจะทำในลักษณะเดียวกันกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม นั่นคือ จะลดจำนวนทรัพยากรการคำนวณในทุกๆครั้งที่มีการประเมินค่าความเหมาะสม แต่จะแตกต่างกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในส่วนของจำนวนประชากร ซึ่งวิทยานิพนธ์นี้กำหนดจำนวนประชากรของขั้นตอนวิธีนี้ไว้เท่ากับ 20 ดังนั้นเมื่อเข้าสู่กระบวนการประเมินค่าความเหมาะสมใน 1 รุ่น จำนวนทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธีนี้จะลดลงไปเท่ากับจำนวนประชากร นั่นคือ 20 และสิ้นสุดกระบวนการทำงานเมื่อใช้ทรัพยากรการคำนวณจนหมด หรือ ทรัพยากรคำนวณที่เหลือไม่เพียงพอสำหรับการประเมินค่าความเหมาะสมครบทั้งกลุ่มประชากร หรือกล่าวอีกอย่างว่า ขั้นตอนวิธีนี้จะหยุดการทำงานเมื่อจำนวนทรัพยากรการคำนวณปัจจุบันเหลือน้อยกว่า 20 หน่วย

3.3 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

ในส่วนนี้จะเป็นการนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานทั้ง 4 ขั้นตอนวิธีเข้าสู่ขั้นตอนของการสอน (Training) และขั้นตอนของการทดสอบ (Testing) เพื่อแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่มทั้งหมด 5 ปัญหาซึ่งเป็นปัญหามาตรฐานจากเว็บไซต์ของ UCI Machine Learning Repository (http://archive.ics.uci.edu/ml) เพื่อทำการทดสอบว่าทั้ง 4 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานทำการจำแนกประเภทสำหรับแต่ละปัญหาแตกต่างกันอย่างไร

3.3.1 คุณลักษณะของปัญหาที่ใช้ทดสอบ

ปัญหาการจำแนกประเภทข้อมูลที่วิทยานิพนธ์นี้เลือกมาทำการทดสอบ ประกอบด้วย ปัญหา Ecoli, ปัญหา Haberman's Survival, ปัญหา Iris, ปัญหา Teaching Assistant Evaluation และปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame โดยคุณลักษณะของแต่ละปัญหาแสดงดังตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3-1 คุณลักษณะของปัญหาที่ใช้ในการทดสอบ

ชื่อปัญหา	ประเภทข้อมูล	จำนวนข้อมูล	จำนวนแอททริบิวต์	จำนวนกลุ่มข้อมูล
Ecoli	Real	336	7	8
Haberman's Survival	Integer	306	3	2
Iris	Real	150	4	3
Teaching Assistant Evaluation	Categorical, Integer	151	5	3
Tic-Tac-Toe Endgame	Categorical	958	9	2

จากคุณลักษณะของปัญหาในตารางที่ 3-1 แต่ละปัญหามีคุณลักษณะในภาพรวมที่แตกต่างกัน ในลำดับถัดไปจะนำเสนอรายละเอียดในส่วนของจำนวนข้อมูลตัวอย่างในแต่ละกลุ่มของแต่ละปัญหาว่าทั้ง 5 ปัญหาที่นำมาทดสอบเพื่อศึกษาว่าแต่ละปัญหามีลักษณะเป็นแบบสมดุล (Balanced Dataset) หรือ ไม่สมดุล (Imbalanced Dataset) และค่าทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของแต่ละปัญหาดังกล่าวเป็นอย่างไร รายละเอียดทั้งหมด มีดังนี้

- ปัญหา Ecoli

ปัญหา Ecoli เป็นข้อมูลเกี่ยวกับโปรตีน ซึ่งมีจำนวนข้อมูลตัวอย่างทั้งหมด 336 รายการ แบ่งออกเป็น 7 กลุ่ม แต่ละกลุ่มมีจำนวนข้อมูลที่แตกต่างกันแสดงดังตารางที่ 3-2 ซึ่งถือว่าชุดข้อมูลนี้เป็นแบบไม่สมดุล (Imbalanced Data Set)

ตารางที่ 3-2 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Ecoli

ชื่อกลุ่ม	จำนวนข้อมูล
cytoplasm (cp)	143
inner membrane without signal sequence (im)	77
perisplasm (pp)	52
inner membrane, uncleavable signal sequence (imU)	35
outer membrane (om)	20
outer membrane lipoprotein (omL)	5
inner membrane lipoprotein (imL)	2
inner membrane, cleavable signal sequence (imS)	2

ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Ecoli แสดงดังตารางที่ 3-3 โดยข้อมูลที่ปรากฏในตาราง ประกอบด้วย ค่าต่ำสุด (Min) ค่าสูงสุด (Max) ค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ของแต่ละแอททริบิวต์ ดังนี้

ตารางที่ 3-3 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Ecoli

ชื่อ	Min	Max	Mean	SD
mcg	0	0.89	0.5	0.195
gvh	0.16	1	0.5	0.148
lip	0.48	1	0.495	0.088
chg	0.5	1	0.501	0.027
aac	0	0.88	0.5	0.122
alm1	0.03	1	0.5	0.216
alm2	0	0.99	0.5	0.209

- ปัญหา Haberman's Survival

ปัญหา Haberman's Survival เป็นข้อมูลกรณีศึกษาเกี่ยวกับการอยู่รอดของผู้ป่วยที่ได้รับการผ่าตัดมะเร็งเต้านม ซึ่งมีจำนวนข้อมูลตัวอย่างทั้งหมด 306 รายการ แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม แต่ละกลุ่มมีจำนวนข้อมูลที่แตกต่างกันแสดงดังตารางที่ 3-4 ซึ่งถือว่าชุดข้อมูลนี้เป็นแบบไม่สมดุล (Imbalanced Data Set)

ตารางที่ 3-4 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Haberman's Survival

ชื่อกลุ่ม	จำนวนข้อมูล
1 = ผู้ป่วยที่มีชีวิตอยู่รอดตั้งแต่ 5 ปีขึ้นไป	225
2 = ผู้ป่วยที่เสียชีวิตภายใน 5 ปี	81

ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Haberman's Survival แสดงดังตารางที่ 3-5 โดยข้อมูลที่ปรากฏในตาราง ประกอบด้วย ค่าต่ำสุด (Min) ค่าสูงสุด (Max) ค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ของแต่ละแอททริบิวต์ ดังนี้

ตารางที่ 3-5 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Haberman's Survival

ชื่อ	Min	Max	Mean	SD
อายุของผู้ป่วยในช่วงเวลาของการรักษา	30	83	52.458	10.803
ปีของผู้ป่วยในช่วงการรักษา (ปี – 1900)	58	69	62.853	3.249
จำนวนpositive axillary nodes ที่ตรวจพบ	0	52	4.026	7.19

- ปัญหา Iris

ปัญหา Iris เป็นข้อมูลเกี่ยวกับดอกไม้ ซึ่งมีจำนวนข้อมูลตัวอย่างทั้งหมด 150 รายการ แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม แต่ละกลุ่มมีจำนวนข้อมูลเท่ากันแสดงดังตารางที่ 3-6 ซึ่งถือว่าชุดข้อมูลนี้เป็นแบบสมดุล (Balanced Data Set)

ตารางที่ 3-6 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Iris

ชื่อกลุ่ม	จำนวนข้อมูล
Setosa	50
Versicolour	50
Virginica	50

ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Iris แสดงดังตารางที่ 3-7 โดยข้อมูลที่ปรากฏในตาราง ประกอบด้วย ค่าต่ำสุด (Min) ค่าสูงสุด (Max) ค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ของแต่ละแอททริบิวต์ ดังนี้

ตารางที่ 3-7 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Iris

ชื่อ	Min	Max	Mean	SD
ความยาวกลีบเลี้ยง (cm)	4.3	7.9	5.84	0.83
ความกว้างกลีบเลี้ยง (cm)	2	4.4	3.05	0.43
ความยาวกลีบดอก (cm)	1	6.9	3.76	1.76
ความกว้างกลีบดอก (cm)	0.1	2.5	1.2	0.76

- ปัญหา Teaching Assistant Evaluation

ปัญหา Teaching Assistant Evaluation เป็นข้อมูลเกี่ยวกับการประเมินผู้ช่วยสอน ซึ่งมีจำนวนข้อมูลตัวอย่างทั้งหมด 151 รายการ แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม แต่ละกลุ่มมีจำนวนข้อมูลที่แตกต่างกันเล็กน้อยแสดงดังตารางที่ 3-8 ซึ่งถือว่าชุดข้อมูลนี้เป็นแบบไม่สมดุล (Imbalanced Data Set)

ตารางที่ 3-8 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Teaching Assistant Evaluation

ชื่อกลุ่ม	จำนวนข้อมูล
Low	49
Medium	50
High	52

ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Teaching Assistant Evaluation แสดงดังตารางที่ 3-9 โดยข้อมูลที่ปรากฏในตาราง ประกอบด้วย ค่าต่ำสุด (Min) ค่าสูงสุด (Max) ค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ของแต่ละแอททริบิวต์ ดังนี้

ตารางที่ 3-9 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Teaching Assistant Evaluation

ชื่อ	Min	Max	Mean	SD
Whether of not the TA is a native English speaker	1	2	1.808	0.395
Course instructor	1	25	13.642	6.826
Course	1	26	8.106	7.024
Summer or regular semester	1	2	1.848	0.361
Class size	3	66	27.868	12.894

- ปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame

ปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame เป็นข้อมูลเกี่ยวกับเกมส์ Tic-Tac-Toe ซึ่งมีจำนวนข้อมูลตัวอย่างทั้งหมด 958 รายการ แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม แต่ละกลุ่มมีจำนวนข้อมูลที่แตกต่างกัน แสดงดังตารางที่ 3-10 ซึ่งถือว่าชุดข้อมูลนี้เป็นแบบไม่สมดุล (Imbalanced Data Set)

ตารางที่ 3-10 จำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มของปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame

ชื่อกลุ่ม	จำนวนข้อมูล
Positive	626
Negative	332

ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame แสดงดังตารางที่ 3-11 โดยข้อมูลที่ปรากฏในตาราง ประกอบด้วย ค่าต่ำสุด (Min) ค่าสูงสุด (Max) ค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ของแต่ละแอททริบิวต์ ดังนี้

ตารางที่ 3-11 ข้อมูลทางสถิติในแต่ละแอททริบิวต์ของปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame

ชื่อ	Min	Max	Mean	SD
ตำแหน่ง บน-ซ้ายของตาราง {1=x,2=o,3=b}	1	3	1.778	0.776
ตำแหน่ง บน-กลางของตาราง {1=x,2=o,3=b}	1	3	1.866	0.799
ตำแหน่ง บน-ขวาของตาราง {1=x,2=o,3=b}	1	3	1.778	0.776
ตำแหน่ง กลาง-ซ้ายของตาราง {1=x,2=o,3=b}	1	3	1.866	0.799
ตำแหน่ง กลาง-กลางของตาราง{1=x,2=o,3=b}	1	3	1.689	0.741
ตำแหน่ง กลาง-ขวาของตาราง {1=x,2=o,3=b}	1	3	1.866	0.799
ตำแหน่ง ล่าง-ซ้ายของตาราง {1=x,2=o,3=b}	1	3	1.778	0.776
ตำแหน่ง ล่าง-กลางของตาราง {1=x,2=o,3=b}	1	3	1.866	0.799
ตำแหน่ง ล่าง-ขวาของตาราง {1=x,2=o,3=b}	1	3	1.778	0.776

3.3.2 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน ในที่นี้กำหนดทรัพยากรการคำนวณสำหรับแต่ละขั้นตอนวิธีไว้เท่ากัน คือ ขั้นตอนวิธีละ 1000 หน่วย สำหรับการดำเนินการกับแต่ละปัญหา ในแต่ละการทดสอบจะทำการรันทั้งหมด 30 ครั้ง แต่ละครั้งจะทำการประเมินประสิทธิภาพด้วยเทคนิค 5-fold cross validation จากนั้นทำการเก็บผลลัพธ์กรณีดีสุด กรณีเฉลี่ย และ กรณีแย่สุดของการรันแต่ละครั้งเอาไว้

ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ดำเนินการกับทั้ง 5 ปัญหาแสดงดังตารางที่ 3-12 และค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบแสดงดังตารางที่ 3-13 โดยค่าความถูกต้องที่ปรากฏในตารางคือเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยจากการรันทั้งหมด 30 ครั้ง ซึ่งในที่นี้จะแทนชื่อโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับด้วยชื่อย่อ BPNN แทนชื่อขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมด้วยชื่อย่อ GA แทนชื่อกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการด้วยชื่อย่อ ES และแทนชื่อดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันด้วยชื่อย่อ DE ซึ่งผลลัพธ์การแก้ปัญหาด้วยขั้นตอนวิธีต่าง ๆ ดังแสดงในตารางที่ 3-12 และ 3-13 พบว่า แต่ละขั้นตอนวิธีให้ผลลัพธ์ในการแก้ปัญหาที่ค่อนข้างแตกต่างกัน เนื่องจากแต่ละปัญหามีคุณลักษณะเฉพาะที่แตกต่างกัน เช่น บางปัญหาเป็นปัญหาแบบไม่สมดุล (Imbalanced Dataset) บางปัญหามีค่าเฉลี่ยและการกระจายตัวของข้อมูลที่แตกต่างกันมาก ปัจจัยเหล่านี้ล้วนส่งผลต่อค่าความถูกต้องที่ได้ในการทดลอง เช่น ปัญหา Iris มีผลลัพธ์ในการแก้ปัญหาที่ค่อนข้างที่ค่อนข้างดี คือ มีค่าความถูกต้องอยู่ในช่วง 86% - 96% เนื่องจากปัญหานี้แต่ละกลุ่มข้อมูลมีจำนวนข้อมูลตัวอย่างเท่ากัน มีค่าเฉลี่ยและการกระจายตัวของแต่ละแอททริบิวต์ที่ใกล้เคียงกัน แต่ในบางปัญหาที่มีการกระจายตัวค่อนข้างมากอย่างเช่น ปัญหา Teaching Assistant Evaluation และ ปัญหา Haberman's Survival ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาที่ได้จะค่อนข้างต่ำกว่าเมื่อเทียบกับปัญหา Iris กล่าวคือ ในปัญหา Teaching Assistant Evaluation ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาอยู่ในช่วง 22% – 63% และในปัญหา Haberman's Survival มีค่าความถูกต้องในช่วง 52% - 80% แสดงให้เห็นว่าคุณลักษณะของปัญหาที่แตกต่างส่งผลต่อค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาของขั้นตอนวิธี

ตารางที่ 3-12 ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนของแต่ละขั้นตอนวิธีสำหรับ 5 ปัญหา

ปัญหา	BPNN			GA			DE			ES		
	ดีสุด	เฉลี่ย	แย่สุด	ดีสุด	เฉลี่ย	แย่สุด	ดีสุด	เฉลี่ย	แย่สุด	ดีสุด	เฉลี่ย	แย่สุด
Ecoli	73.60	69.18	65.93	74.47	66.95	58.27	81.20	76.01	68.03	85.00	79.41	72.13
Haberman	57.20	52.95	49.47	79.90	78.67	76.70	80.77	79.46	77.87	82.03	80.83	79.80
Iris	97.13	96.06	95.00	97.50	86.50	68.63	98.77	92.99	81.50	99.80	95.21	83.33
TAE	34.13	22.32	11.47	65.23	58.03	51.87	64.97	57.65	50.30	72.37	63.85	56.47
Tic-Tac-Toe	94.27	89.92	85.07	89.10	82.71	73.23	94.77	90.84	86.73	97.77	94.57	91.43

ตารางที่ 3-13 ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบของแต่ละขั้นตอนวิธีสำหรับ 5 ปัญหา

ปัญหา	BPNN			GA			DE			ES		
	ดีสุด	เฉลี่ย	แย่สุด	ดีสุด	เฉลี่ย	แย่สุด	ดีสุด	เฉลี่ย	แย่สุด	ดีสุด	เฉลี่ย	แย่สุด
Ecoli	61.30	64.47	63.23	70.27	63.87	55.60	76.10	72.11	65.17	76.77	73.16	66.63
Haberman	33.40	42.27	39.20	74.83	73.55	74.33	71.17	72.79	72.10	71.37	71.21	70.83
Iris	94.60	95.75	99.03	93.13	84.87	68.00	96.10	91.21	80.33	93.50	92.59	78.87
TAE	14.93	14.42	17.20	48.17	50.19	45.67	49.53	48.60	48.27	42.07	50.05	51.77
Tic-Tac-Toe	43.47	46.81	50.90	71.63	62.59	61.50	64.53	65.81	66.93	77.60	67.46	60.00

จากค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนที่แสดงในตารางที่ 3-12 พบว่า ถ้าพิจารณาผลการทดลองโดยดูจากตัวปัญหาเป็นหลัก จะสังเกตเห็นว่า แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานดำเนินการกับปัญหาได้แตกต่างกันดังนี้

ในปัญหา Ecoli ลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานกรณีค่าเฉลี่ยเรียงลำดับจากค่าความถูกต้องมากสุดไปยังต่ำสุด คือ ขั้นตอนวิธี ES, ขั้นตอนวิธี DE, ขั้นตอนวิธี BPNN และ ขั้นตอนวิธี GA โดยได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 79.41%, 76.01%, 69.18% และ 66.95% ตามลำดับ

ในปัญหา Haberman's Survival ลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานกรณีค่าเฉลี่ยเรียงลำดับจากค่าความถูกต้องมากสุดไปยังต่ำสุด คือ ขั้นตอนวิธี ES, ขั้นตอนวิธี DE, ขั้นตอนวิธี GA และ ขั้นตอนวิธี BPNN โดยได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 80.83, 79.46, 78.67 และ 52.95 ตามลำดับ

ในปัญหา Iris ลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากขั้นตอนวิธีพื้นฐานกรณีค่าเฉลี่ยเรียงลำดับจากค่าความถูกต้องมากสุดไปยังต่ำสุด คือ ขั้นตอนวิธี BPNN, ขั้นตอนวิธี ES, ขั้นตอนวิธี DE และขั้นตอนวิธี GA โดยได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 96.06, 95.21, 92.99 และ 86.50 ตามลำดับ

ในปัญหา Teaching Assistant Evaluation ลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากขั้นตอนวิธีพื้นฐานกรณีค่าเฉลี่ยเรียงลำดับจากค่าความถูกต้องมากสุดไปยังต่ำสุด คือ ขั้นตอนวิธี ES, ขั้นตอนวิธี GA, ขั้นตอนวิธี DE และ ขั้นตอนวิธี BPNN โดยได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 63.85, 58.03, 57.65 และ 22.32 ตามลำดับ

และในปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame ลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากขั้นตอนวิธีพื้นฐานกรณีค่าเฉลี่ยเรียงลำดับจากค่าความถูกต้องมากสุดไปยังต่ำสุด คือ ขั้นตอนวิธี ES, ขั้นตอนวิธี DE, ขั้นตอนวิธี BPNN และ ขั้นตอนวิธี GA โดยได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 94.57, 90.84, 89.92, และ 82.71 ตามลำดับ

จากการพิจารณาลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน สังเกตเห็นว่าลำดับการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานทั้ง 4 สำหรับ 5 ปัญหาแทบจะไม่ซ้ำกันเลย แสดงว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่เลือกมาเหมาะกับปัญหาที่แตกต่างกัน ซึ่งการพิจารณาในมุมมองของลำดับในการแก้ปัญหาอาจจะไม่เห็นถึงผลกระทบในการเลือกขั้นตอนวิธีไปแก้ปัญหาเท่าไหร่นัก แต่หากลองเปรียบเทียบค่าความแตกต่างในมุมมองของเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องระหว่างขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้เป็นลำดับที่ 1 เทียบกับขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้เป็นลำดับที่ 4 ของแต่ละปัญหาจะพบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้ต่างกันอยู่ในช่วง 9.56% - 41.53% ซึ่งเป็นค่าความแตกต่างที่ค่อนข้างสูงเลยทีเดียว กล่าวคือ ในปัญหา Ecoli ค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธีที่ได้ลำดับ 1 ต่างจากลำดับที่ 4 เท่ากับ 12.46% ในปัญหา Haberman's Survival ค่าความถูกต้องต่างกัน 27.88% ในปัญหา Iris ค่าความถูกต้องต่างกัน 9.56 ในปัญหา Teaching Assistant Evaluation ค่าความถูกต้องต่างกัน 41.53% และ ในปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame ค่าความถูกต้องต่างกัน 11.86%

จากค่าความแตกต่างระหว่างค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้เป็นลำดับที่ 1 และขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้เป็นลำดับที่ 4 แสดงให้เห็นว่า หากในการแก้ปัญหาเราเลือกใช้ขั้นตอนวิธีที่ไม่เหมาะสม กล่าวคือ แทนที่จะเลือกขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องสูงสุด แต่กลับไปเลือกใช้ขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาแล้วได้ค่าความถูกต้องต่ำสุด จะทำให้ผลลัพธ์ที่ได้แตกต่างกันค่อนข้างมาก ซึ่งหมายถึงค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาที่ลดลง ซึ่งเหตุการณ์ดังกล่าวมีโอกาสที่จะเกิดขึ้นได้เสมอ เนื่องจากในการแก้ปัญหาแต่ละครั้งเราไม่มีทางทราบได้ว่าขั้นตอนวิธีใดที่จะเหมาะสมกับปัญหานั้น หรือ เราควรเลือกขั้นตอนวิธีที่เรามีอยู่วิธีใดไปแก้ปัญหาจึงจะได้ค่าความถูกต้องที่ดี เพราะแม้ว่าการเลือกขั้นตอนวิธีของเราไม่ได้เลวร้ายถึงขั้นเลือกได้ขั้นตอนวิธีตัวแย่สุดไปแก้ปัญหา แต่เลือกขั้นตอนวิธีที่มีลำดับต้น ๆ เช่นสุ่มเลือกขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้เป็นลำดับที่ 2 ซึ่งถือว่าเป็นอันดับที่ค่อนข้างดีแล้ว แต่ค่าความถูกต้องของเรายังแตกต่างจากขั้นตอนวิธีที่ได้อันดับที่ 1 ถึง 5.82% สำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation นี่ยิ่งเป็นการแสดงให้เห็นว่ายิ่งเราเลือกขั้นตอนวิธีที่มีลำดับของค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาสูงขึ้นมากเท่าไหร่ ค่าความถูกต้องในแก้ปัญหาของขั้นตอนวิธีที่เราจะสูญเสียไปเมื่อเทียบกับกรณีที่เลือกได้ตัวดีสุดยิ่งมากขึ้นเท่านั้น

จากผลการทดลองในตารางที่ 3-13 แสดงให้เห็นว่า เมื่อพิจารณาโดยดูจากตัวปัญหาเป็นหลัก ลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากแต่ละขั้นตอนวิธีในขั้นตอนของการทดสอบก็แตกต่างกันเช่นเดียวกับผลการทดลองในขั้นตอนของการสอน โดยในปัญหา Ecoli และ ปัญหา Iris ทั้งสองปัญหานี้มีลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากแต่ละขั้นตอนวิธีในขั้นตอนของการทดสอบเหมือนกับลำดับที่ได้ในขั้นตอนของการสอน แต่อีก 3 ปัญหาที่เหลือ ลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้ในขั้นตอนการสอนและการทดสอบมีความแตกต่างกันบ้าง กล่าวคือ ในปัญหา Haberman's Survival ลำดับค่าความถูกต้องที่ได้จากแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานเรียงลำดับจากค่าความถูกต้องสูงสุดไปต่ำสุด คือ ขั้นตอนวิธี GA, ขั้นตอนวิธี DE, ขั้นตอนวิธี ES และ ขั้นตอนวิธี BPNN ซึ่งจะแตกต่างจากลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้ในขั้นตอนการสอน 2 ลำดับคือ สลับกันระหว่างลำดับของขั้นตอนวิธี GA และ ES ในปัญหา Teaching Assistant Evaluation ลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานเรียงจากค่าความถูกต้องสูงสุดไปต่ำสุด คือ ขั้นตอนวิธี GA, ขั้นตอนวิธี ES, ขั้นตอนวิธี DE และ ขั้นตอนวิธี BPNN ซึ่งลำดับดังกล่าวจะต่างจากลำดับในขั้นตอนการสอน 2 ลำดับคือ สลับกันระหว่างลำดับของขั้นตอนวิธี GA กับ ES และ ในปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame ลำดับของค่าความถูกต้องที่ได้จากแต่ละขั้นตอนวิธีเรียงลำดับจากค่าความถูกต้องสูงสุดไปต่ำสุด คือ ขั้นตอนวิธี ES, ขั้นตอนวิธี DE, ขั้นตอนวิธี GA และ ขั้นตอนวิธี BPNN ซึ่งลำดับดังกล่าวจะแตกต่างจากลำดับที่ได้ในขั้นตอนการสอนคือ สลับลำดับกันระหว่างขั้นตอนวิธี BPNN และ GA

แม้ว่าในขั้นตอนของการทดสอบจะมีบางลำดับค่าความถูกต้องในบางปัญหาที่แตกต่างไปจากลำดับค่าความถูกต้องที่ได้ในขั้นตอนการสอน แต่เมื่อพิจารณาในภาพรวมแล้ว ผลการทดลองทั้งในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบยังคงเป็นไปในทิศทางเดียวกันคือ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่งานวิจัยนี้เลือกมาให้ลำดับของค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาที่แตกต่างกันอย่างชัดเจน และหากเราลองเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้เป็นลำดับที่ 1 เทียบกับขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้ลำดับที่ 4 เพื่อประเมินความเสียหายในแง่ของค่าความถูกต้องที่เราควรจะได้ถ้าเราเลือกใช้ขั้นตอนวิธีที่มีลำดับของค่าความถูกต้องดีสุดไปแก้ปัญหา เราจะได้ว่า ในปัญหา Ecoli ค่าความแตกต่างของค่าความถูกต้องระหว่างขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้ดีสุดเทียบกับแย่สุดคือ 9.29% ในปัญหา Haberman's Survival ค่าความถูกต้องแตกต่างกันถึง 31.28% ในปัญหา Iris ค่าความถูกต้องแตกต่างกัน 10.88% ในปัญหา Teaching Assistant Evaluation ค่าความถูกต้องแตกต่างกัน 35.77% และ ในปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame ค่าความถูกต้องแตกต่างกัน 20.65%

จากความแตกต่างระหว่างค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้ลำดับที่ 1 เทียบกับขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาได้ลำดับที่ 4 ในขั้นตอนของการทดสอบ ทำให้เราเห็นว่าการเลือกขั้นตอนวิธีที่ไม่เหมาะสมไปแก้ปัญหานอกจากจะทำให้ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนลดลงแล้ว ยังทำให้ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบลดลงตามไปด้วย นี่อาจจะเป็นการพิสูจน์สมมุติฐานในเบื้องต้นว่า การเลือกใช้ขั้นตอนวิธีใดวิธีหนึ่งไปแก้ปัญหาไม่สามารถรับประกันได้ว่าจะได้ค่าความถูกต้องที่ดีเสมอไป เช่น ถ้าเลือกเราใช้ขั้นตอนวิธี BPNN ไปแก้ปัญหา Iris ขั้นตอนวิธีนี้จะให้ค่าความถูกต้องสูงเป็นลำดับที่ 1 แต่ในทางตรงกันข้าม สำหรับปัญหา Haberman's Survival และปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame ขั้นตอนวิธีนี้กลับให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาอยู่ในลำดับที่ 4 ทั้ง 2 ปัญหา นี่เป็นการแสดงให้เห็นว่า การเลือกขั้นตอนวิธีใดวิธีหนึ่งไปใช้ในการแก้ปัญหาเราอาจพบกับความเสี่ยงที่อาจจะไม่ได้รับคำตอบที่ให้ค่าความถูกต้องที่ดีเสมอไป ดังนั้น การนำหลายๆขั้นตอนวิธีมาช่วยกันทำงานในลักษณะของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีอาจจะช่วยลดความเสี่ยงในการเลือกใช้ขั้นตอนวิธีที่ไม่เหมาะสม และให้ค่าความถูกต้องในการทำงานที่ดีมากยิ่งขึ้นภายใต้การกำหนดต้นทุนการคำนวณที่เท่ากัน ซึ่งในหัวข้อถัดไป จะนำเสนอวิธีการดำเนินงานและผลการทดลองเพื่อทดสอบสมมุติฐานนี้

3.4 การนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานมาจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี

จากขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่กล่าวไว้ในหัวข้อ 3.1 ในส่วนนี้เราจะนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานทั้ง 4 ขั้นตอนวิธีมาจัดเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้งหมด 11 รูปแบบ แบ่งออกเป็น 3 กลุ่มย่อย ซึ่งในที่นี้จะแทนชื่อโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับด้วยชื่อย่อ BPNN แทนชื่อขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมด้วยชื่อย่อ GA แทนชื่อกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการด้วยชื่อย่อ ES และ แทนชื่อดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันด้วยชื่อย่อ DE โดยเครื่องหมาย "+" แทนการนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานมารวมกันเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี รายละเอียดของรูปแบบชุดการทำงานของแต่ละกลุ่มย่อย มีดังนี้

<u>กลุ่มที่ 1</u> ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ประกอบด้วย 2 ขั้นตอนวิธี จำนวน 6 รูปแบบ ได้แก่ BPNN+GA, BPNN+DE, BPNN+ES, GA+DE, GA+ES และ DE+ES

<u>กลุ่มที่ 2</u> ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ประกอบด้วย 3 ขั้นตอนวิธี จำนวน 4 รูปแบบ ได้แก่ BPNN+GA+DE, BPNN+GA+ES, BPNN+DE+ES และ GA+DE+ES

<u>กลุ่มที่ 3</u> ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ประกอบไปด้วยทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐาน จำนวน 1 รูปแบบ คือ BPNN+GA+DE+ES

โดยการนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานมาจัดเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีในทั้ง 11 รูปแบบที่ได้นำเสนอ วิทยานิพนธ์นี้จะยังคงกระบวนการทำงานและพารามิเตอร์ต่างๆของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานให้เหมือนกับตอนที่ประมวลผลเดี่ยว ๆ ดังที่ได้อธิบายไว้ในหัวข้อ 3.1 ในส่วนของการเตรียมการทำงานพื้นฐาน เพื่อให้เราสามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเทียบกับการแก้ปัญหาของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันในชุดการทำงานนั้นภายใต้ทรัพยากรการคำนวณที่เท่ากัน

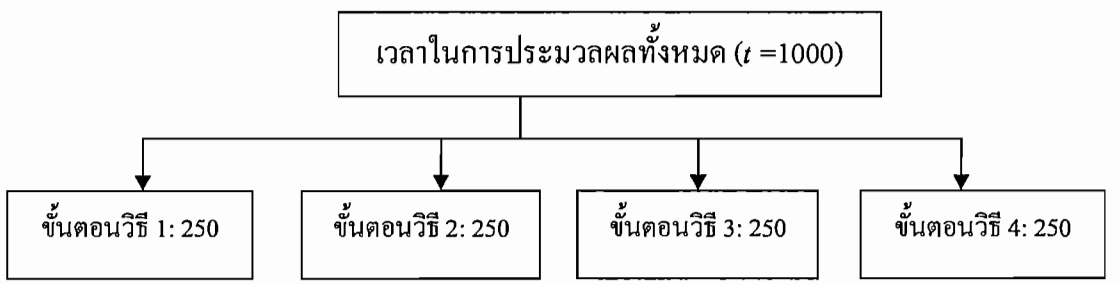
กระบวนการในการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจะเริ่มจากการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน จากนั้นแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะดำเนินการแก้ปัญหาตามกระบวนการของตนเองอย่างอิสระ โดยจะมีการกระตุ้นให้เกิดการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบอย่างสม่ำเสมอเพื่อให้ขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานสามารถช่วยกันปรับปรุงคำตอบในระหว่างกระบวนการทำงาน โดยกระบวนการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจะสิ้นสุดลงเมื่อทุก ๆ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานใช้ทรัพยากรการคำนวณที่ตนเองได้รับการจัดสรรมาจนหมดหรือทรัพยากรเหลือไม่เพียงพอที่จะใช้ในกระบวนการทำงานของตนเอง กระบวนการทั้งหมดในข้างต้นจะอธิบายในลำดับถัดไป

3.5 การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน

ก่อนเริ่มการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่อยู่ในชุดการทำงานจะต้องได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเพื่อกำหนดจำนวนการประมวลผลสูงสุดที่แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานจะสามารถกระทำได้ เช่นเดียวกับการจัดสรรสินทรัพย์การลงทุนทั้งหมดให้กับกลุ่มการลงทุนเพื่อบริหารความเสี่ยงที่จะเกิดขึ้นกับเงินทุนที่มีจำกัด ซึ่งวิธีในคำนวณว่าแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะเอาทรัพยากรการคำนวณที่ได้ไปใช้อย่างไรในขั้นตอนวิธีของตนเองได้อธิบายไว้ในหัวข้อ 3.2

สำหรับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ประกอบไปด้วยขั้นตอนวิธีพื้นฐานทั้งหมด n ขั้นตอนวิธี ในตอนเริ่มต้นเราจะทำการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ t ทั้งหมดที่มีให้กับขั้นตอนวิธีพื้นฐานในปริมาณเท่าๆกัน นั่นคือ แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณขั้นตอนวิธีละ t/n เนื่องจากเราไม่ทราบว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานใดในชุดการทำงานจะดำเนินการได้ดีกับปัญหาที่กำหนด ในกรณีนี้จึงถือว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานมีโอกาสค้นพบคำตอบที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดในปริมาณเท่าๆกัน

ตัวอย่างการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นให้กับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ประกอบด้วย 4 ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน โดยกำหนดทรัพยากรการคำนวณสูงสุดสำหรับชุดการทำงานนี้เท่ากับ 1000 หน่วย แสดงดังรูปที่ 3-7 ซึ่งแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะได้รับทรัพยากรการคำนวณขั้นตอนวิธีละ 250 หน่วย



รูปที่ 3-7 ตัวอย่างการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับขั้นตอนวิธีในชุดการทำงาน

เมื่อทำการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานเรียบร้อยแล้วขั้นตอนถัดไปคือ การปล่อยให้แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานดำเนินการค้นหาคำตอบตามกระบวนการของตนเองอย่างอิสระ และกระตุ้นให้มีการแลกเปลี่ยนแทนที่คำตอบระหว่างขั้นตอน

วิธีในชุดการทำงานอย่างสม่ำเสมอซึ่งในหัวข้อถัดไปจะเป็นการนำเสนอว่าเมื่อใดที่เราควรจะกระตุ้นให้ขั้นตอนวิธีพื้นฐานมีการแลกเปลี่ยนคำตอบกัน และ คำตอบมากน้อยเพียงใดจึงจะเพียงพอที่จะช่วยให้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีดำเนินการแก้ปัญหาแล้วได้ค่าความถูกต้องที่ดี

3.6 การแลกเปลี่ยนแทนที่ความรู้ระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน

เพื่อให้คำตอบที่เกิดขึ้นในแต่ละกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน สามารถมีส่วนช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพและช่วยส่งเสริมการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่นๆ จึงควรมีการสนับสนุนให้เกิดการแลกเปลี่ยนคำตอบระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดชุดการทำงานในระหว่างกระบวนการค้นหาคำตอบ ซึ่งการกำหนดว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานควรแลกเปลี่ยนความรู้กันเมื่อใด และจำนวนคำตอบมากน้อยแค่ไหนที่เหมาะสมในการแลกเปลี่ยนกันนั้นจะสัมพันธ์กับพารามิเตอร์ที่สำคัญ 2 ตัว คือ จำนวนครั้งของการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบ และ จำนวนคำตอบที่จะทำการแลกเปลี่ยนกัน

สำหรับจำนวนคำตอบที่แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะทำการแลกเปลี่ยนกัน มีบทความวิชาการ (Fei Peng, Ke Tang, Guoliang Chen and Xin Yao , 2010) แนะนำจำนวนคำตอบที่เหมาะสมสำหรับงานวิจัยของเขาไว้เท่ากับ 1 และ เนื่องจากคำตอบที่ได้จากขั้นตอนวิธีในกลุ่มของโครงข่ายประสาทเทียมในช่วงเวลาหนึ่งๆมีเพียงคำตอบเดียว ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จึงกำหนดจำนวนคำตอบที่จะทำการแลกเปลี่ยนกันเท่ากับ 1

สำหรับจำนวนครั้งของการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบ วิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการกำหนดค่าของพารามิเตอร์ตัวนี้แตกต่างกันทั้งหมด 4 จำนวน คือ 25, 50, 100 และ 150 เพื่อทำการศึกษาว่าจำนวนครั้งของการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบดังกล่าวจะมีผลกระทบต่อประสิทธิภาพของคำตอบที่จะได้รับหรือไม่ ถ้าเรากำหนดจำนวนครั้งของการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนแตกต่างกัน

เนื่องจากจำนวนคำตอบของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานมีไม่เท่ากัน นั่นคือ โครงข่ายประสาทเทียมมีคำตอบในช่วงเวลาหนึ่งๆเพียงคำตอบเดียว ส่วนขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการมีจำนวนคำตอบเท่ากับจำนวนประชากร ดังนั้นการนับจำนวนการคำนวณที่ขั้นตอนวิธีพื้นฐานทั้ง 2 กลุ่มจะมาแลกเปลี่ยนคำตอบกันจะเป็นในลักษณะเดียวกับการนับจำนวนทรัพยากรการคำนวณในระหว่างการประมวลผลดังอธิบายในหัวข้อ 3.2 นั่นคือ ในส่วนของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม และ ดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันจะต้องคำนึงถึงจำนวนประชากรด้วย

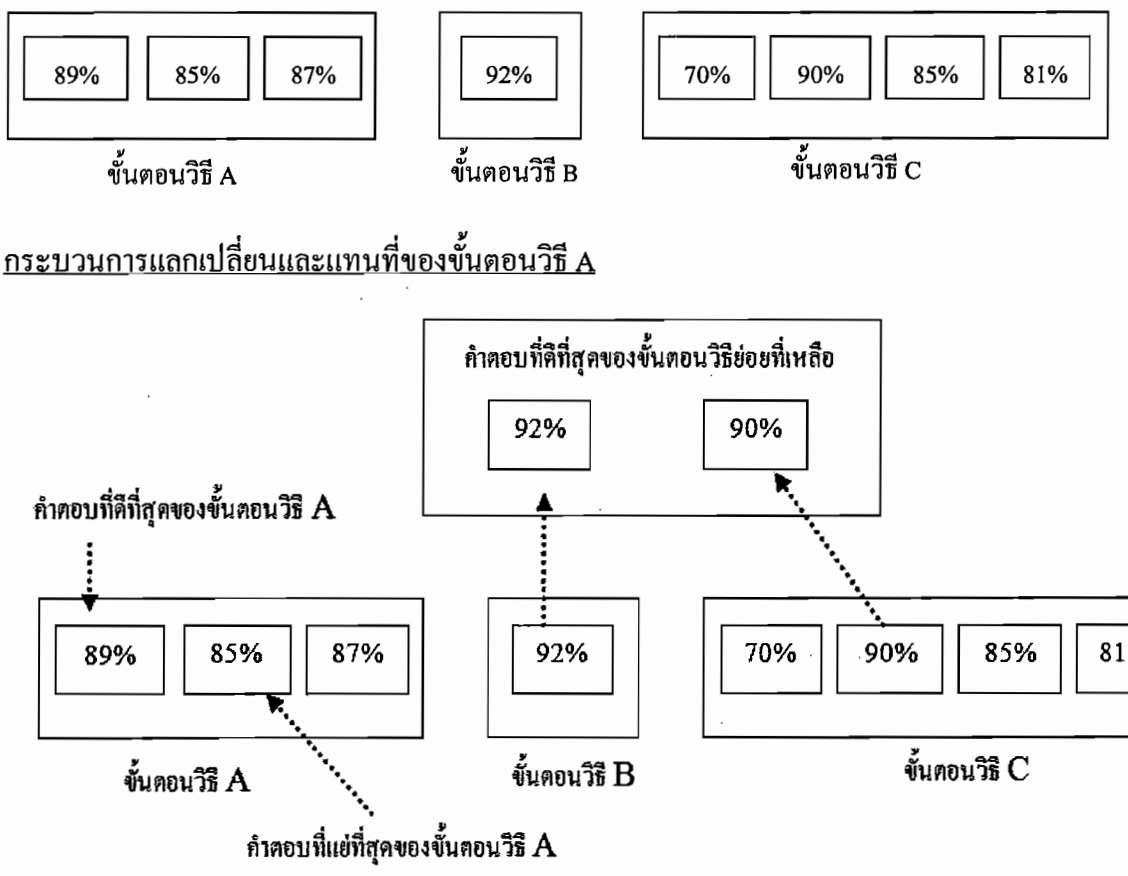
ยกตัวอย่างเช่น ถ้าแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณขั้นตอนวิธีละ t หน่วยและกำหนดจำนวนครั้งของการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนมีค่าเท่ากับ e โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับจะทำการแลกเปลี่ยนคำตอบกับขั้นตอนวิธี ในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการในทุกๆรอบที่ (t/e) ส่วนขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการในกรณีที่มีจำนวนประชากรเท่ากับ p จะทำการแลกเปลี่ยนคำตอบในทุกๆรอบที่ ((t/p)/e))

สำหรับคำตอบที่แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะส่งให้กับขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่นๆในชุดการทำงานก็คือคำตอบที่ดีที่สุดของตนเองเมื่อถึงช่วงเวลาของการแลกเปลี่ยนคำตอบ นั่นคือ ขั้นตอนวิธีในกลุ่มโครงข่ายประสาทเทียมจะส่งค่าน้ำหนักปัจจุบันของตนเองให้กับขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่นๆ ส่วนขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการจะส่งโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมสูงสุดให้ ดังนั้น เมื่อถึงกระบวนการแลกเปลี่ยนคำตอบแต่ละขั้นตอนวิธีจะได้รับคำตอบที่ดีที่สุดมาทั้งหมด n-1 คำตอบจากชุดการทำงานที่ประกอบไปด้วยขั้นตอนวิธีพื้นฐานทั้งหมด n ขั้นตอนวิธี และเมื่อแต่ละขั้นตอนวิธีได้รับคำตอบที่ดีที่สุดจากขั้นตอนวิธีอื่น ๆ มาจนครบแล้ว สิ่งที่จะต้องดำเนินการต่อไปคือการเปรียบเทียบคำตอบที่แต่ละขั้นตอนวิธีได้รับกับคำตอบที่ตนเองมีอยู่เพื่อพิจารณาว่าควรจะนำคำตอบที่ได้รับมาใช้ในกระบวนการของตนเองหรือไม่

สำหรับการพิจารณาว่าคำตอบที่ได้รับมาจากขั้นตอนวิธีอื่นควรจะนำมาใช้ในกระบวนการค้นหาคำตอบในขั้นตอนวิธีของตนหรือไม่ จะใช้หลักการง่ายๆ คือ ถ้าคำตอบที่ได้รับมาดีกว่าคำตอบที่เรามีอยู่เราจะทำการคัดลอกคำตอบนั้นมาใช้งาน นั่นคือ ถ้าคำตอบที่ได้รับมีค่าความถูกต้องสูงกว่าที่ขั้นตอนวิธีตนเองมีอยู่ก็แสดงว่าควรคัดลอกคำตอบนั้นมาใช้งาน แต่เนื่องจากขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมและดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชันมีหลายคำตอบขึ้นอยู่กับจำนวนประชากร ดังนั้นการเปรียบเทียบคำตอบกับขั้นตอนวิธีในกลุ่มนี้ จะทำการเปรียบเทียบคำตอบที่ได้รับมากับโครโมโซมตัวที่มีค่าความเหมาะสมน้อยที่สุดในกลุ่ม

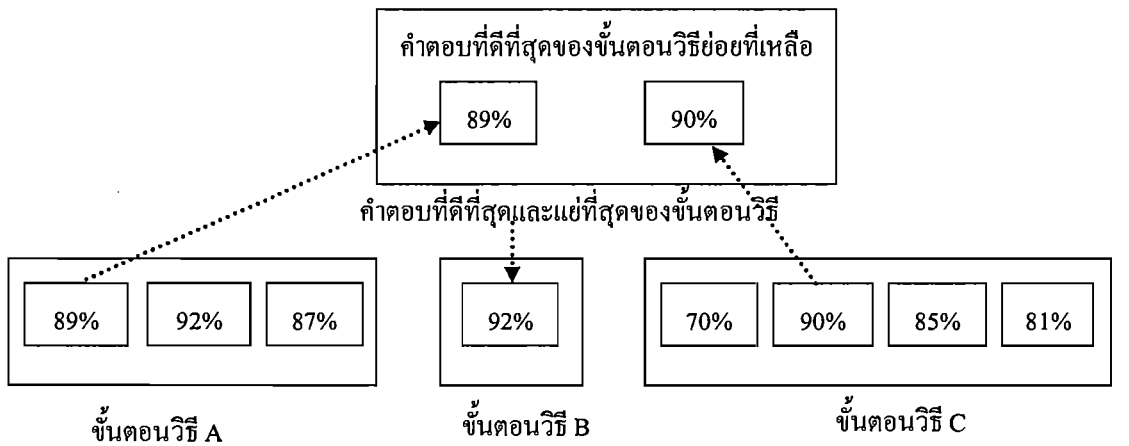
การคัดลอกคำตอบที่ได้รับจากขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่นๆมาใช้ในกระบวนการของตนเองทำได้โดยการคัดลอกคำตอบทั้งชุดคำตอบนำมาแทนที่ในคำตอบที่แย่ที่สุดที่ตนเองมีอยู่ เนื่องจากในกระบวนการค้นหาคำตอบทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะต้องมีจำนวนคำตอบตั้งแต่เริ่มต้นจนสิ้นสุดกระบวนการทำงานเท่าเดิมเสมอ ดังนั้นคำตอบที่ได้รับมาจะต้องถูกนำมาแทนที่ในตำแหน่งที่เป็นคำตอบที่แย่ที่สุด นั่นคือ ในกรณีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับจะนำคำตอบที่ได้รับมาแทนที่ในค่าน้ำหนักปัจจุบันของตนเอง ส่วนขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการจะทำการแทนที่คำตอบที่ได้รับมาในโครโมโซมตัวที่มีค่าความเหมาะสมน้อยที่สุด

ตัวอย่างของกระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบแสดงดังรูปที่ 3-8 ถึง 3-10 โดยสมมุติให้ชุดการทำงานนี้ประกอบด้วยขั้นตอนวิธีพื้นฐาน 3 ขั้นตอนวิธี และก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบแต่ละขั้นตอนวิธีมีคำตอบที่ทำการค้นหามาดังนี้ ขั้นตอนวิธี A มี 3 คำตอบ ขั้นตอนวิธี B มี 1 คำตอบ และขั้นตอนวิธี C มี 4 คำตอบ โดยแต่ละคำตอบมีค่าความถูกต้องก่อนการแลกเปลี่ยนแสดงดังรูปที่ 3-8 และกระบวนการในการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบที่เกิดขึ้นทั้งหมดมีรายละเอียดดังนี้

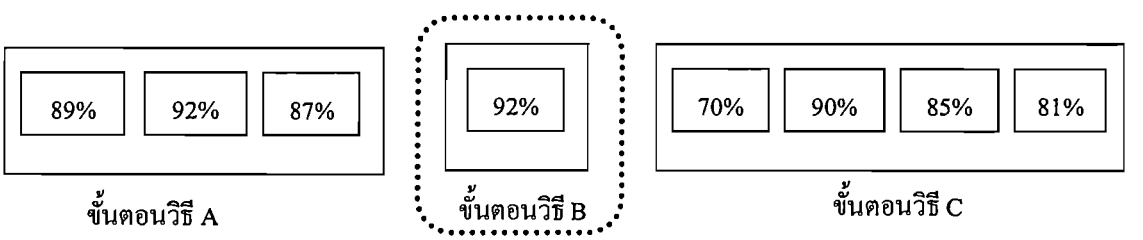


รูปที่ 3-8 ตัวอย่างกระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบของขั้นตอนวิธี A

กระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่ของขั้นตอนวิธี B

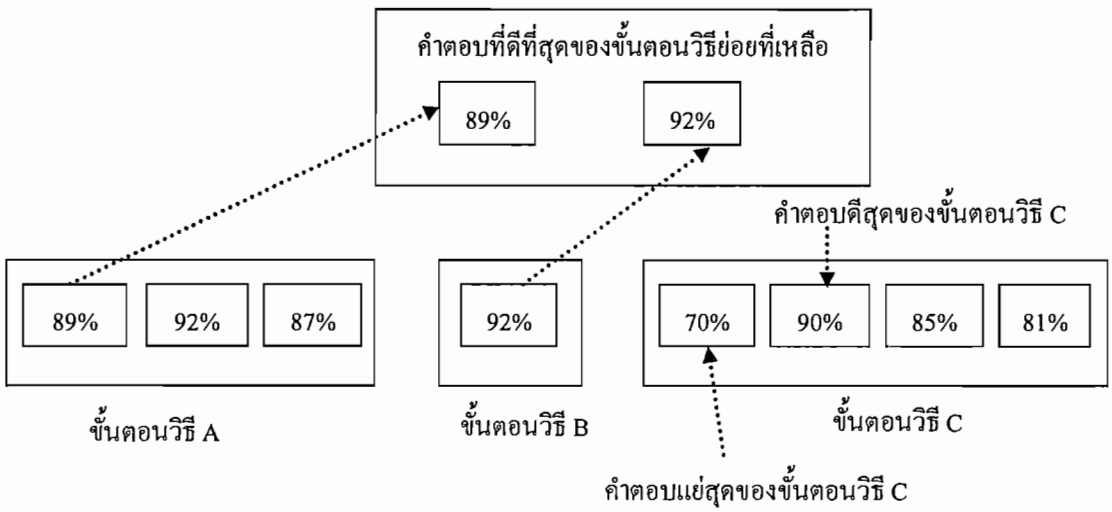


หลังการแลกเปลี่ยน

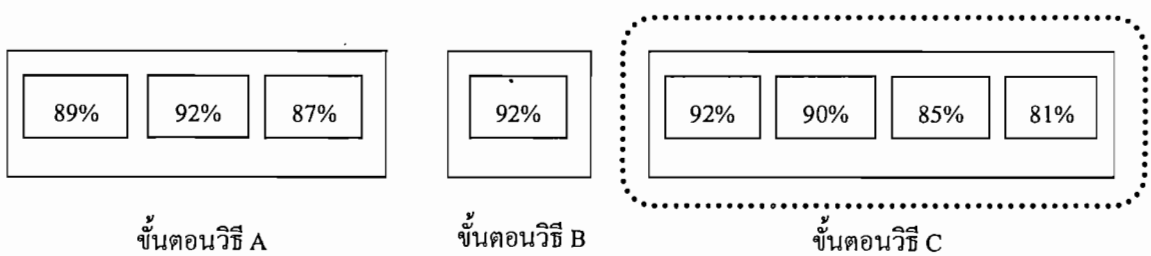


รูปที่ 3-9 ตัวอย่างกระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบของขั้นตอนวิธี B

<u>กระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่ของขั้นตอนวิธี C</u>



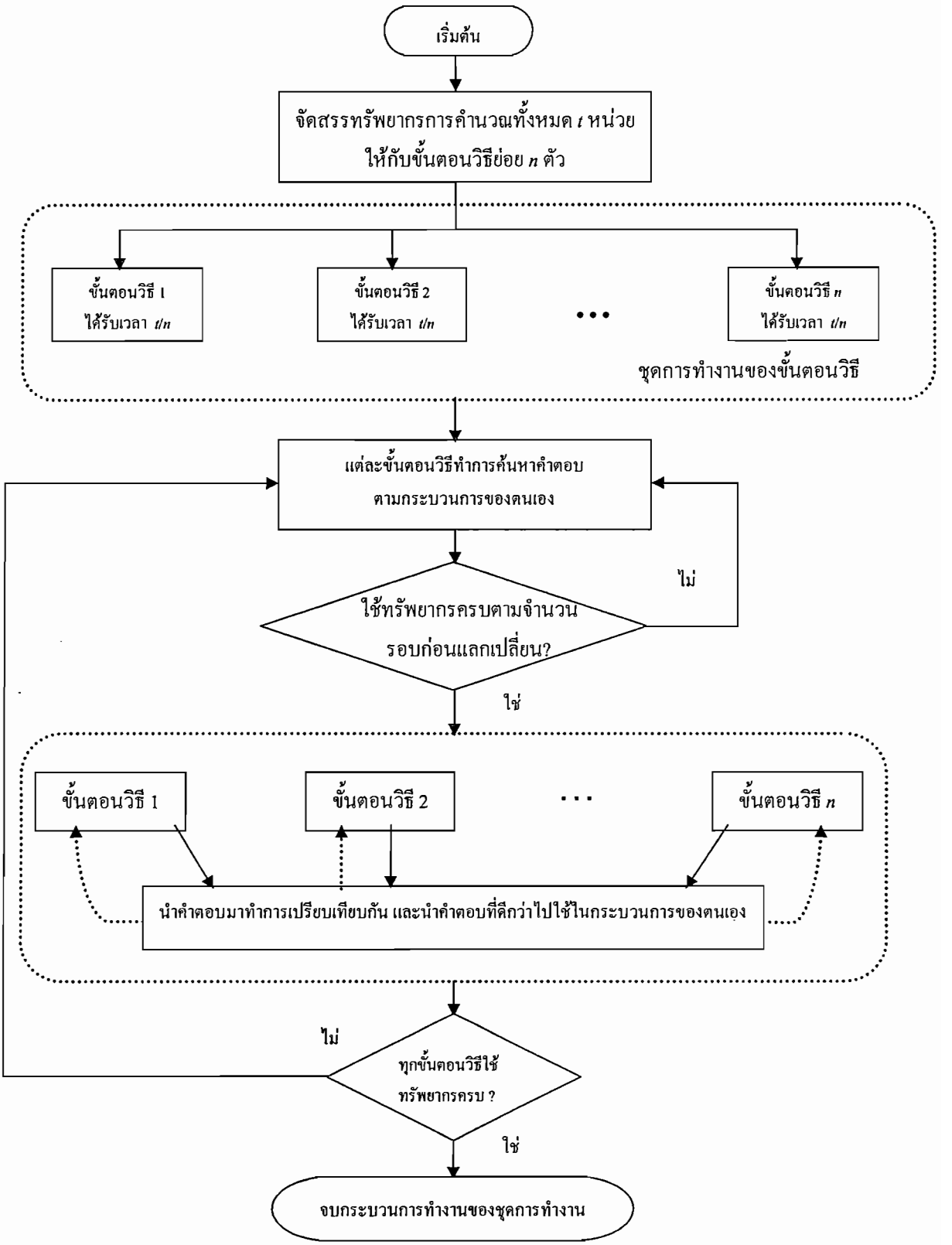
<u>หลังการแลกเปลี่ยน</u>



รูปที่ 3-10 ตัวอย่างกระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบของขั้นตอนวิธี C

3.7 สรุปกระบวนการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี

จากกระบวนการดำเนินการเพื่อจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ได้กล่าวมาในข้างต้น สรุปเป็นแผนผังการทำงานได้ดังรูปที่ 3-11



รูปที่ 3-11 กระบวนการทำงานของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่

3.8 การนำชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีไปแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม

3.8.1 การออกแบบการทดลอง

สำหรับการนำชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีไปแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่มในหัวข้อนี้ เป็นการนำเอาชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ได้ออกแบบไว้ทั้ง 11 รูปแบบดังที่อธิบายไว้ในหัวข้อ 3.4 ไปดำเนินการกับ 5 ปัญหามาตรฐานที่ทำการดาวน์โหลดมาจาก UCI Machine Repository โดยกำหนดทรัพยากรการคำนวณสูงสุดสำหรับทุกชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ดำเนินการกับแต่ละปัญหาไว้ที่ 1000 หน่วย ซึ่งจำนวนดังกล่าวจะเท่ากับทรัพยากรการคำนวณที่กำหนดให้แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ได้ทำการทดสอบไปในหัวข้อ3.3 และ กำหนดจำนวนรอบการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนคำตอบกำหนดไว้ที่ 100 รอบ

3.8.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีกับขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี เราจะทำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเทียบกับขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น เช่น สำหรับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี BPNN + GA เราจะทำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานนี้กับ 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงานนี้เท่านั้น นั่นคือ ขั้นตอนวิธี BPNN และ ขั้นตอนวิธี GA ซึ่งทั้งชุดการทำงานและขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณตามที่กำหนดไว้ข้างต้นเท่ากัน คือ 1000 หน่วย หมายความว่า การเปรียบเทียบในครั้งนี้ขั้นตอนวิธีพื้นฐานตอนทำการประมวลผลเดี่ยว ๆ จะได้ทรัพยากรการคำนวณขั้นตอนวิธีละ 1000 หน่วย แต่เมื่อมารวมกันเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี BPNN+GA ทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันในชุดการทำงานจะได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเท่ากันคือ ขั้นตอนวิธีละ 500 หน่วย

ค่าความถูกต้องสำหรับปัญหา Ecoli แสดงดังตารางที่ 3-14 ค่าความถูกต้องของปัญหา Haberman's Survival แสดงดังตารางที่ 3-15 ค่าความถูกต้องของปัญหา Iris แสดงดังตารางที่ 3-16 ค่าความถูกต้องของปัญหา Teaching Assistant Evaluation แสดงดังตารางที่ 3-17 และ ค่าความถูกต้องของปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame แสดงดังตารางที่ 3-18

ตารางที่ 3-14 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Ecoli

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN	73.60	61.30	69.18	64.47	65.93	63.23
GA	74.47	70.27	66.95	63.87	58.27	55.60
DE	81.20	76.10	76.01	72.11	68.03	65.17
ES	85.00	76.77	79.41	73.16	72.13	66.63
BPNN+GA	71.13	68.50*	62.60	60.25	53.53	51.07
BPNN+DE	79.50*	76.17*	72.26	69.73	64.00	62.80
BPNN+ES	84.30*	79.20*	78.34*	74.21*	70.97*	64.90
GA+DE	78.70*	75.53*	73.18*	70.37*	67.53*	64.27*
GA+ES	84.50*	79.57*	80.13*	76.45*	74.27*	69.20*
DE+ES	83.80*	80.57*	79.85*	77.25*	75.20*	70.60*
BPNN+GA+DE	76.77*	74.77*	70.72*	68.64*	63.67	61.67*
BPNN+GA+ES	83.77*	79.47*	78.95*	75.30*	72.03*	66.77*
BPNN+DE+ES	82.70*	78.90*	78.24*	74.97*	72.40*	67.63*
GA+DE+ES	83.37*	78.47*	79.18*	75.41*	74.07*	68.93*
BPNN+GA+DE+ES	82.13*	78.30*	77.79*	75.23*	71.90*	66.57*

หมายเหตุ

ค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงา หมายถึงค่าความถูกต้องของชุดการทำงานที่ดีกว่าอย่างน้อย 1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันในชุดการทำงานนั้น

ค่าความถูกต้องที่ปรากฏเครื่องหมาย “*” แทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมีค่าความถูกต้องดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น

ตารางที่ 3-15 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Haberman's Survival

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN	57.20	33.40	52.95	42.27	49.47	39.20
GA	79.90	74.83	78.67	73.55	76.70	74.33
DE	80.77	71.17	79.46	72.79	77.87	72.10
ES	82.03	71.37	80.83	71.21	79.80	70.83
BPNN+GA	80.03*	75.03*	79.07*	74.32*	76.77*	73.63*
BPNN+DE	80.33*	76.00*	79.07*	73.86*	77.37*	72.37*
BPNN+ES	81.93*	73.60*	80.63*	74.00*	79.60*	69.27*
GA+DE	80.47*	73.63*	79.69*	74.17*	73.87	73.93*
GA+ES	81.57*	71.77	80.57*	73.96*	78.70*	70.97
DE+ES	81.67*	73.23*	80.72*	73.93*	79.97*	67.33
BPNN+GA+DE	80.37*	75.50*	79.45*	74.50*	76.97*	73.63*
BPNN+GA+ES	81.43*	74.90*	80.46*	74.43*	77.33*	72.43*
BPNN+DE+ES	81.60*	73.23*	80.52*	74.38*	79.80*	70.90*
GA+DE+ES	81.63*	74.73*	80.53*	74.88*	77.93	73.00*
BPNN+GA+DE+ES	81.40*	73.60*	80.42*	74.75*	78.37*	72.63*

หมายเหตุ

ค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงา หมายถึงค่าความถูกต้องของชุดการทำงานที่ดีกว่าอย่างน้อย 1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันในชุดการทำงานนั้น

ค่าความถูกต้องที่ปรากฏเครื่องหมาย "*" แทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมีค่าความถูกต้องดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น

ตารางที่ 3-16 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Iris

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN	97.13	94.60	96.06	95.75	95.00	99.03
GA	97.50	93.13	86.50	84.87	68.63	68.00
DE	98.77	96.10	92.99	91.21	81.50	80.33
ES	99.80	93.50	95.21	92.59	83.33	78.87
BPNN+GA	97.03	91.57	92.96*	92.00*	83.23*	84.70*
BPNN+DE	98.07*	95.53*	94.61*	94.17*	87.43	89.10
BPNN+ES	99.87*	95.43*	98.43*	97.48*	95.80*	93.53*
GA+DE	98.53*	95.03*	91.73*	90.30*	79.07*	78.87*
GA+ES	99.87*	95.53*	98.72*	97.85*	96.67*	92.00*
DE+ES	100.00*	93.80	99.01*	97.91*	98.07*	92.83*
BPNN+GA+DE	98.00*	94.33	95.33*	94.35*	90.73*	92.27*
BPNN+GA+ES	99.80*	96.00*	98.84*	97.77*	97.77*	96.10*
BPNN+DE+ES	99.87*	95.83*	98.49*	97.99*	96.07*	93.57*
GA+DE+ES	99.87*	95.13*	98.94*	98.01*	97.87*	93.27*
BPNN+GA+DE+ES	99.73*	95.83*	98.41*	97.82*	95.90*	94.40*

หมายเหตุ

ค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงา หมายถึงค่าความถูกต้องของชุดการทำงานที่ดีกว่าอย่างน้อย 1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันในชุดการทำงานนั้น

ค่าความถูกต้องที่ปรากฏเครื่องหมาย "*" แทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมีค่าความถูกต้องดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น

ตารางที่ 3-17 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN	34.13	14.93	22.32	14.42	11.47	17.20
GA	65.23	48.17	58.03	50.19	51.87	45.67
DE	64.97	49.53	57.65	48.60	50.30	48.27
ES	72.37	42.07	63.85	50.05	56.47	51.77
BPNN+GA	61.23*	45.87*	54.17*	47.07*	47.50*	43.50*
BPNN+DE	58.80*	49.33*	52.41*	45.84*	45.77*	42.37*
BPNN+ES	68.13*	48.00*	61.15*	52.70*	53.70*	51.70*
GA+DE	64.37	51.10*	57.83	50.54*	50.63	45.40
GA+ES	69.80*	49.17*	62.99*	51.81*	55.97*	52.33*
DE+ES	70.43*	46.23*	63.91*	54.45*	58.00*	53.67*
BPNN+GA+DE	63.23*	49.80*	56.56*	49.29*	50.10*	44.10*
BPNN+GA+ES	67.53*	45.17*	61.54*	52.44*	55.23*	51.60*
BPNN+DE+ES	69.27*	47.07*	62.53*	52.14*	56.33*	50.53*
GA+DE+ES	69.10*	47.00*	62.55*	53.21*	56.20*	55.47*
BPNN+GA+DE+ES	67.57*	45.67*	61.22*	52.25*	55.13*	51.30*

หมายเหตุ

ค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงา หมายถึงค่าความถูกต้องของชุดการทำงานที่ดีกว่าอย่างน้อย 1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันในชุดการทำงานนั้น

ค่าความถูกต้องที่ปรากฏเครื่องหมาย "*" แทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมีค่าความถูกต้องดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น

ตารางที่ 3-18 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN	94.27	43.47	89.92	46.81	85.07	50.90
GA	89.10	71.63	82.71	62.59	73.23	61.50
DE	94.77	64.53	90.84	65.81	86.73	66.93
ES	97.77	77.60	94.57	67.46	91.43	60.00
BPNN+GA	89.03	59.40*	83.77	58.97*	74.33	57.70*
BPNN+DE	92.93	59.13*	88.27	63.23*	83.80	63.57*
BPNN+ES	95.80	69.70*	92.81*	67.77*	89.83*	59.27*
GA+DE	92.57*	57.17	88.35*	64.81*	79.30	67.20*
GA+ES	96.47*	72.57	93.07*	68.95*	86.33*	60.70
DE+ES	96.23	76.17*	92.87*	71.22*	89.83*	57.00
BPNN+GA+DE	91.27*	64.47*	87.29	62.81*	78.07	64.33*
BPNN+GA+ES	94.60*	70.00*	91.56*	64.91*	83.80*	60.17*
BPNN+DE+ES	94.53	71.23*	91.72	66.19*	89.13*	59.00
GA+DE+ES	94.93*	73.30*	92.11*	68.02*	82.93	61.40
BPNN+GA+DE+ES	94.53*	70.37*	91.51*	67.02*	81.00	64.10*

หมายเหตุ

ค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงา หมายถึงค่าความถูกต้องของชุดการทำงานที่ดีกว่าอย่างน้อย 1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันในชุดการทำงานนั้น

ค่าความถูกต้องที่ปรากฏเครื่องหมาย “*” แทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมีค่าความถูกต้องดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น

จากค่าความถูกต้องในตารางที่ 3-14 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Ecoli แสดงให้เห็นว่า เมื่อเราพิจารณาเฉพาะขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะพบว่า ในปัญหานี้ ขั้นตอนวิธี ES ดำเนินการแก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องสูงสุด ซึ่งเมื่อพิจารณาชุดการทำงานที่มีขั้นตอนวิธี ES เป็นส่วนประกอบ โดยเริ่มจากชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ประกอบด้วย 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน นั่นคือ ชุดการทำงาน BPNN+ES, ชุดการทำงาน GA+ES และ ชุดการทำงาน DE+ES พบว่า ค่าความถูกต้องกรณีค่าเฉลี่ยของชุดการทำงานเป็นดังนี้

ในชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี BPNN+ES ค่าความถูกต้องที่ได้จากชุดการทำงานในขั้นตอนการสอนกรณีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 78.34% ซึ่งมากกว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐาน BPNN ที่มีค่าความถูกต้องกรณีเฉลี่ยเท่ากับ 69.18% และมากกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานซึ่งเท่ากับ 74.295 คำนวณได้จาก ((69.47+79.41)/2) ส่วนค่าความถูกต้องของชุดการทำงานในขั้นตอนการทดสอบเปรียบเทียบกันในกรณีค่าเฉลี่ย พบว่า ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานดีกว่าทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

ในชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี GA+ES และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี DE+ES ค่าความถูกต้องของทั้ง 2 ชุดการทำงานทั้งในขั้นตอนการสอนและการทดสอบกรณีเฉลี่ย แสดงให้เห็นว่า ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมีค่าความถูกต้องสูงกว่า 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาประกอบเป็นชุดการทำงาน และเนื่องจาก 1 ในขั้นตอนวิธีพื้นฐาน คือ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่แก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องสูงสุดในบรรดาขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่วิทยานิพนธ์นี้นำมาจัดชุดการทำงาน นั่นหมายความว่าทั้ง 2 ชุดการทำงานของเราแก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องสูงกว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานของวิทยานิพนธ์นี้

เมื่อเราลองนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่แก้ปัญหาแล้วให้ค่าความถูกต้องต่ำสุด คือ ขั้นตอนวิธี GA มาจัดเป็นชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธีนอกเหนือจากชุดการทำงานที่อธิบายไปในตอนต้น นั่นคือ ชุดการทำงาน BPNN+GA และ ชุดการทำงาน GA+DE พบว่า ในชุดการทำงาน GA+DE ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานทั้งขั้นตอนการสอนและการทดสอบในกรณีเฉลี่ยดีกว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐาน GA และดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน แต่สำหรับชุดการทำงาน BPNN+GA ค่าความถูกต้องที่ได้กลับไม่ดีกว่าค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธีพื้นฐานใดเลยที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงาน นั่นหมายความว่า แม้ว่าเราจะนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานมาจัดชุดการทำงานร่วมกัน แต่ถ้าชุดการทำงานประกอบด้วยขั้นตอนวิธีพื้นฐานเพียงไม่กี่ขั้นตอนวิธี เช่น การนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานมาจัดชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธีอาจจะมีความเสี่ยงที่ค่อนข้างมากที่จะไม่ได้รับค่าความถูกต้องที่ดีกว่าการประมวลผลเดี่ยว ๆ ของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน ดังนั้นหากเรา

เลือกขั้นตอนวิธีพื้นฐานมาจัดชุดการทำงานในจำนวนที่มากขึ้นเป็นชุดการทำงานจำนวน 3 และ 4 ขั้นตอนวิธีจะพบว่าความเสี่ยงที่จะได้ค่าความถูกต้องที่น้อยกว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานลดลง ดังจะเห็นได้จากชุดการทำงานจำนวน 3 และ 4 ที่มีขั้นตอนวิธี BPNN และ ขั้นตอนวิธี GA เป็นส่วนประกอบทุกชุดการทำงานจะมีค่าความถูกต้องที่ดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของบรรดาขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น ๆ

จากค่าความถูกต้องในตารางที่ 3-15 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Haberman's Survival แสดงให้เห็นว่าในปัญหานี้ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่แก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องสูงสุดในขั้นตอนการสอนกรณีค่าเฉลี่ยคือขั้นตอนวิธี ES และในขั้นตอนการทดสอบขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดคือขั้นตอนวิธี GA ซึ่งเมื่อนำทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานดังกล่าวไปจัดชุดการทำงานจำนวน 2 พบว่า ชุดการทำงาน BPNN+GA, ชุดการทำงาน BPNN+ES และ ชุดการทำงาน GA+DE ในขั้นตอนการทดสอบกรณีค่าเฉลี่ยของทั้ง 3 ชุดการทำงานมีค่าความถูกต้องดีกว่า 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น

ส่วนชุดการทำงานจำนวน 3 ที่มีขั้นตอนวิธี GA และ ขั้นตอนวิธี ES เป็นส่วนประกอบในชุดการทำงาน นั่นคือ ชุดการทำงาน BPNN+GA+DE, ชุดการทำงาน BPNN+GA+ES, ชุดการทำงาน BPNN+DE+ES และ ชุดการทำงาน GA+DE+ES พบว่า ในขั้นตอนการสอนกรณีค่าเฉลี่ยชุดการทำงานทั้ง 4 รูปแบบให้ค่าความถูกต้องดีกว่า 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานนั้นๆ และในขั้นตอนการทดสอบกรณีเฉลี่ยของทั้ง 4 ชุดการทำงานค่อนข้างประสบความสำเร็จในการแก้ปัญหากล่าวคือ ทั้ง 4 ชุดการทำงานที่กล่าวในข้างต้นให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาดีกว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงาน

และสำหรับชุดการทำงานจำนวน 4 ขั้นตอนวิธี ค่าความถูกต้องที่ได้ก็เป็นไปในทิศทางเดียวกับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจำนวน 3 ขั้นตอนวิธี นั่นคือ ในขั้นตอนการสอนกรณีค่าเฉลี่ยค่าความถูกต้องของชุดการทำงานสูงกว่า 3 ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน คือ ค่าความถูกต้องสูงกว่าขั้นตอนวิธี BPNN, ขั้นตอนวิธี GA และ ขั้นตอนวิธี DE และในขั้นตอนการสอนกรณีค่าเฉลี่ยค่าความถูกต้องของชุดการทำงานดีกว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

สิ่งที่น่าสังเกตสำหรับปัญหานี้ก็คือ ทุกชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีไม่ว่าจะเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจำนวน 2 ขั้นตอนวิธี, ชุดการทำงานจำนวน 3 ขั้นตอนวิธี และชุดการทำงานจำนวน 4 ขั้นตอนวิธี ในขั้นตอนการทดสอบกรณีค่าเฉลี่ย ค่าความถูกต้องของทุกชุดการทำงานมีค่าสูงกว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐาน นั่นหมายถึงว่า ในขั้นตอนการทดสอบทุกชุดการทำงานมีค่าความ

ถูกต้องสูงกว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่แก้ปัญหานี้ได้ดีที่สุด อย่าง GA อีกด้วย แสดงว่าการจัดชุดการทำงานสำหรับปัญหานี้ช่วยทำให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาดียิ่งขึ้นอย่างเห็นได้ชัดโดยเฉพาะอย่างยิ่งในขั้นตอนของการทดสอบ

จากค่าความถูกต้องในตารางที่ 3-16 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Iris แสดงให้เห็นว่า ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่แก้ปัญหานี้แล้วให้ค่าความถูกต้องสูงสุดคือ ขั้นตอนวิธี BPNN ซึ่งให้ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนสูงถึง 96.06% และเมื่อนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานนี้ไปจัดชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธี พบว่า ในชุดการทำงาน BPNN+GA และ ชุดการทำงาน BPNN+DE ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานในขั้นตอนการสอนกรณีค่าเฉลี่ยของทั้ง 2 ชุดการทำงานดีกว่า 1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน นั่นคือ ดีกว่าขั้นตอนวิธี GA และ DE ตามลำดับ และดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงาน ส่วนชุดการทำงาน BPNN+ES ซึ่งเป็นชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธีที่มีขั้นตอนวิธี BPNN เป็นส่วนประกอบในชุดการทำงานเช่นเดียวกับ 2 ชุดการทำงานที่กล่าวไปในข้างต้น แต่สิ่งที่น่าสนใจของชุดการทำงานนี้ก็คือ ทั้งในขั้นตอนของการสอนและการทดสอบชุดการทำงานนี้มีค่าความถูกต้องกรณีค่าเฉลี่ยสูงกว่า 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน นั่นแสดงว่า ได้ค่าความถูกต้องสูงกว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดชุดการทำงานในครั้งนี้

หากมองในภาพรวมจะสังเกตเห็นว่าทั้งในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบกรณีค่าเฉลี่ย ชุดการทำงานที่ประสบความสำเร็จกับการแก้ปัญหานี้ กล่าวคือ ได้ค่าความถูกต้องสูงกว่าทุก ๆ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่วิทยานิพนธ์นี้เลือกมาจัดชุดการทำงาน ประกอบไปด้วย ชุดการทำงาน BPNN+ES, ชุดการทำงาน GA+ES, ชุดการทำงาน DE+ES, ชุดการทำงาน BPNN+GA+ES, ชุดการทำงาน BPNN+DE+ES, ชุดการทำงาน GA+DE+ES และ ชุดการทำงาน BPNN+GA+DE+ES ซึ่งมีชุดการทำงานที่ให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าทุก ๆ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานถึง 7 ชุดการทำงานด้วยกันจากชุดการทำงานทั้งหมด 11 รูปแบบ

จากค่าความถูกต้องในตารางที่ 3-17 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation แสดงให้เห็นว่า ในขั้นตอนการสอนขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ดำเนินการแก้ปัญหานี้แล้วได้ค่าความถูกต้องสูงสุดคือ ขั้นตอนวิธี ES โดยได้ค่าความถูกต้องในกรณีเฉลี่ยเท่ากับ 63.85 ส่วนในขั้นตอนการทดสอบขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่แก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องสูงสุดคือ ขั้นตอนวิธี GA โดยได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 50.19

เมื่อนำขั้นตอนวิธีพื้นฐาน ES ซึ่งแก้ปัญหาแล้วให้ค่าความถูกต้องสูงสุดในขั้นตอนของการสอนไปทำการจัดชุดการทำงานจำนวน 2, 3 และ 4 ขั้นตอนวิธี พบว่า ในชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธี ทุกชุดการทำงานที่มี ES เป็นส่วนประกอบมีค่าความถูกต้องสูงกว่าอย่างน้อย 1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานและดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงาน และยิ่งไปกว่านั้น ในชุดการทำงาน DE+ES การแก้ปัญหาของชุดการทำงานนี้ทั้งในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบกรณีค่าเฉลี่ย ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานดีกว่าทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน และ ดีกว่าทุกๆขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดชุดการทำงานในครั้งนี้อีกด้วย

สำหรับชุดการทำงานจำนวน 3 และ 4 ขั้นตอนวิธี สังเกตเห็นว่า ถ้าเป็นชุดการทำงานจำนวน 3 ขั้นตอนวิธีค่าความถูกต้องที่ได้จากชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีในขั้นตอนการสอนกรณีค่าเฉลี่ยจะดีกว่าอย่างน้อย 2 ขั้นตอนวิธีสำหรับชุดการทำงานจำนวน 3 ขั้นตอนวิธี และ ดีกว่าอย่างน้อย 3 ขั้นตอนวิธีในชุดการทำงานจำนวน 4 แต่ผลลัพธ์ที่ดียิ่งไปกว่านั้นคือ ในขั้นตอนของการทดสอบของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจำนวน 3 และ 4 ขั้นตอนวิธีกรณีค่าเฉลี่ยที่มีขั้นตอนวิธีพื้นฐาน ES เป็นส่วนประกอบ พบว่า ทุกชุดการทำงานดังที่กล่าวไปในข้างต้นดำเนินการแก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องที่สูงกว่าทุก ๆ ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

นอกจากชุดการทำงานจำนวน 3 และ 4 ขั้นตอนวิธีที่มีขั้นตอนวิธีพื้นฐาน ES เป็นส่วนประกอบจะแก้ปัญหาได้ดีเหนือกว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานดังที่กล่าวไปแล้วนั้น สำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation ยังมีชุดการทำงานที่แก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องสูงกว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานอีกจำนวนหนึ่ง กล่าวคือ ในขั้นตอนการสอนชุดการทำงานที่ให้ค่าความถูกต้องกรณีค่าเฉลี่ยสูงกว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐาน คือ ชุดการทำงาน DE+ES และ ในขั้นตอนการทดสอบชุดการทำงานที่แก้ปัญหาแล้วได้ค่าความถูกต้องกรณีค่าเฉลี่ยสูงกว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐาน ได้แก่ ชุดการทำงาน BPNN+ES, ชุดการทำงาน GA+DE, ชุดการทำงาน GA+ES และชุดการทำงาน DE+ES

จากค่าความถูกต้องในตารางที่ 3-18 การทดสอบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี และ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame แสดงให้เห็นว่า ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่แก้ปัญหานี้แล้วให้ค่าความถูกต้องสูงสุดทั้งขั้นตอนของการสอนและขั้นตอนการทดสอบในกรณีเฉลี่ย คือ ขั้นตอนวิธี ES โดยได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 94.57% และ 67.46% ตามลำดับ เมื่อเรานำขั้นตอนวิธีพื้นฐานนี้ไปจัดชุดการทำงานขนาดต่างๆ พบว่าค่าความถูกต้องที่ได้ของชุดการทำงานที่มีขั้นตอนวิธี ES เป็นส่วนประกอบทุกกรณีมีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบดีกว่าอย่างน้อย 1 ขั้นตอนวิธีสำหรับชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธี ดีกว่าอย่างน้อย 2 ขั้นตอนวิธีสำหรับชุดการทำงานจำนวน 3 ขั้นตอนวิธี และดีกว่าอย่างน้อย 3 ขั้นตอนวิธีสำหรับชุดการทำงานจำนวน 4 ขั้นตอนวิธี และ เกือบทุกกรณีของชุดการทำงานที่มีขั้นตอนวิธี ES เป็นส่วนประกอบทั้งในขั้นตอนการสอนและการทดสอบในกรณีค่าเฉลี่ยมีค่าสูงกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของบรรดาขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันเป็นชุดการทำงาน ยกเว้นชุดการทำงานเดียวที่ได้ค่าความถูกต้องไม่ถึงค่าความถูกต้องเฉลี่ยของบรรดาขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงาน กรณีดังกล่าวคือ ชุดการทำงาน BPNN+DE+ES แต่ชุดการทำงานดังกล่าวยังคงดีกว่าอย่างน้อย 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน นั่นคือ ดีกว่าขั้นตอนวิธี BPNN และขั้นตอนวิธี DE

สำหรับชุดการทำงานที่ประสบความสำเร็จในการแก้ปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame แล้วได้ค่าความถูกต้องในขั้นตอนของการทดสอบสูงกว่าค่าความถูกต้องของทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่วิทยานิพนธ์นี้เลือกมา มีทั้งหมด 4 ชุดการทำงาน ได้แก่ ชุดการทำงาน BPNN+ES, ชุดการทำงาน GA+ES, ชุดการทำงาน DE+ES และชุดการทำงาน GA+DE+ES

จากผลการทดลองทั้งหมดในข้างต้นตั้งแต่ตารางที่ 3-14 ถึงตารางที่ 3-18 พบว่า แม้ว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดเป็นชุดการทำงานจะให้ประสิทธิภาพของค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาที่แตกต่างกันเมื่อดำเนินการกับปัญหาที่ต่างกัน แต่เมื่อนำขั้นตอนวิธีดังกล่าวมาจัดเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีกลับช่วยให้ค่าความถูกต้องของการจำแนกประเภทของข้อมูลดียิ่งขึ้น โดยค่าความถูกต้องที่ได้จากชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้งในขั้นตอนของการสอนและการทดสอบโดยส่วนใหญ่ดีกว่าอย่างน้อย 1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น สำหรับชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธี ดีกว่าอย่างน้อย 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับชุดการทำงานจำนวน 3 ขั้นตอนวิธี และ ดีกว่าอย่างน้อย 3 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับชุดการทำงานจำนวน 4 ขั้นตอนวิธี และส่วนใหญ่ดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของบรรดาขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานนั้น นอกจากนี้ ยังมีชุดการทำงานจำนวนไม่น้อยที่ประสบความสำเร็จในการแก้ปัญหาทั้งในขั้นตอนการสอน และขั้นตอนของการทดสอบ กล่าวคือ ดำเนินการแก้ปัญหาได้ดีขึ้นจนได้ค่าความถูกต้องที่สูงกว่าทุก ๆ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่วิทยานิพนธ์นี้นำมาจัดชุดการทำงานร่วมกัน

แม้ว่าการนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานมาจัดเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจะช่วยให้ค่าความถูกต้องโดยรวมดีขึ้น แต่ยังมีบางกรณีที่ค่าความถูกต้องที่ได้ไม่เป็นไปตามนั้น ซึ่งอาจมาจากหลากหลายปัจจัย เช่น คุณลักษณะของปัญหาที่นำมาทดสอบ คุณลักษณะของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดชุดการทำงาน เป็นต้น และพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่มีการกำหนดค่าไว้ในตอนต้นก็อาจจะเป็นปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อค่าความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้ ซึ่งในหัวข้อถัดไปจะนำเสนอการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานที่มีค่าของพารามิเตอร์แตกต่างกันเพื่อทดสอบสมมุติฐานดังกล่าว

3.9 การทดสอบพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของชุดการทำงาน

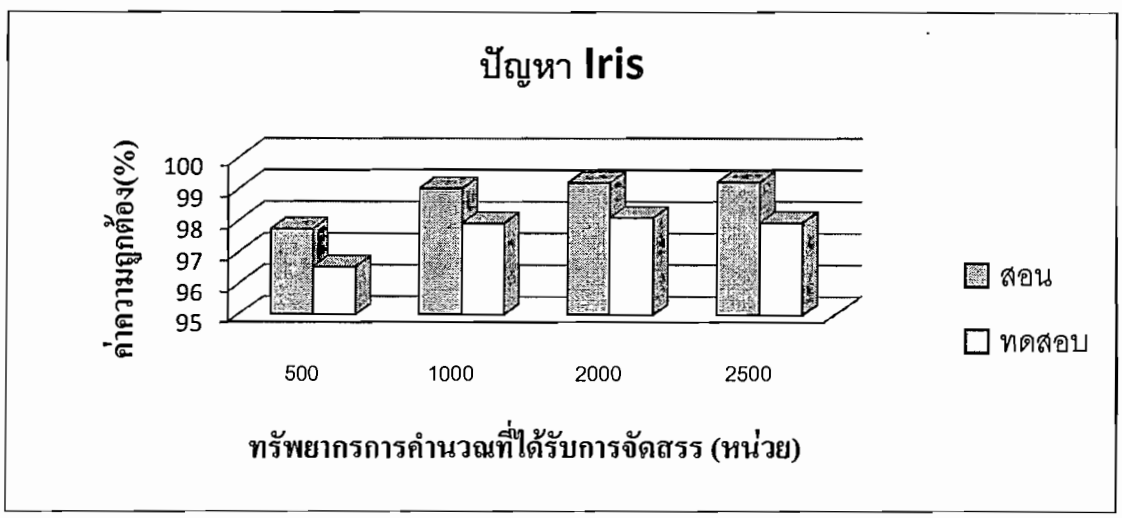
จากการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีในหัวข้อที่ 3.8 เราได้กำหนดค่าของพารามิเตอร์ 2 ตัวซึ่งเป็นพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเอาไว้ นั่นคือ ทรัพยากรในการคำนวณสูงสุดจำนวน 1000 หน่วย และจำนวนการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบจำนวน 100 รอบ ในส่วนนี้จะทดลองทำการปรับค่าพารามิเตอร์ 2 ตัวนี้ เพื่อทดสอบว่าค่าของพารามิเตอร์ดังกล่าวมีผลต่อประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีอย่างไร

โดยแบ่งการทดลองออกเป็น 2 ส่วน คือ การศึกษาผลลัพธ์ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเมื่อได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณแตกต่างกัน และ การศึกษาผลลัพธ์ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเมื่อจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนแตกต่างกัน

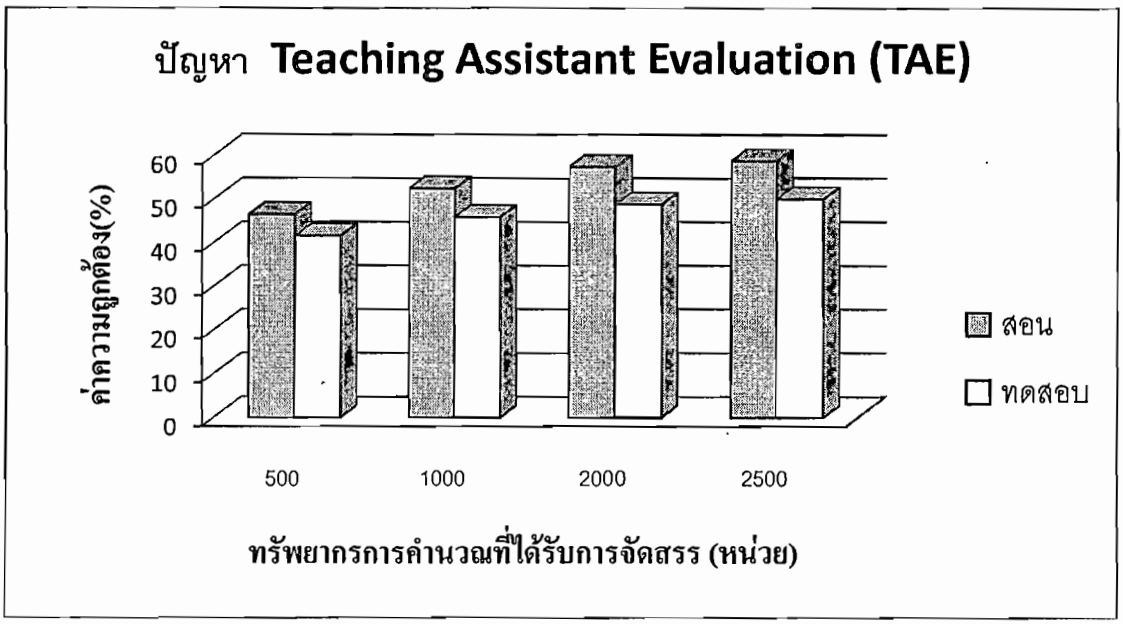
การทดลองทั้งสองส่วนได้เลือกทำการทดสอบเฉพาะกับปัญหาที่ดำเนินการด้วยชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแล้วให้ผลลัพธ์ดีสุด และ แย่สุดจากผลการทดสอบประสิทธิภาพของชุดการทำงานทั้งหมดในหัวข้อ 3.8 นั่นคือ ปัญหา Iris ที่ดำเนินการแก้ปัญหาด้วยชุดการทำงาน DE+ES และปัญหา Teaching Assistant Evaluation ที่ดำเนินการแก้ปัญหาด้วยชุดการทำงาน BPNN+DE ตามลำดับ รายละเอียดของผลการศึกษาทดลองทั้งหมด มีดังนี้

3.9.1 ผลลัพธ์ของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเมื่อจัดสรรทรัพยากรการคำนวณต่างกัน

การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่ใช้ทดสอบในส่วนนี้ ประกอบไปด้วย 500 รอบ, 1000 รอบ, 2000 รอบ และ 2500 รอบ โดยกำหนดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนไว้เท่ากันที่จำนวน 100 รอบ ซึ่งผลลัพธ์ของปัญหา Iris ที่ดำเนินการแก้ปัญหาด้วยชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี DE+ES แสดงดังรูปที่ 3-12 และ ผลลัพธ์ของปัญหา Teaching Assistant Evaluation ที่ดำเนินการแก้ปัญหาด้วยชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี BPNN+DE แสดงดังรูปที่ 3-13



รูปที่ 3-12 ค่าความถูกต้องของการแก้ปัญหา Iris ด้วยชุดการทำงาน DE+ES ที่มีทรัพยากรการคำนวณต่างกัน



รูปที่ 3-13 ค่าความถูกต้องของการแก้ปัญหา TAE ด้วยชุดการทำงาน BPNN+DE ที่มีทรัพยากรการคำนวณต่างกัน

ผลการทดลองในรูปที่ 3-13 เป็นค่าความถูกต้องของการแก้ปัญหา Iris ด้วยชุดการทำงาน DE+ES ที่กำหนดจำนวนทรัพยากรการคำนวณไว้แตกต่างกัน พบว่า จากค่าความถูกต้องที่ได้จากการแก้ปัญหา Iris ด้วยทรัพยากรการคำนวณที่ 1000 หน่วย ซึ่งให้ค่าความถูกต้องในขั้นตอนของการสอนและการทดสอบอยู่ที่ 99.01% และ 97.91% ตามลำดับ เมื่อเราลองลดจำนวนทรัพยากรการคำนวณนี้ลงเหลือเพียง 500 หน่วยค่าความถูกต้องที่ได้ลดลงอย่างเห็นได้ชัด คือ เหลือค่าความถูกต้องเพียง 97.74% ในขั้นตอนการสอน และ 96.53% ในขั้นตอนการทดสอบ นั่นแสดงว่าการลดจำนวนทรัพยากรการคำนวณลงไม่ได้ช่วยให้ค่าความถูกต้องดีขึ้น ดังนั้น เราจะทดลองเพิ่มจำนวนทรัพยากรการคำนวณไปเป็น 2000 หน่วย และ 2500 หน่วย ตามลำดับ

เมื่อเพิ่มทรัพยากรการคำนวณไปเป็น 2000 หน่วย พบว่า ในขั้นตอนการสอนค่าความถูกต้องดีขึ้นจากเดิม 0.18% คือเพิ่มจาก 99.01% ไปเป็น 99.19% และในขั้นตอนการทดสอบค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้น 0.11% ซึ่งเพิ่มขึ้นจาก 97.91% ไปเป็น 98.02% เมื่อแนวโน้มเป็นเช่นนี้ แสดงว่าหากเราเพิ่มจำนวนทรัพยากรการคำนวณเพิ่มขึ้นไปอีกเป็น 2500 หน่วย ค่าความถูกต้องที่ได้ทั้งในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบน่าจะเพิ่มขึ้น ซึ่งเมื่อเราได้ทำการทดสอบผลปรากฏว่าผลลัพธ์ที่ได้เป็นไปในทิศทางเดียวกันคือผลลัพธ์เพิ่มขึ้นอีกแต่เพียงเล็กน้อยเท่านั้น กล่าวคือ ในขั้นตอนการสอนค่าความถูกต้องเมื่อเพิ่มจำนวนทรัพยากรการคำนวณจาก 2000 หน่วย ขึ้นไปเป็น 2500 หน่วย ได้ค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้น 0.02% ซึ่งเป็นการเพิ่มขึ้นเพียงเล็กน้อยเท่านั้นเมื่อเทียบกับจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่เพิ่มขึ้นถึง 500 หน่วย สังเกตว่าค่าความถูกต้องที่เพิ่มขึ้นเป็นการ

เพิ่มขึ้นในหลักทศนิยมลำดับที่ 2 ส่วนในขั้นตอนการทดสอบค่าความถูกต้องหลังจากเพิ่มจำนวนทรัพยากรการคำนวณไปอีก 500 หน่วยพบว่าค่าความถูกต้องต่ำลงเล็กน้อย คือ ลดลงจำนวน 0.09% นี้อาจแสดงให้เห็นว่าจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่ค่อนข้างมากช่วยให้ชุดการทำงานมีทรัพยากรเพียงพอที่จะค้นพบคำตอบที่ให้ค่าความถูกต้องสูง แต่หากเพิ่มจำนวนทรัพยากรมากเกินไปค่าความถูกต้องที่ได้ก็อาจจะไม่ดีขึ้นมากนัก

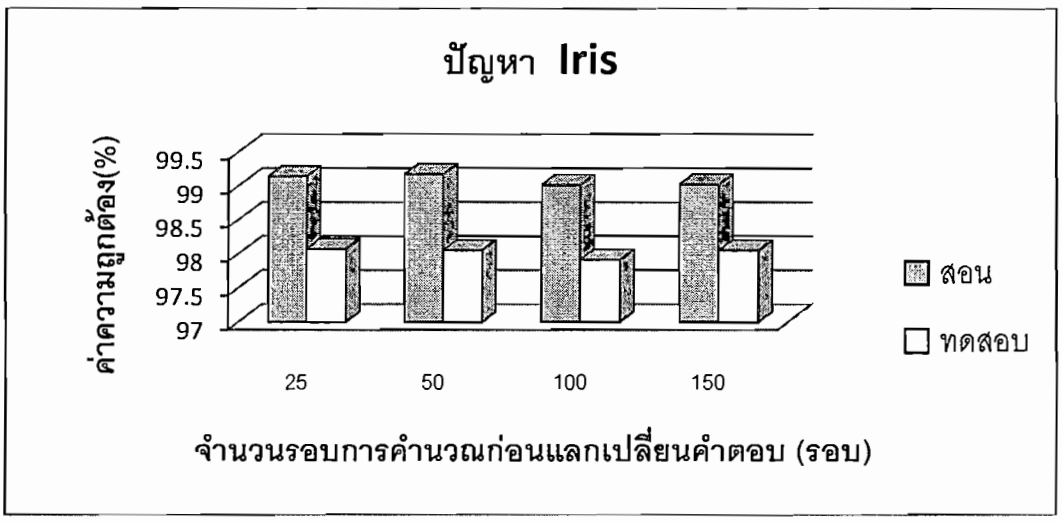
สำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation ที่ดำเนินการด้วยชุดการทำงาน BPNN+DE ผลการทดลองที่ได้แสดงดังรูปที่ 3-14 ซึ่งสอดคล้องกับผลลัพธ์จากปัญหา Iris กล่าวคือ เมื่อเราลองลดจำนวนทรัพยากรการคำนวณลงครึ่งหนึ่งให้เหลือเพียง 500 หน่วย พบว่า ในขั้นตอนการสอนกรณีค่าเฉลี่ยค่าความถูกต้องลดลงอย่างเห็นได้ชัด คือ ลดลง 5.96% ส่วนในขั้นตอนการทดสอบค่าความถูกต้องที่ได้จากการแก้ปัญหาลดลง 4.32% แสดงว่าการลดจำนวนทรัพยากรการคำนวณลงอาจไม่ส่งผลดีต่อชุดการทำงาน

เมื่อการลดจำนวนทรัพยากรการคำนวณลงแล้วทำให้ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานลดลง ดังนั้นเราทำการทดลองต่อโดยเพิ่มทรัพยากรการคำนวณไปเป็น 2000 หน่วย และ 2500 หน่วยเช่นเดียวกับที่ทดสอบในปัญหา Iris ผลปรากฏว่าเมื่อเพิ่มจำนวนทรัพยากรการคำนวณเป็น 2000 ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนและการทดสอบเพิ่มขึ้น 5.30% และ 2.75% ตามลำดับ ซึ่งยังเป็นการเพิ่มขึ้นของค่าความถูกต้องที่ค่อนข้างสูงอยู่ จากนั้นเมื่อเราเพิ่มจำนวนทรัพยากรการคำนวณไปเป็น 2500 หน่วย ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาที่ได้ก็ยังคงสูงขึ้นอยู่แต่เริ่มไม่มากนักนั่นคือ ในขั้นตอนการสอนค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้น 0.98% และในขั้นตอนการทดสอบค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้น 1.80% ซึ่งหากเราเพิ่มจำนวนทรัพยากรการคำนวณไปอีก ค่าความถูกต้องที่ได้ก็คงไม่เพิ่มขึ้นมากนักซึ่งผลการทดลองของปัญหานี้ก็เป็นไปในทิศทางเดียวกับการทดลองในปัญหา Iris ที่กล่าวไปในตอนต้น

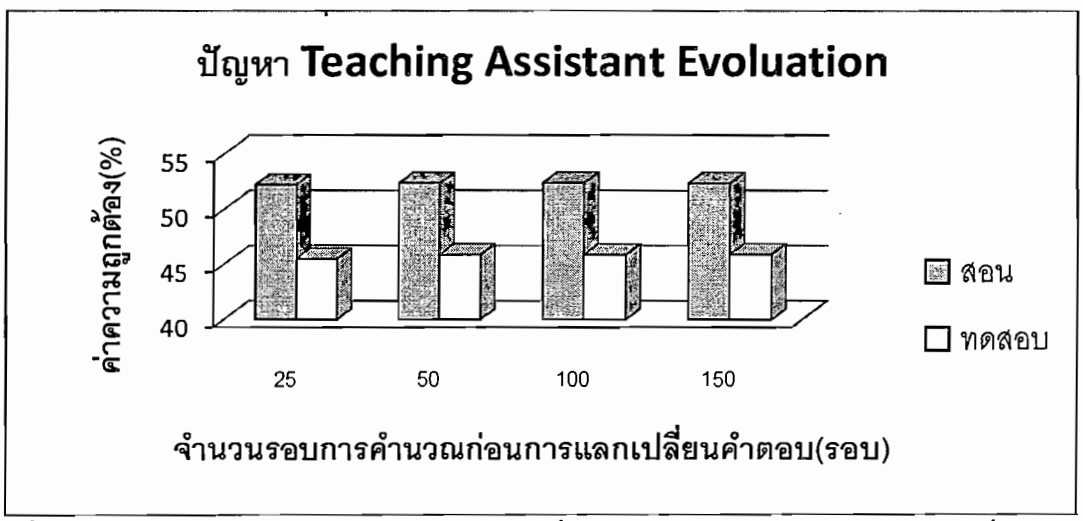
จากผลการทดสอบพารามิเตอร์ในส่วนของจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่แตกต่างกันในทั้ง 2 ปัญหา คือ ปัญหา Iris และ ปัญหา Teaching Assistant Evaluation พบว่า ทรัพยากรการคำนวณที่จัดสรรให้แต่ละชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเป็นปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อค่าความถูกต้องของชุดการทำงาน โดยจำนวนทรัพยากรการคำนวณยิ่งมากจะทำให้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมีทรัพยากรสำหรับการคำนวณที่มากเพียงพอในการค้นหาคำตอบที่ดี แต่ทรัพยากรการคำนวณที่มากเกินไปก็อาจจะไม่ได้ทำให้ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานดีขึ้นมากนัก ดังนั้น การกำหนดจำนวนทรัพยากรที่เหมาะสมสำหรับแต่ละปัญหาน่าจะช่วยลดปริมาณการคำนวณแต่ยังคงให้ผลลัพธ์ที่ดีในการแก้ปัญหา

3.9.2 ผลลัพธ์ของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเมื่อจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบต่างกัน

จำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบที่ใช้ทดสอบในส่วนนี้กำหนดไว้ที่จำนวน 25, 50, 100 และ 150 รอบ โดยกำหนดทรัพยากรการคำนวณเท่ากันที่ 1000 หน่วย ผลลัพธ์ของปัญหา Iris ที่แก้ปัญหาด้วยชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี DE+ES แสดงดังรูปที่ 3-14 และผลลัพธ์ของปัญหา Teaching Assistant Evaluation ที่แก้ปัญหาด้วยชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี BPNN+DE แสดงดังรูปที่ 3-15



รูปที่ 3-14 ผลการแก้ปัญหา Iris ด้วย DE+ES ที่มีจำนวนรอบการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนคำตอบต่างกัน



รูปที่ 3-15 ผลการแก้ปัญหา TAE ด้วย BPNN+DE ที่มีจำนวนรอบการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนคำตอบต่างกัน

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงาน DE+ES สำหรับปัญหา Iris กรณีกำหนดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบแตกต่างกันดังรูปที่ 3-14 แสดงให้เห็นว่า จากการทดสอบประสิทธิภาพของชุดการทำงานกับทั้ง 5 ปัญหาในหัวข้อ 3.8 ซึ่งได้กำหนดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนไว้เท่ากันที่ 100 รอบ พบว่าค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหา Iris ด้วยชุดการทำงาน DE+ES ได้ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบ คือ 99.01% และ 97.91% ตามลำดับ

เมื่อเราทดลองเพิ่มจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนไปเป็น 150 รอบ พบว่า ค่าความถูกต้องในขั้นตอนของการสอนและขั้นตอนของการทดสอบดีขึ้นเล็กน้อย นั่นคือ ในขั้นตอนการสอนเมื่อเพิ่มจำนวนรอบการคำนวณเป็น 150 รอบได้ค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้น 0.01% ซึ่งค่อนข้างน้อยมาก และ ค่าความถูกต้องที่เพิ่มขึ้นในขั้นตอนการทดสอบเท่ากับ 0.14% ซึ่งเป็นการเพิ่มขึ้นที่ไม่มากอีกเช่นกัน

จากการทดลองเพิ่มจำนวนรอบของการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนแล้วค่าความถูกต้องที่ได้ไม่แตกต่างกันมากนัก เราจึงลองลดจำนวนรอบการคำนวณดังกล่าวลงเพื่อศึกษาทิศทางหรือแนวโน้มของค่าความถูกต้องที่ได้ว่าเป็นอย่างไร โดยการทำการทดลองลดจำนวนรอบการคำนวณลงเหลือเพียง 50 รอบ ผลปรากฏว่าค่าความถูกต้องที่ได้เพิ่มขึ้นค่อนข้างมากเมื่อเทียบกับตอนที่เราทดลองลดจำนวนลง กล่าวคือ ในขั้นตอนการสอนเมื่อทดลองลดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนเหลือเพียง 50 รอบ ได้ค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้น 0.16% และในขั้นตอนการทดสอบได้ค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้น 0.14% แสดงว่าการลดจำนวนรอบการคำนวณลงน่าจะให้ช่วยให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาที่ดีขึ้น

เพื่อทดสอบสมมุติฐานในข้างต้นเราจึงทำการลดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนให้มีจำนวนน้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ คือ เหลือเพียง 25 รอบ เนื่องจากขั้นตอนวิธีในกลุ่มขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการมีจำนวนประชากรคำตอบแตกต่างกัน และใน 1 รอบของการวิวัฒนาการเราควรให้แต่ละขั้นตอนวิธีดำเนินการให้เสร็จสิ้นตามจำนวนประชากรของขั้นตอนวิธีนั้นๆ และขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมมีจำนวนประชากรสูงที่สุดในบรรดาขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการที่วิทยานิพนธ์นี้เลือกมา คือ 25 ตัว ดังนั้น จำนวนรอบการคำนวณที่น้อยที่สุดที่จะเพียงพอสำหรับการทำงานครบตามกระบวนการวิวัฒนาการของทุกขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ คือ 25 รอบ ซึ่งผลการทดลองเมื่อลดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนให้เหลือเพียง 25 รอบ พบว่า ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนต่ำลงกว่าจำนวนรอบการคำนวณก่อนการ

แลกเปลี่ยนที่ 50 รอบ เพียงเล็กน้อย คือ ต่ำลง 0.03% และค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มขึ้นเล็กน้อย คือ 0.02% แสดงว่า การลดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนลงช่วยให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาดีขึ้น แต่หากลดลงในปริมาณที่มากไปค่าความถูกต้องก็อาจไม่ได้ดีขึ้นเสมอไป

จากสมมุติฐานของจำนวนรอบการทำงานก่อนการแลกเปลี่ยนที่ได้จากการทดลองกับปัญหา Iris เมื่อเราลองทำการทดสอบกับปัญหา Teaching Assistant Evaluation ที่ดำเนินการแก้ปัญหาด้วยชุดการทำงาน BPNN+DE ดังแสดงในรูปที่ 3-15 พบว่า ผลลัพธ์ที่ได้แตกต่างกันเล็กน้อย กล่าวคือ สำหรับปัญหานี้เมื่อเราลองเพิ่มจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนเพิ่มขึ้นเป็น 150 รอบ พบว่า ค่าความถูกต้องในการสอนลดลง 0.06% และ ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มขึ้นเล็กน้อยเพียง 0.02% แสดงว่าการเพิ่มจำนวนรอบการคำนวณขึ้นอาจไม่ใช่ทางเลือกที่ดี ดังนั้น เราจึงทำการลดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนลงเหลือ 50 รอบเช่นเดียวกับที่ทำการทดสอบกับปัญหา Iris ผลปรากฏว่า การลดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนลงสำหรับปัญหานี้ก็ไม่ได้ช่วยให้ค่าความถูกต้องดีขึ้น เพื่อทดสอบให้แน่ใจเราจึงทำการลดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนลงเหลือจำนวนน้อยที่สุดเท่าที่เป็นไปได้ คือ 25 รอบ ผลลัพธ์ที่ได้คือ ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนลดลงจากจำนวนรอบการคำนวณที่ 50 เท่ากับ 0.15% และลดลงจากจำนวนรอบการคำนวณที่ 100 รอบถึง 0.19% ซึ่งในขั้นตอนการทดสอบก็เป็นไปในทิศทางเดียวกัน ดังนั้น การทดสอบในส่วนของจำนวนรอบการคำนวณที่แตกต่างกันสำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation ก็จะเป็นไปในทำนองเดียวกับปัญหา Iris นั่นคือ จำนวนรอบการทำงานก่อนการแลกเปลี่ยนที่มากเกินไปหรือน้อยเกินไปอาจจะทำให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีลดน้อยลง

จากผลการทดสอบพารามิเตอร์ในส่วนของจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี พบว่า จำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนดังกล่าวเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี โดยในปัญหาที่ค่อนข้างมีความซับซ้อนอาจต้องการเวลาในการค้นหาคำตอบก่อนการแลกเปลี่ยนที่มากขึ้นส่งผลให้จำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่ทำให้ได้ค่าความถูกต้องสูง ๆ ของปัญหาดังกล่าวจะมากขึ้นตามไปด้วย และการกำหนดให้ขั้นตอนวิธีในชุดการทำงานมีจำนวนรอบการคำนวณเพื่อค้นหาคำตอบที่มากเกินไปก็อาจทำให้มันติดอยู่ในพื้นที่ของคำตอบดีสุดในระดับท้องถิ่น (Local Maximum) ทำให้เมื่อถึงรอบของการแลกเปลี่ยนคำตอบ ขั้นตอนวิธีดังกล่าวอาจไม่มีคำตอบที่ดีนักไปแลกเปลี่ยนกัน ทำให้ค่าความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้น้อยลงตามไปด้วย

ถึงแม้ว่าการกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจะส่งผลต่อค่าความถูกต้องในการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี แต่ในการทดลองเพื่อหาว่าค่าของพารามิเตอร์ทั้ง 2 ควรมีค่าเท่าไหร่จึงจะเหมาะกับปัญหาและชุดการทำงานที่เลือกใช้อาจทำให้เสียเวลาในการคำนวณ แต่หากเราสามารถทำให้การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณมีการปรับตัวด้วยตนเองเพื่อให้เหมาะสมกับประสิทธิภาพการทำงานในระหว่างกระบวนการค้นหาคำตอบ ในทิศทางที่ส่งเสริมการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน น่าจะเป็นวิธีการที่ดีกว่าในการปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี เพื่อทดสอบสมมุติฐานดังกล่าว ในบทถัดไปวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง รวมทั้งประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง เพื่อนำเสนอว่าวิธีการดังกล่าวใช้อะไรเป็นเงื่อนไขในการพิจารณาเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง และเงื่อนไขดังกล่าวช่วยให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาของชุดการทำงานดีขึ้นมากน้อยเพียงใด

บทที่ 4
ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

จากบทที่ 3 ที่วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ ซึ่งให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาที่ดีเมื่อเทียบกับการทำงานเดี่ยว ๆ ของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกัน แต่จากการสังเกตกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน พบว่า ทรัพยากรการคำนวณที่จัดสรรให้กับแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานอย่างคงที่ตลอดกระบวนการทำงาน อาจไม่ได้ถูกนำไปใช้อย่างคุ้มค่าในแง่ของการช่วยปรับปรุงคำตอบของตนเองและขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่น ๆ ในชุดการทำงาน ดังนั้น ในบทนี้จึงนำเสนอการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง ซึ่งชุดการทำงานดังกล่าวจะมีการติดตามการทำงานเพื่อดูทิศทางและแนวโน้มการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีในชุดการทำงาน และเมื่อใดก็ตามที่ขั้นตอนวิธีพื้นฐานมีผลลัพธ์ในการทำงานที่อาจส่งผลต่อค่าความถูกต้องที่ไม่คุ้มค่ากับต้นทุนการคำนวณที่ใช้ไป จะเกิดกระบวนการในการปรับปรุงการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง เพื่อหวังว่าภายหลังจากปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณใหม่แล้วจะส่งผลให้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสามารถแก้ปัญหาการจำแนกประเภทข้อมูลที่ให้ค่าความถูกต้องดีขึ้น กระบวนการทั้งหมดในข้างต้น มีรายละเอียดดังนี้

4.1 การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองเป็นกระบวนการที่ติดตามการทำงานของทุก ๆ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงานหนึ่ง ๆ เพื่อดูทิศทางและแนวโน้มในการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานในแต่ละช่วงการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบที่ผ่านมา เพื่อตัดสินใจว่าควรมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรจากที่ได้กำหนดไว้ในตอนต้นหรือไม่ และ หากควรมีการปรับ จะปรับอย่างไรด้วยจำนวนทรัพยากรการคำนวณเท่าไหร่ ซึ่งรายละเอียดทั้งหมดจะถูกนำเสนอ ดังนี้

4.1.1 เงื่อนไขในการพิจารณาเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ

เมื่อชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในตอนต้นเสร็จเรียบร้อยแล้ว ถ้าเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ดังที่นำเสนอไว้ในบทที่ 3 แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานจะทำการค้นหาคำตอบตามกระบวนการของตนเองอย่างอิสระ โดยเมื่อใช้ทรัพยากรการคำนวณครบตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนด ขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานจะทำการแลกเปลี่ยนคำตอบกัน จากนั้นถ้าทรัพยากรการคำนวณยังไม่หมดจะเริ่มกระบวนการค้นหาคำตอบแล้วนับจำนวนรอบการคำนวณเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนกว่าทุกขั้นตอนวิธีจะใช้ทรัพยากรการคำนวณของตนเองจนหมด หรือมีจำนวนทรัพยากรการคำนวณเหลือไม่เพียงพอที่จะใช้ในการประมวลผลจนครบกระบวนการของขั้นตอนวิธีตนเอง

ในชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองนี้ก็จะดำเนินการในทำนองเดียวกันกับชุดการทำงานที่กล่าวไปในข้างต้น แต่แตกต่างกันตรงที่ทุก ๆ ครั้งก่อนเริ่มการคำนวณในแต่ละช่วงการทำงานจะต้องมีกระบวนการตรวจสอบว่าแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานเป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดหรือไม่เพื่อจะได้ติดตามการทำงานและเตรียมข้อมูลเพื่อนำไปใช้ในกระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ ซึ่งเงื่อนไขดังกล่าวจะอธิบายในส่วนถัดไป โดยข้อมูลที่ได้จากการติดตามผลการทำงานจะถูกนำไปใช้คำนวณในวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง และนำผลลัพธ์ที่ได้ไปพิจารณาว่าการทำงานในช่วงการทำงานที่ผ่านมาของแต่ละขั้นตอนวิธีเป็นอย่างไร ควรจะต้องมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณใหม่หรือไม่

การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในแต่ละครั้งจะใช้ข้อมูลผลการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานตั้งแต่เริ่มต้นจนสิ้นสุดการคำนวณในแต่ช่วงของการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบและจะทำการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณก่อนที่จะเกิดกระบวนการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐาน เนื่องจากข้อมูลที่นำไปใช้ในวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณจะใช้ค่าความถูกต้องที่ได้จากการแก้ปัญหาของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานในแต่ละช่วงการทำงาน ดังนั้น ค่าความถูกต้องดังกล่าวควรเป็นค่าความถูกต้องที่เกิดจากกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานนั้นจริงๆ ไม่ใช่ค่าความถูกต้องที่อาจได้รับมาจากขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่นๆในกระบวนการแลกเปลี่ยน เช่น ชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธี ได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นขั้นตอนวิธีละ 500 หน่วย และกำหนดจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนไว้ที่ 100 รอบ แสดงว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานนี้จะทำงานทั้งหมด 5 ช่วงถ้า

สมมุติว่าไม่มีการปรับทรัพยากรการคำนวณในระหว่างการประมวลผลเลย และ ข้อมูลผลการทำงานในช่วง ที่ 1 (ทรัพยากรการคำนวณ 100 หน่วยแรก) จะเป็นข้อมูลสำหรับนำไปพิจารณาเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณก่อนการทำงานในช่วงที่ 2 ผลการทำงานในช่วงที่ 2 (ทรัพยากรการคำนวณที่ 101 – 200 หน่วย) จะถูกใช้เป็นข้อมูลสำหรับการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณก่อนการทำงานในช่วงที่ 3 เป็นเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกว่าจะไม่มีขั้นตอนวิธีพื้นฐานใดในชุดการทำงานที่ผ่านเงื่อนไขของการเข้าสู่กระบวนการจัดสรร นั่นหมายความว่า ไม่ใช่ทุกขั้นตอนวิธีจะถูกนำไปพิจารณาเพื่อเข้าสู่กระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณทั้งหมด ซึ่งในลำดับถัดไปจะเป็นการอธิบายว่าขั้นตอนวิธีแบบใดที่ผ่านเงื่อนไขและจะถูกนำไปพิจารณาเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ

ขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานที่ผ่านเงื่อนไขและถูกนำเข้าสู่กระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณได้ จะต้องเป็นขั้นตอนวิธีที่เหลือทรัพยากรการคำนวณก่อนเริ่มการทำงานในแต่ละช่วงไม่น้อยกว่าจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบที่กำหนด เช่น ถ้ากำหนดจำนวนทรัพยากรการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนไว้เท่ากับ 100 หน่วย ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่จะสามารถเข้าสู่กระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองได้จะต้องมีทรัพยากรการคำนวณก่อนการทำงานในแต่ละช่วงตั้งแต่ 100 หน่วย ขึ้นไป เพื่อให้ข้อมูลผลการทำงานที่นำมาใช้พิจารณาเปรียบเทียบกันระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานนั้นมีความเท่าเทียมกัน นั่นหมายความว่า ถ้าขั้นตอนวิธีพื้นฐานเหลือทรัพยากรการคำนวณไม่ถึง 100 หน่วย ขั้นตอนวิธีดังกล่าวก็จะทำการประมวลผลตามกระบวนการของตนเองไปเรื่อย ๆ จนทรัพยากรการคำนวณของตนเองเหลือไม่เพียงพอที่จะใช้ในกระบวนการค้นหาคำตอบ จากนั้นก็จะรอแลกเปลี่ยนคำตอบกับขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่น ๆ ในชุดการทำงาน แต่ขั้นตอนวิธีดังกล่าวจะไม่ถูกติดตามผลการทำงานและไม่นำไปพิจารณาในกระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ

จากเงื่อนไขของขั้นตอนวิธี และการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่ต้องดำเนินการก่อนกระบวนการแลกเปลี่ยนคำตอบดังที่กล่าวไปในตอนต้น เงื่อนไขที่สำคัญอีกประการหนึ่ง คือ กระบวนการตรวจสอบและติดตามผลการทำงานเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณจะเกิดขึ้นได้จะต้องมีอย่างน้อย 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานขึ้นไปที่สอดคล้องกับเงื่อนไขของขั้นตอนวิธีดังกล่าว เนื่องจากการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอจะเป็นในลักษณะของการพิจารณาเปรียบเทียบผลการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานทีละคู่เพื่อดูว่าขั้นตอนวิธีใดมีผลการทำงานที่ดีกว่าอีกขั้นตอนวิธีหนึ่งที่นำมาเปรียบเทียบกันหรือไม่จะได้นำข้อมูลดังกล่าวไปใช้ในการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในลำดับถัดไป หรือทั้ง 2 ขั้นตอน

วิธีพื้นฐานมีผลการทำงานที่ใกล้เคียงกันมากเราก็ไม่ต้องทำการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณระหว่าง 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานนี้ เป็นต้น

กระบวนการตรวจสอบและติดตามผลการทำงานเป็นกระบวนการที่สำคัญในการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง เนื่องจากการตรวจสอบและติดตามดังกล่าวจะเป็นการติดตามการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานเพื่อเก็บข้อมูลที่จำเป็นสำหรับวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองที่วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอ โดยข้อมูลที่จะทำการเก็บในระหว่างการติดตามการทำงานเพื่อใช้สำหรับการปรับทรัพยากรการคำนวณมีทั้งหมด 2 ส่วน คือ ค่าความถูกต้องหลังจากใช้ทรัพยากรการคำนวณไปเท่ากับจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยน และ ค่าความคืบหน้าในการทำงานตั้งแต่เริ่มต้นและสิ้นสุดการใช้ทรัพยากรการคำนวณในแต่ละช่วงการทำงาน เช่น ถ้ากำหนดจำนวนทรัพยากรการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนไว้เท่ากับ 100 รอบ ค่าความถูกต้องจะหมายถึงค่าความถูกต้องเมื่อใช้ทรัพยากรการคำนวณไปจำนวน 100 หน่วย และค่าความคืบหน้าหมายถึงค่าความแตกต่างระหว่างค่าความถูกต้องของการใช้ทรัพยากรการคำนวณ 1 หน่วยแรก เทียบกับค่าความถูกต้องของการใช้ทรัพยากรการคำนวณเมื่อครบ 100 หน่วย ซึ่งวิธีการเตรียมข้อมูลทั้ง 2 ส่วน เพื่อนำไปใช้ในกระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณของชุดการทำงานจะอธิบายในหัวข้อถัดไป

4.1.2 การตรวจสอบผลการทำงานเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ

จากเงื่อนไขในการพิจารณาเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่กล่าวไปในตอนต้น ในหัวข้อนี้จะนำเสนอการเตรียมข้อมูลผลการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานเพื่อนำข้อมูลดังกล่าวไปใช้ในการพิจารณาเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในหัวข้อถัดไป โดยข้อมูลที่จะทำการเก็บไว้สำหรับการพิจารณาจะมี 2 ส่วนคือ ค่าความถูกต้องในการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน และ ค่าความคืบหน้าในการทำงานตั้งแต่เริ่มต้นจนสิ้นสุดการคำนวณในแต่ละช่วงของการทำงาน ตัวอย่างการติดตามเพื่อเก็บข้อมูลแสดงดังตารางที่ 4-1 ซึ่งในที่นี้จะเป็นตัวอย่างการติดตามผลการทำงานของชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ ขั้นตอนวิธี A และ ขั้นตอนวิธี B โดยในที่นี้กำหนดจำนวนรอบการทำงานก่อนการแลกเปลี่ยนเท่ากับ 100 รอบ รายละเอียดทั้งหมดมีดังนี้

ตารางที่ 4-1 ตัวอย่างการติดตามผลการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ

ขั้นตอนวิธี	ทรัพยากรการคำนวณที่ถูกใช้ (หน่วย)	ค่าความถูกต้องระหว่างการคำนวณ	ข้อมูลที่เก็บไว้	
			ค่าความถูกต้อง	ค่าความคืบหน้า
A	1 2 ... 100	33 35 ... 45	45	12
B	1 2 ... 100	0 28 ... 92	92	92

จากตัวอย่างการติดตามผลการทำงานดังแสดงในตารางที่ 4-1 ข้อมูลในส่วนของค่าความถูกต้องของแต่ละขั้นตอนวิธีได้จากค่าความถูกต้องเมื่อใช้ทรัพยากรการคำนวณครบ 100 หน่วย นั่นคือ ค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธี A มีค่าเท่ากับ 45 และ ค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธี B มีค่าเท่ากับ 92 ส่วนข้อมูลค่าความคืบหน้าของแต่ละขั้นตอนวิธี คำนวณได้จากค่าความแตกต่างระหว่างค่าความถูกต้องเมื่อใช้ทรัพยากรการคำนวณ 1 หน่วยแรกเทียบกับค่าความถูกต้องเมื่อทำการคำนวณครบตามจำนวนรอบที่กำหนดซึ่งในที่นี้คือ 100 รอบ ดังนั้น ค่าความคืบหน้าของขั้นตอนวิธี A จะเท่ากับ 12 ซึ่งคำนวณได้จาก (45-33) และ ค่าความคืบหน้าของขั้นตอนวิธี B จะเท่ากับ 92 ซึ่งคำนวณได้จาก (92-0)

ข้อมูลที่เตรียมไว้ทั้งสองส่วนของแต่ละขั้นตอนวิธีในข้างต้นจะถูกนำไปใช้ในการคำนวณเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณก่อนเริ่มการทำงานในช่วงถัดไป และหากภายหลังการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณแล้ว ทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีนี้ยังเหลือทรัพยากรการคำนวณมากพอที่จะทำงานในช่วงถัดไปครบตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนดจะมีการติดตามผลการทำงานเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนกว่าผลการตรวจสอบเงื่อนไขของการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณจะเป็นเท็จ ซึ่งในลำดับถัดไปจะนำเสนอวิธีการคำนวณเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

4.1.3 วิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

จากการพิจารณาเงื่อนไขต่าง ๆ และการเตรียมข้อมูลสำหรับปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่อธิบายไปในหัวข้อก่อนหน้า ในส่วนนี้จะเป็นการนำข้อมูลดังกล่าวของทุกขั้นตอนวิธีที่ผ่านเงื่อนไขการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณมาทำการเปรียบเทียบผลการทำงาน โดยจะทำการพิจารณาขั้นตอนวิธีพื้นฐานเหล่านั้นเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่นในชุดการทำงานที่ผ่านเงื่อนไขทีละคู่จนครบทุกคู่ เพื่อพิจารณาว่าขั้นตอนวิธีที่กำลังพิจารณามีผลการทำงานที่ด้อยกว่าขั้นตอนวิธีอื่นในชุดการทำงานหรือไม่ เพื่อนำทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธีดังกล่าวไปจัดสรรเพิ่มเติมให้กับขั้นตอนวิธีอื่นตามสัดส่วนที่คำนวณได้ เช่น ถ้าในชุดการทำงานนี้มีขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่สอดคล้องกับเงื่อนไขการปรับการจัดสรรจำนวน 3 ขั้นตอนวิธี ได้แก่ ขั้นตอนวิธี A, B และ C จะต้องดำเนินการเปรียบเทียบดังนี้ เริ่มจากทำการเปรียบเทียบขั้นตอนวิธี A เทียบกับอีก 2 ขั้นตอนวิธีที่เหลือทีละคู่ กล่าวคือ ทำการเปรียบเทียบขั้นตอนวิธี A กับ B และทำการเปรียบเทียบขั้นตอนวิธี A กับ C เพื่อพิจารณาว่าผลการทำงานในช่วงที่ผ่านมาขั้นตอนวิธี A ดำเนินการได้ผลลัพธ์ที่แย่กว่าขั้นตอนวิธี B และ C หรือไม่ ถ้าเป็นจริงก็จะต้องทำการลดทอนทรัพยากรการคำนวณของ A ไปเพิ่มเติมให้กับขั้นตอนวิธีที่มีผลการทำงานที่ดีกว่า จากนั้นก็ดำเนินการในลักษณะเดียวกันนี้กับอีก 2 ขั้นตอนวิธีที่เหลือ นั่นคือ พิจารณาขั้นตอนวิธี B เปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธี A และ C ทีละคู่ และ พิจารณาขั้นตอนวิธี C เปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธี A และ B ทีละคู่ โดยแต่ละคู่ของการพิจารณาจะต้องดำเนินการดังนี้ โดยสมมุติในที่นี้เป็นการพิจารณาเปรียบเทียบผลลัพธ์การทำงานของขั้นตอนวิธี A และ B ตัวอย่างการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณแสดงดังตารางที่ 4-2 และ 4-3 ซึ่งรายละเอียดของแต่ละขั้นตอน มีดังนี้

ตารางที่ 4-2 ข้อมูลสำหรับปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ

ขั้นตอนวิธี	***A***	***B***
ค่าความถูกต้อง	0.45	0.92
ค่าความคืบหน้า	0.12	0.92
ทรัพยากรการคำนวณก่อนปรับ (หน่วย)	150	150

ตารางที่ 4-3 การประเมินผลการทำงานเพื่อปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ

ขั้นตอนวิธี	*A*		*B*	
	ผลต่างของค่าความถูกต้อง	ผลต่างของค่าความคืบหน้า	ผลต่างของค่าความถูกต้อง	ผลต่างของค่าความถูกต้อง
ผลต่างการทำงาน	(0.45 – 0.92) = -0.47	(0.12 – 0.92) = -0.8	(0.92 – 0.45) = 0.47	(0.92 – 0.12) = 0.8
ค่าผลการทำงาน	(-0.47 x 0.5) + (-0.8 x 0.5) = -0.635		(0.47 x 0.5) + (-0.8 x 0.5) = 0.635	
ทรัพยากรที่ต้องให้	(0.635 x 150) = 99.25 ≈ 99 ⟶ *A* ต้องให้ทรัพยากรกับ *B* 99 หน่วย			
หลังปรับทรัพยากร (หน่วย)	(150 – 95) = 55		(150 + 95) = 245	

1. ทำการปรับข้อมูลค่าความถูกต้องและค่าความคืบหน้าของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจากรูปแบบค่าร้อยละให้อยู่ในช่วง 0 -1 โดยการหารค่าดังกล่าวด้วย 100 ดังนั้น ค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธี *A* และ *B* จากตารางที่ 4-1 จะได้เป็น 0.45 และ 0.92 ตามลำดับ ส่วนค่าความคืบหน้าของขั้นตอนวิธี *A* และ *B* จากตารางที่ 4-1 จะมีค่าเท่ากับ 0.12 และ 0.92 ตามลำดับ

2. คำนวณผลการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน โดยถ้าเป็นผลการทำงานของขั้นตอนวิธี *A* คำนวณโดยใช้สมการที่ 4.1 และ ผลการทำงานของขั้นตอนวิธี *B* คำนวณโดยใช้สมการที่ 4.2 ค่าที่ได้จากทั้ง 2 สมการจะถูกนำไปใช้พิจารณาเปรียบเทียบผลการทำงานของ 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานดังกล่าว และนำไปสู่การปรับปรุงทรัพยากรการคำนวณในลำดับถัดไป โดยค่าคงที่ 0.5 ในสมการ หมายถึง วิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในที่นี้จะให้ความสำคัญของค่าความถูกต้อง และ ค่าความคืบหน้าเท่ากัน

$$(0.5 \text{ x } (A_{ac} - B_{ac})) + (0.5 \text{ x } (A_{im} - B_{im})) \quad (4.1)$$

$$(0.5 \text{x } (B_{ac} - A_{ac})) + (0.5 \text{x } (B_{im} - A_{im})) \quad (4.2)$$

โดยที่ A_{ac} และ B_{ac} แทนค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธี *A* และ *B* ตามลำดับ

A_{im} และ B_{im} แทนค่าความคืบหน้าของขั้นตอนวิธี *A* และ *B* ตามลำดับ

ในที่นี้จะได้ว่า ผลการทำงานของขั้นตอนวิธี *A* จะมีค่าเท่ากับ -0.635 ซึ่งคำนวณได้จาก (0.5 x (0.45-0.92)) + (0.5 x (0.12-0.92)) และ ผลการทำงานของขั้นตอนวิธี *B* มีค่าเท่ากับ 0.635 ซึ่งคำนวณได้จาก (0.5 x (0.92-0.45)) + (0.5 x (0.92-0.12))

3. จากผลการทำงานที่คำนวณได้จากขั้นตอนที่ 2 โดยใช้สมการที่ 4.1 สำหรับขั้นตอนวิธี *A* และ สมการที่ 4.2 สำหรับขั้นตอนวิธี *B* เราจะนำผลลัพธ์จากทั้งสองสมการมาทำการแปลผล นั่นคือ ถ้าผลการทำงานของขั้นตอนวิธีใดเป็นค่าลบ แสดงว่า ขั้นตอนวิธีนั้นมีผลการทำงานที่ด้อยกว่าอีกขั้นตอนวิธีที่นำมาเปรียบเทียบ และจะต้องนำทรัพยากรการคำนวณที่ตนเองมีจัดสรรให้กับอีกขั้นตอนวิธีหนึ่งตามสัดส่วนที่คำนวณได้ ซึ่งรายละเอียดส่วนนี้จะอธิบายในขั้นตอนถัดไป ซึ่งจากตัวอย่างนี้ คำนวณค่าตามสมการ 4.1 และ 4.2 ได้ผลลัพธ์เท่ากับ -0.635 และ 0.635 ตามลำดับ แสดงว่าขั้นตอนวิธี *A* ต้องจัดสรรทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธีตนเองให้กับขั้นตอนวิธี *B* สำหรับจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่จะต้องจัดสรร ดำเนินการดังนี้

4. คำนวณทรัพยากรการคำนวณที่ขั้นตอนวิธี *A* ต้องจัดสรรให้กับขั้นตอนวิธี *B* เทียบกับทรัพยากรการคำนวณที่ *A* มีอยู่ นั่นคือ นำค่าที่ได้จากสมการที่ 4.1 คูณกับทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธี *A* สมมุติให้การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในครั้งนี้ ขั้นตอนวิธี *A* เหลือทรัพยากรการคำนวณก่อนปรับการจัดสรรเท่ากับ 150 หน่วย ดังนั้น จากตัวอย่างจะได้ว่า ทรัพยากรการคำนวณที่ขั้นตอนวิธี *A* ต้องให้ขั้นตอนวิธี *B* เท่ากับ 99.25 ซึ่งคำนวณได้จาก (0.635 x 150) ซึ่งขั้นตอนวิธี *B* จะได้รับทรัพยากรการคำนวณนี้ไปใช้เพิ่มเติมในขั้นตอนวิธีของตนเอง แต่เนื่องจากในวิทยานิพนธ์นี้กำหนดทรัพยากรการคำนวณไว้เป็นเลขจำนวนเต็ม ดังนั้นค่าที่คำนวณได้จะถูกปัดเศษทิ้งทั้งหมด เพื่อมิให้ผลลัพธ์สุดท้ายภายหลังจากการปรับการจัดสรรมีทรัพยากรการคำนวณเกินไปจากทรัพยากรการคำนวณตั้งต้นก่อนทำการปรับการจัดสรรทรัพยากร ดังนั้น จากค่าที่ได้แสดงว่า ขั้นตอนวิธี *A* จะต้องแบ่งทรัพยากรการคำนวณของตนเองให้ขั้นตอนวิธี *B* เป็นจำนวน 95 หน่วย ดังนั้น ขั้นตอนวิธี *A* จะเหลือทรัพยากรการคำนวณสำหรับเข้าสู่กระบวนการทำงานในรอบถัดไปเท่ากับ 55 หน่วย ซึ่งคำนวณได้จาก (150-99) และ ขั้นตอนวิธี *B* จะได้ทรัพยากรการคำนวณเพิ่มมา 95 หน่วยทำให้ขั้นตอนวิธีนี้มีทรัพยากรการคำนวณสำหรับกระบวนการทำงานในช่วงถัดไปเท่ากับ 245 หน่วย ซึ่งคำนวณได้จาก (150+95)

5. หากยังมีขั้นตอนวิธีอื่น ๆ ที่ผ่านเงื่อนไขการปรับการจัดสรรทรัพยากรนอกเหนือจากที่ได้ทำการเปรียบเทียบไป ให้ดำเนินการตั้งแต่ข้อ 1 – 4 จนกว่าจะทำการเปรียบเทียบขั้นตอนวิธีที่กำลังพิจารณากับขั้นตอนวิธีอื่น ๆ ในชุดการทำงานครบทุกคู่ นั่นคือ จากตัวอย่างนี้จะทำการเปรียบเทียบขั้นตอนวิธี *A* กับขั้นตอนวิธี *C* ตามขั้นตอนที่ 1- 4 อีกหนึ่งรอบ

6. จากทรัพยากรการคำนวณที่ขั้นตอนวิธี *A* จะต้องให้กับขั้นตอนวิธี *B* หากจำนวนดังกล่าวมีค่าไม่เกินจำนวนทรัพยากรการคำนวณสูงสุดที่ขั้นตอนวิธี *A* จะสามารถให้ได้จะดำเนินการตามขั้นตอนที่ 6.1 แต่หากจำนวนดังกล่าวเกินจำนวนที่จะสามารถให้ได้จะต้องมีกระบวนการในการปรับจำนวนดังกล่าวใหม่ ตามขั้นตอนที่ 6.2 เพื่อให้ทรัพยากรการคำนวณดังกล่าวมีเพียงพอสำหรับจัดสรรให้กับขั้นตอนวิธีอื่น ๆ ในชุดการทำงาน

6.1 จากทรัพยากรการคำนวณที่ขั้นตอนวิธี *A* จะต้องให้ขั้นตอนวิธี *B* เท่ากับ 95 ซึ่งน้อยกว่าทรัพยากรการคำนวณที่ขั้นตอนวิธี *A* มีอยู่ซึ่งจากตัวอย่างนี้กำหนดไว้เท่ากับ 150 หน่วย ดังนั้น ขั้นตอนวิธี *A* สามารถจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับขั้นตอนวิธี *B* ได้เลย

6.2 กรณีที่ทรัพยากรการคำนวณที่ขั้นตอนวิธี *A* ต้องจัดสรรให้กับขั้นตอนวิธีอื่นเกินกว่าทรัพยากรการคำนวณที่ตนเองมีจะต้องมีการปรับจำนวนการจัดสรรใหม่ เพื่อให้ขั้นตอนวิธีดังกล่าวมีทรัพยากรการคำนวณเพียงพอที่จะจัดสรรให้ โดยมีวิธีการปรับ คือ กำหนดจำนวนทรัพยากรที่ต้องจัดสรรให้เท่ากับทรัพยากรการคำนวณที่เหลืออยู่ของขั้นตอนวิธีที่เป็นฝ่ายให้ จากตัวอย่างคือเท่ากับทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธี *A* ซึ่งมีค่าเท่ากับ 150 หน่วย ดังนั้นเพื่อให้เห็นภาพชัดเจนในส่วนของการปรับทรัพยากรการคำนวณที่ต้องจัดสรรใหม่ ในที่นี้จะขอยกตัวอย่างชุดการทำงานจำนวน 3 ขั้นตอนวิธี ซึ่งประกอบด้วย ขั้นตอนวิธี *A*, *B* และ *C* โดยสมมุติให้ผลจากการคำนวณตามสมการที่ 4.1 และ 4.2 ปรากฏว่า ขั้นตอนวิธี *A* ต้องจัดสรรทรัพยากรการคำนวณของตนเองให้ขั้นตอนวิธี *B* จำนวน 95 หน่วย และ ต้องจัดสรรทรัพยากรการคำนวณของตนเองให้กับขั้นตอนวิธี *C* จำนวน 56 หน่วย ซึ่งเมื่อรวมจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่ขั้นตอนวิธี *A* จะต้องจัดสรรให้กับขั้นตอนวิธีอื่น ๆจะเท่ากับ 151 ซึ่งเกินจากทรัพยากรการคำนวณที่ *A* มีคือ 150 ดังนั้น จะต้องทำการปรับการจัดสรรดังกล่าวใหม่ โดยใช้สมการที่ 4.3

$$(Rg_i / Rt) \times Rr \qquad (4.3)$$

โดยที่ Rg_i แทนทรัพยากรที่ขั้นตอนวิธีฝ่ายให้ต้องให้ขั้นตอนวิธี i เมื่อ i แทนขั้นตอนวิธีที่เป็นฝ่ายรับ ในที่นี้คือ ขั้นตอนวิธี B และ C

Rt แทนทรัพยากรการคำนวณทั้งหมดที่ต้องให้ขั้นตอนวิธีอื่น

Rr แทนทรัพยากรการคำนวณที่มีอยู่จริงของขั้นตอนวิธีฝ่ายให้

จากตัวอย่างในข้างต้นเมื่อทำการคำนวณตามสมการที่ 4.3 จะได้ว่าทรัพยากรการคำนวณใหม่ที่ขั้นตอนวิธี A จะต้องให้ขั้นตอนวิธี B มีค่าเท่ากับ 94 ซึ่งคำนวณได้จาก ((95/151) x 150) และทรัพยากรการคำนวณใหม่ที่ขั้นตอนวิธี A จะต้องให้ขั้นตอนวิธี C มีค่าเท่ากับ 55 ซึ่งคำนวณได้จาก ((56/151) x 150) เมื่อนำค่าดังกล่าวมารวมกันจะเท่ากับ 149 ซึ่งภายหลังจากการปรับทรัพยากรการคำนวณใหม่ขั้นตอนวิธี A จะมีทรัพยากรการคำนวณเพียงพอที่จะจัดสรรให้ขั้นตอนวิธีอื่น ๆ

7. ดำเนินการตั้งแต่ข้อ 1 – 6 จนกว่าจะพิจารณาปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ผ่านเงื่อนไขครบทุกขั้นตอนวิธี

4.1.4 ตัวอย่างการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

ในหัวข้อนี้นำเสนอตัวอย่างการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี ซึ่งเป็นการนำข้อมูลที่ได้จากการติดตามการทำงานในแต่ละช่วงของการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนมาทำการคำนวณตามวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่ได้นำเสนอไปในตอนต้น ในที่นี้เลือกชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ ที่ดำเนินการกับปัญหาแล้วให้ค่าความถูกต้องสูงสุดและต่ำสุดจากชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้งหมดที่ดำเนินการกับ 5 ปัญหาดังที่ได้นำเสนอไปในหัวข้อ 3.8 นั่นคือ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี DE+ES ที่ดำเนินการกับปัญหา Iris และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี BPNN+DE สำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation ตามลำดับ โดยในแต่ละชุดการทำงานที่เลือกมาจะทำการติดตามการปรับทรัพยากรการคำนวณเฉพาะรันที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดจากทั้งหมด 30 รันของ fold ที่ดีที่สุดจาก 5 fold

การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณของทั้ง 2 ชุดการทำงานในที่นี้กำหนดทรัพยากรการคำนวณสูงสุดที่ 1000 หน่วยและจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบที่ 100 รอบ ซึ่งผลการติดตามการปรับทรัพยากรการคำนวณของชุดการทำงาน DE+ES สำหรับปัญหา Iris แสดงดังตารางที่ 4-4 และ ผลการติดตามการปรับทรัพยากรการคำนวณของชุดการทำงาน BPNN+DE สำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation แสดงดังตารางที่ 4-5

ตารางที่ 4-4 ผลการติดตามการปรับทรัพยากรการคำนวณของชุดการทำงาน DE+ES สำหรับปัญหา Iris

ช่วงที่	เวลาเริ่มต้น		ค่าความถูกต้อง (%)		ค่าความคืบหน้า (%)		ก่อนปรับ		หลังปรับ	
	DE	ES	DE	ES	DE	ES	DE	ES	DE	ES
1	500	500	66	65	33	15	400	400	438	362
2	438	362	98	98	32	32	338	262	338	262
3	338	262	98	100	0	2	238	162	233	167
4	233	167	100	100	-2	0	133	67	130	70
5	130	70	100	100	-	-	30	0	-	-
6	30	0	100	-	-	-	10	0	-	-

ตารางที่ 4-5 ผลการติดตามการปรับทรัพยากรการคำนวณของชุดการทำงาน BPNN+DE สำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation

ช่วงที่	เวลาเริ่มต้น		ค่าความถูกต้อง (%)		ค่าความคืบหน้า (%)		ก่อนปรับ		หลังปรับ	
	BPNN	DE	BPNN	DE	BPNN	DE	BPNN	DE	BPNN	DE
1	500	500	5	41	5	8	400	400	322	478
2	322	478	41	46	0	2	222	378	215	385
3	215	385	46	56	0	11	115	285	102	298
4	102	298	56	59	0	3	2	198	1	199
5	1	199	59	63	-	-	0	99	-	-
6	0	99	-	70	-	-	0	19	-	-

จากผลการติดตามการปรับทรัพยากรการคำนวณของปัญหา Iris ดังตารางที่ 4-4 ที่ดำเนินการด้วยชุดการทำงาน DE+ES แสดงให้เห็นว่า ในตอนเริ่มต้นแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน นั่นคือ ขั้นตอนวิธี DE และ ขั้นตอนวิธี ES ได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในตอนเริ่มต้นขั้นตอนวิธีละ 500 หน่วย ซึ่งผลจากการติดตามการทำงานในช่วงที่ 1 พบว่าเมื่อขั้นตอนวิธีพื้นฐานใช้ทรัพยากรการคำนวณครบตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนด ข้อมูลผลการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีเป็นดังนี้ ขั้นตอนวิธี DE มีค่าความถูกต้องเท่ากับ 66 และขั้นตอนวิธี ES มีค่าความถูกต้องเท่ากับ 65 และในส่วนของค่าความคืบหน้าของแต่ละขั้นตอนวิธีเป็นดังนี้ ขั้นตอนวิธี DE มีค่าความคืบหน้าเท่ากับ 33 และ ขั้นตอนวิธี ES มีค่าความคืบหน้าเท่ากับ 15

ผลจากการติดตามการทำงานในช่วงที่ 1 แสดงให้เห็นว่า ขั้นตอนวิธี DE มีค่าความถูกต้องสูงกว่าขั้นตอนวิธี ES เท่ากับ 1 % และ ขั้นตอนวิธี DE มีค่าความคืบหน้าสูงกว่าขั้นตอนวิธี ES เท่ากับ 18% เมื่อนำค่าในส่วนนี้ไปทำการคำนวณค่าตามสมการที่ 4.1 และ สมการที่ 4.2 โดยขั้นตอนวิธี DE แทนด้วยขั้นตอนวิธี *A* ในสมการ และ ขั้นตอนวิธี ES แทนขั้นตอนวิธี *B* ในสมการได้ผลลัพธ์เท่ากับ 0.095 ซึ่งคำนวณได้จาก((0.5*0.01) + (0.5*0.18)) และ -0.095 ซึ่งคำนวณได้จาก ((0.5*-0.01)+(0.5*-0.18)) ตามลำดับ ซึ่งจากผลลัพธ์ที่ได้แสดงว่า ขั้นตอนวิธี DE ต้องได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเพิ่มขึ้น 0.095 ของทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธี ES ซึ่งจะได้ว่า ขั้นตอนวิธี DE จะต้องได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเพิ่มเท่ากับ 38 หน่วย นั่นหมายความว่า ขั้นตอนวิธี ES จะต้องถูกลดจำนวนทรัพยากรการคำนวณของตนเองลง 38 หน่วยเช่นกัน ทำให้ทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นในช่วงการทำงานที่ 2 ของขั้นตอนวิธี DE เท่ากับ 438

และ ขั้นตอนวิธี ES เท่ากับ 362 ซึ่งหากไม่มีกระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในช่วงการทำงานที่ 2 แต่ละขั้นตอนวิธีจะเริ่มการทำงานด้วยทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นที่ 400 หน่วย เนื่องจากในช่วงการทำงานที่ 1 แต่ละขั้นตอนวิธีใช้ทรัพยากรการคำนวณไปแล้วขั้นตอนวิธีละ 100 หน่วย

สำหรับการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณหลังจากเสร็จสิ้นการทำงานในช่วงที่ 2 ผลการติดตามการทำงานของทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานได้ค่าความถูกต้อง และ ค่าความคืบหน้าเท่า ๆ กัน ดังนั้น ไม่ต้องทำการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ ส่งผลให้การทำงานในช่วงที่ 3 ยังคงใช้ทรัพยากรการคำนวณที่เหลือจากการทำงานในช่วงที่ 2

ในส่วนของการทำงานในช่วงที่ 3 และ 4 ซึ่งผลการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้ง 2 ดำเนินการได้แตกต่างกัน ดังนั้น ก่อนการทำงานในช่วงถัดไป คือ ช่วงที่ 4 และ 5 ตามลำดับ จะเป็นทรัพยากรการคำนวณที่ผ่านการปรับปรุงการจัดสรรมาแล้วจากผลการทำงานในช่วงก่อนหน้า ซึ่งการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณของทั้ง 2 ช่วงในข้างต้นจะเป็นไปในทำนองเดียวกันกับการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณดังที่กล่าวไปในตอนต้น

ภายหลังการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเมื่อเสร็จสิ้นการทำงานในช่วงที่ 4 ซึ่งทรัพยากรการคำนวณภายหลังจากปรับการจัดสรรแล้ว ขั้นตอนวิธี DE เหลือทรัพยากรการคำนวณ 130 หน่วย แต่ขั้นตอนวิธี ES เหลือทรัพยากรการคำนวณ 70 หน่วย ซึ่งน้อยกว่าจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนด นั่นแสดงว่า ในช่วงการทำงานที่ 5 แต่ละขั้นตอนวิธีจะยังคงต้องทำการค้นหาคำตอบตามกระบวนการของตนเองต่อไป แต่จะไม่มีการติดตามการทำงานเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ เนื่องจากขั้นตอนวิธี ES เหลือทรัพยากรการคำนวณไม่ถึง 100 หน่วย ทำให้ในช่วงการทำงานนี้มีขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ผ่านเงื่อนไขของการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณไม่ถึง 2 ขั้นตอนวิธีซึ่งเมื่อทำการประมวลผลเสร็จขั้นตอนวิธี DE เหลือทรัพยากรการคำนวณ 30 หน่วย แต่ขั้นตอนวิธี ES ใช้ทรัพยากรการคำนวณของตนเองหมดแล้ว ดังนั้น ในการทำงานช่วงที่ 6 จะมีเพียงขั้นตอนวิธี DE ขั้นตอนวิธีเดียวเท่านั้นที่จะดำเนินการค้นหาคำตอบต่อไป โดยจากผลลัพธ์ในตารางที่ 4-4 จะสังเกตเห็นว่าขั้นตอนวิธีนี้ใช้ทรัพยากรการคำนวณไปเพียง 20 หน่วยจากทรัพยากรการคำนวณสูงสุดที่สามารถใช้ได้ คือ 30 หน่วย เนื่องจากขั้นตอนวิธีนี้กำหนดจำนวนประชากรไว้เท่ากับ 20 ดังนั้น จำนวนรอบการคำนวณที่จะสามารถทำงานจนครบกระบวนการวิวัฒนาการของขั้นตอนวิธีนี้คือ 20 ซึ่งจำนวนทรัพยากรการคำนวณ 10 หน่วยสุดท้ายไม่เพียงพอสำหรับใช้ประมวลผลจนครบกระบวนการของขั้นตอนวิธี DE

สำหรับผลการติดตามการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณของปัญหา Teaching Assistant Evaluation ด้วยชุดการทำงาน BPNN+DE ดังแสดงในตารางที่ 4-5 แสดงให้เห็นว่า ในตอนเริ่มต้นแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นขั้นตอนวิธีละ 500 หน่วย จากนั้นเมื่อเสร็จสิ้นการทำงานในช่วงที่ 1 พบว่า ขั้นตอนวิธี DE มีค่าความถูกต้องและค่าความคืบหน้าสูงกว่าขั้นตอนวิธี BPNN ทำให้เมื่อเข้าสู่กระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการการคำนวณแล้ว ขั้นตอนวิธี BPNN ต้องเป็นฝ่ายแบ่งทรัพยากรการคำนวณของตนเองไปให้กับขั้นตอนวิธี DE

ผลการทำงานในช่วงที่ 2- 4 ก็เป็นไปในทิศทางเดียวกับผลการทำงานในช่วงที่ 1 กล่าวคือ ขั้นตอนวิธี DE ทำการคำนวณได้ค่าความถูกต้อง และค่าความคืบหน้าสูงกว่าขั้นตอนวิธี BPNN ส่งผลให้ทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธี BPNN ถูกลดจำนวนลงเพื่อไปจัดสรรเพิ่มเติมให้กับขั้นตอนวิธี DE ในช่วงการทำงานดังกล่าว ทำให้ในช่วงการทำงานที่ 5 ขั้นตอนวิธี BPNN เหลือทรัพยากรการคำนวณเพียง 1 หน่วย และสิ้นสุดกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีตัวเองลงในช่วงการทำงานนี้ จากนั้นในช่วงการทำงานที่ 5 และ 6 จะเหลือเพียงขั้นตอนวิธี DE ที่ทำการคำนวณตามกระบวนการของตนเองไปเรื่อยๆ จนกว่าทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธีตัวเองจะเหลือไม่เพียงพอที่จะทำการประมวลผลให้ครบตามกระบวนการวิวัฒนาการของตนเอง ส่งผลให้ในท้ายที่สุด หลังจากเสร็จสิ้นการทำงานในช่วงที่ 6 ขั้นตอนวิธี DE เหลือทรัพยากรการคำนวณเท่ากับ 19 หน่วย

จากการสังเกตการติดตามการทำงานของปัญหานี้จะสังเกตเห็นว่า แนวโน้มของการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณตั้งแต่การทำงานในช่วงที่ 1 -4 จะเป็นไปในทิศทางเดียวกันคือ ขั้นตอนวิธี BPNN เป็นฝ่ายแบ่งทรัพยากรการคำนวณของตนเองมาจัดสรรเพิ่มเติมให้กับขั้นตอนวิธี DE ซึ่งเมื่อเราลองย้อนกลับไปพิจารณาผลการทำงานเดี่ยว ๆ ของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานเมื่อดำเนินการแก้ปัญหา Teaching Assistant Evaluation พบว่า เมื่อทำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาระหว่างขั้นตอนวิธี DE และ ขั้นตอนวิธี BPNN เมื่อดำเนินการกับปัญหานี้ ขั้นตอนวิธี DE จะดำเนินการแก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องที่สูงกว่าขั้นตอนวิธี BPNN นั่นอาจแสดงให้เห็นว่าวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองที่วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอสามารถใช้เป็นหลักเกณฑ์พื้นฐานในการพิจารณาผลการทำงานในช่วงที่ผ่านมาแล้วทำการปรับทรัพยากรการคำนวณก่อนการทำงานในรอบถัดไปในทิศทางที่ส่งเสริมการทำงานของขั้นตอนวิธีที่มีผลการทำงานที่ดีในระหว่างการทำงาน เพื่อทำให้ค่าความถูกต้องสุดท้ายดียิ่งขึ้น

จากตัวอย่างการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในข้างต้น โดยเลือกนำเสนอตัวอย่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาแล้วให้ค่าความถูกต้องดีสุด และ แย่สุด โดยเลือกมาเฉพาะรันที่ดีที่สุด จาก fold ที่ดีที่สุด เราพบว่า ผลการติดตามการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่ได้นำเสนอ มีแนวโน้มว่าสามารถช่วยพิจารณาและปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในทิศทางที่ส่งเสริมการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานได้ ดังนั้น เพื่อทดสอบสมมุติฐานในข้างต้นสำหรับชุดการทำงานอื่นที่เหลือกับกลุ่มปัญหาที่วิทยานิพนธ์นี้นำมาทดสอบ ด้วยการรันทั้งหมด 30 ครั้ง และประเมินประสิทธิภาพด้วยเทคนิค 5 fold cross validation ดังที่ได้ออกแบบและทำการทดสอบประสิทธิภาพของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ไปในบทที่ 3 เพื่อทำการศึกษาว่าวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง จะช่วยให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองดียิ่งขึ้นกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่อย่างไร เพื่อทดสอบสมมุติฐานดังกล่าว ในหัวข้อถัดไปจะนำเสนอการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้ง 2 แบบที่วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอ

4.2 การนำชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองไปแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม

ในหัวข้อนี้จะเป็นการนำชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมาดำเนินการแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่ม ซึ่งชุดการทำงานดังกล่าวได้มีการเพิ่มเติมวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณจากชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 3 โดยกระบวนการทำงานของชุดการทำงานนี้ก็จะคล้าย ๆ กับชุดการทำงานที่กล่าวในบทที่ 3 นั่นคือ เริ่มต้นกระบวนการทำงานด้วยการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นให้แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน จากนั้นแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะดำเนินการค้นหาคำตอบตามกระบวนการของตนเองอย่างอิสระ และในทุกๆช่วงของการคำนวณตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนด จะมีการตรวจสอบเงื่อนไขการปรับการจัดสรรทรัพยากรของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน หากมีตั้งแต่ 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานขึ้นไปที่ผ่านเงื่อนไขการตรวจสอบ ในระหว่างช่วงการทำงานนั้นก็จะมีการติดตามการทำงานเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับนำไปใช้ในกระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ และเมื่อใดที่ขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานทำการคำนวณครบตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบ จะดำเนินการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ และ ทำการแลกเปลี่ยนคำตอบระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐาน จากนั้นจะดำเนินการเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนกว่าทุกขั้นตอนวิธีจะเข้าสู่เงื่อนไขการหยุดการทำงาน กระบวนการทั้งหมดในข้างต้น มีรายละเอียดดังนี้

4.2.1 การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นให้แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน

แม้ว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองจะมีกระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในระหว่างการประมวลผลของชุดการทำงาน แต่ในตอนเริ่มต้นกระบวนการทำงานของชุดการทำงานนี้ก็ยังคงต้องมีกระบวนการในการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานเช่นเดียวกับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ที่ได้อธิบายไปในบทที่ 3

การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นให้กับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีนี้จะใช้หลักการเดียวกับที่ได้อธิบายไปในบทที่ 3 กล่าวคือ ในตอนเริ่มต้นการทำงานเรายังไม่มีข้อมูลผลการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน ดังนั้น เราไม่มีทางทราบได้ว่าขั้นตอนวิธีใดในชุดการทำงานที่จะให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาที่เรากำหนดได้ค่าสูงที่สุด ในกรณีนี้จึงถือว่าทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานมีโอกาสจำแนกกลุ่มของข้อมูลได้ค่าความถูกต้องสูงในระดับเท่า ๆ กัน ดังนั้น

การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นให้กับชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง จะจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานเท่ากับ t/n หน่วย เมื่อ t คือทรัพยากรการคำนวณทั้งหมดของชุดการทำงาน และ n คือจำนวนขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันในชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี

เมื่อทำการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเสร็จเรียบร้อยแล้ว ในขั้นตอนถัดไปแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะทำการประมวลผลตามกระบวนการของตนเองอย่างอิสระ และหยุดแลกเปลี่ยนคำตอบกันอย่างสม่ำเสมอตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนด ซึ่งในแต่ละช่วงของการทำงานก็จะมีการพิจารณาเงื่อนไขว่าในแต่ละช่วงการทำงานมีขั้นตอนวิธีที่เหลือทรัพยากรการคำนวณเพียงพอที่จะทำการคำนวณได้ครบตามจำนวนรอบก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนด ตั้งแต่ 2 ขั้นตอนวิธีขึ้นไปหรือไม่ ถ้าเป็นตามเงื่อนไขดังกล่าวในระหว่างการคำนวณของช่วงการทำงานนี้จะมีกระบวนการในการติดตามผลการทำงานเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับนำไปปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ รายละเอียดของการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณอธิบายในหัวข้อถัดไป

4.2.2 การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

เมื่อแต่ละขั้นตอนวิธีได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเริ่มต้นเสร็จเรียบร้อยแล้ว แต่ละขั้นตอนวิธีจะทำการประมวลผลเป็นช่วงๆตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนด กล่าวคือ ถ้าขั้นตอนวิธีพื้นฐานได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในตอนเริ่มต้นเท่ากับ 500 หน่วย และกำหนดจำนวนรอบการทำงานก่อนการแลกเปลี่ยนสำหรับชุดการทำงานนี้เท่ากับ 100 รอบ ขั้นตอนวิธีนี้ก็จะแบ่งการทำงานออกเป็น 5 ช่วงย่อยๆ โดยในแต่ละช่วงการทำงานจะใช้ทรัพยากรการคำนวณเท่ากับ 100 หน่วย จากนั้นขั้นตอนวิธีดังกล่าวก็จะหยุดรอขั้นตอนวิธีอื่น ๆ ซึ่งจะทำการประมวลผลตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนดเช่นเดียวกัน เมื่อทุกขั้นตอนวิธีทำการคำนวณครบก็จะเข้าสู่กระบวนการของการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณและ ทำการแลกเปลี่ยนคำตอบกัน

เมื่อเราทำการตรวจสอบแล้วพบว่าในช่วงการทำงานนี้มีจำนวนขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่เหลือทรัพยากรการคำนวณเพียงพอที่จะทำงานครบตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนตั้งแต่ 2 ขั้นตอนวิธีขึ้นไป เราจะต้องทำการติดตามการทำงานเพื่อเก็บข้อมูลในส่วนของค่าความถูกต้อง และ ค่าความคืบหน้าในการแก้ปัญหาของช่วงการทำงานนั้นเฉพาะขั้นตอนวิธีที่ผ่านเงื่อนไขของการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ

จากข้อมูลทั้ง 2 ส่วนที่เตรียมไว้ ในขั้นตอนถัดไปก็จะนำข้อมูลดังกล่าวไปทำการคำนวณผลลัพธ์ตามวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่ได้อธิบายไปในตอนต้น เพื่อทำการพิจารณาว่าควรที่จะต้องมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณหรือไม่

จากข้อมูลผลการทำงานที่เตรียมไว้จะนำเอาข้อมูลดังกล่าวของแต่ละขั้นตอนวิธีเฉพาะที่ผ่านเงื่อนไขการพิจารณา มาทำการเปรียบเทียบกันทีละคู่เพื่อเปรียบเทียบว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานใดทำงานได้ดีหรือแย่กว่าอีกขั้นตอนวิธีหนึ่งมากน้อยเพียงใด เพื่อที่จะได้กำหนดทิศทางการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณได้ถูกต้อง ว่าจะต้องลดทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธีใดเพื่อไปเพิ่มเติมให้ขั้นตอนวิธีพื้นฐานตัวอื่นที่ดีกว่าด้วยจำนวนเท่าไหร่

สำหรับสมการที่ใช้คำนวณผลการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานแต่ละคู่ที่นำมาเปรียบเทียบกันแสดงดังสมการที่ 4.2 และ 4.3 ซึ่งเมื่อนำข้อมูลที่เราเตรียมไว้ไปแทนค่าในสมการดังกล่าว ผลลัพธ์ที่ได้จะทำให้เราทราบว่าในการเปรียบเทียบกันแต่ละครั้ง ขั้นตอนวิธีใดมีผลการทำงานที่ดีกว่า แสดงว่าอาจจะเป็นขั้นตอนวิธีที่เหมาะกับปัญหาที่กำหนดจึงควรที่จะได้รับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเพิ่มเพื่อให้มันมีทรัพยากรการคำนวณที่มากพอสำหรับนำไปใช้ในกระบวนการค้นหาคำตอบ และ ขั้นตอนวิธีใดที่ทำงานได้แย่กว่าและจะต้องถูกลดทรัพยากรการคำนวณลง เนื่องจากขั้นตอนวิธีดังกล่าวอาจเป็นขั้นตอนวิธีที่แก้ปัญหาที่เรากำหนดแล้วให้ค่าความถูกต้องที่ต่ำเมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่น ๆ หรือ ขั้นตอนวิธีนั้นเริ่มไม่มีความคืบหน้าในการทำงาน ค่าความถูกต้องที่ได้เริ่มหยุดนิ่งแม้ว่าจะประมวลผลมาช่วงเวลาหนึ่ง ดังนั้น ควรจะลดทรัพยากรการคำนวณของขั้นตอนวิธีนี้ไปเพิ่มหรือส่งเสริมให้อีกขั้นตอนวิธีหนึ่งที่มีผลการทำงานที่ดีกว่า

เมื่อเสร็จสิ้นกระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานก็จะนำคำตอบมาทำการเปรียบเทียบกัน หากพบว่าคำตอบของขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่นๆในชุดการทำงานมีคำตอบที่มีค่าความถูกต้องดีกว่าตนเอง ก็ทำการคัดลอกคำตอบนั้นมาใช้งาน กระบวนการดังกล่าวเรียกว่าการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี

4.2.3 การแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบระหว่างขั้นตอนวิธีในชุดการทำงาน

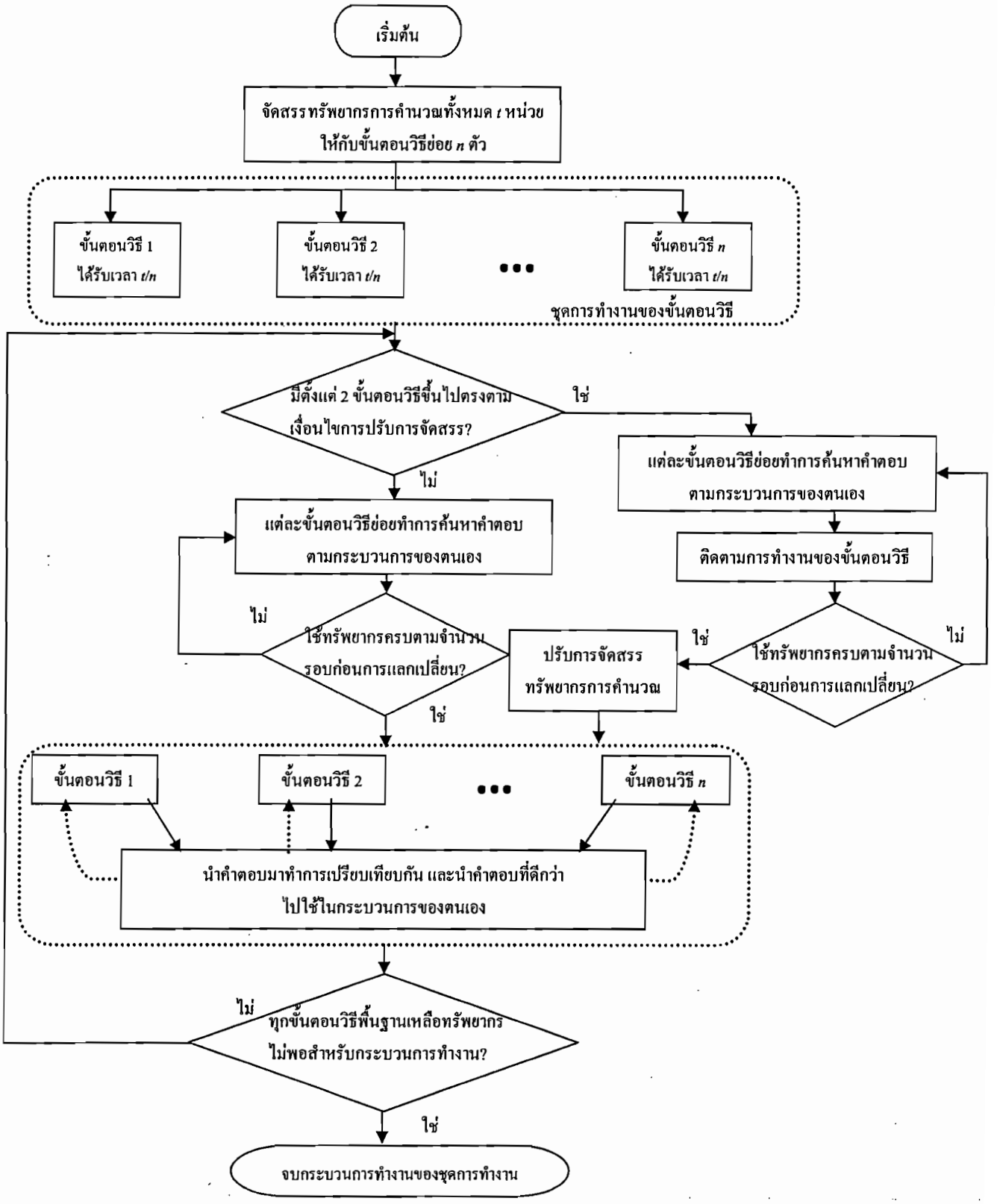
การแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณจะดำเนินการเช่นเดียวกับ การแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบของชุดการทำงานที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 3 กล่าวคือ เมื่อชุดการทำงานทำการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเสร็จเรียบร้อยแล้ว แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะนำเอาคำตอบในขั้นตอนวิธีของตนเองมาทำการเปรียบเทียบกับค่าความถูกต้องกับขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่น ๆ ในชุดการทำงาน นั่นคือ หากในชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีประกอบไปด้วยขั้นตอนวิธีทั้งหมด n ขั้นตอนวิธี แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะต้องนำคำตอบของตนเองไปทำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องกับขั้นตอนวิธีที่เหลืออีก n-1 ขั้นตอนวิธี

ถ้าผลของการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องระหว่างคำตอบตนเองและคำตอบของขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่น ๆ พบว่า ค่าความถูกต้องของคำตอบตนเองมีค่าน้อยกว่าค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธีอื่น ๆ ให้ทำการคัดลอกคำตอบของขั้นตอนวิธีนั้นมาใช้ในกระบวนการทำงานของตนเอง กล่าวคือ ถ้าเป็นขั้นตอนวิธีที่มีจำนวนคำตอบในช่วงเวลาหนึ่ง ๆ เพียงคำตอบเดียว เช่น โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ก็จะเป็นการคัดลอกคำตอบของขั้นตอนวิธีที่ดีกว่าตนเองทั้งชุดคำตอบมาแทนที่ในชุดคำตอบหรือค่าน้ำหนักปัจจุบันของตนเอง แต่ถ้าเป็นขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการที่มีหลายคำตอบ การคัดลอกคำตอบมาใช้งานจะเป็นการนำมาแทนที่ในคำตอบหรือโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมต่ำสุด

เนื่องจากขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการมีจำนวนคำตอบเท่ากับกลุ่มประชากร ดังนั้น ถ้าคำตอบของขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่นมีค่าความถูกต้องดีกว่าโครโมโซมคำตอบที่มีค่าความเหมาะสมต่ำสุดก็ทำการคัดลอกคำตอบดังกล่าวทั้งชุดคำตอบมาแทนที่ในโครโมโซมตัวที่มีค่าความเหมาะสมต่ำสุด

4.2.4 สรุปกระบวนการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

จากกระบวนการดำเนินการเพื่อจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ได้กล่าวมาในข้างต้น สรุปเป็นแผนผังการทำงานได้ดังรูปที่ 4-1



รูปที่ 4-1 กระบวนการทำงานของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

4.2.5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

ในส่วนนี้จะเป็นการทดสอบประสิทธิภาพของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ เพื่อเปรียบเทียบกับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง การทดสอบจะใช้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้ง 11 รูปแบบที่ได้ออกแบบไว้มาทำการทดสอบกับ 5 ปัญหามาตรฐานเช่นเดียวกับการทดสอบประสิทธิภาพของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ที่ได้นำเสนอไปในบทที่ 3 โดยการทดสอบในครั้งนี้กำหนดทรัพยากรการคำนวณสูงสุดสำหรับแต่ละชุดการทำงานที่ 1000 หน่วย และจำนวนการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบที่ 100 รอบเท่ากันทุกชุดการทำงานสำหรับการทดสอบในแต่ละปัญหา

ผลลัพธ์ของการแก้ปัญหา Ecoli แสดงดังตารางที่ 4-6 ผลลัพธ์ของปัญหา Haberman's Survival แสดงดังตารางที่ 4-7 ผลลัพธ์ของปัญหา Iris แสดงดังตารางที่ 4-8 ผลลัพธ์ของปัญหา Teaching Assistant Evaluation แสดงดังตารางที่ 4-9 และ ผลลัพธ์ของปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame แสดงดังตารางที่ 4-10

โดยในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานระหว่างชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้ง 2 รูปแบบในที่นี้จะนำเสนอโดยเน้นที่การเปรียบเทียบกันในส่วนของกรณีเฉลี่ย เพื่อให้เห็นค่าความแตกต่างกันในภาพรวมระหว่างชุดการทำงานทั้ง 2 รูปแบบ รายละเอียดทั้งหมด มีดังนี้

ตารางที่ 4-6 การเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Ecoli

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN+GA	71.13	68.50	62.60	60.25	53.53	51.07
***BPNN+GA**	72.73	69.57	63.42	61.19	47.10	45.97
BPNN+DE	79.50	76.17	72.26	69.73	64.00	62.80
***BPNN+DE**	79.43	75.80	72.72	69.40	63.30	60.70
BPNN+ES	84.30	79.20	78.34	74.21	70.97	64.90
***BPNN+ES**	83.90	79.47	77.84	73.61	68.70	63.07
GA+DE	78.70	75.53	73.18	70.37	67.53	64.27
***GA+DE**	79.63	75.40	73.61	70.65	65.97	63.77
GA+ES	84.50	79.57	80.13	76.45	74.27	69.20
***GA+ES**	84.87	78.93	80.16	76.01	72.93	69.63
DE+ES	83.80	80.57	79.85	77.25	75.20	70.60
***DE+ES**	83.73	78.60	79.81	76.23	73.37	69.37
BPNN+GA+DE	76.77	74.77	70.72	68.64	63.67	61.67
***BPNN+GA+DE**	77.10	74.27	70.66	68.42	58.27	57.90
BPNN+GA+ES	83.77	79.47	78.95	75.30	72.03	66.77
***BPNN+GA+ES**	83.60	78.30	78.82	74.83	70.23	66.67
BPNN+DE+ES	82.70	78.90	78.24	74.97	72.40	67.63
***BPNN+DE+ES**	83.93	78.27	79.00	75.41	71.97	67.20
GA+DE+ES	83.37	78.47	79.18	75.41	74.07	68.93
***GA+DE+ES**	84.17	77.80	79.58	75.87	70.57	68.07
BPNN+GA+DE+ES	82.13	78.30	77.79	75.23	71.90	66.57
***BPNN+GA+DE+ES**	82.97	78.50	77.80	74.41	68.73	66.13

หมายเหตุ

ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ปรากฏเครื่องหมาย "*" แทนชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง และ ค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงาแทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่

ตารางที่ 4-7 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Haberman's Survival

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN+GA	80.03	75.03	79.07	74.32	76.77	73.63
***BPNN+GA**	80.00	75.17	79.02	73.79	74.63	73.20
BPNN+DE	80.33	76.00	79.07	73.86	77.37	72.37
***BPNN+DE**	80.40	74.43	79.10	73.97	77.53	71.67
BPNN+ES	81.93	73.60	80.63	74.00	79.60	69.27
***BPNN+ES**	81.60	72.30	80.48	73.71	79.50	69.73
GA+DE	80.47	73.63	79.69	74.17	73.87	73.93
***GA+DE**	80.70	75.37	79.81	74.35	76.53	74.63
GA+ES	81.57	71.77	80.57	73.96	78.70	70.97
***GA+ES**	81.97	71.90	80.71	73.84	77.00	72.83
DE+ES	81.67	73.23	80.72	73.93	79.97	67.33
***DE+ES**	81.83	72.77	80.69	74.24	79.83	70.93
BPNN+GA+DE	80.37	75.50	79.45	74.50	76.97	73.63
***BPNN+GA+DE**	80.37	75.57	79.55	75.05	76.57	73.93
BPNN+GA+ES	81.43	74.90	80.46	74.43	77.33	72.43
***BPNN+GA+ES**	81.40	73.87	80.45	74.50	75.10	73.70
BPNN+DE+ES	81.60	73.23	80.52	74.38	79.80	70.90
***BPNN+DE+ES**	81.43	73.23	80.46	74.91	79.63	68.03
GA+DE+ES	81.63	74.73	80.53	74.88	77.93	73.00
***GA+DE+ES**	81.67	72.57	80.57	74.63	76.97	73.10
BPNN+GA+DE+ES	81.40	73.60	80.42	74.75	78.37	72.63
***BPNN+GA+DE+ES**	81.50	74.20	80.35	74.78	76.63	72.10

หมายเหตุ

ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ปรากฏเครื่องหมาย "*" แทนชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง และค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงาแทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่

ตารางที่ 4-8 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Iris

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN+GA	97.03	91.57	92.96	92.00	83.23	84.70
***BPNN+GA**	97.13	93.17	94.28	94.14	85.73	88.97
BPNN+DE	98.07	95.53	94.61	94.17	87.43	89.10
***BPNN+DE**	97.67	94.70	95.57	94.94	89.37	93.50
BPNN+ES	99.87	95.43	98.43	97.48	95.80	93.53
***BPNN+ES**	99.73	95.87	98.76	97.57	96.53	95.03
GA+DE	98.53	95.03	91.73	90.30	79.07	78.87
***GA+DE**	98.40	95.17	91.97	90.77	75.13	75.47
GA+ES	99.87	95.53	98.72	97.85	96.67	92.00
***GA+ES**	99.93	95.17	98.47	97.49	93.87	91.60
DE+ES	100.00	93.80	99.01	97.91	98.07	92.83
***DE+ES**	99.93	94.57	98.75	97.75	96.70	92.03
BPNN+GA+DE	98.00	94.33	95.33	94.35	90.73	92.27
***BPNN+GA+DE**	97.73	94.67	95.38	94.86	82.27	84.30
BPNN+GA+ES	99.80	96.00	98.84	97.77	97.77	96.10
***BPNN+GA+ES**	99.80	95.60	98.73	97.75	95.03	94.77
BPNN+DE+ES	99.87	95.83	98.49	97.77	96.07	93.57
***BPNN+DE+ES**	99.90	95.10	98.88	97.81	94.93	94.27
GA+DE+ES	99.87	95.13	98.94	98.01	97.87	93.27
***GA+DE+ES**	99.97	95.43	98.97	98.39	94.43	94.23
BPNN+GA+DE+ES	99.73	95.83	98.41	97.82	95.90	94.40
***BPNN+GA+DE+ES**	99.93	94.87	98.73	97.63	93.23	91.53

หมายเหตุ

ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ปรากฏเครื่องหมาย "*" แทนชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง และค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงาแทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่

ตารางที่ 4-9 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN+GA	61.23	45.87	54.17	47.07	47.50	43.50
***BPNN+GA**	62.50	45.20	55.82	48.39	47.93	43.57
BPNN+DE	58.80	49.33	52.41	45.84	45.77	42.37
***BPNN+DE**	62.07	48.03	54.78	46.78	44.57	42.23
BPNN+ES	68.13	48.00	61.15	52.70	53.70	51.70
***BPNN+ES**	70.40	45.00	62.84	50.37	53.07	49.23
GA+DE	64.37	51.10	57.83	50.54	50.63	45.40
***GA+DE**	65.23	45.47	58.51	49.14	51.23	46.00
GA+ES	69.80	49.17	62.99	51.81	55.97	52.33
***GA+ES**	71.07	37.97	63.69	51.41	56.23	51.53
DE+ES	70.43	46.23	63.91	54.45	58.00	53.67
***DE+ES**	70.00	43.87	63.66	52.71	56.50	50.20
BPNN+GA+DE	63.23	49.80	56.56	49.29	50.10	44.10
***BPNN+GA+DE**	62.57	49.03	56.33	49.36	48.70	46.50
BPNN+GA+ES	67.53	45.17	61.54	52.44	55.23	51.60
***BPNN+GA+ES**	69.03	46.17	62.31	52.23	54.40	51.27
BPNN+DE+ES	69.27	47.07	62.53	52.14	56.33	50.53
***BPNN+DE+ES**	69.43	41.50	62.51	51.69	54.30	50.80
GA+DE+ES	69.10	47.00	62.55	53.21	56.20	55.47
***GA+DE+ES**	69.50	50.43	63.09	53.12	55.70	50.33
BPNN+GA+DE+ES	67.57	45.67	61.22	52.25	55.13	51.30
***BPNN+GA+DE+ES**	70.17	41.50	62.56	51.81	54.10	51.13

หมายเหตุ

ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ปรากฏเครื่องหมาย "*" แทนชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง และค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงาแทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่

ตารางที่ 4-10 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame

ขั้นตอนวิธี	ดีสุด		เฉลี่ย		แย่สุด	
	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ	การสอน	ทดสอบ
BPNN+GA	89.03	59.40	83.77	58.97	74.33	57.70
***BPNN+GA**	89.40	63.20	84.19	59.26	75.17	61.27
BPNN+DE	92.93	59.13	88.27	63.23	83.80	63.57
***BPNN+DE**	92.87	63.07	88.81	65.73	84.03	68.63
BPNN+ES	95.80	69.70	92.81	67.77	89.83	59.27
***BPNN+ES**	96.53	70.13	93.45	68.15	90.23	61.23
GA+DE	92.57	57.17	88.35	64.81	79.30	67.20
***GA+DE**	92.53	67.37	88.64	64.19	80.33	63.87
GA+ES	96.47	72.57	93.07	68.95	86.33	60.70
***GA+ES**	96.43	65.97	93.28	66.01	85.20	65.63
DE+ES	96.23	76.17	92.87	71.22	89.83	57.00
***DE+ES**	96.37	73.37	93.47	69.71	90.20	60.10
BPNN+GA+DE	91.27	64.47	87.29	62.81	78.07	64.33
***BPNN+GA+DE**	91.53	64.73	87.58	64.28	78.90	62.17
BPNN+GA+ES	94.60	70.00	91.56	64.91	83.80	60.17
***BPNN+GA+ES**	95.20	76.50	92.55	67.96	86.93	60.87
BPNN+DE+ES	94.53	71.23	91.72	66.19	89.13	59.00
***BPNN+DE+ES**	95.97	68.53	92.64	67.39	89.13	62.63
GA+DE+ES	94.93	73.30	92.11	68.02	82.93	61.40
***GA+DE+ES**	95.53	71.93	92.37	66.33	86.23	60.77
BPNN+GA+DE+ES	94.53	70.37	91.51	67.02	81.00	64.10
***BPNN+GA+DE+ES**	95.13	66.00	91.90	67.44	83.90	57.83

หมายเหตุ

ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ปรากฏเครื่องหมาย "*" แทนชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง และค่าความถูกต้องในช่องที่มีการแรเงาแทนกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่

ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Ecoli ในตารางที่ 4-6 แสดงให้เห็นว่า การเพิ่มเติมวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับชุดการทำงานช่วยทำให้ชุดการทำงานส่วนใหญ่มีค่าความถูกต้องที่ดีขึ้นกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณแบบคงที่ กล่าวคือ ในชุดการทำงานจำนวน 2 ขั้นตอนวิธี ชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองที่มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนกรณีค่าเฉลี่ยสูงกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่มีทั้งหมด 4 ชุดการทำงาน จากทั้งหมด 6 ชุดการทำงาน ได้แก่ ชุดการทำงาน BPNN+GA ที่มีค่าความถูกต้องเพิ่มจาก 62.60% ไปเป็น 63.42%, ชุดการทำงาน BPNN+DE มีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจาก 72.26% เป็น 72.72% , ชุดการทำงาน GA+DE มีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจาก 73.18% เป็น 73.61% และ ชุดการทำงาน GA+ES มีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจาก 80.13% เป็น 80.16%

โดยการทดลองก่อนหน้านี้ที่ได้ทำการเปรียบเทียบชุดการทำงาน BPNN+DE แบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เทียบกับการทำงานเดี่ยว ๆ ของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน เราพบว่า ชุดการทำงานดังกล่าวมีค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหากรณีค่าเฉลี่ยในขั้นตอนการสอนต่ำกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น กล่าวคือ ค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน BPNN และ DE คือ 72.60% แต่ค่าความถูกต้องที่ได้จากชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เท่ากับ 72.26% ซึ่งดีกว่าค่าความถูกต้องของขั้นตอนวิธี BPNN แต่ยังน้อยกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ย แต่เมื่อเราเพิ่มวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองเข้าไปในชุดการทำงานช่วยทำให้ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานเพิ่มขึ้นจาก 72.26% ไปเป็น 72.72% ซึ่งเป็นค่าความถูกต้องที่ดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงานนี้ นอกจากนี้ในส่วนของชุดการทำงาน BPNN+GA ซึ่งเมื่อตอนเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานนี้แบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เปรียบเทียบกับค่าความถูกต้องที่ได้จากการทำงานเดี่ยว ๆ ของขั้นตอนวิธีพื้นฐาน พบว่า ค่าความถูกต้องที่ได้จากชุดการทำงานไม่ดีกว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานใดเลยในชุดการทำงานนั้น ซึ่งแม้ว่าเมื่อเราเพิ่มวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเพิ่มไปในชุดการทำงานแล้วค่าความถูกต้องที่ได้จะยังคงไม่ดีกว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานใดเลยในชุดการทำงาน แต่การเพิ่มกระบวนการปรับการจัดสรรก็ยังคงช่วยทำให้ค่าความถูกต้องในการทำงานทั้งในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบเพิ่มมากขึ้นแม้ว่าจะเพียงเล็กน้อยก็ตาม

สำหรับชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่แก้ปัญหา Ecoli แล้วให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่นอกเหนือจากชุดการทำงานที่ได้กล่าวไปในตอนต้น ได้แก่ ชุดการทำงาน BPNN+DE+ES ซึ่งได้ค่าความถูกต้องเพิ่มจาก 78.24% ไปเป็น 79.00%, ชุดการทำงาน GA+DE+ES ได้ค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจาก 79.18% เป็น 79.58% และ ชุดการทำงาน BPNN+GA+DE+ES ที่มีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจาก 77.79% เป็น 77.80%

และเพื่อให้เห็นประสิทธิภาพการทำงานที่เพิ่มขึ้นในภาพรวมของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ เมื่อเปรียบเทียบกับประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ ในที่นี้จึงทำการคำนวณค่าความถูกต้องเฉลี่ยที่ได้จากทั้ง 11 ชุดการทำงานโดยเลือกเฉพาะค่าความถูกต้องในกรณีค่าเฉลี่ยเมื่อดำเนินการแก้ปัญหานี้ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้เป็นดังนี้

ในกรณีของค่าความถูกต้องในขั้นตอนของการสอน พบว่า ค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยที่ได้จากทั้ง 11 ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่มีค่าเท่ากับ 75.57% ส่วนค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยที่ได้จากทั้ง 11 ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าเท่ากับ 75.77% แสดงว่าในภาพรวม ค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยของการแก้ปัญหาในขั้นตอนการสอนนั้น ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องสูงกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เท่ากับ 0.2%

ส่วนในขั้นตอนของการทดสอบ ค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยที่ได้จาก 11 ชุดการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่มีค่าเท่ากับ 72.53% และค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยที่ได้จาก 11 ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าเท่ากับ 72.37% แสดงว่าชุดการทำงานที่นำเสนอในบทนี้ มีค่าความถูกต้องน้อยกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ เท่ากับ 0.16%

ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Haberman's Survival ในตารางที่ 4-7 แสดงให้เห็นว่า ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองที่มีค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหากรณีค่าเฉลี่ยดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่มีทั้งหมด 9 ชุดการทำงาน แบ่งออกเป็น ดีกว่าทั้งในขั้นตอนของการสอนและขั้นตอนการทดสอบทั้งหมด 3 ชุดการทำงาน ได้แก่ ชุดการทำงาน BPNN+DE ที่มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มจาก 79.07% เป็น 79.10% และ ในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มจาก 73.86% เป็น 73.97%, ชุดการทำงาน GA+DE ที่มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มขึ้นจาก 79.69% เป็น 79.81% และในขั้นตอนการทดสอบค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจาก 74.17% เป็น 74.35% และ ชุดการทำงาน BPNN+GA+DE ที่มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มขึ้นจาก 79.45% เป็น 79.55% และ ในขั้นตอนการทดสอบมีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจาก 74.50% เป็น 75.05%

ในส่วนของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองที่มีค่าความถูกต้องกรณีค่าเฉลี่ยดีกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เฉพาะในขั้นตอนการสอนมีทั้งหมด 2 ชุดการทำงาน ได้แก่ ชุดการทำงาน GA+ES ที่มีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับตอนที่ไม่มีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณจาก 80.57% เป็น 80.71% และ ชุดการทำงาน GA+DE+ES ที่มีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจาก 80.53% เป็น 80.57%

ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณที่มีค่าความถูกต้องกรณีค่าเฉลี่ยดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณคงที่เฉพาะในขั้นตอนการทดสอบมีทั้งหมด 4 ชุดการทำงานได้แก่ ชุดการทำงาน DE+ES, ชุดการทำงาน BPNN+GA+ES, ชุดการทำงาน BPNN+DE+ES และ ชุดการทำงาน BPNN+GA+DE+ES

ถึงแม้ว่าค่าความถูกต้องที่ได้จากชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณจะไม่ได้ดีกว่าค่าความถูกต้องที่ได้จากชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ในทุกกรณี แต่สำหรับปัญหานี้ ในกรณีที่ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าน้อยกว่าอีกชุดการทำงานหนึ่ง แต่ค่าความถูกต้องดังกล่าวในทุกกรณียังคงเป็นค่าความถูกต้องที่ดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น ๆ

สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานในภาพรวมโดยการนำค่าความถูกต้องของทั้ง 11 รูปแบบของชุดการทำงานของทั้ง 2 รูปแบบมาทำการคำนวณค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยสำหรับปัญหา Haberman's Survival พบว่า ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยทั้งในขั้นตอนการสอน และ ขั้นตอนการทดสอบดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ โดยในขั้นตอนการสอนชุดการทำงานที่นำเสนอในบทนี้มีค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยเท่ากับ 80.11% ซึ่งเพิ่มขึ้นจากชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เท่ากับ 0.01% และในขั้นตอนของการทดสอบค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าเท่ากับ 74.34% ซึ่งเพิ่มขึ้นจากชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เท่ากับ 0.05%

ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Iris ในตารางที่ 4-8 แสดงให้เห็นว่า ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหานี้ค่อนข้างดีกว่าค่าความถูกต้องที่ได้จากชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ โดยมีชุดการทำงานที่มีค่าความถูกต้องกรณีค่าเฉลี่ยทั้งในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบที่ดีกว่าอีกชุดการทำงานหนึ่งถึง 7 ชุดการทำงาน ได้แก่ ชุดการทำงาน BPNN+GA ที่มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มขึ้นจากชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ซึ่งมีค่าเท่ากับ 92.96% เป็น 94.28% และค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มขึ้นจาก 92.00% เป็น 94.14%, ชุดการทำงาน BPNN+DE มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มขึ้นจาก 94.61% เป็น 95.57% และ ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มขึ้นจาก 94.17% เป็น 94.94%, ชุดการทำงาน BPNN+ES มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มขึ้นจาก 98.43% เป็น 98.76% และค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มขึ้นจาก 97.48% เป็น 97.57%, ชุดการทำงาน GA+DE มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มขึ้นจาก 91.73% เป็น 91.97% และค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มขึ้นจาก 90.30% เป็น 90.77%, ชุดการทำงาน BPNN+GA+DE มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มขึ้นจาก 95.33% เป็น 95.38% และ ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มขึ้นจาก 94.35% เป็น 94.86%, ชุดการทำงาน BPNN+DE+ES มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มขึ้นจาก 98.49% เป็น 98.88% และค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มขึ้นจาก 97.77% เป็น 97.81% และ ชุดการทำงาน GA+DE+ES มีค่าความถูกต้องในขั้นตอนการสอนเพิ่มขึ้นจาก 98.94% เป็น 98.97% และ ค่าความถูกต้องในขั้นตอนการทดสอบเพิ่มขึ้นจาก 98.01% เป็น 98.39%

สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานในภาพรวมโดยการนำค่าความถูกต้องของทั้ง 11 รูปแบบของชุดการทำงานของทั้ง 2 รูปแบบมาทำการคำนวณค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยสำหรับปัญหา Iris พบว่า ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยทั้งในขั้นตอนการสอน และ ขั้นตอนการทดสอบดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ โดยในขั้นตอนการสอนชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องสูงกว่าอีกชุดการทำงานหนึ่งเท่ากับ 0.28% และในขั้นตอนของการสอนมีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจากชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เท่ากับ 0.33%

ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation ในตารางที่ 4-9 พบว่า ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองที่ดำเนินการแก้ปัญหานี้แล้วได้ค่าความถูกต้องกรณีเฉลี่ยต่ำกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ ทั้งในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบมีเพียง 2 ชุดการทำงานเท่านั้น จากชุดการทำงานทั้งหมด 11 รูปแบบที่ได้นำเสนอไป ชุดการทำงานดังกล่าวคือ ชุดการทำงาน DE+ES และ ชุดการทำงาน BPNN+DE+ES และแม้ว่าชุดการทำงานดังกล่าวจะแก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องที่น้อยกว่าค่าความถูกต้องที่ได้จากการแก้ปัญหาด้วยชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ แต่ค่าความถูกต้องของทั้ง 2 ชุดการทำงานดังกล่าวยังคงสูงกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของบรรดาขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกันในชุดการทำงานนั้น

สำหรับชุดการทำงานที่นอกเหนือจาก 2 ชุดการทำงานที่ได้กล่าวไปในตอนต้นจะมีอย่างน้อย 1 ขั้นตอนการทำงานที่ชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณมีค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาดีกว่าชุดการทำงานแบบจัดสรรทรัพยากรการคำนวณคงที่ นั่นคืออาจจะดีกว่าเฉพาะในขั้นตอนการสอน ดีกว่าเฉพาะในขั้นตอนการทดสอบ และ ดีกว่าทั้งในขั้นตอนการสอนและขั้นตอนการทดสอบ

สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานในภาพรวมโดยการนำค่าความถูกต้องของทั้ง 11 รูปแบบจากชุดการทำงานทั้ง 2 รูปแบบมาทำการคำนวณค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยสำหรับปัญหา Teaching Assistant Evaluation พบว่า ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยในขั้นตอนการสอนสูงกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เท่ากับ 0.84% แต่ค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยของขั้นตอนในการทดสอบชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องต่ำกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เท่ากับ 0.43%

ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองสำหรับปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame ในตารางที่ 4-10 แสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณเมื่อดำเนินการกับปัญหานี้ทุกชุดการทำงานจะมีค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาดีกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่อย่างน้อย 1 ขั้นตอนการทำงาน กล่าวคือ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองที่มีค่าความถูกต้องเฉพาะในขั้นตอนของการสอนดีกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่มีทั้งหมด 4 ชุดการทำงาน ได้แก่ ชุดการทำงาน GA+DE, ชุดการทำงาน GA+ES, ชุดการทำงาน DE+ES และ ชุดการทำงาน GA+DE+ES ส่วนอีก 7 ชุดการทำงานที่เหลือจะเป็นกรณีที่ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องกรณีเฉลี่ยดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ทั้งในขั้นตอนของการสอน และ ขั้นตอนของการทดสอบ

จากผลการทำงานดังที่อธิบายในข้างต้น แสดงให้เห็นว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองค่อนข้างประสบความสำเร็จในการแก้ปัญหานี้ เนื่องจากสามารถแก้ปัญหาโดยให้ค่าความถูกต้องของการแก้ปัญหาส่วนใหญ่ดีกว่าชุดการทำงานอีกแบบหนึ่ง แต่เพื่อเป็นการสนับสนุนผลการทดลองในภาพรวม เราจะทำการคำนวณค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยของชุดการทำงานทั้ง 11 ชุดการทำงาน จากชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้ง 2 รูปแบบ

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานในภาพรวมโดยนำค่าความถูกต้องของชุดการทำงานทั้ง 11 รูปแบบจากชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้ง 2 รูปแบบมาทำการคำนวณค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยสำหรับปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame พบว่า ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องโดยเฉลี่ยทั้งในขั้นตอนการสอน และ ขั้นตอนการทดสอบดีกว่าชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ โดยในขั้นตอนการสอนชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองมีค่าความถูกต้องสูงกว่าชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เท่ากับ 0.51% และในขั้นตอนของการทดสอบมีค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นจากชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เท่ากับ 0.23%

จากผลการทดลองทั้งหมดในข้างต้น พบว่า การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองในระหว่างการประมวลผลของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีช่วยให้ค่าความถูกต้องของผลลัพธ์ส่วนใหญ่ดีขึ้น นั่นแสดงว่า การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณโดยพิจารณาจาก 2 ปัจจัย คือ ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาของแต่ละช่วงการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบ และ ค่าความคืบหน้าในการทำงานตั้งแต่เริ่มต้นจนสิ้นสุดการคำนวณในแต่ละช่วงก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบ สามารถช่วยให้ชุดการทำงานสามารถคาดการณ์แนวโน้มการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีและทำการปรับทรัพยากรการคำนวณดังกล่าวในทิศทางที่ส่งเสริมการทำงานของขั้นตอนวิธีในชุดการทำงานให้ดียิ่งขึ้น แต่จากผลการทดลองในหัวข้อ 4.2.5 ก็แสดงให้เห็นแล้วว่าไม่ใช่ทุกกรณีที่ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณจะดีขึ้น แสดงว่าน่าจะยังมีปัจจัยอื่น ๆ ที่ส่งผลต่อการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี ซึ่งหากเราใช้ปัจจัยอื่น ๆ มาร่วมในการพิจารณาเพิ่มเติม ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง น่าจะสามารถคาดการณ์แนวโน้มการทำงานของขั้นตอนวิธีได้ดีมากยิ่งขึ้น ส่งผลให้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลที่ให้ค่าความถูกต้องในการทำงานมากยิ่งขึ้นตามไปด้วย ซึ่งประเด็นนี้สามารถนำไปพัฒนาต่อได้ในอนาคต

บทที่ 5
สรุปและอภิปรายผล

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี 2 รูปแบบ คือ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 3 และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองดังที่อธิบายไว้ในบทที่ 4 เพื่อแก้ปัญหาการเลือกขั้นตอนวิธีที่ยังไม่ทราบว่าขั้นตอนวิธีใดจะเหมาะกับปัญหาที่กำหนดมากกว่ากัน ซึ่งในบทนี้จะนำเสนอการสรุปและอภิปรายผลการดำเนินงานทั้งหมดที่ได้นำเสนอไป รวมทั้งประเด็นที่เป็นข้อเสนอแนะสำหรับนำไปดำเนินการวิจัยต่อในอนาคต

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

การอภิปรายการดำเนินงานเพื่อจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีในที่นี้จะแบ่งออกเป็น 3 หัวข้อหลัก ประกอบด้วย ขั้นตอนวิธีพื้นฐาน วิธีการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ และ วิธีการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง รายละเอียดทั้งหมดมีดังนี้

5.1.1 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี

วิทยานิพนธ์นี้เลือกขั้นตอนวิธีพื้นฐานทางด้านปัญญาประดิษฐ์มาทั้งหมด 4 ขั้นตอนวิธี แบ่งออกเป็น 2 กลุ่มย่อย คือ ขั้นตอนวิธีทางด้านโครงข่ายประสาทเทียม 1 ขั้นตอนวิธี คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ ขั้นตอนวิธีในกลุ่มของขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ 3 ขั้นตอนวิธี ประกอบด้วย ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ และ ดิฟเฟอเรนเชียลอิโวลูชัน โดยการอภิปรายผลในที่นี้จะแทนชื่อขั้นตอนวิธีเหล่านี้ด้วย ชื่อย่อ BPNN, GA, ES และ DE ตามลำดับ

จากขั้นตอนวิธีทั้งหมดในข้างต้นจะนำไปทำการทดสอบกับ 5 ปัญหาการจำแนกกลุ่ม จาก UCI Machine Learning Repository เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน โดยกำหนดจำนวนทรัพยากรการคำนวณสำหรับแต่ละขั้นตอนวิธีไว้เท่ากัน คือ ขั้นตอนวิธีละ 1000 หน่วย สำหรับการดำเนินการกับแต่ละปัญหา ผลการทดสอบพบว่า แต่ละขั้นตอนวิธีให้ผลลัพธ์ในการแก้ปัญหาที่แตกต่างกัน การเลือกใช้ขั้นตอนวิธีใดวิธีหนึ่งไปแก้ปัญหาไม่สามารถ

รับประกันได้ว่าจะได้ค่าความถูกต้องที่ดีเสมอไป เช่น ถ้าเลือกใช้ขั้นตอนวิธี BPNN ไปแก้ปัญหา Iris ขั้นตอนวิธีนี้จะให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดเมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีอื่น ๆ แต่ในทางตรงกันข้าม สำหรับปัญหา Haberman's Survival และ ปัญหา Tic-Tac-Toe Endgame ขั้นตอนวิธีนี้กลับให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาต่ำสุดทั้ง 2 ปัญหาเมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีอื่น แสดงให้เห็นว่า การเลือกขั้นตอนวิธีใดวิธีหนึ่งไปแก้ปัญหาจะพบกับความเสี่ยงที่อาจจะไม่ได้รับคำตอบที่ให้ค่าความถูกต้องที่ดีเสมอไป ดังนั้น การนำหลาย ๆ ขั้นตอนวิธีมาช่วยกันทำงานในลักษณะของชุดการทำงานน่าจะช่วยลดความเสี่ยงในการเลือกใช้ขั้นตอนวิธีที่ไม่เหมาะสม และให้ค่าความถูกต้องในการทำงานที่ดีมากยิ่งขึ้นภายใต้การกำหนดต้นทุนการคำนวณที่เท่ากัน ซึ่งในหัวข้อถัดไปจะอภิปรายวิธีการดำเนินงานและผลลัพธ์ของการทดสอบสมมุติฐานนี้

5.1.2 การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่

จากขั้นตอนวิธีพื้นฐานทั้งหมดในหัวข้อ 5.1.1 จะนำมาจัดเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้งหมด 11 รูปแบบ แบ่งออกเป็น 3 กลุ่มย่อย ได้แก่ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ประกอบด้วย 2 ขั้นตอนวิธี จำนวน 6 รูปแบบได้แก่ BPNN+GA, BPNN+DE, BPNN+ES, GA+DE, GA+ES และ DE+ES ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ประกอบด้วย 3 ขั้นตอนวิธี จำนวน 4 รูปแบบ ได้แก่ BPNN+GA+DE, BPNN+GA+ES, BPNN+DE+ES และ GA+DE+ES และ ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีที่ประกอบไปด้วยทุกขั้นตอนวิธีพื้นฐานจำนวน 1 รูปแบบ คือ BPNN+GA+DE+ES

กระบวนการในการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจะเริ่มจากการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้กับขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน จากนั้นแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะดำเนินการแก้ปัญหาตามกระบวนการของตนเองอย่างอิสระ โดยจะมีการกระตุ้นให้เกิดการแลกเปลี่ยนและแทนที่คำตอบกันอย่างสม่ำเสมอเพื่อให้ขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานสามารถช่วยกันปรับปรุงคำตอบในระหว่างกระบวนการทำงาน ซึ่งกระบวนการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจะสิ้นสุดลงเมื่อทุก ๆ ขั้นตอนวิธีในชุดการทำงานใช้ทรัพยากรการคำนวณที่ตนเองได้รับการจัดสรรมาจนหมด หรือทรัพยากรการคำนวณที่มีไม่เพียงพอที่จะใช้จนครบกระบวนการทำงาน

การทดสอบประสิทธิภาพของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่จะดำเนินการกับ 5 ปัญหามาตรฐานเช่นเดียวกับที่ได้ทำการทดสอบกับขั้นตอนวิธีพื้นฐาน โดยกำหนดทรัพยากรการคำนวณสูงสุดสำหรับทุกชุดการทำงานสำหรับแต่ละปัญหาไว้ที่ 1000 หน่วย และ กำหนดจำนวนรอบการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนคำตอบกำหนดไว้ที่ 100 รอบ โดยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจะทำการ

เปรียบเทียบค่าความถูกต้องของชุดการทำงานเทียบกับขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่ประกอบกันเป็นชุดการทำงานนั้น เช่น ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี BPNN + GA จะทำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องกับขั้นตอนวิธี BPNN และ ขั้นตอนวิธี GA เท่านั้น

ผลการทดสอบพบว่า แม้ว่าขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดเป็นชุดการทำงานจะให้ค่าความถูกต้องที่แตกต่างกันเมื่อดำเนินการกับปัญหาที่ต่างกัน แต่เมื่อนำขั้นตอนวิธีดังกล่าวมาจัดเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีกลับทำให้ค่าความถูกต้องของการจำแนกกลุ่มดียิ่งขึ้น โดยค่าความถูกต้องที่ได้จากชุดการทำงานทั้งในขั้นตอนการสอนและการทดสอบโดยส่วนใหญ่ดีกว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาทำงานร่วมกันในชุดการทำงานนั้น นอกจากนี้ ยังมีชุดการทำงานจำนวนไม่น้อยที่ประสบความสำเร็จในการแก้ปัญหาทั้งในขั้นตอนการสอน และขั้นตอนของการทดสอบ นั่นคือ ดำเนินการแก้ปัญหาได้ดีขึ้นจนได้ค่าความถูกต้องที่สูงกว่าทุก ๆ ขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดชุดการทำงาน

ถึงแม้ว่าการนำขั้นตอนวิธีพื้นฐานมาจัดเป็นชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจะช่วยให้ค่าความถูกต้องโดยรวมดีขึ้น แต่ยังมีบางกรณีที่ค่าความถูกต้องที่ได้ไม่เป็นไปตามนั้น ซึ่งอาจมาจากหลากหลายปัจจัย ซึ่งพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับชุดการทำงาน นั่นคือ ทรัพยากรการคำนวณ และจำนวนรอบการคำนวณก่อนแลกเปลี่ยนคำตอบ อาจเป็นปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อค่าความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้ จึงได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานที่มีค่าของพารามิเตอร์แตกต่างกัน เพื่อทดสอบว่าค่าของพารามิเตอร์ดังกล่าวมีผลต่อประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีอย่างไร โดยแบ่งการทดลองออกเป็น 2 ส่วน คือ การศึกษาผลลัพธ์ของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเมื่อได้รับการจัดสรรทรัพยากรในการคำนวณแตกต่างกัน และการศึกษาผลลัพธ์ของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเมื่อจำนวนการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนแตกต่างกัน

โดยการทดลองทั้งสองส่วนทำการทดสอบเฉพาะกับปัญหาที่ดำเนินการด้วยชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแล้วให้ผลลัพธ์ดีสุด และ แย่สุด จากผลการทดสอบประสิทธิภาพของชุดการทำงานทั้งหมดที่ได้อภิปรายไปในข้างต้น นั่นคือ ปัญหา Iris ที่ดำเนินการแก้ปัญหาด้วยชุดการทำงาน DE+ES และปัญหา Teaching Assistant Evaluation ที่ดำเนินการแก้ปัญหาด้วยชุดการทำงาน BPNN+DE ตามลำดับ จากผลการทดสอบพารามิเตอร์ในส่วนของจำนวนทรัพยากรการคำนวณที่แตกต่างกันในทั้ง 2 ปัญหา พบว่า ทรัพยากรการคำนวณที่จัดสรรให้แต่ละชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเป็นปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อค่าความถูกต้องของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี โดยจำนวนทรัพยากรการคำนวณยิ่งมากจะทำให้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมีทรัพยากรสำหรับการประมวลผลที่มากเพียงพอในการค้นหาคำตอบที่ดี แต่ทรัพยากรการคำนวณที่มากเกินไปก็อาจจะ

ไม่ได้ทำให้ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานดีขึ้นมากนัก ดังนั้น การกำหนดจำนวนทรัพยากรที่เหมาะสมสำหรับแต่ละปัญหาจะช่วยลดปริมาณการคำนวณแต่ยังคงให้ผลลัพธ์ที่ดีในการแก้ปัญหา

สำหรับผลการทดสอบพารามิเตอร์ในส่วนของจำนวนการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบ พบว่า จำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนดังกล่าวเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี โดยในปัญหาที่ค่อนข้างมีความซับซ้อนอาจต้องการเวลาในการค้นหาคำตอบก่อนการแลกเปลี่ยนที่มากขึ้นส่งผลให้จำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่ทำให้ได้ค่าความถูกต้องสูง ๆ ของปัญหาดังกล่าวจะมากขึ้นตามไปด้วย และการกำหนดให้ขั้นตอนวิธีในชุดการทำงานมีจำนวนรอบการคำนวณเพื่อค้นหาคำตอบที่มากเกินไปก็อาจทำให้มันติดอยู่ในพื้นที่ของคำตอบดีสุดในระดับท้องถิ่น (Local Maximum) ทำให้เมื่อถึงรอบของการแลกเปลี่ยนคำตอบขั้นตอนวิธีดังกล่าวอาจไม่มีคำตอบที่ดีนักไปแลกเปลี่ยนกัน ทำให้ค่าความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้น้อยลงตามไปด้วย

ถึงแม้ว่าการกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีจะส่งผลต่อค่าความถูกต้องในการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี แต่ในการทดลองเพื่อหาว่าค่าของพารามิเตอร์ทั้ง 2 ควรมีค่าเท่าไหร่จึงจะเหมาะกับปัญหาและชุดการทำงานที่เลือกใช้อาจทำให้เสียเวลา หากเราสามารถทำให้การจัดสรรทรัพยากรการคำนวณมีการปรับตัวด้วยตนเองในระหว่างกระบวนการค้นหาคำตอบ ในทิศทางที่ส่งเสริมการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานน่าจะเป็นวิธีการที่ดีกว่าในการปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี เพื่อทดสอบสมมุติฐานดังกล่าว ในบทที่ 4 วิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำเสนอวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง รวมทั้งประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง ซึ่งผลการดำเนินการทั้งหมดจะอภิปรายในหัวข้อถัดไป

5.1.3 การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง

จากชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ ซึ่งให้ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาที่ดีเมื่อเทียบกับการประมวลผลเดี่ยว ๆ ของขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่มาประกอบกัน แต่จากการสังเกตกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน พบว่าทรัพยากรการคำนวณที่จัดสรรให้แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานอย่างคงที่ตลอดกระบวนการทำงานไม่ได้ถูกนำไปใช้อย่างคุ้มค่าในแง่ของการช่วยปรับปรุงคำตอบของตนเองและขั้นตอนวิธีพื้นฐานอื่น ๆ ในชุดการทำงานเสมอไป ดังนั้น วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอการจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง ซึ่งชุดการทำงานดังกล่าวจะมีการติดตามการทำงานเพื่อดูทิศทางและแนวโน้มการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีในชุดการทำงาน และเมื่อใดก็ตามที่ขั้นตอนวิธีในชุดการทำงานมีผลการทำงานที่อาจส่งผลต่อค่าความถูกต้องที่ไม่คุ้มค่ากับต้นทุนการคำนวณที่ใช้ไป จะเกิดกระบวนการในการปรับปรุงการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง เพื่อมุ่งหวังว่าภายหลังจากปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณใหม่แล้วจะส่งผลให้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสามารถแก้ปัญหาการจำแนกกลุ่มที่ให้ค่าความถูกต้องดีขึ้น

โดยกระบวนการทำงานของชุดการทำงานนี้ก็จะคล้าย ๆ กับชุดการทำงานแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่ นั่นคือ เริ่มต้นกระบวนการทำงานด้วยการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณให้แต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงาน จากนั้นแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานจะดำเนินการค้นหาคำตอบตามกระบวนการของตนเองอย่างอิสระ และในทุกๆช่วงของการคำนวณตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนที่กำหนด จะมีการตรวจสอบเงื่อนไขการปรับการจัดสรรทรัพยากรของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐาน หากมีตั้งแต่ 2 ขั้นตอนวิธีพื้นฐานขึ้นไปที่ผ่านเงื่อนไขการตรวจสอบ ในระหว่างช่วงการทำงานนั้นก็จะมีการติดตามการทำงานเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับนำไปใช้ในกระบวนการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ และเมื่อใดที่ขั้นตอนวิธีพื้นฐานในชุดการทำงานทำการคำนวณครบตามจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบ จะดำเนินการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณ และ ทำการแลกเปลี่ยนคำตอบระหว่างขั้นตอนวิธีพื้นฐาน จากนั้นจะดำเนินการเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนกว่าทุกขั้นตอนวิธีจะเข้าสู่เงื่อนไขการหยุดการทำงาน

การทดสอบประสิทธิภาพของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบกำหนดทรัพยากรการคำนวณคงที่เปรียบเทียบกับชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง จะใช้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีทั้ง 11 รูปแบบที่ได้ออกแบบไว้มาทำการทดสอบกับ 5 ปัญหา จาก UCI โดยกำหนดทรัพยากรการคำนวณสำหรับแต่ละชุดการทำงานที่ 1000 หน่วย และจำนวนรอบการคำนวณก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบที่ 100 รอบเท่ากันทุกชุดการทำงานสำหรับการทดสอบในแต่ละปัญหา

ผลการทดสอบพบว่า การปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเองในระหว่างการประมวลผลของชุดการทำงานช่วยให้ค่าความถูกต้องของผลลัพธ์ส่วนใหญ่ดีขึ้น แสดงว่าการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณโดยพิจารณาจาก 2 ปัจจัย คือ ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาแต่ละช่วงก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบ และ ค่าความคืบหน้าในการทำงานตั้งแต่เริ่มต้นจนสิ้นสุดการคำนวณในแต่ละช่วงก่อนการแลกเปลี่ยนคำตอบ สามารถช่วยให้ชุดการทำงานสามารถคาดการณ์แนวโน้มการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธีและทำการปรับทรัพยากรการคำนวณดังกล่าวในทิศทางที่ส่งเสริมการทำงานของขั้นตอนวิธีในชุดการทำงานให้ดียิ่งขึ้น แต่ข้อสังเกตที่น่าสนใจคือ ไม่ใช่ทุกกรณีที่ค่าความถูกต้องในการแก้ปัญหาของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณจะดีขึ้น แสดงว่าน่าจะยังมีปัจจัยอื่น ๆ ที่ส่งผลต่อการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธี ซึ่งหากเราใช้ปัจจัยอื่น ๆ มาร่วมพิจารณาเพิ่มเติม ค่าความถูกต้องของชุดการทำงานแบบมีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณด้วยตนเอง น่าจะสามารถคาดการณ์แนวโน้มการทำงานของขั้นตอนวิธีได้ดีมากยิ่งขึ้น ส่งผลให้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลที่ให้ค่าความถูกต้องในการทำงานมากยิ่งขึ้นตามไปด้วย ซึ่งประเด็นนี้สามารถนำไปพัฒนาต่อได้ในอนาคต

5.2 ข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินงานทั้งหมดของวิทยานิพนธ์นี้ พบว่า ยังมีบางประเด็นที่สามารถนำไปพัฒนาหรือปรับปรุงประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีเพิ่มเติมเพื่อให้ชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสามารถแก้ปัญหาได้ค่าความถูกต้องที่ดีมากยิ่งขึ้น ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

- รูปแบบการนำขั้นตอนวิธีมาทำงานร่วมกันในที่นี้อ้างอิงโครงสร้างการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นหลัก ทำให้การเลือกขั้นตอนวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์มาจัดชุดการทำงานสำหรับแก้ปัญหาค่อนข้างจำกัด เช่น แทนคำตอบของ GA, ES, DE ในรูปแบบค่าน้ำหนักของ BPNN ได้ แต่ไม่สามารถนำต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) มาช่วยแก้ปัญหาได้เนื่องจากมีรูปแบบการแทนคำตอบที่ต่างกัน ดังนั้น หากสามารถสร้างโมเดลของการนำขั้นตอนวิธีมาทำงานร่วมกันในลักษณะของกรอบการทำงานทั่วไปได้ เช่น สามารถกำหนดโครงสร้างรูปแบบการแทนปัญหา (Representation) ให้ขั้นตอนวิธีต่าง ๆ สามารถทำงานร่วมกันได้ จะทำให้สามารถนำขั้นตอนวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์อื่น ๆ มาจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีเพิ่มเติมได้
- การออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมและฟังก์ชันการกระตุ้นที่เลือกใช้ รวมทั้งเทคนิคการไขว้เปลี่ยน และเทคนิคกลายพันธุ์ของขั้นตอนวิธีในกลุ่มขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ สามารถปรับเปลี่ยนและใช้เทคนิคอื่น ๆ เพิ่มเติมนอกเหนือจากที่วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอได้ ซึ่งอาจจะช่วยให้ประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานดียิ่งขึ้น
- การให้ความสำคัญระหว่างค่าความถูกต้อง และ ค่าความคืบหน้าในการทำงานของขั้นตอนวิธีพื้นฐานสำหรับวิธีการปรับการจัดสรรทรัพยากรการคำนวณในที่นี้กำหนดไว้เท่ากัน ซึ่งค่าดังกล่าวสามารถปรับเปลี่ยนให้เหมาะกับการนำไปใช้งานและสามารถใช้ปัจจัยอื่น ๆ มาร่วมพิจารณาเพิ่มเติมได้
- จำนวนคำตอบของแต่ละขั้นตอนวิธีพื้นฐานที่นำมาจัดชุดการทำงานร่วมกัน จำนวนรอบการทำงานก่อนการแลกเปลี่ยน และ ทรัพยากรการคำนวณสูงสุดที่กำหนดให้ชุดการทำงาน เป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความถูกต้องของชุดการทำงาน หากสามารถปรับค่าพารามิเตอร์ดังกล่าวให้เหมาะสมกับปัญหาและขั้นตอนวิธีที่เลือกใช้ อาจช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

พยุง มีสัจ. (2551). *ระบบฟัซซี่และโครงข่ายประสาทเทียม*. คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

สุวัฒนา จิตตลดากร. (2548). *การวางแผนปรับปรุงท่อประปาอย่างเหมาะสมด้วยวิธีดิฟเฟอเรนเชียลอีโวลูชั่น*. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต, สาขาวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

อรนันท์ เชาว์พาณิช. (2553). *การรู้จำใบหน้ามนุษย์โดยใช้วิธีวิเคราะห์องค์ประกอบหลักร่วมกับวิธีการวิเคราะห์เชิงภูมิศาสตร์ใบหน้าและโครงข่ายประสาทเทียม*. วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต, เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์เพื่อการศึกษา, มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม.

Alex S. Fukunaga.(2000). *Genetic Algorithm Portfolio*, IEEE, 2000.

Anne Auger. (2009). *Benchmarking the (1+1) Evolution Strategy with One-Fifth Success Rule on the BBOB-2009 Function Testbed.* GECCO'09, July 8-12, 2009.

Back, T., Hoffmeister, F. and Schwefel, H. P. (1991). *A Survey of Evolution Strategies*, Proceeding of the Fourth Conference on Genetic Algorithm, 1991

Ben Niu, Yunlong Zhu, Kunyuan Hu, Sufen Li, and Xiaoxian He. (2006). *A Cooperative Evolutionary System for Designing Neural Networks*, pp. 12-21, 2006.

Carla P. Gomes, and Bart Selman.(2001). *Algorithm portfolios*, Artificial Intelligence, 2001.

Dolores Barrios, Alberto Carrascal, Daniel Manrique, and Juan Rios. (2003). *Cooperative binary-real coded genetic algorithm for generating and adapting artificial neural networks*, Neural Comput & Applic, 2003.

Fei Peng, Ke Tang, Guoliang Chen, and Xin Yao.(2010). *Population-Based Algorithm Portfolios forNumerical Optimization*, IEEE Transactions on evolutionary computation, vol. 14, No. 5, 2010.

Lin Xu, Frank Hutter, Holger H. Hoos, and Kevin Leyton-Brown.(2008). *SATzilla: Portfolio-based Algorithm Selection for SAT*, Journal of Artificial Intelligence Research, 2008.

loannis G. Tsoulos.(2008). *Modifications of real code genetic algorithm for global optimization*, Applied Mathematics and Computation, 2008.

Meriem DJENNAS, Mohamed BENBOUZIANE, and Mustapha DJENNAS. (2010). *A Neural Network and Genetic Algorithm Hybrid Model for Modeling ExchangeRates: The case of the US Dollar/Kuwaiti Dinar*, Conference of The Middle East Economic Association (MEEA), January 3-6, 2010.

Michael Negnevitsky. (2005). *Artificial intelligence: a guide to intelligent systems*. Publisher: Addison Wesley.

Nikolai Shokhirev. (2004). *Differential Evolution*, Retrieved September, 2011, from www.shokhirev.com/nikolai/abc/optim/dea/de.html

Rechenberg, I. (1973). *Evolutionsstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*, Stuttgart: Frommann-Holzboog Verlag, 1973

Takumi Ichimura and Yutaka Kuriyama.(1998). *Learning of Neural Networks with Parallel Hybrid GA Using a Royal Road Function*, IEEE, 1998, pp. 1131-1136.

David H. Wolpert and William G. Macready. (1997). *No Free Lunch Theorems for Optimization*, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 1, No. 1, Aprial 1997.

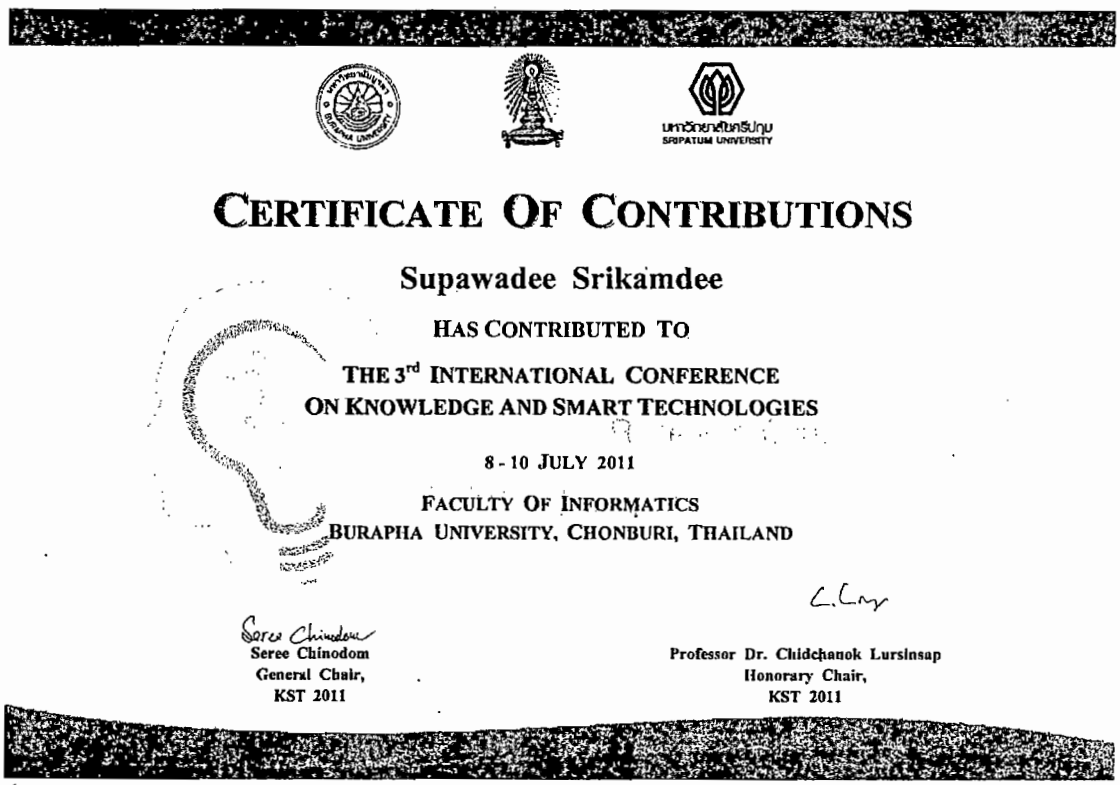
Zbigniew Michalewicz and Marc Schoenauer. (1996).*Evolutionary Algorithm for Constrained Parameter Optimization Problems*, Department of Computer Science, University of North Carolina, Charlotte, NC 28223, USA.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

การเผยแพร่ผลงานวิทยานิพนธ์

สุภาวดี ศรีคำดี, สุนิสา ริมเจริญ และ กฤษณะ ชินสาร. ในงานการประชุมวิชาการ Knowledge and Smart Technologies (KST2011) ครั้งที่ 3 ณ มหาวิทยาลัยบูรพา



มหาวิทยาลัยศรีปทุม
SRIPATUM UNIVERSITY

CERTIFICATE OF CONTRIBUTIONS

Supawadee Srikamdee

HAS CONTRIBUTED TO

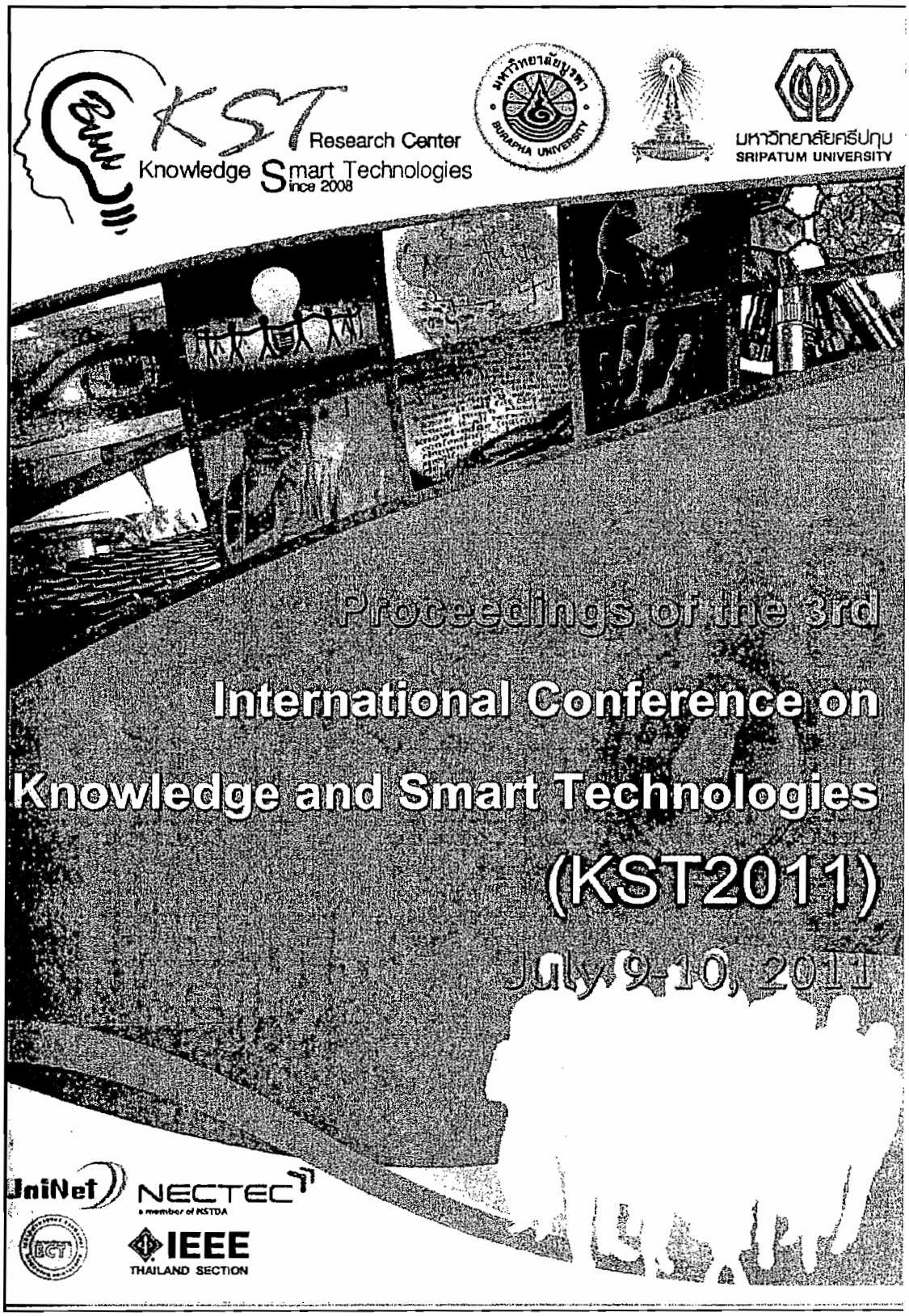
THE 3rd INTERNATIONAL CONFERENCE
ON KNOWLEDGE AND SMART TECHNOLOGIES

8 - 10 JULY 2011

FACULTY OF INFORMATICS
BURAPHA UNIVERSITY, CHONBURI, THAILAND

Seree Chinodom
General Chair,
KST 2011

Professor Dr. Chidchanok Lursinsap
Honorary Chair,
KST 2011


KST
Research Center
Knowledge Smart Technologies
Since 2008
มหาวิทยาลัยบูรพา
BURAPHA UNIVERSITY
มหาวิทยาลัยศรีปทุม
SRIPATUM UNIVERSITY
Proceedings of the 3rd
International Conference on
Knowledge and Smart Technologies
(KST2011)
July 9-10, 2011
UniNet
NECTEC
a member of KSTDA
ECT
IEEE
THAILAND SECTION

Tentative Program
The 3rd International Conference on Knowledge and Smart Technologies
SD506 Sirindhorn Building,
Faculty of Informatics, Burapha University, Chonburi, Thailand
July 8-10, 2011

July 9, 2011: KST Conference

08.00-08.30	Registration
08.30-09.00	Opening Ceremony Assistant Professor Dr. Pichan Sawangwong Vice President for International Affairs, Burapha University, Thailand
09.00-10.00	Keynote Speakers Associate Professor Dr. Thanarak Theeramunkong SIIT, Thanmasart University, Thailand Topic: Information Extraction and Its Application to Text Summarization in Thai Language
10.00-10.20	Refreshment
10.20–12.00	Presentation Session 1: — **The Study of Impact Factors in Collaborative Filtering Based on Tag and Time Information (p35)** By Pasapitch Chujai, Ureerat Suksawatchon, Suwanna Rasmequan and Jakkarin Suksawatchon — **A Similarity Measure for Image Registration by Autocorrelation with Illumination Change (p37)** By Khamron Sunat, Supot Chaonong and Sirapat Chiewchanwattana — **Thai Web Forum Topic Suggestion Using Thai WordNet Graph Semantic Relations (p41)** By Seksan Poltree and Kanda Saikaew — **Path loss Model for Wireless Sea Wave Energy Sensor Network via Pine Forest around Beach (p44)** By Supanuch Seesaiprai, Supachai Phaiboonb and Pisit Phokharatkul — **An exploratory neural network model for predicting disability severity from road traffic accidents in Thailand (p45)** By Jaratsri Rungrattanaubol, Anamai Na-udom and Antony Harfield
12.00-13.00	Lunch

Tentative Program
The 3rd International Conference on Knowledge and Smart Technologies
SD506 Sirindhorn Building,
Faculty of Informatics, Burapha University, Chonburi, Thailand
July 8-10, 2011

13.00–14.40 Presentation Session 2:

- **Human Head Detection by Using Partial Head Contour (p47)**
  By Theekapun Charoenpong
- **Co-allocation for Fragmented Replica Using Remaining Size of Fragments (p51)**
  By Sasipa Panthuwadeethorn, Worawut Teeratanon and Jaruloj Chongstitvatana
- **Apriori_MSG-P: A Statistic-Based Multiple Minimum Support Approach to Mine Rare Association Rules (p52)**
  By Taweechai Ouypornkochagorn and Kitsana Waiyamai
- **The Expelling Gaussian-base Kernel Fuzzy c-Means Algorithm (p58)**
  By Kanjana Charansiriphaisan, Sirapat Chiewchanwattana and Khamron Sunat
- **A Simple Portfolio Algorithm using Collaborative Learning of GA and ANN for Classification Problem (p60)**
  By Supawadee Srikamdee, Sunisa Rimcharoen and Krisana Chinnasarn

14.40–15.00 Refreshment

A Simple Portfolio Algorithm using Collaborative Learning of GA and ANN for Classification Problem

Supawadee Srikamdee, Sunisa Rimcharoen and Krisana Chinnasarn
Faculty of Informatics, Burapha University, Thailand.
Email: 53910280@live.buu.ac.th , rsunisa@buu.ac.th and krisana@buu.ac.th

Abstract

Although artificial intelligence techniques have been proved that they are efficient in solving many classification problems but selecting any suitable algorithm for a given problem is hard. We have never known what algorithm is the best for a given problem. To reduce risk in selecting algorithm, this paper proposes the integration of two learning algorithms namely genetic algorithm (GA) and back propagation neural network (BPNN) to work together under the idea of managing algorithm portfolio. Empirical results with the classification problems have shown that the collaborative learning of GA and BPNN outperforms its constituent algorithms in terms of lower risk and higher solution quality.

Key Words: genetic algorithm, back-propagation neuron network, classification problem, algorithm portfolio, collaborative learning

1. Introduction

Artificial intelligent techniques are widely used to solve various problems. However, they require some background knowledge to choose an appropriate technique for solving a given problem. In addition, optimal setting parameters are usually obtained by the experimental studies. Both steps are time-consuming for researchers. In other words, once the problem has been changed, the algorithm may provide unexpected results, which the performance may drop or may not be available.

Generally, when such the changed situation occurs, researchers or practitioners need to study or try out more in order to find other settings or choose other techniques to solve the problem. From a wide range of artificial intelligence techniques such as rule-based expert system, bayesian reasoning, fuzzy logic, artificial neural network and evolutionary computation etc., selecting any one technique to solve the problem is not trivial. No one knows exactly how to choose the best algorithm for any problem. The No Free Lunch theory [1] confirms that there is no algorithm which performs best for every problem.

To overcome this issue, many researchers have developed algorithms by implementing the techniques described above mixed together, called hybrid intelligence system (HIS) or using ensemble method. However, there is still a problem about what are techniques that should be used together for solving different problems. One of the answers is found in economics field. The concept of financial investment called "portfolio" is borrowed to organize the portfolio of algorithms.

Portfolio of algorithms is an approach that based on the investment management to manage the risk that occurs with limited funds. Based on the principles of investment in stock market, investors invest in several stocks to diversify risk because no one knows exactly what the stock could be valued higher or lower. In the same way, we use the same technique to select algorithms for solving various problems that we have never met. We do not know in advance which a suitable algorithm for solving the problem is. Therefore, using one technique only may not be a good choice to be found the best solution.

Current research works show the implementation of that idea. All past research works mainly aimed to study a specific problem or algorithm such as the population-based algorithm for numerical optimization [2]. In that paper, they showed that the concept of algorithm portfolio is useful to help algorithms found the better solution. This is because each algorithm has advantages and disadvantages in difference instances of problems. If we are able to apply the set of algorithms that performs best for all problems, it will improve the solution quality.

This paper proposes the techniques of artificial intelligence to work together in the nature of portfolio to solve problems that still do not know which algorithm is more appropriate. By allocated computation time to the constituent algorithm and encourage interaction to these algorithms, it can complement each other over a set of problems. The algorithms of artificial intelligence that this paper selected to collaborate include genetic algorithm and artificial neural network. Due to the nature of genetic

algorithm which is an algorithm in a class of evolutionary computation, it plays an important role in searching in the complex search space. Genetic algorithm is widely used and works well in several types of problems such as the problem that has many variables, the problem that domain is not obvious, and the problem that cannot be found the complete answer for a limited time period. Artificial neural network is the algorithm that simulates the function of neural networks in the human brain in the form of mathematical models to make it ability of learning pattern recognition. In addition, it is suitable for the system that inductive knowledge is complex. Therefore, the two algorithms are appropriate to be assigned to work together for solving classification problems.

2. Related Work

There are many research works in the literatures that leading genetic algorithm and neural network work together. Most of them are the hybrid algorithms such as the learning of neural network with the hybrid GA to find an optimal set of weights in shorter time [3]. As a result, they can reach an optimal solution using population size of 10. Neural network and genetic algorithm hybrid models are usually applied to conduct a comparative evaluation of nonlinear models on a set of data and variables. They are also applied to verify the predictive power of neural models by applied algorithm to the case of the US Dollar-Kuwaiti Dinar exchange rate [4]. In [4], it was shown that results are better than its literature.

In [5], two interconnected genetic algorithms for designing and training feed-forward artificial neural networks called GANN was proposed. They used indirect binary codification of the neural connections based on an algebraic structure and real number codification for designing and training step, respectively. Both algorithms are parallel work. Experimental result based on the breast cancer diagnosis proves that the GANN provides the better neural network architecture and efficient parameter for solving the given problem. In [6], proposed cooperative evolutionary learning algorithms based on genetic algorithm and particle swarm optimization called CGPNN. They applied the GA for constructing network architectures and the PSO for automatic neural network parameter tuning. Algorithms proposed in [6] were based on the basis of a direct encoding scheme. Experimental results show that they yield good accuracy.

From the literatures which are mentioned above, it is said that two algorithms, which are GAs and ANNs, can work together. In other words, GAs are a complement of ANNs and vise versa. One algorithm helps another algorithm to operate in more efficient way. Notice that researchers bring these two algorithms work together in order to improve the learning performance. Because of their properties, every algorithm has advantage and limitation. GAs are non-gradient based algorithm. But ANNs are gradient based algorithm. Hence, the GA advantage will overcome limitation of the ANN and vise versa.

In this paper, we propose combination learning methods based on GAs and ANNs which are different learning strategies from the literatures. We propose two learning algorithms which completely independent from each others. In other words, during the learning process, results from GAs process will not affect ANNs learning process. When they reach the given running threshold (epochs), they will interact and share answers. Then, they are returned to their learning process, until they meet learning conditions. We believe that learning algorithms proposed in this paper will make the flexible learning process. In addition, they will provide the better result in searching the local minimum.

This paper presents the idea of bringing two different algorithms to work together by arranging them as set of algorithms. This concept is very similar to the population-based algorithm (PAP) [2]. The PAP takes multiple algorithms as its constituent algorithm and encourages interaction among the constituent algorithm with migration schema. The results of the PAP were showed that the PAP outperformed its constituent algorithms in terms of solution quality, risk, and probability of finding the global optimum. Generally, all algorithms in the PAP employ population-based algorithms. And, normally, their applications are used in the numerical optimization problem. Contradiction to the PAP, in this paper proposed algorithms are semi-population-based algorithms. And they will used in classification problem.

3. Proposed Method

This section describes operations of the proposed algorithm which focuses on a set of classification problem. This section will begin with a detail of preprocessing of the back propagation neural network, preparation operation of the genetic algorithm, and description of bringing of the two algorithms to work together. All steps are presented as follows.

3.1 Preparation operation of back-propagation neuron network

This section presents the preparation operation necessary for training back propagation neural network; including the design of neural networks, training neural networks, and updating weight. Details are as follows:

3.1.1 Designing neuron network

Neural network used in this paper is feed forward network architecture with three layers including input layer, hidden layer and output layer as shown in fig. 1. In order to design neural networks that can support with various problems, nodes of each layer are declared as variable that can adapt to different problem. Detail of each layer design is as follows:

3.1.1.1 Input layer consists of n nodes. The number of nodes equal to the number of attributes of input data, such as if the input data are 4 attributes, n will be set to 4.

3.1.1.2 Hidden layer consists of nodes which is not less than n nodes of input layer. An optimal value of hidden layer node is usually come from recommendations of experts and experiments.

3.1.1.3 Output level is layer of answers. Nodes in this layer is equal to the number of classes, such as if the problem has 4 classes, the output layer will has 4 nodes.

The learning rate of neural networks in this paper is set as 0.1 and the stopping criterion is the number of epoch.

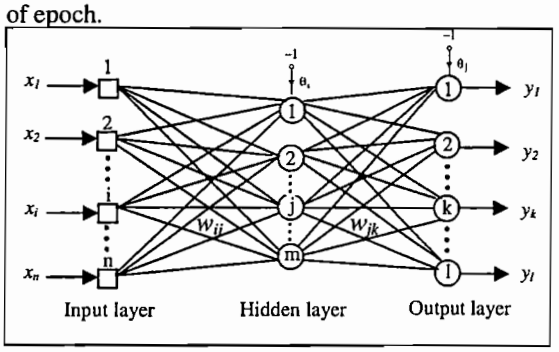


Fig. 1. Model of neural networks

3.1.2 Training Network

After the neural network design is completed. The next step is weight initialization and training.

3.1.2.1 Initialization

Set all the weights and threshold levels of the network by randomly generated the number from uniformly distributed.

3.1.2.2 Activation

Activate the BPNN by applying input $x_1(p)$, $x_2(p),\ldots, x_n(p)$ and desired output $y_{d,1}(p)$, $y_{d,2}(p),\ldots, y_{d,n}(p)$.

- Calculate the actual outputs of the neuron in the hidden layer:

$$y_i(p) = sigmoid\left[\sum_{i=1}^{n} x_i(p).w_{ij}(p) - \theta_j\right] \quad (1)$$

Where n is the number of inputs of neuron j in the hidden layer, and *sigmoid* is the sigmoid activation function.

- Calculate the actual outputs of the neural in the output layer:

$$y_k(p) = sigmoid\left[\sum_{j=1}^{m} x_{jk}(p).w_{jk}(p) - \theta_k\right] \quad (2)$$

Where m is number of inputs of neuron k in the output layer.

3.1.2.3 Weight training

Update weight in BPNN the errors associated with output neurons.

- Calculate the error gradient in output layer:

$$\delta_k(p) = y_k(p)\cdot[1-y_k(p)]\cdot e_k(p) \quad (3)$$

where $e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p)$ (4)

Calculate the weight corrections:

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \cdot y_j(p)\cdot \delta_k(p) \quad (5)$$

Update the weight at the output neurons:

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \quad (6)$$

- Calculate the error gradient for the neurons in the hidden layer:

$$\delta_j(p) = y_j(p)\cdot[1-y_j(p)]\cdot\sum_{k=1}^{l}\delta_k(p)\,w_{jk}(p) \quad (7)$$

Calculate the weight corrections:

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \cdot x_i(p)\cdot \delta_j(p) \quad (8)$$

Update the weight at the hidden neurons:

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p) \quad (9)$$

3.1.2.4 Iteration

Increase iteration p by one, go back to step 3.1.2.2 and repeat the process until it reaches the specified number of epoch.

3.2 Preparation operation of genetic algorithm

In this step, we will describe the preparation operation which is necessary for the genetic algorithm, namely encoding chromosomes, fitness evaluation, and genetic operation. The detailed are as follows:

3.2.1 Chromosome encoding

Encoding of chromosome in this paper uses value encoding technique that each gene in chromosome is represented by weight as used in process of back propagation neural network. The structure of chromosome is shown in Figure 2.

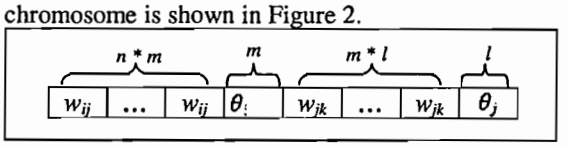


Fig. 2. chromosome encoding.

where w_{ij} is weight between input hidden and hidden layer

θ_i is bias term in hidden layer

w_{jk} is the weight between hidden layer and output layer.

θ_j is bias term in output layer.

3.2.2 Fitness Function

To evaluate the suitability of chromosome, we have to define the objective function. The objective function used in this paper is the percent accuracy of classification. This is because the genetic algorithm will work with back propagation neural networks. And the goal of solving problem is to determine the appropriate weights that provide accurate result. Therefore, the objective function is defined as the percentage accuracy of solution. That is, chromosomes which high percentage accuracy is more appropriate than chromosome which lower percentage accuracy.

3.2.3 Genetic Operation

3.2.3.1 Selection

In this process, we select parent chromosomes to create offspring in a next generation. Methods of selection used in previous/current research are varieties. This paper uses tournament selection with elitist.

Starting to use elitist technique by copy two chromosomes that most appropriate, due to define size of elitist is 2. Chromosome is copied into elitist will be selected as offspring.

The remaining chromosomes are selected by using tournament selection technique, that in each round of selection will be 2 chromosomes are random from population, and then compare fitness value of 2 chromosomes. Which chromosome is higher fitness value than the other will be selected as parent to crossover in the next step.

3.2.3.2 Crossover

After selecting chromosome, the next step is to perform crossover to create offspring. This paper will use real-value crossover[10], by random two parents such as $x = (x_1, x_2,\ldots,x_n)$, $y = (y_1,y_2,\ldots,y_n)$. The offsprings x' and y' are created using the following scheme:

$$x' = a_i x_i + (1-a_i)y_i,$$
$$y' = a_i y_i + (1-a_i)x_i,$$

where a_i are random number in[-1,1]

3.3 Integration of back propagation neuron network and genetic algorithm

After the design operation of two algorithms is completed. The next step is to take algorithm to organize a series of working together. In this section describes the process of how it works together.

3.3.1 The allocation of computational time to each algorithm.

Before starting, each algorithm will be allocated computational time to determine number of processing cycles. It is analogous to allocation of assets invested in financial stock. In this paper, there are 2 algorithms; therefore, we define priority of two algorithms as equal. So, we will allocate the total time available to 2 algorithms are equal, such as if computation time is 1000, each algorithm will be allocated time 500.

3.3.2 Calculating computation time for each algorithm.

Because of the two algorithms working together have different processes. That is, the back propagation neural network updates weights to minimum error as possible, while the genetic algorithm used genetic operation to improve the answer. So, the computation time of each algorithm has been allocated to be applied equally, determined the method of counting the time used by each algorithm as follows.

Back propagation neural network will increase the computational time every time of updating weight. For example, when BPNN update weight, the current computation time will be added by one and so on. This imply that process of BPNN will end when computation time of BPNN added value until equal to the time allocated in the beginning

Genetic Algorithm will increase the time every time evaluate fitness value of chromosome. Because of improvement answer in each generation there are many population or many answer, and all chromosome must be evaluated fitness value. Therefore, when GA calculate fitness value 1 round will used computation time equal the size of the population. The process of GA ends in the same way BPNN that is stopped at the end of time that has been allocated.

Assume each algorithm has been allocated time at 500. Back propagation neural network will update weight 500 times; genetic algorithm will calculate fitness value equal (500/size of population) times. That is if set size of population is 25 will calculate fitness value is 20 generations.

3.3.3 Encourages interaction between two algorithms.

The algorithms can help improve performance and complement work of another algorithm by encouraging interaction between two algorithms to exchange knowledge or answer in the process of finding the answers. Determining when these two algorithms should share solution together and how many of answer that appropriate for exchange, it is to be considered because it affects the effectiveness of solution.

In this paper, determined the number of answers will be exchanged is equal to 1 which recommended in [2] and because the answers of the back propagation neural network during any given time there is only one answer. Therefore, number of answers that should be exchanged is 1.

For the number of times of exchanging solution, this paper will be set at 4 different value are 2, 4, 8 and 10 to study the effectiveness of algorithm that this paper proposed. The results can differ significantly or not, if the number of exchange answers is different.

Because the answer in any period time of each algorithm is not equal, the back propagation neural network has a single answer but in the genetic algorithm the number of answers is equal to the size of population; therefore, round calculation at each algorithm bring answer to share together will be done as well as calculation computation time of each algorithm that described in the previous section. That is in genetic algorithm must consider the number of population in each generation.

For example, if the number of exchange equal to 2, back propagation neural networks will share the answer with genetic algorithm in every epoch at (500 / number of exchange), that is to exchange during epoch 250 and 500, respectively. Assume that the size of population of genetic algorithm is 25. So, the genetic algorithm will share the answer in every generation at ((500/size of population) / (size of population * number of exchange)). That is to be exchanged in the generation 10 and 20, respectively.

Each algorithm send the another algorithm the best answer. The back propagation neuron network will send own current weight to genetic algorithm and genetic algorithm will send chromosome that have the most fitness value to back propagation neural network.

3.3.4 Apply knowledge acquired in own algorithm.

This section describes the process of apply answer that has been acquired. The first step is to determine to receive answer from another algorithm or not. Simple principle is, if the received answer is better than the answer themselves, it is showing that the answer is good, the answer should be used. That is, if the answer that each algorithm receive from another algorithm have the higher percentage accuracy than the answer themselves then use it in own algorithm.

For the back propagation neuron network, it has only one answer that can be the answer that received compared with own current weight, if received weights have higher percent accuracy than own weights, copy weights that received and replace in the current weights and follow step normally continue until reach new round of exchange answer or until the specified amount of allocate time.

Because genetic algorithm produces more than one answers, there are many percentage accuracy of answers received with own answers. So, we must compare the answers and choose the maximum percent accuracy. If results shown that the received answer has higher percent accuracy than the own one, we will copy received answer and replace it in chromosome which minimum fitness value. Then, improve answer with their procedure so on, until it reaches the time that has been allocated.

3.3.5 Summary the working together of two algorithms.

Collaborative process of the two algorithms in all above is shown in Figure 3.

4. Experiments and Results

This section presents the simple portfolio algorithm to solve two examples of classification problems. We compare the proposed algorithm (GA+BPNN) with the original GA and BPNN. The experiments perform with 5 fold-crossvalidation.

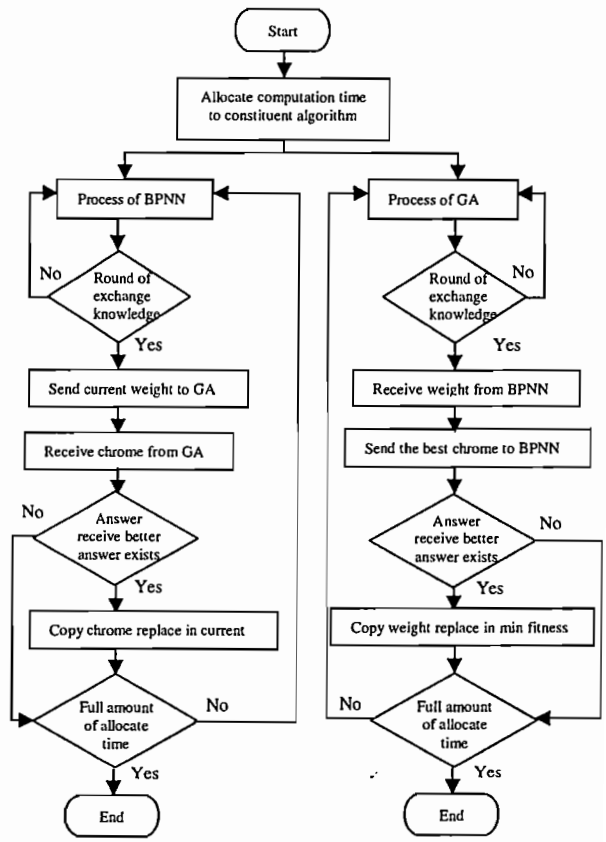


Fig.3. collaborative process of the two algorithms.

The experiments are divided into 2 cases. Case 1 shows the comparison between GA+BPNN with the constituent algorithms. Case 2 shows the results when varying the number of knowledge sharing times.

Table I and Table II present the results obtained by the 3 algorithms in 30 runs on two example problems in terms of accuracy in train and test data.

For each algorithm, the best, average, and worst results are given.

Table III and Table IV present the accuracy when using different number of knowledge exchange. The results are summarized from in 30 runs of two problems. The number of exchanges, the best, average, and worst result are given.

-Case 1: Comparison of percentage accuracy of GA, BPNN, and GA + BPNN algorithm

Problem 1: *Iris Problem from UCI Machine Learning Repository, Number of Instances is 150, Number of Attributes is 4, and 3 class.*

Table I Percentage accuracy of GA, BPNN, and GA+BPNN algorithm for problem1.

	GA		BPNN		GA+BPNN	
	train	test	train	test	train	test
Min	64.7	62.83	85.4	81.2	92.4	87.47
Avg	82.71	80.05	94.14	93.95	95.74	94.83
Max	95.67	96.03	97.1	100	97.5	100

Problem 2: *Ecoli Problem from UCI Machine Learning Repository, Number of Instances is 336, Number of Attributes is 8, and 8 class.*

Table II Percentage accuracy of GA, BPNN, and GA+BPNN algorithm for problem2.

	GA		BPNN		GA+BPNN	
	train	test	train	test	train	test
Min	50.13	48.17	78.6	71.83	79.77	71.67
Avg	59.98	56.96	82.67	75.33	83.35	74.79
Max	70.03	66.57	86.63	78	87.03	77.33

-Case 2: Comparison of the percentage accuracy of the GA + ANN algorithm in the number of different knowledge sharing.

Problem: 1

Table III Percentage accuracy of GA+BPNN algorithm in the number of different exchange answer for problem1.

	2 time		4 time		8 time		10 time	
	train	test	train	test	train	test	train	test
Min	92.4	87.5	88.9	84.1	89.3	82.1	82.2	78.1
Avg	95.7	94.8	94.8	93.6	95.1	93	92.4	91.2
max	97.5	100	97.7	100	97.9	100	97.4	100

Problem:2

Table IV Percentage accuracy of GA+BPNN algorithm in the number of different exchange answer for problem2.

	2 time		4 time		8 time		10 time	
	train	test	train	test	train	test	train	test
Min	79.8	71.7	78.5	69.8	77.3	71.1	76.2	69.9
Avg	83.4	74.8	82.9	73.6	81.7	73.4	81.3	72.7
max	87.0	77.3	86.8	76.9	85.3	75.8	85.3	75.2

The experimental results shown in two cases above, each case is tested in two problems. In the first case, problem 1 shows that a simple portfolio algorithm provides higher percentage accuracy than the constituent algorithms in both the training and testing process. For problem 2, the results of a simple portfolio algorithm provides higher percentage accuracy than the constituent algorithms in the process of training but in the process of testing the results was less than BPNN, and still produce better results than GA in all cases.

In second case, we use a simple portfolio algorithm for testing two problems with different times of solution exchange. For problem 2, while the numbers of exchanges answers increase, percentage accuracy is reduced. In problem 1 is unable to determine precisely that the numbers of different exchanges answer are affecting percent accuracy. In this case, we need further studies.

5. Conclusions

This paper proposes collaboration of back propagation neural network and genetic algorithm to solve the problem of classification based on the concept of portfolio of algorithm in order to reduce the risk of selection algorithm for solving problem. Selecting solutions for given problem do not know in advance. In other words, we have no idea about the comparison performance of the GAs and ANNs for the given problem. To evaluate performance of the proposed method, two example problems have been implemented to compare the percentage accuracy of algorithms that work together and the constituent algorithms. The testing performance determines with the number of exchange knowledge in 4 different values which are 2, 4, 8 and 10. Our experimental results show that percentage accuracy of GA+BPNN algorithm outperforms constituent algorithms on the set of problems.

6. References

[1] Wolpert, D.H. and Macready, W.G, "No free lunch theorems for optimization", Evolutionary Computation, IEEE Transaction, 1997.

[2] Fei Peng, Ke Tang, Guoliang Chen, and Xin Yao, "Population-Based Algorithm Portfolios for Numerical Optimization", IEEE Transactions on evolutionary computation, vol. 14, No. 5, 2010.

[3] Takumi Ichimura and Yutaka Kuriyama, "Learning of Neural Networks with Parallel Hybrid GA Using a Royal Road Function", IEEE, 1998, pp. 1131-1136.

[4] Meriem DJENNAS, Mohamed BENBOUZIANE, and Mustapha DJENNAS, "A Neural Network and Genetic Algorithm Hybrid Model for Modeling Exchange Rates: The case of the US Dollar/Kuwaiti Dinar", 2010.

[5] Dolores Barrios, Alberto Carrascal, Daniel Manrique, and Juan Rios, "Cooperative binary-real coded genetic algorithm for generating and adapting artificial neural networks", Neural Comput & Applic, 2003.

[6] Ben Niu, Yunlong Zhu, Kunyuan Hu, Sufen Li, and Xiaoxian He, "A Cooperative Evolutionary System for Designing Neural Networks", pp. 12-21, 2006.
[7] Carla P. Gomes *, and Bart Selman, "Algorithm portfolios", Artificial Intelligence, 2001.
[8] Alex S. Fukunaga, "Genetic Algorithm Portfolio", IEEE, 2000.
[9] Lin Xu, Frank Hutter, Holger H. Hoos, and Kevin Leyton-Brown, "SATzilla: Portfolio-based Algorithm Selection for SAT", Journal of Artificial Intelligence Research, 2008
[10]loannis G. Tsoulos, "Modifications of real code genetic algorithm for global optimization", Applied Mathematics and Computation, 2008.