การปรับปรุง พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น โดยการประยุกต์การกลายพันธุ์สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

AN IMPROVEMENT PARTICLE SWARM OPTIMIZATION WITH THE MUTATION OPERATOR FOR TRAVELLING SALESMAN PROBLEM

จตุรงค์ ศรีบริกิจ

JATURONG SRIBORIKIT

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2558

KMITL-2015-IT-M-001-009

การปรับปรุง พาติเคิล สวอม ออพติไมเซชั่น โดยการประยุกต์การกลายพันธุ์ สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

AN IMPROVEMENT PARTICLE SWARM OPTIMIZATION WITH THE MUTATION OPERATOR FOR TRAVELLING SALESMAN PROBLEM

จตุรงค์ ศรีบริกิจ

JATURONG SRIBORIKIT

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2558

KMITL-2015-IT-M-001-009

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

AN IMPROVEVEMENT PARTICLE SWARM OPTIMIZATION WITH THE MUTATION OPERATOR FOR TRAVELLING SALESMAN PROBLEM

JATURONG SRIBORIKIT

A THESIS SUBMITTED IN PATIAL FULFILLMENT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

MASTER OF SCIENCE IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2015

KMITL-2014-IT-M-001-009

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2015

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การปรับปรุงพาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น โดยการประยุกต์การกลายพันธุ์สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

An improvement particle swarm optimization with the mutation operator for travelling salesman problem

นักศึกษา นายจตุรงค์ ศรีบริกิจ

รหัสประจำตัว 53660419

ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา เทคโนโลยีสารสนเทศ

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปานวิทย์ ธุวะนุติ

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	ลายมือชื่อ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กันต์พงษ์ วรรัตน์ปัญญา	
รองศาสตราจารย์ ดร.พยุง มีสัจ	
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปานวิทย์ ธุวะนุติ	
ดร.นล เปรมัษเฐียร	
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุภกิจ นุตยะสกุล	

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

วัน / เดือน/ ปี ที่สอบ วันพฤหัสบดีที่ 23 กรกฎาคม 2558 เวลา 09.30 น. เป็นต้นไป

สถานที่สอบ ณ ห้อง 333 ชั้น 3 คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศรับรองแล้ว

(รองศาสตราจารย์ ดร.จันทร์บูรณ์ สถิตวิริยวงศ์)

คณบดีคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

วันที่....29....เดือน....กรกฎาคม....พ.ศ.....2558

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของลิขสิทธิ์ทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การปรับปรุงพาติเคิลสวอมออพติไมเซชั่น โดยการประยุกต์การกลายพันธุ์ สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย
นักศึกษา	นายจตุรงค์ ศรีบริกิจ
รหัสประจำตัว	53660419
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
พ.ศ.	2558
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.ปานวิทย์ ธุวะนุติ

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการปรับปรุงพาติเคิลสวอมออพติไมเซชั่น (Particle Swarm Optimization, PSO) โดยวิธีการกลายพันธุ์ (Mutation Operator) มาประยุกต์ใช้ สำหรับการแก้ไขปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Travelling Salesman Problem, TSP) เพื่อที่จะลดหรือแก้ปัญหาโลคอล ออพติมา (Local Optima) โดยวิทยานิพนธ์นี้นำเสนอวิธีการนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้กับพาติเคิลสวอมออพติไมเซชั่น จะได้รับผลลัพธ์ที่ดีกว่าพาติเคิลสวอมออพติไมเซชั่นแบบปกติสำหรับการแก้ปัญหาปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย ซึ่งจากการทดลองสามารถแสดงให้เห็นว่าการกลายพันธุ์ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของพาติเคิลสวอมออพติไมเซชั่นมากกว่าพาติเคิลสวอมออพติไมเซชั่นแบบปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis	An Improvement particle swarm optimization with the mutation operator for travelling salesman problem
Student	Mr. Jaturong Sriborikit
Student ID	53660419
Degree	Master of Science
Program	Information Technology
Year	2015
Thesis Advisor	Asst. Prof. Dr. Panwit Tuwanut

ABSTRACT

This thesis is proposed to improve particle swarm optimization with applying mutation operator for solving travelling salesman problem. To particle swarm optimization can solve or decrease trapping in local optimum. From experiment results of this research show that the results of particle swarm optimization with applying mutation operator are better than the results of normal particle swarm optimization for solving travelling salesman problem.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับคำแนะนำและความช่วยเหลือในด้านต่างๆ เป็นอย่างดีตลอดระยะเวลาในการทำงาน ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.ปานวิทย์ ธุวะนุติ ที่ให้ความกรุณา คอยเอาใจใส่ ให้ความรู้และคำแนะนำต่างๆ มาโดยตลอด

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์คณะเทคโนโลยีสารสนเทศทุกท่าน ตลอดจนครูอาจารย์ทุกท่านที่เคยสอนข้าพเจ้ามาตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน ที่ได้ประสิทธิประสาทวิชาความรู้ให้แก่ข้าพเจ้า

ขอขอบคุณพี่ๆ ในห้องปฏิบัติการและเพื่อนๆ ทุกคน ที่ได้ให้คำแนะนำที่ดีในการทำวิจัยและคอยเป็นกำลังใจให้กับข้าพเจ้า

สุดท้ายนี้ ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้า ที่ให้การเลี้ยงดู อบรมสั่งสอน รวมทั้งคอยให้กำลังใจและได้ให้การสนับสนุนในทุกๆ ด้าน

คุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นผลมาจากความกรุณาของทุกท่านที่กล่าวมาข้างต้น ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งเป็นอย่างยิ่ง จึงใคร่ขอขอบพระคุณไว้ ณ ที่นี้

จตุรงค์ ศรีบริกิจ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....II

กิตติกรรมประกาศ.....III

สารบัญ.....IV

สารบัญตาราง.....IX

สารบัญรูป.....X

บทที่ 1 บทนำ.....1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....1

1.3 ขอบเขตการวิจัย.....1

1.4 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย.....2

1.5 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย.....2

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....3

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....4

2.1 วิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....4

2.1.1 นิยามของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น.....4

2.1.2 นิยามที่ใช้กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น.....4

2.1.2.1 ประชากร.....4

2.1.2.2 อนุภาค.....5

2.1.2.3 ความเร็วของอนุภาค.....5

2.1.2.4 รอบการค้นหาคำตอบ.....5

2.1.2.5 ความเร็วสูงสุด.....5

2.1.2.6 ตำแหน่งของอนุภาค.....5

2.1.2.7 ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคแต่ละตัว.....6

2.1.2.8 ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคทั้งหมด.....6

2.1.2.9 ฟังก์ชั่นคำนวณค่าความเหมาะสม หรือ ฟังก์ชันเป้าหมาย.....6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.1.3 หลักการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น 5
2.1.3.1 กระบวนการกำหนดค่าเริ่มต้น 7
2.1.3.2 กระบวนประเมินค่าตำแหน่งของแต่ละอนุภาค 7
2.1.3.3 กระบวนการเปลี่ยนแปลง PBEST 7
2.1.3.4 กระบวนการเปลี่ยนแปลง GBEST.....8
2.1.3.5 กระบวนการคำนวณความเร็ว.....8
2.1.3.6 กระบวนการเปลี่ยนตำแหน่ง 9
2.2 ข้อดีและข้อเสียของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น.....10
2.2.1 ข้อดีของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น 10
2.2.2 ข้อเสียของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น.....12
2.3 ปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์.....13
2.3.1 จุดสุดสัมพัทธ์และจุดสุดสัมบูรณ์ 13
2.3.2 นิยามของปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์.....14
2.3.3 ตัวอย่างของปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์.....15
2.3.4 สาเหตุของปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์.....16
2.4 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด.....17
2.4.1 นิยามของปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด.....17
2.4.1.1 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด.....17
2.4.1.2 ตัวแปรต้น.....17
2.4.1.3 ฟังก์ชันเป้าหมาย.....17
2.4.1.4 ข้อจำกัด.....17
2.4.2 ประเภทของปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด.....18
2.4.2.1 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดที่ต้องการหาค่าสูงสุดและค่าต่ำสุด.....18
2.4.2.2 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดเชิงต่อเนื่องและเชิงตัดสินใจ.....18
2.4.2.3 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดฐานนิยมเดียวและหลายรูปแบบ.....18
2.4.3 ตัวอย่างปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด.....19
2.5 ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย.....20
2.5.1 นิยามของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย.....20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.5.1.1 รูปแบบคำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย……...20
2.5.1.2 การสลับที่คำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย……...21
2.5.2 การประยุกต์พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นกับปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย……23
2.5.2.1 กระบวนการกำหนดค่าเริ่มต้น……...23
2.5.2.2 กระบวนการประเมินค่าตำแหน่งของแต่ละอนุภาค……...24
2.5.2.3 กระบวนการเปลี่ยนแปลง PBEST……24
2.5.2.4 กระบวนการเปลี่ยนแปลง GBEST……25
2.5.2.5 กระบวนการคำนวณความเร็ว……25
2.5.2.6 กระบวนการเปลี่ยนตำแหน่ง……26

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย……...27
3.1 การประยุกต์การกลายพันธุ์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น ……27
3.1.1 นิยามของการกลายพันธุ์……..27
3.1.2 ขั้นตอนการกลายพันธุ์……28
3.1.3 องค์ประกอบของการกลายพันธุ์……..29
3.1.3.1 ค่าสุ่มจากการกระจายตัว……29
3.1.3.2 สมการการกลายพันธุ์……..31
3.1.3.3 พารามิเตอร์ที่ถูกดำเนินการการกลายพันธุ์……..35
3.1.3.4 รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์……...36
3.1.3.5 จำนวนการกลายพันธุ์……..36

บทที่ 4 ผลการทดลอง……39
4.1 ข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลอง ……...39
4.1.1 Dataset burma14……39
4.1.2 Dataset gr17……39
4.1.3 Dataset gr24……39
4.1.4 Dataset bayg29……39

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.1.5 Dataset bays29……39
4.1.6 Dataset eil51……40
4.1.7 Dataset berlin52……..40
4.1.8 Dataset att48……40
4.1.9 Dataset brazil58……...40
4.1.10 Dataset dantzig42……..40
4.1.11 Dataset fri26……..40
4.1.12 Dataset gr21……..40
4.1.13 Dataset gr48……..40
4.1.14 Dataset hk48……..40
4.1.15 Dataset swiss42……40
4.1.16 Dataeset ulysses16……41
4.1.17 Dataset ulysses22……..41
4.1.18 Dataset Thailand……...41
4.2 การประยุกต์การกลายพันธุ์……41
4.3 ผลการทดลอง……42
4.3.1 burma14……..42
4.3.2 gr17……43
4.3.3 gr24……45
4.3.4 bayg29……46
4.3.5 bays29……47
4.3.6 eil51……48
4.3.7 berlin52……...49
4.3.8 att48……50
4.3.9 brazil58……51
4.3.10 dantzig42……...52
4.3.11 fri26……...53
4.3.12 gr21……...54

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.3.13 gr48……...55
4.3.14 hk48……...56
4.3.15 swiss42……...57
4.3.16 ulysses16……...58
4.3.17 ulysses22……...59
4.3.18 Thailand……60

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ……..62
5.1 สรุปผลการวิจัย……...62
5.2 ข้อดีของงานวิจัย……62
5.3 ปัญหาที่พบในงานวิจัย……...63
5.4 แนวทางในการพัฒนาต่อ……63

บรรณานุกรม……64
ภาคผนวก……..68
ประวัติผู้เขียน……74

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

4.1 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ burma14 ……..43

4.2 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr17……44

4.3 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr24……45

4.4 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ bayg29…….46

4.5 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ bays29…….47

4.6 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ eil51……..…..48

4.7 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ berlin52……..49

4.8 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ att48……50

4.9 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ brazil58……...51

4.10 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ dantzig42…….52

4.11 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ fri26……..53

4.12 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr21……..54

4.13 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr48……..55

4.14 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ hk48……56

4.15 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ swiss42……57

4.16 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ ulysses16..……...58

4.17 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ ulysses22..……...59

4.18 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ Thailand……..60

4.19 ผลการทดลองของเปลี่ยนค่าความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ของ MDPSOM……..61

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 ตำแหน่งอนุภาคในแกนสามมิติ 6

2.2 แผนภาพการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น 7

2.3 ตัวอย่างทิศทางความเร็วของอนุภาคในแกนสองมิติ.....9

2.4 พฤติกรรมของการเคลื่อนที่ของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น.....12

2.5 กราฟจุดสุดสัมพันธ์และจุดสุดสัมบูรณ์.....14

2.6 ตัวอย่างของปัญหารูปแบบหลายในมุมมองสามมิติ.....15

2.7 ตัวอย่างของปัญหารูปแบบหลายในมุมมองสองมิติ.....15

2.8 ตัวอย่างกรณีศึกษาปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์.....15

2.9 ตัวอย่างปัญหายูนิโมดอล.....19

2.10 ตัวอย่างปัญหามัลติโมดอล.....19

2.11 ตัวอย่างรูปแบบคำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย.....21

2.12 ตัวอย่างการดำเนินการสลับที่คำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย.....21

2.13 ตัวอย่างการดำเนินการลบกันของคำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย.....23

2.14 ตัวอย่างอนุภาคของ PPSO ที่นำมาประยุกต์ใช้กับปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย.....24

2.15 ตัวอย่างกระบวนการคำนวณความเร็วของ PPSO.....25

3.1 แผนภาพขั้นตอนการประยุกต์การกลายพันธุ์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น.....28

3.2 การกระจายเอกรูป.....29

3.3 การกระจายตัวปรกติ.....30

3.4 การกระจายตัวโคชี.....30

3.5 การกระจายยกกำลัง.....31

4.1 การประยุกต์การกลายพันธุ์.....41

4.2 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ burma14.....43

4.3 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ burma14.....43

4.4 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ gr17.....44

4.5 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr17.....44

4.6 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ gr24.....45

4.7 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr24.....45

4.8 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ bayg29.....46

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.9 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ bayg29……...46
4.10 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ bays29……..47
4.11 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ bays29……47
4.12 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ eil51……..48
4.13 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ eil51……...48
4.14 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ berlin52……49
4.15 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ berlin52……..49
4.16 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ att48……..50
4.17 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ att48……...50
4.18 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ brazil58……51
4.19 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ brazil58……..51
4.20 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ dantzig42……..52
4.21 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ dantzig42……...52
4.22 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ fri26……..53
4.23 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ fri26……...53
4.24 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ gr21……...54
4.25 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr21……54
4.26 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ gr48……...55
4.27 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr48……55
4.28 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ hk48……..56
4.29 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ hk48……..56
4.30 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ swiss42……57
4.31 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ swiss42……..57
4.32 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ ulysses16 ……..58
4.33 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ ulysses16……...58
4.34 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ ulysses22……..59
4.35 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ ulysses22……...59
4.36 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ Thailand ……...60

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.37 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ Thailand…….60

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เนื่องด้วยในยุคปัจจุบันสภาพเศรษฐกิจที่มีการเจริญเติบโตอย่างรวดเร็วและมีการแข่งขันสูง ทำให้ภาครัฐและภาคธุรกิจต้องหาวิธีการใช้ทรัพยากรที่มีอย่างจำกัดให้คุ้มค่าและมีประสิทธิภาพมากที่สุด จึงต้องมีการคิดค้นและประยุกต์ใช้พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น เพื่อช่วยแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงาน

พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น (Particle Swarm Optimization) หรือที่ย่อว่า พีเอสโอ (PSO) เป็นวิธีการค่าคำตอบที่ดีที่สุด ในการหาคำตอบแบบสุ่ม ซึ่งวิธีการคำตอบเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm) จะถูกนำมาประยุกต์ใช้กับปัญหาในเชิงวิศวกรรมได้อย่างหลากหลาย

พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นเป็นวิธีการที่ถูกนำมาใช้แก้ปัญหาออปติมั่ม (Optimum Problem) โดยถูกนำเสนอครั้งแรกโดย อีเบอฮาท (Eberhart) และ เคนเนดี้ (Kennedy) ซึ่งได้รับแรงบันดาลใจมาจากพฤติกรรมการค้นหาอาหารของฝูงนก โดยเมื่อเปรียบเทียบพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นกับวิธีการแก้ไขปัญหาออปติมั่มวิธีอื่น เช่น ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithms, GAs) พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น สามารถแก้ไขปัญหาออปติมั่มได้ดีกว่าในหลายปัญหา เช่น ปัญหาฟังก์ชั่นการหาค่าออปติมั่ม, ปัญหาโครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อศึกษาทฤษฎีเกี่ยวกับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น
2. เพื่อหาแนวทางในการปรับปรุงประสิทธิภาพการค้นหาของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น
3. เพื่อหาแนวทางในการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย
4. นำเสนอวิธีการในการปรับปรุงประสิทธิภาพการค้นหาของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น โดยนำวิธีการกลายพันธุ์และรีโพซิชันมาประยุกต์ใช้ อันจะนำไปสู่คำตอบที่ได้จากการค้นหานั้นดีมากขึ้น

1.3 ขอบเขตการวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ทำการศึกษาและพัฒนาพาติเคิลสวอมออปติไมเซชั่น โดยวิธีการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้ สำหรับการแก้ไขปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย เพื่อที่จะลดหรือแก้ปัญหาโลคอล ออพติมา (Local Optima) โดยมีขอบเขตการวิจัย ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. ปรับปรุงพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น ให้การค้นหาได้รับคำตอบที่ดีขึ้น โดยพยายามที่จะแก้ไขปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ ซึ่งเป็นข้อเสียหลักของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น โดยอัลกอริทึมที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอสามารถทำให้หลุดจากจุดสุดสัมพัทธ์เดิมที่พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น ประสบปัญหาแล้วไปพบจุดสุดสัมพัทธ์ใหม่ที่ดีกว่าเดิมหรืออาจจะพบจุดสุดสัมบูรณ์ (Global Optimum) ดังนั้นอัลกอริทึมที่นำเสนอนี้อาจจะไม่สามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาที่นำมาแก้ไข แต่อัลกอริทึมที่นำเสนอนี้จะได้รับคำตอบจากค้นหาที่ดีกว่าพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

2. ปรับปรุงพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น ให้สามารถค้นหาได้รับคำตอบที่ดีกว่าพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นแบบปกติ ทั้งในกรณีปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดเชิงต่อเนื่อง (Continuous Optimization Problem) และปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดเชิงการตัดสินใจ (Discrete Optimization Problem)

3. ทดลองกับปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Traveling Salesman Problem หรือ TSP) เพื่อใช้ในการแก้ปัญหา

1.4 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

1. ศึกษาทฤษฎีและความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น
2. ศึกษาทฤษฎีและความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย
3. ศึกษาการวิธีการประยุกต์การกลายพันธุ์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น
4. ศึกษาผลกระทบจากวิธีการประยุกต์การกลายพันธุ์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น
5. ศึกษาแนวทางการแก้ปัญหาที่เกิดจากการประยุกต์การกลายพันธุ์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น
6. พัฒนาวิธีการกลายพันธุ์
7. สรุปผลการทำงานของวิธีการกลายพันธุ์ที่พัฒนาขึ้น
8. จัดทำเอกสารประกอบวิทยานิพนธ์

1.5 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

1. เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล
2. โปรแกรม Microsoft Visual C++ 2005
3. โปรแกรม Microsoft Office Excel
4. ระบบปฏิบัติการ Windows Seven Enterprise 2008 R2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ผู้วิจัยมีความรู้ความเข้าใจเกี่ยวกับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นมากขึ้น
2. เพื่อช่วยในการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงาน
3. งานวิจัยนี้จะสามารถเป็นแหล่งค้นคว้าหรือแหล่งอ้างอิงให้กับผู้ที่สนใจได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 วิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

2.1.1 นิยามของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น (Particle Swarm Optimization หรือ PSO) คือ วิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคเป็นอัลกอริทึมที่นำมาใช้กับการแก้ปัญหาออพติไมเซชั่น โดยพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นเป็นอัลกอริทึมที่มีสมบัติเป็นอัลกอริทึมพื้นฐานประชากร, อัลกอริทึมการค้นหาอย่างไม่แน่นอน และอัลกอริทึมที่ไม่ใช้ผลการค้นหาเดิม โดยที่พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นเป็นหนึ่งในกลุ่มของอัลกอริทึมวิวัฒนาการ (Evolutionary Algorithm หรือ EA) ซึ่งได้ถูกนำเสนอครั้งแรก โดยเจมส์ เคนเนดี้ และ รัสเซล อีเบอฮาท [1,2] ในปี 1995 โดยมีแรงบันดาลใจจากพฤติกรรมการเคลื่อนไหวของฝูงสัตว์ เช่น ฝูงนก ฝูงปลา เป็นต้น

การสื่อสารแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างพวกฝูงสัตว์เหล่านั้นในขณะที่ออกหาอาหาร จากการที่สังเกตฝูงสัตว์เหล่านี้ ทำการเคลื่อนที่เข้าหาแหล่งอาหาร แล้วส่งสัญญาณสื่อสารกันภายในฝูงเพื่อให้ทราบถึงตำแหน่งที่มีอาหารอยู่ และทำให้สัตว์ภายในฝูงตัวอื่นทำการเคลื่อนที่ไปยังแหล่งอาหารเหล่านั้น ซึ่งแนวคิดนี้ตัวแทนของสัตว์ที่ใช้ในการค้นหาจะถูกเรียกว่า อนุภาค (Particles หรือ X) โดยอนุภาคนั้นจะมีจำนวนมากและเคลื่อนที่บนพื้นที่ที่ต้องการค้นหาคำตอบหรือปริภูมิของคำตอบ (Solution Space) ซึ่งเป็นตัวแทนของแหล่งอาหาร โดยอนุภาคจะต้องค้นหาคำตอบที่ดีที่สุด (Optimum) ซึ่งเป็นตัวแทนของแหล่งอาหารที่มากที่สุด

พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นสามารถประยุกต์ใช้กับทุกปัญหาที่คำตอบสามารถแทนด้วยจุดบนปริภูมิขนาดหลายมิติ โดยอนุภาคจะถูกวางไว้ในปริภูมิของคำตอบพร้อมกับความเร็วต้นค่าหนึ่งและช่องทางในการติดต่อกับอนุภาคอื่นๆ [1,2] อนุภาคจะเคลื่อนที่ไปเรื่อยๆ บนปริภูมิของคำตอบ โดยอนุภาคที่เข้าใกล้คำตอบมากที่สุดจะดึงดูดให้อนุภาคตัวอื่นเปลี่ยนแปลงเส้นทางการเคลื่อนที่ให้ลู่เข้ามาหาอนุภาคที่เข้าใกล้คำตอบมากที่สุด

2.1.2 นิยามที่ใช้กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

2.1.2.1 ประชากร

ประชากร (Population) คือกลุ่มของอนุภาคที่ใช้เคลื่อนที่เพื่อหาคำตอบในปริภูมิของคำตอบ โดยจะมีการกำหนดจำนวนประชากร (N_{pop}) เอาไว้ล่วงหน้า และจะมีจำนวนคงที่ตลอดการค้นหา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.2.2 อนุภาค

อนุภาค (Particles) คือตัวแทนคำตอบของปัญหาที่ต้องการค้นหา โดยการกำหนดตำแหน่งของอนุภาคจะอยู่ในขอบเขตของปริภูมิของคำตอบ โดยแต่ละอนุภาคจะมีองค์ประกอบของตัวมันเอง คือความเร็วปัจจุบันของอนุภาค (V), ตำแหน่งปัจจุบันของอนุภาค (X), และตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคแต่ละตัว (PBEST)

2.1.2.3 ความเร็วของอนุภาค

ความเร็วของอนุภาค (Velocity หรือ V) คือขนาดและทิศทางที่อนุภาคจะเคลื่อนที่ไปจากตำแหน่งเดิมสู่ตำแหน่งใหม่

2.1.2.4 รอบการค้นหาคำตอบ

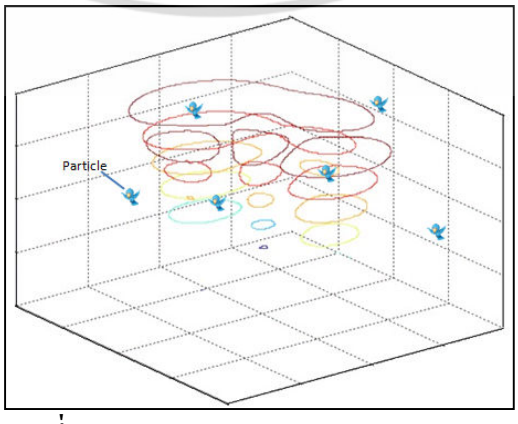
รอบการค้นหาคำตอบ ($Iter$) คือจำนวนรอบที่ใช้ในการค้นหาคำตอบ เนื่องจากพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นจะค้นหาคำตอบโดยทำงานแบบวนซ้ำไปเรื่อยๆ รอบของการค้นหาคำตอบจึงเพิ่มขึ้นไปเรื่อยๆ จนกว่าจะถึงรอบการค้นหาคำตอบสูงสุด ($Iter_{\max}$) ที่ได้กำหนดไว้ให้หยุดการทำงาน

2.1.2.5 ความเร็วสูงสุด

ความเร็วสูงสุด ($V_{\max}$) คือค่าสูงสุดที่เป็นไปได้ของความเร็วของอนุภาค เพื่อจำกัดระยะทางที่มากที่สุดที่อนุภาคสามารถเคลื่อนที่ได้ในหนึ่งรอบการค้นหาคำตอบ

2.1.2.6 ตำแหน่งของอนุภาค

ตำแหน่งของอนุภาค (Position หรือ X) คือตำแหน่งของอนุภาคในปริภูมิคำตอบ เช่น รูป 2.1 แสดงตัวอย่างของตำแหน่งอนุภาคในปริภูมิคำตอบที่มีลักษณะเป็นสามมิติ



รูปที่ 2.1 ตำแหน่งอนุภาคในแกนสามมิติ [3]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.2.7 ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคแต่ละตัว

ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคแต่ละตัวหรือค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดของอนุภาคแต่ละตัว (PBEST หรือ Personal Best Position) คือตำแหน่งของอนุภาคที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดเท่าที่อนุภาคตัวนั้นๆ เคยทำการค้นหาคำตอบมาตั้งแต่เริ่มการทำงาน

2.1.2.8 ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคทั้งหมด

ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคทั้งหมดหรือค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดของอนุภาคทั้งหมด (GBEST หรือ Global Best Position) คือตำแหน่งของอนุภาคที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดเท่าที่อนุภาคทั้งหมดเคยทำการค้นหามาตั้งแต่เริ่มการทำงาน

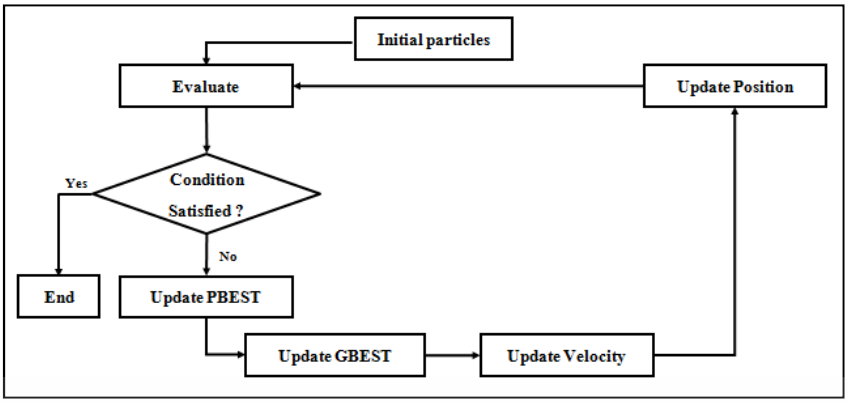
2.1.2.9 ฟังก์ชั่นคำนวณค่าความเหมาะสม หรือ ฟังก์ชันเป้าหมาย

ฟังก์ชั่นคำนวณค่าความเหมาะสม (Fitness Function) หรือ ฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Function) คือฟังก์ชั่นที่ใช้คำนวณค่าความเหมาะสม (Fitness) ของแต่ละอนุภาค เพื่อใช้เปรียบเทียบและหาอนุภาคที่ดีที่สุด ซึ่งฟังก์ชั่นนี้จะแตกต่างกันขึ้นอยู่กับปัญหาที่ต้องการค้นหา

2.1.3 หลักการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

ขั้นตอนการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น จะทำงานโดยอนุภาคหนึ่งตัวและอนุภาคแต่ละตัวจะจดจำตำแหน่งในปัจจุบันของตนเองเอาไว้พร้อมกับทิศทางและความเร็วในการเคลื่อนที่ของอนุภาค โดยพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นจะเหมือนกับเจเนติกอัลกอริทึมตรงที่ทุกๆ รอบการทำงานจะต้องมีสมการที่ใช้วัดค่าความเหมาะสมซึ่งรับค่าตำแหน่งปัจจุบันของอนุภาคเข้าไปเป็นข้อมูล เพื่อวัดหาค่าความเหมาะสมของตำแหน่งที่อนุภาค นั้นอยู่ว่าใกล้เคียงกับคำตอบที่ต้องการเพียงใด ด้วยแนวคิดในการเคลื่อนที่ของฝูงนกยามเมื่อหาอาหารเปรียบเทียบได้กับพื้นที่ที่มีค่าความเหมาะสมมาก คือพื้นที่ที่มีอาหารอุดมสมบูรณ์และอนุภาคควรเคลื่อนที่โดยคำนึงถึงข้อมูลตรงส่วนนี้ จึงทำให้อนุภาคทุกๆ ตัวจะต้องเก็บข้อมูลตำแหน่งที่ดีที่สุดของตนเอง ที่สามารถหามาได้ตลอดช่วงเวลาการทำงานพร้อมกับข้อมูลของตำแหน่งที่ดีที่สุดเท่าที่สามารถหาได้จากอนุภาคทุกๆตัวเอาไว้แล้วจึงทำการเคลื่อนที่ต่อไป โดยหลักการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น จะมีขั้นตอนการทำงานดังแสดงในรูปที่ 2.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.2 แผนภาพการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

2.1.3.1 กระบวนการกำหนดค่าเริ่มต้น

กระบวนการกำหนดค่าเริ่มต้น (Initial Particles) เป็นกระบวนการที่ทำงานเป็นขั้นตอนแรกและทำงานเพียงครั้งเดียวเท่านั้น โดยสุ่มตำแหน่งและความเร็วเริ่มต้นของอนุภาคทั้งหมดลงบนปริภูมิขนาดหลายมิติตามจำนวนประชากรที่ได้กำหนดเอาไว้ โดยความเร็วที่สุ่มขึ้นมานั้นจะต้องไม่เกินค่าของความเร็วสูงสุดที่กำหนดเอาไว้ หากความเร็วที่สุ่มขึ้นมามีค่ามากกว่าค่าความเร็วสูงสุดให้เปลี่ยนมาใช้ค่าความเร็วสูงสุดแทน โดยจำนวนประชากรถ้าหากมีจำนวนมากการค้นหาคำตอบจะทำได้กว้างและรวดเร็ว แต่ต้องใช้เวลาในแต่ละรอบการค้นหาคำตอบเพิ่มขึ้น ดังนั้นแต่ละปัญหาจึงไม่จำเป็นต้องกำหนดจำนวนอนุภาคให้เท่ากันเสมอไป โดยจำนวนอนุภาคที่สร้างขึ้นนี้จะไม่มีการเพิ่มหรือลดจำนวนตลอดการทำงาน

2.1.3.2 กระบวนประเมินค่าตำแหน่งของแต่ละอนุภาค

กระบวนประเมินค่าตำแหน่งของแต่ละอนุภาค (Evaluate) เป็นกระบวนคำนวณค่าความเหมาะสม ณ ตำแหน่งปัจจุบันของแต่ละอนุภาค โดยค่าความเหมาะสมเหล่านี้จะถูกใช้ในการปรับค่า PBEST และ GBEST นอกจากนี้จะทำการตรวจสอบคำตอบว่าค่าความเหมาะสมของอนุภาคได้เคลื่อนที่ไปพบคำตอบหรือไม่ ถ้าพบคำตอบหรือจำนวนรอบการค้นหาคำตอบเท่ากับจำนวนรอบการค้นหาคำตอบสูงสุดที่กำหนดเอาไว้ก็จะจบการค้นหา นอกจากนั้นก็จะดำเนินขั้นตอนต่อไป

2.1.3.3 กระบวนการเปลี่ยนแปลง PBEST

กระบวนการเปลี่ยนแปลง PBEST (Update PBEST) เป็นการเปลี่ยนแปลง PBEST โดยใช้ฟังก์ชั่นคำนวณค่าความเหมาะสมคำนวณหาค่าความเหมาะสมในตำแหน่งที่อนุภาคอยู่ปัจจุบัน หากค่าความเหมาะสมที่คำนวณได้นั้นมีค่าดีกว่า PBEST ก็ให้ PBEST เปลี่ยนมาใช้ค่าใหม่แทน สำหรับ PBEST นี้จะใช้ในการคำนวณความเร็วและทิศทางใหม่ให้กับอนุภาค เพื่อให้อนุภาคเหล่านั้นเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งใหม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.3.4 กระบวนการเปลี่ยนแปลง GBEST

กระบวนการเปลี่ยนแปลง GBEST (Update GBEST) เป็นการเปลี่ยนแปลง GBEST โดยใช้ฟังก์ชั่นคำนวณค่าความเหมาะสมคำนวณหาค่าความเหมาะสมในตำแหน่งที่อนุภาคอยู่ปัจจุบัน หากค่าความเหมาะสมที่คำนวณได้นั้นมีค่าดีกว่า GBEST ก็ให้ GBEST เปลี่ยนมาใช้ค่าใหม่แทน ซึ่ง GBEST จะทำการเปรียบเทียบกับค่าความเหมาะสมของอนุภาคทุกตัว สำหรับ GBEST นี้จะใช้ในการคำนวณความเร็วและทิศทางใหม่ให้กับอนุภาค เพื่อใช้เคลื่อนที่อนุภาคเหล่านั้นไปยังตำแหน่งใหม่ GBEST คือ คำตอบของการค้นหาด้วยพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

2.1.3.5 กระบวนการคำนวณความเร็ว

กระบวนการคำนวณความเร็วหรือกระบวนการเปลี่ยนแปลงความเร็ว (Calculate Velocity หรือ Update Velocity) เป็นกระบวนการที่ทำการคำนวณความเร็วของแต่ละอนุภาค เพื่อใช้ในการเคลื่อนที่อนุภาคแต่ละตัวในแต่ละรอบ ซึ่งความเร็วนี้จะถูกเปลี่ยนแปลง โดยใช้ข้อมูลของความเร็วเดิมของอนุภาคแต่ละตัว, PBEST และ GBEST โดยมีสมการในการคำนวณดังนี้

$$\vec{v}_i(t+1) = \omega\vec{v}_i(t) + c_1\phi_1(\vec{p}_i(t) - \vec{x}_i(t)) + c_2\phi_2(\vec{p}_g(t) - \vec{x}_i(t)) \quad (2.1)$$

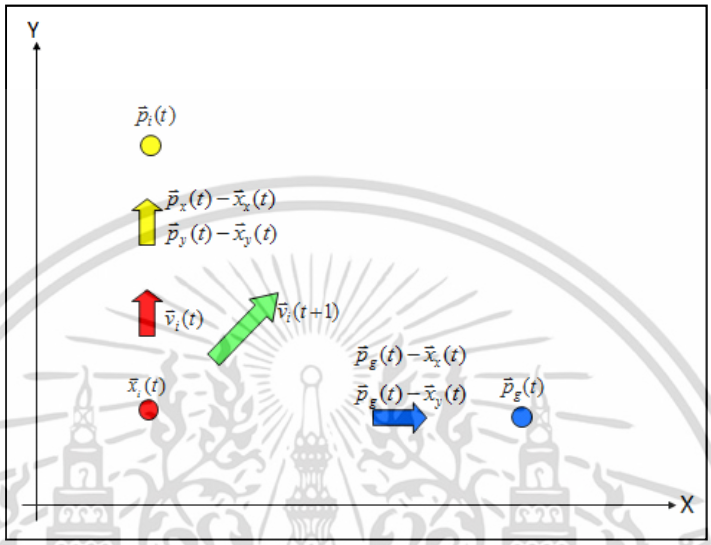
โดยกำหนดให้

$\vec{v}_t(t+1)$	คือ ความเร็วในรอบปัจจุบันเป็นเวกเตอร์ที่มีขนาดและทิศทาง
$\vec{v}_i(t)$	คือ ความเร็วในรอบก่อนหน้าเป็นเวกเตอร์ที่มีขนาดและทิศทาง
c_1, c_2	คือ ค่าคงที่ทำหน้าที่เป็นสัมประสิทธิ์
ϕ_1, ϕ_2	คือ ตัวเลขที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วง [0, 1]
ω	คือ ค่าความเฉื่อยทำหน้าที่เป็นสัมประสิทธิ์
$\vec{p}_i(t)$	คือ ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคแต่ละตัว (PBEST)
$\vec{p}_g(t)$	คือ ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคทั้งหมด (GBEST)
$\vec{x}_i(t)$	คือ ตำแหน่งในปัจจุบันของอนุภาค i (X)

โดยค่าของ $\vec{v}_i$ จะต้องไม่เกินค่าของความเร็วสูงสุด การเปลี่ยนความเร็วในลักษณะนี้จะทำให้อนุภาค i สามารถค้นหาคำตอบที่อยู่รอบๆ PBEST และ GBEST ได้ดังรูปที่ 2.3 แสดงตัวอย่างการคำนวณทิศทางความเร็วของอนุภาคในแกนสองมิติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากสมการที่ 2.1 พารามิเตอร์ ω คือ ความเฉื่อยซึ่งเป็นตัวแปรที่มีอิทธิพลควบคุมความเร็วในรอบก่อนหน้าที่ส่งผลต่อการเคลื่อนที่ของอนุภาคในรอบปัจจุบัน, c_1 คือ ค่าคงที่ซึ่งเป็นตัวกำหนดแรงดึงดูดจากอิทธิพลของ PBEST, c_2 คือ ค่าคงที่ซึ่งเป็นตัวกำหนดแรงดึงดูดจากอิทธิพลของ GBEST ซึ่งผลจากสมการนี้ ทำให้อนุภาคเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่ดีขึ้น



รูปที่ 2.3 ตัวอย่างทิศทางความเร็วของอนุภาคในแกนสองมิติ [3]

จากรูปที่ 2.3 กำหนดให้ทิศทางของความเร็วในรอบก่อนหน้า $\vec{v}_i(t)$ มีทิศทางเป็นเวกเตอร์ลูกศรสีแดง สำหรับการคำนวณทิศทางของ PBEST $(\vec{p}_i)$ ให้นำตำแหน่งของ PBEST ลบกับตำแหน่งของอนุภาค ทำให้เกิดเวกเตอร์ลูกศรสีเหลือง และการคำนวณทิศทางของ GBEST $(\vec{p}_g)$ ให้นำตำแหน่งของ GBEST ลบกับตำแหน่งของอนุภาค ทำให้เกิดเวกเตอร์ลูกศรสีน้ำเงิน และเมื่อนำเวกเตอร์ทั้งสามมารวมกันจะได้ทิศทางลัพธ์ดังเวกเตอร์ลูกศรสีเขียว คือความเร็วในรอบปัจจุบัน $\vec{v}_t(t+1)$ ซึ่งเป็นทิศทางการเคลื่อนที่ใหม่ของอนุภาค

2.1.3.6 กระบวนการเปลี่ยนตำแหน่ง

กระบวนการเปลี่ยนตำแหน่ง (Update Position) คือการปรับปรุงตำแหน่งของอนุภาคใดๆ โดยอนุภาคนั้นๆ จะเคลื่อนที่จากตำแหน่งเดิมไปยังตำแหน่งใหม่ ด้วยระยะที่คำนวณได้จากค่าความเร็วของอนุภาคนั้นๆ โดยมีสมการดังนี้

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1) \tag{2.2}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยกำหนดให้

$\vec{x}_i(t+1)$ คือ ตำแหน่งใหม่ที่อนุภาคจะทำการเคลื่อนที่ไป

$\vec{x}_i(t)$ คือ ตำแหน่งในปัจจุบันของอนุภาค i

$\vec{v}_i(t+1)$ คือ ความเร็วใหม่ที่คำนวณได้

หลังจากกระบวนการเปลี่ยนตำแหน่ง ก็จะวนกลับไปทำกระบวนประเมินค่าตำแหน่งของแต่ละอนุภาคในรอบถัดไป โดยหลักการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น ในช่วงแรกของการค้นหาอนุภาคจะอยู่ห่างกันมาก ทำให้ระยะห่างระหว่าง GBEST กับอนุภาคมีค่ามาก ส่งผลให้อนุภาคเคลื่อนที่เข้าหากันอย่างรวดเร็ว ทำให้ไม่ต้องสูญเสียเวลาค้นหาอย่างละเอียดในบริเวณที่ค่าความเหมาะสมที่มีค่าน้อย เมื่อการค้นหาดำเนินต่อไปอนุภาคจะเคลื่อนที่เข้าใกล้กันมากขึ้น ทำให้ผลต่างระหว่าง GBEST กับอนุภาคมีค่าน้อยลง ส่งผลให้อนุภาคเคลื่อนที่เข้าหากันช้าลง อนุภาคจะค้นหาบริเวณ GBEST อย่างละเอียด ซึ่งหลักการของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น นั้นได้ตั้งสมมุติฐานว่า ณ บริเวณรอบ GBEST นั้น จะมีโอกาสมากที่จะค้นพบค่าความเหมาะสมที่ดีขึ้นกว่าเดิมหรือค้นพบคำตอบที่ดีที่สุดในบริเวณนี้

2.2 ข้อดีและข้อเสียของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

2.2.1 ข้อดีของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นสามารถประยุกต์ใช้กับปัญหาออพติไมเซชั่นที่มีปริภูมิของคำตอบขนาดใหญ่ [4] โดยใช้เวลาค้นหาไม่นาน ในกรณีปัญหาออพติไมเซชั่นที่มีปริภูมิของคำตอบขนาดเล็ก เช่น ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย โดยยกตัวอย่างจะมีรูทการเดินทางของพนักงานจำนวนน้อยสถานที่และระยะทางไม่ไกลกันมาก ในกรณีนี้สามารถใช้วิธีค้นหาทุกคำตอบ (Brute force method) แก้ปัญหานี้ได้ เนื่องจากสามารถไล่คำตอบให้ครบ จึงสามารถพบคำตอบที่ดีที่สุดอย่างแน่นอน ในทางกลับกันในกรณีปัญหาออพติไมเซชั่นที่มีปริภูมิของคำตอบขนาดใหญ่มาก เช่น ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย ที่มีรูทการเดินทางไปทั่วประเทศ ในกรณีนี้วิธีที่จะค้นหาทุกคำตอบต้องใช้เวลานานมากเพื่อไล่คำตอบให้ครบ วิธีค้นหาทุกคำตอบจึงไม่เหมาะสม ดังนั้นควรใช้วิธีอื่น เช่น พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นเพราะหลักการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น จะไม่ทำการค้นหาคำตอบทั้งหมด แต่จะค้นหาเฉพาะบริเวณที่คิดว่าน่าจะพบคำตอบที่ดีอย่างละเอียดเท่านั้น จึงเป็นการลดขอบเขตการค้นหา และสามารถค้นหาได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยปกติแล้วในบริเวณที่พบคำตอบที่ดี จะมีโอกาสสูงที่จะได้พบคำตอบที่ดีขึ้น อย่างไรก็ตาม พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นไม่สามารถประกันว่าคำตอบที่ได้จากการค้นหาจะเป็นคำตอบที่ดีที่สุด แต่คำตอบที่ได้จากการค้นหาของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น จะมีค่าที่ดีในระดับหนึ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อัลกอริทึมที่แก้ปัญหาโดยเฉพาะเจาะจง (Problem-Specific Algorithm) จะมีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาดีกว่าพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น อย่างไรก็ตามอัลกอริทึมเหล่านี้ สามารถแก้ปัญหาแบบใดแบบหนึ่งได้เท่านั้น เช่น อัลกอริทึมการดำเนินการซ่อมแซม (Repair Operator Algorithm) [5] สามารถแก้ปัญหา KP ได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ไม่สามารถประยุกต์ใช้กับปัญหาการเดินทางของพนักงานขายได้ นอกจากนั้นการสร้างอัลกอริทึมที่แก้ปัญหาโดยเฉพาะเจาะจงนั้นมีความยุ่งยาก เพราะต้องมีความรู้สำหรับการแก้ปัญหาออพติไมเซชั่นนั้นโดยเฉพาะ จึงสามารถสร้างอัลกอริทึมมาแก้ปัญหาออพติไมเซชั่นนั้นได้ ซึ่งแตกต่างจากอัลกอริทึมที่แก้ปัญหาโดยไม่เฉพาะเจาะจง หรือพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น คือเมื่อพัฒนาโปรแกรมเสร็จสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับปัญหารูปแบบอื่นได้ โดยแค่ปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ (Parameters) เพียงบางส่วนเท่านั้น เช่น จำนวนรอบการค้นหา, จำนวนประชากร และข้อจำกัดของปัญหา เป็นต้น เพื่อให้เหมาะสมกับการแก้ปัญหา [6] ด้วยเหตุผลนี้พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น จึงนำสามารถประยุกต์ใช้กับปัญหาออพติไมเซชั่นได้ง่าย [7,8]

การคำนวณของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น มีประสิทธิภาพที่ดี [8] เนื่องจากที่ได้กล่าวไปแล้วว่าพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นจะไม่ค้นหาคำตอบทั้งหมด แต่จะค้นหาคำตอบเฉพาะบริเวณที่พบคำตอบที่ดีเท่านั้น ซึ่งในบริเวณนั้น จะมีโอกาสมากพบคำตอบที่ดีขึ้นได้มาก

พารามิเตอร์ของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นมีจำนวนน้อยที่ต้องการการกำหนดค่า [8] จากสมการที่ 2.1 และ 2.2 จำนวนพารามิเตอร์ของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นที่ต้องมีการกำหนดค่า คือ c_1, c_2, ω สำหรับพารามิเตอร์อื่นที่ต้องกำหนดค่า คือ จำนวนประชากร และจำนวนรอบการค้นหาคำตอบ เนื่องจากพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นมีจำนวนพารามิเตอร์น้อย จึงทำให้สามารถนำพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นไปประยุกต์ใช้ในทางปฏิบัติได้ง่าย

ขั้นตอนการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นมีรูปแบบไม่ซับซ้อน จึงง่ายต่อการศึกษาและทำให้สามารถเขียนโปรแกรมพัฒนาได้ง่าย [8] จากที่ได้กล่าวไปแล้ว พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นมีหลักการที่ง่าย คือ อนุภาคจะพยายามเคลื่อนที่เข้าหา GBEST โดยขั้นตอนหลักที่เป็นตัวให้เกิดการเคลื่อนที่เช่นนี้ มีเพียงขั้นตอนของกระบวนการคำนวณความเร็ว และกระบวนการเปลี่ยนตำแหน่งเท่านั้น

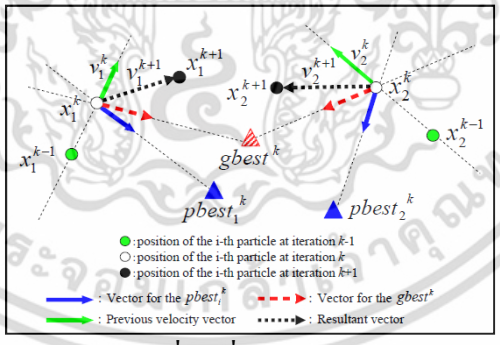
พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นสามารถประยุกต์ใช้กับจำนวนจริง [8] เนื่องจากพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นมีรูปแบบการเข้ารหัสที่เป็นจำนวนจริง และมีการคำนวณแบบเวกเตอร์ ทำให้พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นสามารถประยุกต์ใช้กับจำนวนจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นสามารถประยุกต์ใช้แก้ปัญหาออพติไมเซชั่นในงานวิจัยด้านวิทยาศาสตร์ และวิศวกรรม [8] เนื่องจากงานด้านวิทยาศาสตร์และวิศวกรรม ส่วนมากมีรูปแบบเป็นจำนวนจริง ซึ่งพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นจะมีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหารูปแบบจำนวนจริง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2 ข้อเสียของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

สำหรับงานวิจัยบางงานได้อธิบายถึงสาเหตุที่พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น เกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ได้ง่าย เพราะผลจากขั้นตอนกระบวนการคำนวณความเร็วและกระบวนการเปลี่ยนตำแหน่ง [9], ผลกระทบจากสมการ 2.1 และพฤติกรรมการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น [10], ผลจากอิทธิผลแรงดึงดูดของ GBEST [11] โดยสรุปคือ พฤติกรรมของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น อนุภาคทั้งหมดจะเคลื่อนที่เข้าหา GBEST ดังรูปที่ 2.4 เมื่อ GBEST ติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ แล้วไม่มีอนุภาคใดที่สามารถหาตำแหน่งที่ดีกว่า GBEST อนุภาคเหล่านี้ก็จะลู่เข้าหา GBEST อย่างรวดเร็ว เมื่ออนุภาคทั้งหมดเคลื่อนที่ไปหา GBEST ก็เสมือนเคลื่อนที่ไปติดจุดสุดสัมพัทธ์ นอกจากนี้อนุภาคที่เคลื่อนที่เข้าใกล้ GBEST เรื่อยๆ จะส่งผลให้ผลต่างระยะทางระหว่างอนุภาค, PBEST และ GBEST มีค่าลดลงเรื่อยๆ จากสมการ 2.1 เมื่อผลต่างเหล่านี้ลดลงจะส่งผลให้ความเร็วของอนุภาคมีค่าลดลง และเมื่อความเร็วในรอบปัจจุบันมีค่าลดลง จะส่งผลให้รอบถัดไปมีความเร็วลดลง เพราะว่าความเร็วในรอบปัจจุบันจะถูกใช้ในการคำนวณในรอบถัดไป จากสมการ 2.2 เมื่อความเร็วลดลงส่งผลให้อนุภาคเคลื่อนที่ในบริเวณแคบลงเรื่อยๆ จึงทำให้ความหลากหลายของประชากรจะลดลงเรื่อยๆ ดังนั้นอนุภาคทั้งหมดจะค้นหาในบริเวณรอบจุดสุดสัมพัทธ์ตลอดไปและไม่ออกไปค้นหาในบริเวณอื่นอีก จึงไม่สามารถหาจุดสุดสัมบูรณ์พบ โดยเหตุการณ์ที่อนุภาคลู่เข้าไปติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์อย่างรวดเร็วนี้ถูกเรียกว่าการลู่เร็วเกินไป (Premature Convergence) โดยเหตุการณ์นี้ [6] จะเกิดขึ้นเมื่อความหลากหลายของประชากรลดลงอย่างรวดเร็ว



รูปที่ 2.4 พฤติกรรมของการเคลื่อนที่ของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น [10]

จากรูป 2.4 สมมุติให้ปัญหาที่แก้ไขนั้นมี 2 มิติ โดยแต่ละอนุภาคนั้นจะมี 4 องค์ประกอบที่มีอิทธิพลต่อการเคลื่อนของอนุภาค คือตำแหน่งของอนุภาค, ความเร็วของอนุภาค, PBEST และ GBEST โดยในรูปนี้ได้มีการเขียนสัญลักษณ์แทนองค์ประกอบดังนี้ ตำแหน่งของอนุภาคคือ $X_1 = (X_{11}, X_{12}, ..., X_{mn})$ ความเร็วของอนุภาคคือ $V_1 = (V_{11}, V_{12}, ..., V_{mn})$ โดย m คือ จำนวนของกลุ่มอนุภาค และ n คือ จำนวนมิติของปัญหา จำนวนรอบการค้นหาคำตอบคือ $k = 1, ..., K$ โดย K คือ จำนวนรอบการค้นหาสูงสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น เมื่อติดในจุดสุดสัมพัทธ์แล้ว GBEST จะไม่มีเปลี่ยนแปลง ไม่ว่าจะดำเนินการค้นหาต่อไปอีกยาวนานแค่ไหนก็ตาม เนื่องจากพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น ติดในจุดสุดสัมพัทธ์ได้ง่าย นอกจากนี้ เมื่อเกิดปัญหานี้ขึ้นแล้ว พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นไม่มีวิธีแก้ปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ [3] จึงทำให้พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นไม่สามารถหาจุดสุดสัมบูรณ์ได้อย่างแน่นอน ดังนั้นเมื่อพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นเกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ขึ้น ก็เสมือนว่า การค้นหาด้วยพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นนั้นสิ้นสุดลง การค้นหาต่อไปจะทำให้สิ้นเปลืองทรัพยากรโดยเปล่าประโยชน์

อย่างไรก็ตามผลจากที่ GBEST ไม่มีเปลี่ยนแปลงเป็นเวลานานสามารถนำมาตรวจสอบการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นได้ โดยสังเกตว่า GBEST ไม่มีการเปลี่ยนแปลงเป็นเวลานานๆ เช่น 100, 1000, 10000 รอบ เป็นต้น สามารถทำนายได้ว่าได้เกิดการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ขึ้น ซึ่งระยะเวลาที่ใช้ในการตรวจสอบนั้น ขึ้นอยู่กับปัญหาที่นำไปประยุกต์ใช้ และเรียกจำนวนรอบนี้ว่าขอบเขตการเกิดจุดสุดสัมพันธ์ (Local Optimum Threshold) ซึ่งจะกำหนดเอาไว้ล่วงหน้าเป็นค่าคงที่มักจะกำหนดเอาไว้มากๆ เพื่อที่จะตรวจสอบได้อย่างแม่นยำ

พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นจะมีแนวโน้มที่จะเกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ได้ง่าย โดยองค์ประกอบของการเกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์มี 2 องค์ประกอบหลัก คือ อัลกอริทึมที่นำมาแก้ปัญหาออพติไมเซชั่นกับความซับซ้อนของปัญหาออพติไมเซชั่น

2.3 ปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์

2.3.1 จุดสุดสัมพัทธ์และจุดสุดสัมบูรณ์

ค่าสูงสุดสัมพัทธ์ (Local Maximum) คือค่าของฟังก์ชันที่นิยามจากจุดวิกฤต (xc, yc) ในช่วง (a,b) บนโดเมนของฟังก์ชันที่ f(x) $\leq$ f( ) เรียกจุดวิกฤตนั้นว่า จุดสูงสุดสัมพัทธ์ โดยตำแหน่งของจุดนี้ได้แสดงไว้บนรูปที่ 2.5

ค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ (Local Minimum) คือค่าของฟังก์ชันที่นิยามจากจุดวิกฤต (xc, yc) ในช่วง (a,b) บนโดเมนของฟังก์ชันที่ f(x) ³ f( ) เรียกจุดวิกฤตนั้นว่า จุดต่ำสุดสัมพัทธ์ โดยตำแหน่งของจุดนี้ได้แสดงไว้บนรูปที่ 2.5

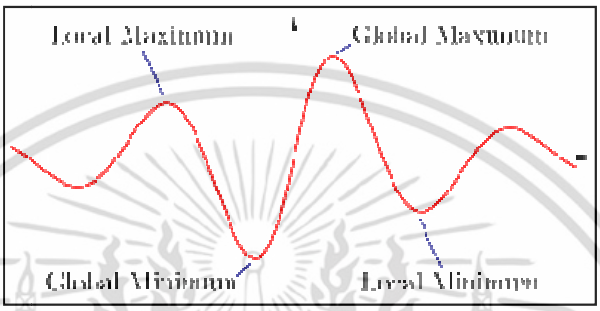
ค่าสูงสุดสัมบูรณ์ (Global Minimum) คือค่าของฟังก์ชันที่นิยามจากจุดวิกฤต (xc, yc) บนช่วง [ ] ของโดเมนของฟังก์ชันที่ f(x) $\leq$ f( ) เรียกจุดวิกฤตนั้นว่า จุดสูงสุดสัมบูรณ์ โดยตำแหน่งของจุดนี้ได้แสดงไว้บนรูปที่ 2.5

ค่าต่ำสุดสัมบูรณ์ (Global Maximum) คือค่าของฟังก์ชันที่นิยามจากจุดวิกฤต (xc, yc) บนช่วง [ ] ของโดเมนของฟังก์ชันที่ f(x) ³ f( ) เรียกจุดวิกฤตนั้นว่า จุดต่ำสุดสัมบูรณ์ โดยตำแหน่งของจุดนี้ได้แสดงไว้บนรูปที่ 2.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จุดสุดสัมพัทธ์ (Local Optimum)[12] คือจุดบนค่าของฟังก์ชัน ซึ่งเป็นค่าสูงสุดหรือต่ำสุด (จุดสูงสุดสัมพัทธ์หรือจุดต่ำสุดสัมพัทธ์) ในบริเวณใดบริเวณหนึ่งของโดเมน สำหรับค่านี้อาจจะมีได้ไม่จำกัดต่อหนึ่งฟังก์ชัน

จุดสุดสัมบูรณ์ (Global Optimum)[13] คือจุดบนค่าของฟังก์ชัน ซึ่งเป็นค่าสูงสุดหรือต่ำสุด (จุดสูงสุดสัมบูรณ์หรือจุดต่ำสุดสัมบูรณ์) ตลอดโดเมนของฟังก์ชัน สำหรับค่านี้จะมีได้ไม่เกินหนึ่งค่าต่อหนึ่งฟังก์ชัน



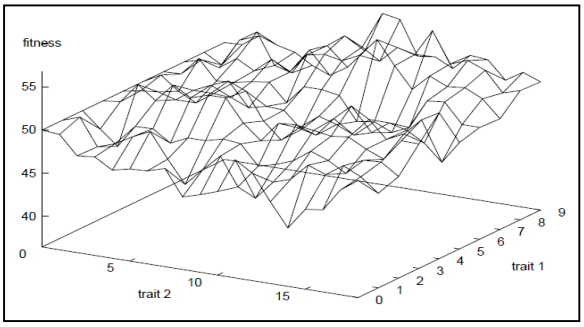
รูปที่ 2.5 กราฟจุดสุดสัมพันธ์และจุดสุดสัมบูรณ์[3]

2.3.2 นิยามของปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์

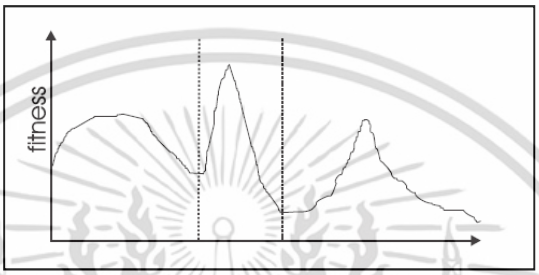
ปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ (Local Optimum Problem) คือการดำเนินการหาค่าออพติไมเซชั่นนั้นไม่สามารถพบจุดสุดสัมบูรณ์ อันเนื่องมาจากตัวแทนนั้นได้ติดอยู่ในบริเวณจุดสุดสัมพัทธ์และตัวแทนเหล่านี้ไม่ออกไปค้นหาในบริเวณอื่นอีก นอกจากบริเวณรอบจุดสุดสัมพัทธ์นั้นจึงไม่สามารถที่จะค้นพบจุดสุดสัมบูรณ์ ไม่ว่าจะดำเนินการค้นหาต่อไปอีกยาวนานเท่าใด ก็จะไม่มีโอกาสพบคำตอบที่ดีกว่าจุดสุดสัมพัทธ์ที่ติดอยู่นั้น โดยปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์จะเกิดขึ้นกับปัญหามัลติโมดอลเท่านั้น[6] ตัวอย่างปัญหามัลติโมดอล คือรูปที่ 2.6

จากรูปที่ 2.6 จะมีจุดสุดสัมพัทธ์จำนวนมาก การหาค่าออพติไมเซชั่นนั้นจะมีโอกาสที่จะพบจุดสุดสัมพัทธ์ที่ไม่ใช่จุดสุดสัมพัทธ์ที่สูงสุด ซึ่งวิธีการค้นหาคำตอบแบบเฉพาะที่หรือการค้นหาแบบโลคอล (Local Search) จะค้นหาจุดสุดสัมพัทธ์ที่สูงสุดได้ยากมาก โดยพิจารณาจากรูปที่ 2.7 [6]ซึ่งเป็นรูปที่ตัดพื้นที่บางส่วนมาจากรูปที่ 2.6 แล้วแสดงในมุมมอง 2 มิติ จากรูปจะพบว่าในช่วงระหว่างเส้นประ ถ้าวิธีการค้นหาแบบโลคอลเริ่มต้นค้นหาในช่วงระหว่างนี้ก็จะมีโอกาสพบจุดสุดสัมบูรณ์ แต่ถ้าเริ่มต้นค้นหาในช่วงบริเวณอื่นจะไม่มีโอกาสพบจุดสุดสัมบูรณ์ [6]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.6 ตัวอย่างของปัญหารูปแบบหลายในมุมมองสามมิติ [6]

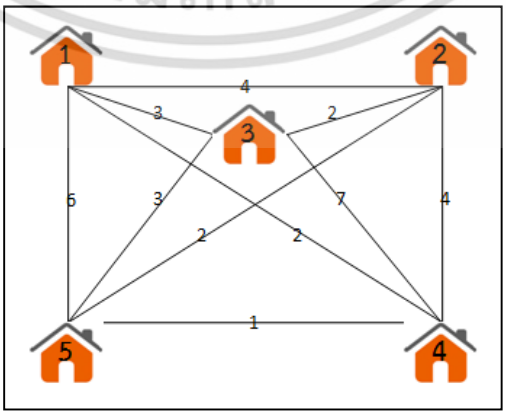


รูปที่ 2.7 ตัวอย่างของปัญหารูปแบบหลายในมุมมองสองมิติ [6]

2.3.3 ตัวอย่างของปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์

การแก้ปัญหาออพติไมเซชั่นโดยทั่วไปนั้น สามารถเกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ได้หลากหลายกรณี สมมุติตัวอย่างเช่น ปัญหาการเดินทางของพนักงานขายให้ได้ระยะทางสั้นที่สุด โดยรูปแบบเส้นทางการเดินทางเป็นไปตามรูปที่ 2.8 จากรูปนี้มีเงื่อนไขว่าให้เดินทางไปครบทุกสถานที่ โดยมีระยะทางสั้นที่สุด ซึ่งระยะทางคือค่าของตัวเลขระหว่างเส้นทางในรูป

สำหรับอัลกอริทึมที่ใช้นั้นจะสามารถทำการสลับเปลี่ยนสถานที่ได้ที่ละหนึ่งคู่ที่อยู่ข้างเคียงกันเท่านั้น จากรูปที่ 2.8 คำตอบจากปัญหานี้ คือลำดับสถานที่ดังนี้ 1, 4, 5, 2, 3 ซึ่งจะได้ระยะรวมทั้งหมด คือ 7 กิโลเมตร



รูปที่ 2.8 ตัวอย่างกรณีศึกษาปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สมมุติว่าอัลกอริทึมที่ใช้นั้นสามารถสลับเปลี่ยนลำดับของสถานที่จนออกมาได้ผลลัพธ์ดังนี้ 1, 3, 5, 4, 2 ซึ่งจะได้ระยะรวมทั้งหมด คือ 11 กิโลเมตร ถ้าอัลกอริทึมที่ใช้นั้นสามารถสลับเปลี่ยนได้ที่ละหนึ่งคู่ที่อยู่ข้างเคียงกัน ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นดังนี้ กรณีที่หนึ่งสลับที่คู่แรก 3, 1, 5, 4, 2 มีระยะรวมทั้งหมด คือ 14 กิโลเมตร, กรณีที่สองสลับที่คู่สอง 1, 5, 3, 4, 2 มีระยะรวมทั้งหมด คือ 20 กิโลเมตร, กรณีที่สามสลับที่คู่สาม 1, 3, 4, 5, 2 มีระยะรวมทั้งหมด คือ 13 กิโลเมตร, กรณีที่สี่สลับที่คู่สี่ 1, 3, 5, 2, 4 มีระยะรวมทั้งหมด คือ 12 กิโลเมตร

จะสังเกตเห็นว่าไม่ว่าจะสลับอย่างไรก็ตามคำตอบที่ได้ก็แย่กว่าเดิมเสมอ ดังนั้นคำตอบที่ได้จากค้นหาครั้งนี้ คือ 11 แต่ที่จริงแล้วคำตอบของปัญหา คือ 7 ซึ่งสถานการณ์นี้ เรียกว่าปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ โดยเมื่อเกิดปัญหานี้ขึ้นแล้วจะไม่สามารถหาคำตอบที่ดีขึ้นกว่าเดิมได้

2.3.4 สาเหตุของปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์

จากกรณีศึกษาพบว่าสาเหตุที่ทำให้เกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ คือ อัลกอริทึมที่นำมาใช้และความซับซ้อนของปัญหา ถ้าอัลกอริทึมที่นำมาใช้นั้นมีประสิทธิภาพเพียงพอที่จะแก้ปัญหา ก็จะสามารถแก้ปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ได้ เช่น ในกรณีศึกษาถ้าอัลกอริทึมที่ใช้นั้นสามารถสลับลำดับได้สองคู่ซึ่งอยู่ข้างเคียงกัน จากกรณีผลลัพธ์ที่ออกมาคือ 1, 3, 5, 4, 2 ซึ่งจะได้ระยะรวมทั้งหมด คือ 11 กิโลเมตร ถ้าใช้อัลกอริทึมนี้ เมื่อสลับที่คู่แรก ผลลัพธ์ที่ได้ คือ 1, 3, 5, 2, 4 และเมื่อสลับที่คู่ที่สอง ผลลัพธ์ที่ได้ คือ 1, 3, 2, 5, 4 ซึ่งระยะทางรวมที่ได้ คือ 8 กิโลเมตร การนำอัลกอริทึมนี้มาใช้ส่งผลให้เกิดการหลุดจากการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ นอกจากนี้ถ้าปัญหาที่แก้ไขนั้นมีความซับซ้อนน้อยโอกาสที่จะเกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ก็จะน้อย เช่น ในกรณีศึกษาถ้าลดสถานที่เหลือแค่ 3 สถานที่ แต่ใช้อัลกอริทึมการสลับที่สถานที่เพียงหนึ่งคู่ที่อยู่ข้างเคียงกันสามารถค้นพบจุดสุดสัมบูรณ์ได้อย่างแน่นอน เพราะอัลกอริทึมนี้สามารถค้นหาคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมดของปัญหา

ในทางปฏิบัติปัญหาออพติไมเซชั่นโดยส่วนมากเป็นปัญหามัลติโมดอล [6] จากที่ได้กล่าวไปแล้ว ปัญหาประเภทนี้สามารถทำให้เกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ได้ โดยสาเหตุของการเกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ คือความซับซ้อนของปัญหาออพติไมเซชั่นและอัลกอริทึมที่นำมาแก้ปัญหา ถ้าต้องการแก้ปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ สิ่งที่ไม่สามารถทำได้คือลดความซับซ้อนของปัญหาออพติไมเซชั่น เพราะนั่นจะเป็นการเปลี่ยนไปแก้ปัญหาออพติไมเซชั่นอื่น ดังนั้นการแก้ปัญหาออพติไมเซชั่น จึงจำเป็นต้องเพิ่มประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่นำมาแก้ปัญหาเท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด

2.4.1 นิยามของปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด

2.4.1.1 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด

ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดหรือปัญหาออพติไมเซชั่น (Optimization Problems) คือปัญหาเกิดจากการพยายามที่จะค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดจากคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมด [14], [15] โดยปัญหานี้สามารถแสดงในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้ [14], [16]

$$\begin{aligned} &Min.\,or\,Max. && f(x) \quad x \in R, Z \\ &Subject && g_i(x) \le a_i, \quad i = 1,...,m \\ & && h_i(x) = b_i, \quad i = 1,..., p \end{aligned} \tag{2.3}$$

โดยที่ x เป็นตัวแปรต้น, เป็นฟังก์ชันเป้าหมาย, เป็นข้อจำกัดที่ไม่เท่ากัน (Inequality Constraints), เป็นข้อจำกัดที่เท่ากัน (Equality Constraints), และเป็นค่าคงที่ซึ่งเป็นตัวกำหนดขอบเขตของปัญหาออพติไมเซชั่น, R คือจำนวนจริง, Z คือจำนวนเต็ม

2.4.1.2 ตัวแปรต้น

ตัวแปรต้น (Control Variables) คือตัวแปรตามที่อยู่ในฟังก์ชันเป้าหมาย เช่น โดยตัวแปรต้นจะถูกแทนค่า เพื่อให้ฟังก์ชันเป้าหมายคำนวณออกมาได้ค่าความเหมาะสม (Fitness) มีค่ามากที่สุดหรือค่าน้อยที่สุด [20]

2.4.1.3 ฟังก์ชันเป้าหมาย

ฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective function) หรือฟังก์ชันต้นทุน (Cost function) คือฟังก์ชันที่นำมาใช้เป็นตัวแทนของปัญหาออพติไมเซชั่นเนื่องจากคอมพิวเตอร์ไม่สามารถแก้ไขปัญหาออพติไมเซชั่นได้โดยตรง จึงจำเป็นต้องแปลงปัญหาออพติไมเซชั่นในรูปแบบของฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ คอมพิวเตอร์จึงสามารถแก้ไขปัญหาออพติไมเซชั่นได้ ดังนั้นคำตอบที่ได้จากการแก้ปัญหาของฟังก์ชันเป้าหมาย คือคำตอบที่ได้จากการแก้ปัญหาออพติไมเซชั่น [20]

2.4.1.4 ข้อจำกัด

ข้อจำกัด (Constraint) คือขอบเขตหรือเงื่อนไขสำหรับการหาค่าตัวแปรต้นที่อยู่ในฟังก์ชันเป้าหมาย [16], [20] โดยเงื่อนไขเหล่านี้ อาจจะเกิดมาจากปัญหาออพติไมเซชั่นหรือคุณสมบัติของตัวแปรต้น เช่น ถ้ากำหนดให้ตัวแปรต้น คือ น้ำหนัก, ระยะทาง, เวลา ตัวแปรต้นนั้นจะมีเงื่อนไขเพิ่มขึ้นมา คือต้องมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับศูนย์ เพราะว่าน้ำหนัก, ระยะทาง, เวลา เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.2 ประเภทของปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด

2.4.2.1 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดที่ต้องการหาค่าสูงสุดและค่าต่ำสุด

ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดที่ต้องการหาค่าสูงสุดและค่าต่ำสุด [16], [20] เป็นการแบ่งปัญหา ออพติไมเซชั่นโดยพิจารณาจากเป้าหมายของการค้นหา ซึ่งสามารถแบ่งออกได้ 2 กลุ่ม คือ ปัญหาต้องการหาค่าสูงสุด (Maximum Optimization Problem) เช่น ต้องการจำนวนลูกค้าเข้ามารับบริการในร้านอาหารต่อชั่วโมงให้ได้มากที่สุด, ต้องการให้จำนวนเสื้อผ้าที่ซักได้ต่อน้ำ 1 แกลลอน ของยี่ห้อใดใช้ได้มากที่สุด ฯลฯ และปัญหาต้องการหาค่าต่ำสุด (Minimum Optimization Problem) เช่น ต้องการให้ต้นทุนต่อหน่วยในการผลิตสินค้าให้ได้น้อยที่สุด, ต้องการให้เวลาที่ใช้ในการผลิตสินค้าต่อชิ้นน้อยที่สุด ฯลฯ

2.4.2.2 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดเชิงต่อเนื่องและเชิงตัดสินใจ

ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดเชิงต่อเนื่องและเชิงตัดสินใจ [15, 16] เป็นการแบ่งปัญหาออพติไมเซชั่นโดยพิจารณาจากตัวแปรต้นของปัญหา ซึ่งสามารถแบ่งออกได้ 2 กลุ่ม คือปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดเชิงต่อเนื่องหรือปัญหาออพติไมเซชั่นเชิงต่อเนื่อง (Continuous Optimization Problem) และปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดเชิงการตัดสินใจหรือปัญหาออพติไมเซชั่นเชิงการตัดสินใจ (Discrete Optimization Problem หรือ Combinatorial Optimization Problem)

ปัญหาออพติไมเซชั่นเชิงต่อเนื่อง คือปัญหาออพติไมเซชั่นที่มีตัวแปรต้นที่มีค่าเป็นจำนวนจริง โดยค่าของตัวแปรต้นจะมีค่าอยู่ในช่วงใดช่วงหนึ่งที่มีค่าต่อเนื่องเป็นจำนวนจริง [21] ตัวอย่างของปัญหานี้เช่น ปัญหาการหาค่าสูงสุดหรือค่าต่ำสุดของฟังก์ชั่นมาตรฐาน (Benchmark Test Functions) เป็นต้น

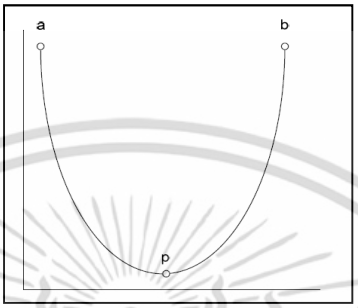
ปัญหาออพติไมเซชั่นเชิงการตัดสินใจ คือปัญหาออพติไมเซชั่นที่สามารถมีตัวแปรต้นเป็นค่าเหล่านี้ ไบนารี (Binary) ซึ่งถูกจำกัดให้มีค่าได้เพียงแค่ 0 กับ 1 เท่านั้น, จำนวนเต็ม (Integers), เซตของวัตถุที่มีจำนวนมาก (Sets), การสลับลำดับกันในพีชคณิต (Permutations), กราฟ (Graphs) โดยตัวแปรต้นนั้นจะถูกกำหนดขอบเขตให้มีค่าอยู่ในช่วงใดช่วงหนึ่ง [16] ตัวอย่างของปัญหานี้เช่น ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Traveling Salesperson problem หรือ TSP) เป็นต้น

2.4.2.3 ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดฐานนิยมเดียวและหลายรูปแบบ

ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดฐานนิยมเดียวและหลายรูปแบบเป็นการแบ่งปัญหาออพติไมเซชั่นโดยพิจารณาจากคุณสมบัติของฟังก์ชันเป้าหมาย ซึ่งสามารถแบ่งออกได้ 2 กลุ่ม [22] คือปัญหาฐานนิยมเดียวหรือปัญหายูนิโมดอล (Unimodal Problem) และปัญหาหลายรูปแบบหรือปัญหามัลติโมดอล (Multimodal Problem)

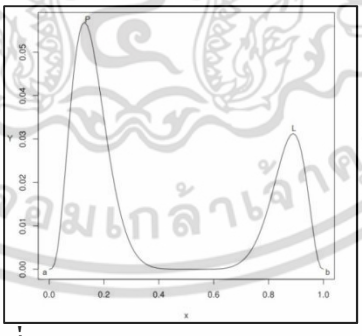
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปัญหายูนิโมดอล คือปัญหาออพติไมเซชั่นที่ในขอบเขตการค้นหาไม่มีจุดสุดสัมพัทธ์ (Local Optimum) เลยและมีเพียงจุดสุดสัมบูรณ์ (Global Optimum) เพียงจุดเดียวเท่านั้น [6] ตัวอย่างของปัญหาดังรูปข้างล่างนี้ โดยกำหนดฟังก์ชัน f(x) ให้มีขอบเขตอยู่ในช่วงระหว่าง a ถึง b จากรูปมีจุด P เพียงจุดเดียวเท่านั้นที่มีค่าน้อยที่สุดในขอบเขตระหว่าง a ถึง b ซึ่งเรียกจุด P ว่าจุดสูงสุดสัมบูรณ์



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างปัญหายูนิโมดอล

ปัญหามัลติโมดอล คือปัญหาออพติไมเซชั่นที่ในขอบเขตการค้นหามีจุดสุดสัมพัทธ์ตั้งแต่หนึ่งจุดขึ้นไป แต่มีจุดสุดสัมบูรณ์เพียงจุดเดียวเท่านั้น [6] ตัวอย่างปัญหาดังรูปข้างล่างนี้ กำหนดฟังก์ชัน f(x) ให้มีขอบเขตอยู่ในช่วงระหว่าง a ถึง b จากรูปมีจุด P เพียงจุดเดียวเท่านั้นที่มีค่ามากที่สุดในขอบเขตอยู่ในช่วงระหว่าง a ถึง b ซึ่งเรียกจุด P ว่าจุดสูงสุดสัมบูรณ์และมีจุด L เป็นจุดที่มีค่ามากกว่าพื้นที่รอบข้างซึ่งเรียกจุด L ว่าจุดสุดสัมพัทธ์



รูปที่ 2.10 ตัวอย่างปัญหามัลติโมดอล

2.4.3 ตัวอย่างปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุด

ปัญหาออพติไมเซชั่นสามารถพบได้ในปัญหาทางธุรกิจ [23] เช่น ปัญหาการเลือกโครงการ (Project Selection Problem), ปัญหาจัดสรรเงินลงทุน (Capital Budgeting Problem), ปัญหาจัดการคลังสินค้า (Cutting Stock Problem), ปัญหาจัดการโหลดสินค้า (Cargo Loading Problem), ปัญหาการวางแผนการผลิต (Production Planning Problem), ปัญหาการจัดตารางเวลา (Scheduling

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Problem), ปัญหาจัดการทรัพยากรการประมวลผล (Distributed Processor Problem), ปัญหาการจัดสรรฐานข้อมูล (Database Allocation Problem) และปัญหาถุงเป้ (Knapsack Problem หรือ KP) เป็นต้น นอกจากนี้ยังพบในปัญหาทางการขนส่ง เช่น ปัญหาจัดการเส้นทางการขนส่ง (Logistics and Transportation Problem), ปัญหาการหาเส้นทางที่สั้นที่สุด (Shortest Path Problem), ปัญหาการไหลสูงสุด (Maximum Flow Problem), ปัญหาการมอบหมายหน้าที่ (Generalized Assignment Problem), ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Traveling Salesman Problem หรือ TSP) และปัญหาการจัดการเส้นทางรถยนต์ (Vehicle Routing Problem) เป็นต้น นอกจากนี้ยังมีปัญหาทางด้านอื่นๆ อีกมากมายที่เป็นปัญหาออพติไมเซชั่นเช่น ปัญหาการผสมสร้างอาหาร (Blending Problem), ปัญหาการวางแผนการเพาะปลูก (Crop Planning Problem), ปัญหาการออกแบบเครื่องบินให้มีน้ำหนักต่ำสุดและมีความแข็งแกร่งสูงสุด, ปัญหาด้านการออกแบบโครงสร้างของอาคารให้มีค่าใช้จ่ายที่ต่ำที่สุดและแข็งแรงที่สุด, ปัญหาที่ต้องการหาเส้นทางโคจรของดาวเทียมให้ได้ระยะที่เหมาะสมที่สุด เป็นต้น

2.5 ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

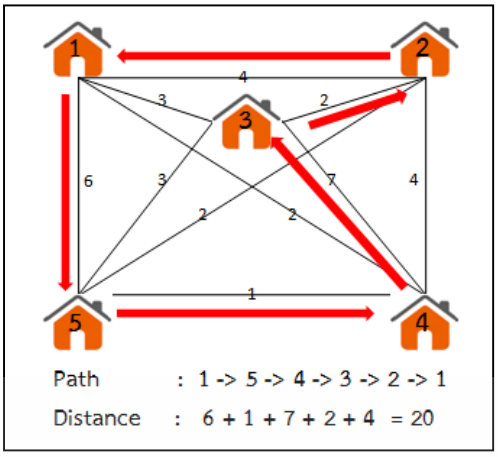
2.5.1 นิยามของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Traveling Salesman Problem หรือ TSP) คือปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดที่มีจุดประสงค์ต้องการหาเส้นทางที่สั้นที่สุดที่ทำให้พนักงานขายสามารถเดินทางไปพบลูกค้า (Nodes หรือ โนด) ได้ครบทุกคน โดยพนักงานขายจะเดินทางไปพบลูกค้าเพียงคนละหนึ่งครั้งเท่านั้น และเมื่อเดินทางพบลูกค้าครบทุกคนพนักงานขายจะต้องเดินทางกลับมายังจุดเริ่มต้น

2.5.1.1 รูปแบบคำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

ปัญหาการเดินทางของพนักงานขายเป็นปัญหาในรูปแบบการสลับลำดับกันในพีชคณิต ซึ่งคำตอบมีลักษณะเป็นลำดับหมายเลขของโนดที่เรียกต่อกัน โดยลำดับหมายเลขของโนดจะไม่มีการซ้ำกัน เพราะพนักงานขายจะเดินไปพบลูกค้าเพียงคนละหนึ่งครั้งเท่านั้น และลำดับหมายเลขของโนด คือเส้นทางการเดินทางของพนักงานขาย ตัวอย่างเช่นลำดับหมายเลขของโนด คือ 1, 5, 4, 3, 2 หมายความว่าการเดินทางของพนักงานขายต้องเดินทางเริ่มต้นจากโนดที่ 1 ไปโนดที่ 5 ไปโนดที่ 4 ไปโนดที่ 3 ไปโนดที่ 2 และกลับมาโนดที่ 1 ดังรูปที่ 2.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

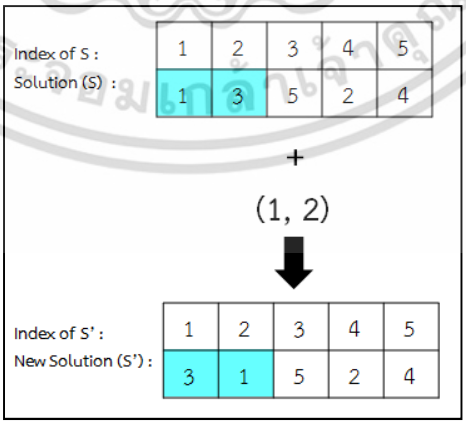


รูปที่ 2.11 ตัวอย่างรูปแบบคำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

2.5.1.2 การสลับที่คำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

คำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย คือการเรียงลำดับจำนวน n โนด โดยใช้สัญลักษณ์เป็น $S = (N_1, N_2, N_3, ..., N_n)$ โดยที่ N คือ โนด และ S คือ คำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

สำหรับการสลับลำดับโนดใช้สัญลักษณ์เป็น $SO(i_1,i_2)$ หรือคู่อันดับการสลับที่ หมายความว่าให้สลับโนดที่อยู่ในดัชนี i_1 กับโนดที่อยู่ในดัชนี i_2 เมื่อนำมาเขียนอยู่ในรูปสมการคือ $S' = S + SO(1, 2)$ จากสมการนี้มีเครื่องหมาย "+" ซึ่งหมายความว่า ให้ดำเนินการสลับที่โนดที่อยู่ใน S โดยสลับที่โนดที่อยู่ในดัชนี 2 กับโนดที่อยู่ในดัชนี 1 แล้วทำให้เกิดคำตอบใหม่ขึ้น (S') ตัวอย่างเช่น กำหนดให้ $S = (1, 3, 5, 2, 4)$ และเมื่อดำเนินการสลับที่โนด $S' = S + SO (1, 2) = (1, 3, 5, 2, 4) + (1, 2)$ ผลลัพธ์จากการดำเนินการสลับที่โนด คือ $S' = (3, 1, 5, 2, 4)$ ดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 ตัวอย่างการดำเนินการสลับที่คำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับการสลับที่โนดนั้นสามารถดำเนินการสลับที่ได้หลายครั้ง ดังนั้นคู่อันดับการสลับที่สามารถเขียนในรูปแบบเซตคือ SS = (SO_1, SO_2, SO_3, ..., SO_n) โดย SO แต่ละตัวคือคู่อันดับการสลับที่ ดังนั้นเมื่อคำตอบถูกดำเนินการสลับที่หลายครั้งสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้ S'= S + SS = S + (SO_1, SO_2, SO_3, ..., SO_n)

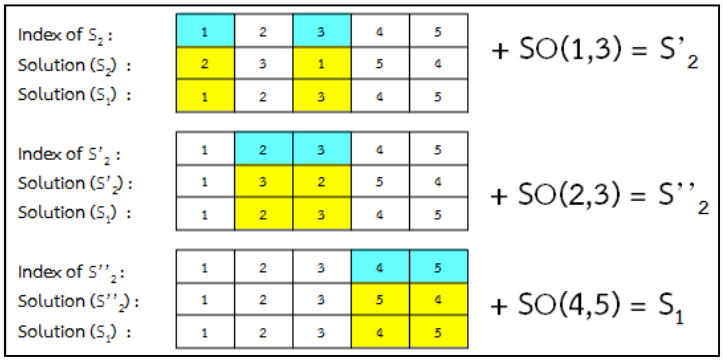
สำหรับกรณีการนำคู่อันดับการสลับที่มารวมกันนั้น จะมีสัญลักษณ์เป็น ซึ่งหมายความว่าให้นำคู่อันดับการสลับที่สองชุดมารวมกัน ตัวอย่างเช่น SS_1 = [(1, 2), (3, 4)], SS_2 = [(2, 5), (4, 1)] เมื่อนำคู่อันดับการสลับที่มารวมกันจะเขียนสมการได้ดังนี้ SS' = $SS_1 \oplus SS_2$ และผลลัพธ์จากการดำเนินการคือ SS' = [(1, 2), (3, 4), (2, 5), (4, 1)]

สำหรับกรณีที่นำคำตอบจากปัญหาการเดินทางของพนักงานขายชุดเดียวกัน (จำนวนโนดเท่ากันและมีตัวเลขของโนดชุดเดียวกัน) มาลบกันจะทำให้เกิดคู่อันดับการสลับที่ โดยสัญลักษณ์การลบกันระหว่างคำตอบคือ "-" โดยสามารถเขียนสมการได้ดังนี้ SS = $S_1 - S_2$ ถ้าหากย้ายข้างสมการจะได้ผลลัพธ์คือ $S_1 = S_2 + SS$ ตัวอย่างเช่น กำหนดให้ S_1 = (1, 2, 3, 4, 5) และ S_2 = (2, 3, 1, 5, 4)

ถ้านำ SS = $S_1 - S_2$ หรือเท่ากับ $S_1 = S_2 + SS$ หมายความว่าดำเนินการสลับลำดับโนดให้ S_2 กลายเป็น S_1 โดยใช้คู่อันดับการสลับที่ SS ซึ่งนั้นคือผลลัพธ์การลบกันของ S_1 กับ S_2 สำหรับ SS ได้ถูกสร้างขึ้นมาโดยพิจารณาจากหลักการดังนี้

- โนดที่อยู่ในดัชนีของ S_1 (1) เท่ากับโนดที่อยู่ในดัชนีของ S_2(3) ดังนั้นการสลับที่ชุดแรกคือ 1 กับ 3 หรือ SO(1,3) สามารถเขียนออกเป็นสมการคือ $S'_2 = S_2 + SO(1,3)$ ซึ่งจะได้ผลลัพธ์คือ 1, 3, 2, 5, 4 ดังรูปที่ 2.13
- หลังจากสลับที่ครั้งแรกแล้วพบว่า ผลลัพธ์ที่ได้เมื่อเปรียบเทียบกับ S_1 พบว่าโนดที่อยู่ในดัชนีของ S_1 (2) เท่ากับโนดที่อยู่ในดัชนีของ S'_2(3) ดังนั้นการสลับที่ชุดสองคือ 2 กับ 3 หรือ SO(2,3) สามารถเขียนออกเป็นสมการคือ $S''_2 = S'_2 + SO(2,3)$ ซึ่งจะได้ผลลัพธ์คือ 1, 2, 3, 5, 4 ดังรูปที่ 2.13
- หลังจากสลับที่ครั้งสองแล้วพบว่า ผลลัพธ์ที่ได้เมื่อเปรียบเทียบกับ S_1 พบว่าโนดที่อยู่ในดัชนีของ S_1 (4) เท่ากับโนดที่อยู่ในดัชนีของ S''_2(5) ดังนั้นการสลับที่ชุดสองคือ 4 กับ 5 หรือ SO(4, 5) สามารถเขียนออกเป็นสมการคือ $S'''_2 = S''_2 + SO(4,5)$ ซึ่งจะได้ผลลัพธ์คือ 1, 2, 3, 4, 5 ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้นั้นคือเซตลำดับของ S_1 ดังรูปที่ 2.13 เมื่อเขียนสรุปผลการดำเนินงานทั้งหมดคือ SS = $S_1 - S_2$ = [SO(1,3), SO(2,3), SO(4,5)] ซึ่ง SS ผลลัพธ์จากการลบกันของ S_1 และ S_2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.13 ตัวอย่างการดำเนินการลบกันของคำตอบของปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

2.5.2 การประยุกต์พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นกับปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

เนื่องจากพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นถูกออกแบบมาสำหรับการแก้ปัญหาการหาจุดที่ดีที่สุดเชิงต่อเนื่อง จึงไม่สามารถนำมาประยุกต์ใช้แก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขายได้โดยตรง เพื่อให้พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขายได้ จึงต้องดำเนินการปรับปรุงขั้นตอนการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น [24, 25] และเรียกพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นที่ถูกปรับปรุงขั้นตอนการทำงานนี้ว่า วิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคในรูปแบบการสลับลำดับ (Permutation Particle Swarm Optimization หรือ PPSO) สำหรับขั้นตอนวิธีการทำงานของ PPSO มีรายละเอียดดังนี้

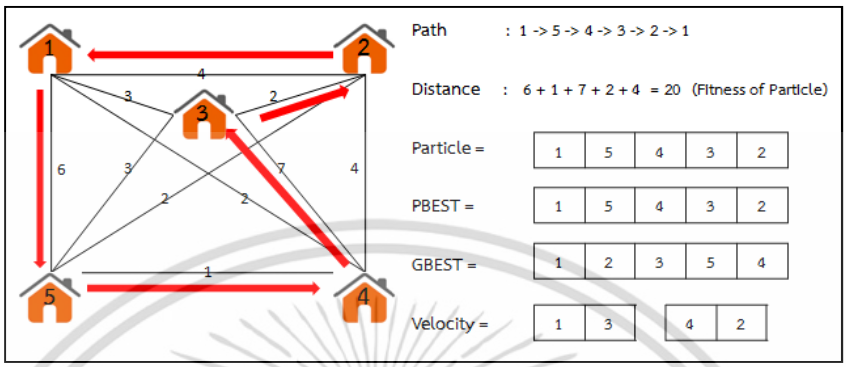
2.5.2.1 กระบวนการกำหนดค่าเริ่มต้น

กระบวนการกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับอนุภาคของ PPSO นั้นเริ่มต้นโดยการแทนรูปแบบคำตอบของปัญหาให้อยู่รูปแบบการสลับลำดับกันในพีชคณิต ดังนั้นอนุภาคของ PPSO แต่ละอนุภาคจะมีมิติที่เป็นลำดับของโนด เช่น 1, 5, 4, 3, 2 หมายความว่าการเดินทางของพนักงานขายต้องเดินทางเริ่มต้นจากโนดที่ 1 ไปโนดที่ 5 ไปโนดที่ 4 ไปโนดที่ 3 ไปโนดที่ 2 และกลับมาโนดที่ 1 ดังรูปที่ 2.14 สำหรับ PBEST ของแต่ละอนุภาคก็จะมีมิติที่เก็บลำดับของโนดเช่นเดียวกับอนุภาค ดังรูปที่ 2.14 สำหรับ GBEST จะมีมิติที่เก็บลำดับของโนดเช่นเดียวกับอนุภาค ดังรูปที่ 2.14 สำหรับความเร็วของแต่ละอนุภาคก็จะมีมิติที่เก็บเซตคู่อันดับการสลับที่ ดังรูปที่ 2.14

สำหรับการสร้างประชากรเริ่มต้นนั้นจะทำการสร้างจำนวนอนุภาคขึ้นมาเท่ากับจำนวนประชากรที่ได้กำหนดเอาไว้ จากนั้นจะดำเนินการสุ่มหมายเลขของโนดซึ่งเป็นค่าในแต่ละมิติบนอนุภาคแต่ละตัว โดยภายในอนุภาคเดียวกันต้องไม่มีหมายเลขของโนดซ้ำกัน ทำให้มิติบนอนุภาคแต่ละอนุภาคมีค่าเป็นหมายเลขของโนด ดังรูปที่ 2.14 และทำการสุ่มค่าความเร็วของแต่ละอนุภาคโดยสุ่มหมายเลขเป็นคู่อันดับการสลับที่ ดังรูปที่ 2.14 โดยจำนวนคู่อันดับสลับที่นี้ต้องมีจำนวนคู่อันดับไม่เกินจำนวนคู่อันดับการสลับที่ของความเร็วสูงสุดที่กำหนดเอาไว้ ถ้าหากจำนวนคู่อันดับสลับที่เกินกว่าจำนวนคู่อันดับการสลับที่ของความเร็วสูงสุดที่ได้กำหนดเอาไว้ จำนวนคู่อันดับสลับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ที่เกินจะไม่นำมาใช้ หลังจากนั้นทำการสร้าง PBEST โดยให้เหมือนกับอนุภาคของตนเองดังรูปที่ 2.14 สำหรับ GBEST อนุภาคตัวใดที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดก็จะกำหนด GBEST ให้เหมือนกับอนุภาคตัวนั้น ดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 ตัวอย่างอนุภาคของ PPSO ที่นำมาประยุกต์ใช้กับปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

2.5.2.2 กระบวนการประเมินค่าตำแหน่งของแต่ละอนุภาค

กระบวนการประเมินค่าตำแหน่งของแต่ละอนุภาค (Evaluate) เป็นกระบวนการคำนวณค่าความเหมาะสม ณ ตำแหน่งปัจจุบันของแต่ละอนุภาค สำหรับการคำนวณค่าความเหมาะสมของแต่ละอนุภาคจะคำนวณจากระยะการเดินทางตามลำดับของโนดที่ได้จัดเรียงไว้ในอนุภาคแต่ละตัว ซึ่งจุดประสงค์ของ TSP คือต้องการจัดเรียงให้ค่าความเหมาะสมมีค่าน้อยที่สุด ตัวอย่างเช่นรูปที่ 2.14 จะพบความระยะทางโดยรวมของอนุภาคนี้คือ 20 กิโลเมตร ซึ่งค่านี้เป็นค่าความเหมาะสมของอนุภาคตัวนี้ นอกจากนี้ขั้นตอนนี้ได้ทำการตรวจสอบค่าความเหมาะสมของอนุภาคได้เคลื่อนที่ไปพบคำตอบหรือไม่ ถ้าการค้นหาพบคำตอบแล้วหรือจำนวนรอบการค้นหาคำตอบเท่ากับจำนวนรอบการค้นหาคำตอบสูงสุดที่กำหนดเอาไว้ก็จะจบการค้นหา นอกจากนั้นก็จะดำเนินขั้นตอนต่อไป

2.5.2.3 กระบวนการเปลี่ยนแปลง PBEST

กระบวนการเปลี่ยนแปลง PBEST (Update PBEST) เป็นการเปลี่ยนแปลง PBEST โดยใช้ฟังก์ชันคำนวณค่าความเหมาะสมคำนวณหาค่าความเหมาะสมในตำแหน่งที่อนุภาคอยู่ปัจจุบัน หากค่าความเหมาะสมที่คำนวณได้นั้นมีค่าดีกว่า PBEST ก็ให้ PBEST เปลี่ยนมาใช้ค่าใหม่แทน สำหรับ PBEST นี้จะใช้ในการคำนวณความเร็วและทิศทางใหม่ให้กับอนุภาค เพื่อใช้เคลื่อนที่อนุภาคเหล่านั้นไปยังตำแหน่งใหม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.2.4 กระบวนการเปลี่ยนแปลง GBEST

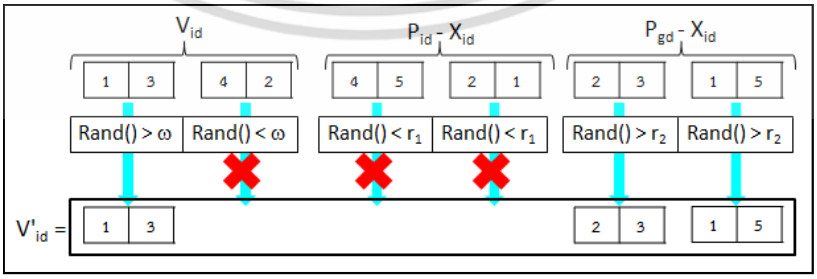
กระบวนการเปลี่ยนแปลง GBEST (Update GBEST) เป็นการเปลี่ยนแปลง GBEST โดยใช้ฟังก์ชันคำนวณค่าความเหมาะสม คำนวณหาค่าความเหมาะสมในตำแหน่งที่อนุภาคอยู่ปัจจุบัน หากค่าความเหมาะสมที่คำนวณได้นั้นมีค่าดีกว่า GBEST ก็ให้ GBEST เปลี่ยนมาใช้ค่าใหม่แทน ซึ่ง GBEST จะทำการเปรียบเทียบกับค่าความเหมาะสมของอนุภาคทุกตัว สำหรับ GBEST นี้จะใช้ในการคำนวณความเร็วและทิศทางใหม่ให้กับอนุภาคทั้งหมด เพื่อใช้เคลื่อนที่อนุภาคเหล่านั้นไปยังตำแหน่งใหม่ สำหรับ GBEST คือคำตอบของการค้นหาด้วย PPSO

2.5.2.5 กระบวนการคำนวณความเร็ว

กระบวนการคำนวณความเร็ว เป็นกระบวนการที่ทำการคำนวณความเร็วของอนุภาคแต่ละตัว เพื่อให้อนุภาคแต่ละตัวเกิดการเคลื่อนที่ในแต่ละรอบ ซึ่งความเร็วนี้จะถูกเปลี่ยนแปลงโดยใช้ข้อมูลของความเร็วเดิมของอนุภาคแต่ละตัว PBEST และ GBEST โดยมีสมการในการคำนวณดังนี้

$$V_{id}^{'} = \omega \bullet V_{id} \oplus r_1 \bullet (P_{id} - X_{id}) \oplus r_2 \bullet (P_{gd} - X_{id}) \quad r_1, r_2, \omega \in [0,1] \tag{2.4}$$

โดย $P_{id} - X_{id}$ และ $P_{gd} - X_{id}$ คือขั้นตอนการลบกันระหว่างคำตอบ ซึ่งการดำเนินการนั้นได้ถูกกล่าวไว้ในหัวข้อ ค.2 สำหรับเครื่องหมาย "⊕" คือการรวมกันของคู่อันดับการสลับที่ สำหรับ $\omega \bullet V_{id}$ และ $r_1 \bullet (P_{id} - X_{id})$ และ $r_2 \bullet (P_{gd} - X_{id})$ หมายความว่าถ้าหากค่าสุ่มในช่วง 0 ถึง 1 มีค่ามากกว่า และ r_1 และ r_2 ตามลำดับ คู่อันดับการสลับที่ที่อยู่ในเซตของ V_{id} และ $(P_{id} - X_{id})$ และ $(P_{gd} - X_{id})$ ตามลำดับ จะถูกดำเนินการ ซึ่งจะทำให้คู่อันดับการสลับที่นั้นมาปรากฏอยู่ในเซตของความเร็วปัจจุบัน (V'_{id}) ดังรูปที่ 2.15



รูปที่ 2.15 ตัวอย่างกระบวนการคำนวณความเร็วของ PPSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.2.6 กระบวนการเปลี่ยนตำแหน่ง

กระบวนการเปลี่ยนตำแหน่ง (Update Position) คือ การปรับปรุงตำแหน่งของอนุภาคใดๆ โดยอนุภาคนั้นๆ จะเคลื่อนที่จากตำแหน่งเดิมไปยังตำแหน่งใหม่ ด้วยระยะที่คำนวณได้จากค่าความเร็วของอนุภาคนั้นๆ โดยมีสมการดังนี้

$$X_{id}' = X_{id} + V_{id}' \tag{2.5}$$

จากสมการที่ 2.5 หมายความว่าให้ดำเนินการสลับลำดับโนดของ X_{id} ตามลำดับที่อยู่ใน V'_{id} ซึ่งทำให้อนุภาคเกิดการเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งใหม่ หลังจากกระบวนการเปลี่ยนตำแหน่ง ก็จะวนกลับไปทำกระบวนการประเมินค่าตำแหน่งของแต่ละอนุภาคในรอบถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีดำเนินการวิจัย

จากบทที่ 2 จะเห็นว่าพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาออพติไมเซชั่น แต่พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นมีข้อเสียหลัก คือปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ เพื่อแก้ไขปัญหานี้จึงได้นำเทคนิคอื่นมาประยุกต์ใช้กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นเช่น การกลายพันธุ์ (Mutation Operator) [26-46] เป็นต้น

3.1 การประยุกต์การกลายพันธุ์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

3.1.1 นิยามของการกลายพันธุ์

การกลายพันธุ์ (Mutation Operator) เป็นขั้นตอนวิธีที่นำมาจากเจเนติกอัลกอริทึม เพื่อให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของประชากร ซึ่งเทียบเท่ากับการเคลื่อนที่ของอนุภาคของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น โดยอาศัยหลักการจากทฤษฎีวิวัฒนาการจากชีววิทยาและการคัดเลือกตามธรรมชาติ โดยสิ่งมีชีวิตจะมีปฏิบัติการทางพันธุกรรม เช่น การสืบพันธุ์, การกลายพันธุ์, การแลกเปลี่ยนยีน ทำให้เกิดสิ่งมีชีวิตพันธุ์ใหม่ โดยสิ่งมีชีวิตที่เหมาะสมที่สุดจึงจะอยู่รอดมาได้ กระบวนการคัดเลือกนี้ได้เปลี่ยนแปลงสิ่งมีชีวิตให้เหมาะสมยิ่งขึ้น

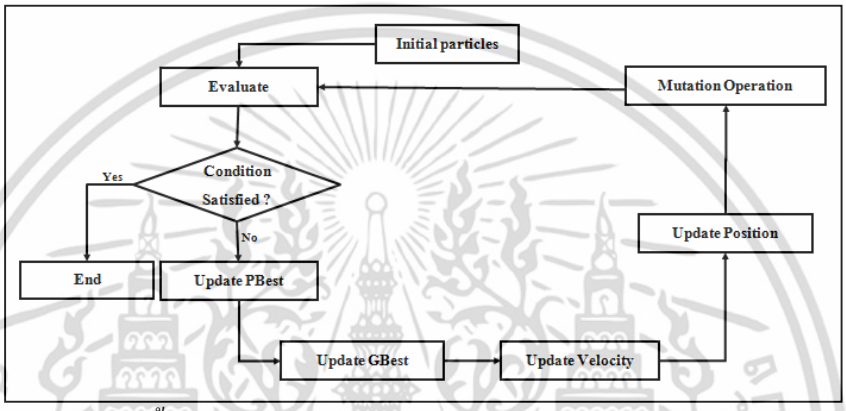
โดยหลักการของการกลายพันธุ์ คือการสุ่มเปลี่ยนตำแหน่งของอนุภาคใดๆ ภายในกลุ่มของประชากร โดยเปลี่ยนค่าในบางมิติของอนุภาคใดๆ ในจำนวนเพียงเล็กน้อย เช่น 1%, 2%, 3%, 5% จากจำนวนมิติทั้งหมดภายในประชากร เป็นต้น โดยจะเรียกค่านี้ว่าความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ (Mutation Probability) ผลจากการกลายพันธุ์ทำให้ตำแหน่งเปลี่ยนแปลงจากเดิมไม่มากนัก

งานวิจัย [45] กล่าวว่าสภาพที่พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น มีความหลากหลายของประชากรน้อยนั้น คือ สภาพที่อนุภาคติดอยู่ในจุดสุดสัมพันธ์ ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาการติดอยู่ในจุดสุดสัมพันธ์ จึงต้องเพิ่มความหลากหลายของประชากร สำหรับงานวิจัย [46] กล่าวว่าการกลายพันธุ์สามารถเพิ่มการกระจายตัวและความหลากหลายของประชากร จึงทำให้การค้นหามีบริเวณที่กว้างขึ้นและป้องกันอนุภาคลู่เข้าหาจุดสุดสัมพันธ์ สำหรับงานวิจัย [10, 27] กล่าวว่าการกลายพันธุ์เพิ่มโอกาสให้อนุภาคกระโดดออกจากจุดสุดสัมพัทธ์ จึงเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น และงานวิจัย [10] กล่าวว่าการกลายพันธุ์ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของประชากรและทำลายโครงสร้างของประชากรที่สืบทอดมาจากรุ่นก่อนหน้าส่งผลเกิดการค้นหาบริเวณใหม่ นอกจากนี้การกลายพันธุ์สามารถนำมาประยุกต์ใช้กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นได้ง่าย จึงเป็นวิธีที่นิยมนำมาประยุกต์ใช้เพื่อแก้ปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การกลายพันธุ์สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น โดยภาพรวมแล้วพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น ที่มีขั้นตอนการประยุกต์การกลายพันธุ์จะได้รับคำตอบดีกว่าพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น ที่ไม่มีขั้นตอนประยุกต์การกลายพันธุ์ ด้วยเหตุที่กล่าวมานี้นักวิจัยจำนวนมาก จึงได้นำการกลายพันธุ์เพิ่มเข้าไปในขั้นตอนการทำงานของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

3.1.2 ขั้นตอนการกลายพันธุ์



รูปที่ 3.1 แผนภาพขั้นตอนการประยุกต์การกลายพันธุ์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

ขั้นตอนการทำงานของการกลายพันธุ์ถูกแสดงดังรูป 3.1 โดยจะเริ่มจากการสร้างอนุภาคขึ้นมาโดยสุ่มตำแหน่งและความเร็วเริ่มต้นให้กับอนุภาคแต่ละตัวภายในปริภูมิของคำตอบ สำหรับจำนวนอนุภาคที่สร้างขึ้นนี้จะไม่มีการเพิ่มหรือลดจำนวนตลอดการทำงาน จากนั้นเป็นขั้นตอนหาค่าความเหมาะสม โดยนำอนุภาคทั้งหมดไปหาค่าความเหมาะสมจากตำแหน่งปัจจุบันของอนุภาคด้วยฟังก์ชั่นคำนวณค่าความเหมาะสม ในขั้นตอนต่อมาถ้าอนุภาคสามารถพบคำตอบของปัญหาหรือครบจำนวนรอบที่กำหนดเอาไว้ก็จะจบการค้นหา แต่ถ้าไม่พบหรือไม่ครบก็จะดำเนินการในขั้นตอนถัดไปคือ ปรับปรุง PBEST, ปรับปรุง GBEST, ปรับปรุงความเร็ว และปรับปรุงตำแหน่งของอนุภาค ตามลำดับ โดยขั้นตอนเหล่านี้จะทำงานเช่นเดียว PSO สำหรับขั้นตอนต่อมา คือขั้นตอนการกลายพันธุ์ โดยขั้นตอนนี้จะทำการตรวจสอบเงื่อนไขของการกลายพันธุ์ ถ้าตรงตามเงื่อนไขที่กำหนด เช่น เงื่อนไขกำหนดให้ดำเนินการกลายพันธุ์ทุกสิบรอบของรอบการค้นหาคำตอบ เป็นต้น ถ้าตามเงื่อนไขก็จะดำเนินการกลายพันธุ์ แล้ววนกลับไปขั้นตอนหาค่าความเหมาะสมของอนุภาค

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1.3 องค์ประกอบของการกลายพันธุ์

3.1.3.1 ค่าสุ่มจากการกระจายตัว

ค่าสุ่มจากการกระจายตัว (Distribution Probability) คือค่าสุ่มที่ได้มาจากการกระจายตัวแบบต่างๆ เพื่อเปลี่ยนค่าของมิติบนตำแหน่งหรือความเร็ว โดยค่าสุ่มนี้จะถูกนำมาประยุกต์ใช้กับสมการกลายพันธุ์ ซึ่งค่าสุ่มนี้มีหลายแบบและแต่ละแบบส่งผลให้เกิดการกระจายตัวและความหลากหลายของประชากรที่แตกต่างกัน ตัวอย่างค่าสุ่มจากการกระจายตัวที่ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยต่างๆ มีดังนี้

- จากงานวิจัย [4] การกระจายเอกรูป (Uniform Distribution) คือการแจกแจงแบบสม่ำเสมอในช่วงการกระจายตัว [a, b] จะได้มัธยฐาน (Median) เท่ากับ (a + b) / 2 ซึ่งมีค่าเท่ากับมัชฌิมา (Mean) ดังแสดงในรูป 3.2 และสมการ 3.1

รูปที่ 3.2 การกระจายเอกรูป

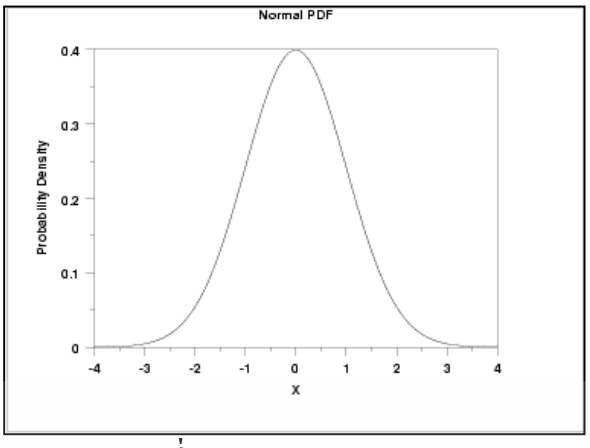
$$f(x) = Rand(x) \tag{3.1}$$

โดยกำหนดให้

$Rand(x)$ คือ ตัวเลขที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วงขอบเขตที่ถูกกำหนด

- โดยงานวิจัย [28] และ [32] การกระจายตัวปกติ (Normal distribution หรือ Gaussian distribution) คือการกระจายตัวที่มีมัชฌิมา (μ) เท่ากับมัธยฐานเท่ากับ ฐานนิยม (Mode) ดังแสดงในรูป 3.3 และสมการ 3.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.3 การกระจายตัวปกติ

$$f(x) = ae^{-\frac{(x-b)^2}{2c^2}} \tag{3.2}$$

โดยกำหนดให้

a คือ ค่าคงที่ที่เป็นจำนวนจริงซึ่งมีค่ามากกว่า 0

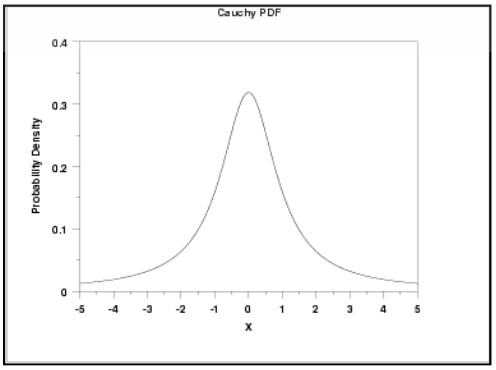
b คือ ค่าคงที่ที่เป็นจำนวนจริงซึ่งมีค่ามากกว่า 0

c คือ ค่าคงที่ที่เป็นจำนวนจริงซึ่งมีค่ามากกว่า 0

e คือ ค่า Euler's number เป็นค่าคงที่มีค่าประมาณ 2.71828

x คือ ตัวเลขที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วงขอบเขตที่ถูกกำหนด

- โดยงานวิจัย [32] การกระจายตัวโคชี (Cauchy Distribution) คือการกระจายตัวที่มีพารามิเตอร์บ่งชี้ตำแหน่ง x_0 และพารามิเตอร์บ่งชี้ขนาด y โดยมัธยฐานจะมีค่าเท่ากับ x_0 ดังแสดงในรูป 3.4 และสมการ 3.3 การแจกแจงโคชีมีรูปแบบเหมือนกับการแจกแจงปกติ แต่ต่างตรงที่ขอบทั้งสองด้านมีโอกาสกระจายตัวมากกว่าการแจกแจงปกติ ดังนั้นค่าที่ได้จากการกระจายตัวแบบโคชีจะมีค่ากว้างกว่าค่าที่ได้กระจายตัวแบบปกติ



รูปที่ 3.4 การกระจายตัวโคชี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

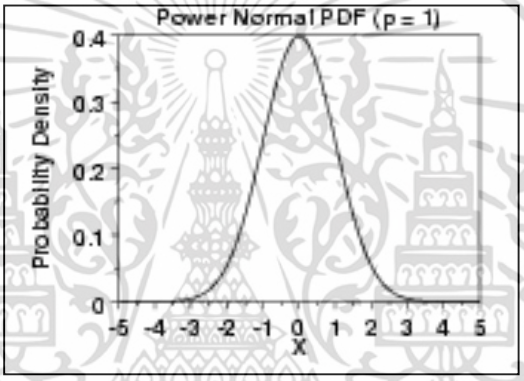
$$f(x) = \frac{1}{\pi}\frac{t}{t^2 + x^2} \tag{3.3}$$

โดยกำหนดให้

t คือ ค่ามาตรฐานการกระจายตัวแบบโคชี

x คือ ตัวเลขที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วงขอบเขตที่ถูกกำหนด

- โดยงานวิจัย [31] และ [41]การกระจายยกกำลัง (Power Distribution) คือ กระจายตัวแบบยกกำลังในช่วง [a, b] ดังแสดงในรูป 3.5 และสมการ 3.4 โดยค่าที่ได้จะมีค่ามากหรือน้อยขึ้นอยู่กับเลขชี้กำลัง ถ้าเลขชี้กำลังมีค่ามากผลลัพธ์ที่ได้ก็จะมีค่ามาก



รูปที่ 3.5 การกระจายยกกำลัง

$$f(x) = (x)^p \tag{3.4}$$

โดยกำหนดให้

p คือ เลขชี้กำลัง

x คือ ตัวเลขที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วงขอบเขตที่ถูกกำหนด

3.1.3.2 สมการการกลายพันธุ์

สมการการกลายพันธุ์ (Mutation Equation) คือสมการที่ประยุกต์ใช้ในขั้นตอนการกลายพันธุ์ โดยสมการนี้นำมาประยุกต์ใช้กับมิติบนตำแหน่งหรือความเร็ว เพื่อให้เกิดการเปลี่ยนค่าของตำแหน่งหรือความเร็ว ซึ่งทำให้เกิดความหลากหลายและการกระจายตัวของประชากร สำหรับการออกแบบสมการการกลายพันธุ์ อาจจะมีรูปแบบและค่าสุ่มจากการกระจายตัวเหมือนกันหรือแตกต่างกันขึ้นอยู่กับผู้ออกแบบสมการการกลายพันธุ์ ซึ่งแต่ละวิธีมีผลลัพธ์ที่แตกต่างกัน โดย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสาร [32] ได้กล่าวว่าการกลายพันธุ์แบบกระจายตัวโคชีเหมาะสมกับการแก้ไขปัญหามัลติโมดอล ในขณะที่การกลายพันธุ์แบบกระจายยกกำลังเหมาะสมกับการแก้ปัญหายูนิโมดอล สำหรับตัวอย่างสมการการกลายพันธุ์ที่ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยต่างๆ มีดังนี้

- งานวิจัย [28] และ [32] ใช้สมการการกลายพันธุ์ที่ใช้กระจายตัวปกติ จึงเรียกวิธีนี้ว่า การกลายพันธุ์แบบปกติ (Gaussian Mutation) โดยภายในหนึ่งมิติของอนุภาค จะดำเนินการการกลายพันธุ์โดยใช้สมการ 3.5 โดยกำหนดให้ σ มีค่าเท่ากับ 0.1 ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ที่ใช้กำหนดรูปแบบการกระจายตัวของกราฟ

$$mutate(x_{id}) = x_{id}(1 + Gaussian(\sigma)) \tag{3.5}$$

โดยกำหนดให้

Gaussian (σ) คือ ค่าที่สุ่มจากกระจายตัวปกติ

σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานซึ่งเป็นค่าคงที่

- งานวิจัย [33] ใช้สมการการกลายพันธุ์ที่ใช้การกระจายตัวแบบโคชี จึงเรียกวิธีนี้ว่า การกลายพันธุ์แบบโคชี (Cauchy Mutation) โดยภายในหนึ่งมิติของอนุภาค จะดำเนินการการกลายพันธุ์โดยใช้สมการ 3.6 โดยกำหนดให้ δ มีค่าเท่ากับ 0.2 ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ที่ใช้กำหนดรูปแบบการกระจายตัวของกราฟ

$$mutate(x_{id}) = x_{id} + Cauchy(\delta) \tag{3.6}$$

โดยกำหนดให้

Cauchy(δ) คือ ค่าที่สุ่มจากกระจายตัวแบบโคชี

δ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานซึ่งเป็นค่าคงที่

- งานวิจัย [31] และ [41] ใช้การกลายพันธุ์แบบยกกำลัง (Power Mutation) โดยภายในหนึ่งมิติของอนุภาค จะทำการกลายพันธุ์โดยใช้สมการ 3.7

$$f(x) = \begin{cases} \bar{x} - s(\bar{x} - x^{l}) & t < r \\ \bar{x} + s(x^{u} - \bar{x}) & t \geq r \end{cases} \tag{3.7}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยกำหนดให้

t คือ $\frac{\bar{x}-x^{l}}{x^{u}-\bar{x}}$

x^{l} คือ ขอบเขตล่างที่ใช้กำหนดค่าของตัวแปร

x^{u} คือ ขอบเขตบนที่ใช้กำหนดค่าของตัวแปร

r คือ ตัวเลขจำนวนจริงที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วง 0 ถึง 1

$\bar{x}$ คือ ความเฉลี่ยของตัวแปร

$s(x)$ คือ x^{p}

p คือ เลขชี้กำลัง

x คือ ตัวเลขที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วงขอบเขตที่ถูกกำหนด

- งานวิจัย [34] ใช้การกลายพันธุ์แบบโคชี โดยการกระจายตัวแบบโคชีได้นำมาประยุกต์ใช้กับความเร็วและตำแหน่งของอนุภาค ซึ่งแตกต่างจากการกลายพันธุ์แบบโคชีของงานวิจัย [33] โดยการกลายพันธุ์วิธีนี้ใช้สมการ 3.8

$$V_{id}^{'} = V_{id} e^{\text{Cauchy}(\delta)}$$
$$X^{'}{}_{id} = X_{id} + V_{id}^{'} Cauchy\ (\delta) \quad (3.8)$$

โดยกำหนดให้

Cauchy(δ) คือ ค่าที่สุ่มจากกระจายตัวแบบโคชี

δ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานซึ่งเป็นค่าคงที่

- งานวิจัย [16] ใช้สมการการกลายพันธุ์ที่ใช้การกระจายตัวแบบมิเชลวิซ(Michalewicz Distribution) ซึ่งวิธีนี้แบ่งสมการการกลายพันธุ์เป็น 2 แบบ คือ มิเชลวิซแบบไม่มีเอกรูป (Non-uniform Michalewicz Operator) โดยมีรูปแบบดังสมการ 3.9 และ 3.10 มิเชลวิซแบบมีเอกรูป (Uniform Michalewicz Operator) โดยมีรูปแบบดังสมการ 3.9 และ 3.11

$$mutate\ (x_{id}) = x_{id} + delta\ (t, U - x_{id}) : rb = 1$$
$$mutate\ (x_{id}) = x_{id} + delta\ (t, x_{id} - L) : rb = 0 \quad (3.9)$$

$$delta\ (t, y) = y(1 - r^{(1-t/T)^{b}}) \quad (3.10)$$

$$delta\ (t, y) = y(1 - r) \quad (3.11)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยกำหนดให้

t	คือ สถานะเวลาของรอบปัจจุบัน
U	คือ ขอบเขตบนสุดของค่าของอนุภาคของแต่ละมิติ
L	คือ ขอบเขตล่างสุดของอนุภาคของแต่ละมิติ
rb	คือ ตัวเลขที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วงขอบเขตที่ถูกกำหนด
delta(t, y)	คือ ค่าที่ได้จากค่าที่อยู่ในช่วงของ [0 : y]
r	คือ ตัวเลขที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วง [0, 1]
T	คือ สถานะเวลาของรอบทั้งหมดในการค้นหาคำตอบ
b	คือ ค่าคงที่ค่าหนึ่งที่เป็นจำนวนจริง

- งานวิจัย [42] สมการการกลายพันธุ์ที่ใช้กระจายตัวแบบโคชี, กระจายตัวปกติ และการกระจายตัวแบบเลวี (Levy Distribution) ตามลำดับ สมการเหล่านี้ถูกนำมาประยุกต์ใช้กับความเร็ว และ GBEST โดยมีรูปแบบดังสมการ 3.12, 3.13 และ3.14 ตามลำดับ

$$\vec{v}_g^{'} = \vec{v}_g e^{Cauchy\ (\delta)} \tag{3.12}$$

$$\vec{x}_g^{'} = \vec{x}_g + \vec{v}_g^{'} Cauchy(\delta)_g$$

$$\vec{v}_g^{'} = \vec{v}_g e^{Gaussian\ (\sigma)} \tag{3.13}$$

$$\vec{x}_g^{'} = \vec{x}_g + \vec{v}_g^{'} Gaussian(\sigma)_g$$

$$\vec{v}_g^{'} = \vec{v}_g e^{Levy()} \tag{3.14}$$

$$\vec{x}_g^{'} = \vec{x}_g + \vec{v}_g^{'} Levy()_g$$

โดยกำหนดให้

$\vec{x}_g$	คือ ตำแหน่งของอนุภาคที่ดีที่สุด
$\vec{v}_g$	คือ ความเร็วของอนุภาคที่ดีที่สุด
$Cauchy\ (\delta)$	คือ ค่าที่สุ่มจากกระจายตัวแบบโคชี
$Cauchy(\delta)_g$	คือ ค่าที่สุ่มจากกระจายตัวแบบโคชีของอนุภาคที่ดีที่สุด
δ	คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานซึ่งเป็นค่าคงที่
$Gaussian\ (\sigma)$	คือ ค่าที่สุ่มจากกระจายตัวปกติ
$Gaussian(\sigma)_g$	คือ ค่าที่สุ่มจากกระจายตัวปกติ
σ	คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานซึ่งเป็นค่าคงที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$Levy()$ คือ ค่าที่สุ่มจากกระจายตัวแบบเลวี

$Levy()_g$ คือ ค่าที่สุ่มจากกระจายตัวแบบเลวีของอนุภาคที่ดีที่สุด

- สมการการกลายพันธุ์ที่ใช้การกระจายตัวแบบเอกรูป โดยรูปแบบสมการการกลายพันธุ์มีดังนี้ ถ้าค่าที่สุ่มตัวเลขจำนวนจริงในขอบเขตระหว่าง 0 กับ 1 มีค่าที่น้อยกว่า 0.5 ให้ดำเนินการกลายพันธุ์ในตำแหน่งของอนุภาคและมิตินั้นๆ โดยใช้สมการ 3.15 นอกจากนี้ให้ดำเนินการกลายพันธุ์ในตำแหน่งของอนุภาคและมิตินั้นๆ โดยใช้สมการ 3.16

$$mutate(x_{id}) = x_{id} - x_{id} \times Rand() \quad (3.15)$$

$$mutate(x_{id}) = x_{id} + x_{id} \times Rand() \quad (3.16)$$

โดยกำหนดให้

x_{id} คือ ตำแหน่งของอนุภาคที่ตำแหน่งของ i อนุภาค และ d มิติ

$Rand()$ คือ ตัวเลขที่ทำการสุ่มอยู่ในช่วงขอบเขตที่ถูกกำหนด

3.1.3.3 พารามิเตอร์ที่ถูกดำเนินการการกลายพันธุ์

พารามิเตอร์ที่ถูกดำเนินการการกลายพันธุ์ (Mutated Parameter) คือ ตำแหน่งหรือความเร็วของ PSO ที่ถูกดำเนินการกลายพันธุ์ สำหรับตำแหน่งที่ถูกดำเนินการกลายพันธุ์ (Mutated Position) ประกอบด้วย 3 ส่วน คือ PBEST, GBEST, ตำแหน่งของอนุภาค และสำหรับความเร็วที่ถูกดำเนินการกลายพันธุ์ (Mutated Velocity) คือความเร็วของอนุภาค สำหรับการกำหนดพารามิเตอร์ที่ถูกดำเนินการการกลายพันธุ์ ขึ้นอยู่กับผู้ออกแบบอัลกอริทึมซึ่งจะให้ผลลัพธ์ที่แตกต่าง สำหรับตัวอย่างพารามิเตอร์ที่ถูกดำเนินการการกลายพันธุ์ที่ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยต่างๆ มีดังนี้ งานวิจัย [34] ประยุกต์การกลายพันธุ์กับความเร็วและตำแหน่งของอนุภาค, งานวิจัย [35] และ [40] ประยุกต์การกลายพันธุ์กับ GBEST, งานวิจัย [43] และ [44] ประยุกต์การกลายพันธุ์กับ PBEST, งานวิจัย [9, 26, 35] นำการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้กับตำแหน่งของอนุภาค

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1.3.4 รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์

รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์ (Mutation Period) คือเงื่อนไขที่ใช้กำหนดว่าเมื่อใดดำเนินการกลายพันธุ์ โดยรอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์นั้น กำหนดได้หลายวิธี สำหรับตัวอย่างงานวิจัยมีดังนี้

- รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์ของวิธีอัตราการกลายพันธุ์คงที่ [30] โดยรอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์จะถูกดำเนินการในทุกรอบของการค้นหาคำตอบ
- รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์ของวิธีลดลงตามเชิงเส้น [30] โดยรอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์จะถูกดำเนินการในทุกรอบของการค้นหาคำตอบ
- รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์ของวิธีเมื่อคำตอบคงที่ [30] การกลายพันธุ์จะถูกดำเนินการเมื่อคำตอบคงที่เป็นระยะเวลาเท่ากับค่าที่กำหนดของการกลายพันธุ์ (Mutation Threshold หรือ Mutation Period) หลังจากดำเนินการกลายพันธุ์แล้ว ถ้าคำตอบไม่มีการเปลี่ยนก็จะทำการกลายพันธุ์ไปเรื่อยๆ แต่ถ้าคำตอบมีการเปลี่ยนก็จะหยุดการกลายพันธุ์ และเริ่มนับจำนวนรอบที่ซ้ำใหม่
- รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์ของวิธีรอบการค้นหาคำตอบที่คงที่ [31] การกลายพันธุ์พิจารณาจากรอบการค้นหาคำตอบ โดยจะกำหนดค่าคงที่รอบการค้นหา (Iteration Threshold หรือ Mutation Period) ซึ่งเป็นค่าคงที่ เมื่อรอบการค้นหาคำตอบหารด้วยค่าคงที่รอบการค้นหาลงตัวก็จะดำเนินการกลายพันธุ์
- รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์ของวิธีความหนาแน่นของอนุภาค [9, 28, 29] การกลายพันธุ์จะพิจารณาจากความหนาแน่นของประชากร ถ้าค่าเฉลี่ยระยะห่างของประชากร (Population average distance) (D(t)) มีค่าน้อยกว่า ค่าสถานะความหนาแน่นของประชากรน้อยสุด ($D_{\min}$) หรือ GBEST ไม่มีการเปลี่ยนแปลงเป็นระยะเวลายาวนานเท่ากันค่าที่กำหนดให้ (Iteration Threshold) ก็จะดำเนินการกลายพันธุ์

3.1.3.5 จำนวนการกลายพันธุ์

จำนวนการกลายพันธุ์ (Mutation Amount) คือจำนวนมิติบนอนุภาคที่ถูกดำเนินการกลายพันธุ์ในแต่ละรอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์ โดยจำนวนมิติบนอนุภาคที่จะถูกดำเนินการกลายพันธุ์นี้จะมากหรือน้อยนั้นขึ้นอยู่กับค่าความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ (Mutation Probability) ซึ่งค่าความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์จะเป็นตัวกำหนดโอกาสว่ามิติใดบนอนุภาคใดที่จะถูกดำเนินการกลายพันธุ์ โดยถ้าค่าที่สุ่มระหว่าง 0 กับ 1 มีค่าน้อยกว่าค่านี้ ก็จะดำเนินการกลายพันธุ์ สำหรับการกำหนดค่านี้ขึ้นอยู่กับผู้ออกแบบอัลกอริทึมและมักจะมีค่าเพียงเล็กน้อย เช่น 0.0001%, 0.001%, 0.1%, 0.5%, 1%, 5% เป็นต้น สำหรับจำนวนการกลายพันธุ์จะถูกกำหนดต่างกันตามวิธีที่นักวิจัยได้กำหนดไว้ สำหรับตัวอย่างงานวิจัยมีดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- งานวิจัย [30] ได้เสนอวิธีการกลายพันธุ์แบบอัตราการกลายพันธุ์คงที่ โดยจำนวนการกลายพันธุ์ถูกพิจารณาจากอัตราการกลายพันธุ์ (Mutation Rate) ที่ถูกกำหนดไว้คงที่ โดยแต่ละมิติของอนุภาคจะถูกพิจารณาให้ดำเนินการกลายพันธุ์ ถ้าค่าที่สุ่มระหว่าง 0 กับ 1 มีค่าน้อยกว่า ความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ ก็จะดำเนินการกลายพันธุ์ ณ มิติของอนุภาคนั้น สำหรับความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์นั้นขึ้นอยู่กับจำนวนของอนุภาค, จำนวนของมิติของแต่ละอนุภาค และอัตราการกลายพันธุ์ซึ่งเป็นค่าคงที่ค่าหนึ่งที่ถูกกำหนดให้เป็นขอบเขตของการกลายพันธุ์ในแต่ละรอบ โดยสมการความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ มีรูปแบบดังสมการ 3.17

$$Mutation\ \ probabilit\ y = \frac{Mutation \quad rate}{number\ of\ Particles \times number\ of\ Dimensions} \tag{3.17}$$

- งานวิจัย [30] ได้เสนอจำนวนการกลายพันธุ์ลดลงตามเชิงเส้น คืออัตราการกลายพันธุ์จะแปรผกผันกับรอบของการค้นหาคำตอบแบบเชิงเส้น โดยการกลายพันธุ์จะใช้วิธีเดียวกับวิธีการกลายพันธุ์แบบอัตราการกลายพันธุ์คงที่ แต่ในช่วงแรกของการค้นหาคำตอบจะมีอัตราการกลายพันธุ์สูง เมื่อเวลาผ่านไปอัตราการกลายพันธุ์จะลดลงแบบเชิงเส้น โดยอัตราการกลายพันธุ์ ณ เวลาใดเวลาหนึ่งจะมีค่าเท่ากับผลลัพธ์จากสมการ 3.18

$$f(t) = \frac{T - t}{T} \times Mutation_rate \tag{3.18}$$

โดยกำหนดให้

T คือ จำนวนรอบการค้นหาคำตอบสูงสุด

t คือ จำนวนรอบปัจจุบันในการค้นหาคำตอบ

- งานวิจัย [30] ได้เสนอจำนวนการกลายพันธุ์ของวิธีการกลายพันธุ์เมื่อคำตอบคงที่ คือ การกลายพันธุ์จะกระทำในช่วงที่คำตอบซ้ำกัน โดยการกลายพันธุ์จะใช้วิธีเดียวกับการกลายพันธุ์แบบอัตราการกลายพันธุ์คงที่
- งานวิจัย [31] ได้เสนอจำนวนการกลายพันธุ์จะถูกพิจารณาจากค่าคงที่ความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ซึ่งเป็นค่าที่ถูกกำหนดให้ โดยในแต่มิติของอนุภาคแต่ละตัว ถ้าค่าที่สุ่มระหว่าง 0 กับ 1 มีค่าน้อยกว่าความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ ก็จะดำเนินการกลายพันธุ์ ณ มิติของอนุภาคนั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- งานวิจัย [9] และ [28] ได้เสนอจำนวนการกลายพันธุ์จะเกิดจากความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ที่มีค่าสุ่มระหว่าง 0.1 ถึง 0.3 โดยในแต่มิติของอนุภาคแต่ละตัว ถ้าค่าที่สุ่มระหว่าง 0 กับ 1 มีค่าที่น้อยกว่าความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ ก็จะดำเนินการกลายพันธุ์ ณ มิติของอนุภาคนั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
ผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึงการใช้วิธีการกลายพันธุ์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย โดยการทดลองนี้จึงได้เลือกชุดปัญหาการเดินทางของพนักงานขายมาจาก TSPLIB โดยเนื้อหาในบทนี้สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ส่วนหลักๆ ได้แก่ ข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลอง และผลการทดลอง

4.1 ข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลอง

ในงานวิจัยนี้จะทดสอบวิธีการกลายพันธุ์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น โดยเลือกชุดปัญหาการเดินทางของพนักงานขายมาจาก TSPLIB มาทดสอบทั้งหมด 17 ชุด โดยมีชุดปัญหา ได้แก่ burma14, gr17, gr24, bayg29, bays29, eil51 , berlin52 , att48, brazil58, dantzig42, fri26, gr21, gr48, hk48, swiss42, ulysses16, ulysses22 และได้นำระยะห่างระหว่างจังหวัดของประเทศไทยมาทดสอบเป็นอีก 1 ชุดข้อมูล

4.1.1 Dataset burma14

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 14 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าทางภูมิศาสตร์ และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นฟังก์ชั่น

4.1.2 Dataset gr17

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 17 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.3 Dataset gr24

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 24 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.4 Dataset bayg29

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 29 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะทางภูมิศาสตร์ และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.5 Dataset bays29

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 29 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะทางระหว่างถนนภายในเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเมทริกซ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.6 Dataset eil51

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 51 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะทางยุคลิดในเครื่องบิน และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นยุคลิด

4.1.7 Dataset berlin52

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 52 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะทางยุคลิดในเครื่องบิน และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นยุคลิด

4.1.8 Dataset att48

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 48 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างเมืองหลวง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.9 Dataset brazil58

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 58 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.10 Dataset dantzig42

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 42 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.11 Dataset fri26

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 26 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.12 Dataset gr21

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 21 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.13 Dataset gr48

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 48 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.14 Dataset hk48

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 48 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.1.15 Dataset swiss42

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 42 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะทางระหว่างถนนภายในเมือง และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเมทริกซ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.16 Dataset ulysses16

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 16 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าทางภูมิศาสตร์ และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นค่าทางภูมิศาสตร์

4.1.17 Dataset ulysses22

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 22 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าทางภูมิศาสตร์ และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นค่าทางภูมิศาสตร์

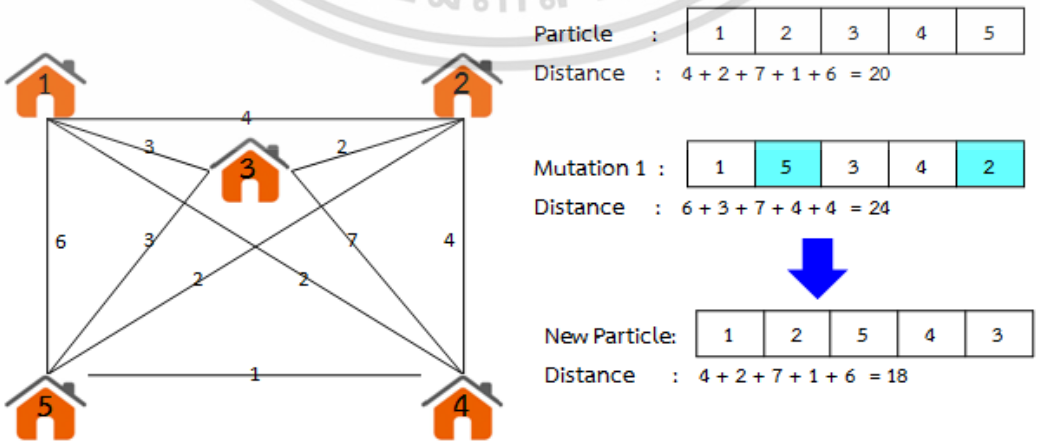
4.1.18 Dataset Thailand

เป็นข้อมูลที่ประกอบด้วยจำนวนโนด 78 โนด โดยมีชนิดของระยะทางระหว่างโนดเป็นค่าระยะห่างระหว่างจังหวัด และมีรูปแบบของการวัดระยะทางเป็นเส้นทาง

4.2 การประยุกต์การกลายพันธุ์

ในงานวิจัยนี้จะมีการทดลองเพื่อทดสอบการกลายพันธุ์สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น เพื่อใช้สำหรับแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย โดยจะมีสมการของการกลายพันธุ์เป็นซูโดโค้ด (Pseudo Code) ได้ดังนี้

วนลูป I ถึง จำนวนอนุภาค
  วนลูป J ถึง จำนวนโนดทั้งหมดภายในอนุภาค
    ถ้า ค่าที่สุ่มในช่วง 0 ถึง 1 < ความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์
      K = ค่าที่สุ่มได้จากดัชนีอื่นซึ่งไม่เท่ากับ J
      สลับที่โนดที่อยู่ในดัชนี J กับ โนดที่อยู่ในดัชนี K
    จบเงื่อนไข
  จบลูป J
จบลูป I



รูปที่ 4.1 การประยุกต์การกลายพันธุ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยค่าที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพในการทดลองนี้มีดังนี้ The mean best fitness value หรือ MBF คือ ค่าเฉลี่ยของ GBEST ในรอบสุดท้ายของการค้นหาคำตอบจากการลองค้นหาคำตอบทั้งหมด (100 ครั้ง) MBF เป็นตัววัดประสิทธิภาพการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย ของวิธีการที่นำมาทดลอง วิธีการใดได้รับค่า MBF ใกล้เคียงกับค่าที่ดีที่สุดที่เป็นมาตรฐาน วิธีการนั้นก็ยิ่งมีประสิทธิภาพการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย และสำหรับ Standard Deviation หรือ SD คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน SD เป็นตัววัดความน่าเชื่อถือของวิธีการที่นำมาทดลอง วิธีการใดได้รับค่า SD ยิ่งน้อยแสดงว่าวิธีการนั้นยิ่งมีความน่าเชื่อถือ

4.3 ผลการทดลอง

ในงานวิจัยนี้จะมีการทดลองเพื่อทดสอบการกลายพันธุ์สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น เพื่อใช้สำหรับแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย การทดลองนี้จึงได้เลือกชุดปัญหาการเดินทางของพนักงานขายมาจาก TSPLIB [17] สำหรับการกำหนดพารามิเตอร์ (Parameters) สำหรับการทดลองนี้ ได้กำหนดไว้ดังนี้ $\omega = 0.8$, $r1 = 0.7$, $r2 = 0.7$, $c1$ และ $c2$ ทั้ง 2 ถูกกำหนดเท่ากับ 1 จำนวนอนุภาคที่ใช้ในการทดลองคือ 200 อนุภาค สำหรับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นที่ไม่มีขั้นตอนการกลายพันธุ์รอบในการค้นหาคำตอบ คือ 50000 รอบ แต่พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นที่มีการเพิ่มขั้นตอนการกลายพันธุ์ จำนวนรอบในการค้นหาคำตอบ คือ 25000 รอบ เพื่อให้จำนวนในการเดาคำตอบเท่ากัน สำหรับจำนวนครั้งในลองค้นหาคำตอบสำหรับแต่ล่ะปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย คือ 100 ครั้ง และความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ ถูกกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.005

โดยผลการทดลองเพื่อทดสอบการกลายพันธุ์สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น เพื่อใช้สำหรับแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขายได้จริงนั้น จึงได้มีการทดสอบเปลี่ยนความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์เป็นค่า 0.01, 0.02, 0.05 และ 0.1 เพื่อทดสอบผลการทดลอง และได้มีการทดสอบ Brute force ตัวอย่างบางดูเพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองและเวลา

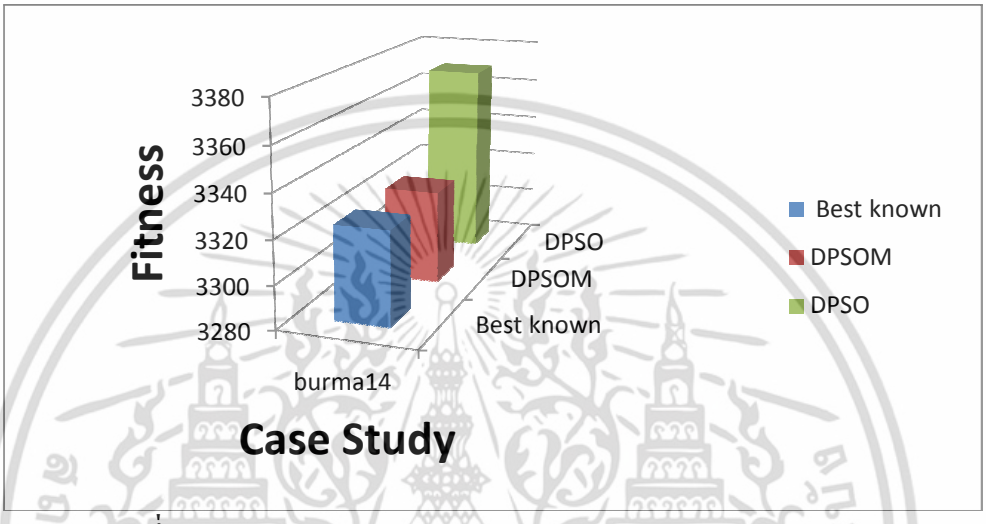
4.3.1 burma14

จากข้อมูลของ burma14 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.1 รูปที่ 4.2 และรูปที่ 4.3 โดยเมื่อทดสอบทำ Brute force ต้องใช้การสุ่มหาคำตอบจำนวน 87,178,291,200 ครั้ง โดยเมื่อทำ Brute force จะใช้เวลามากกว่า 3 ชั่วโมง แต่ถ้าใช้พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นที่ประยุกต์ใช้การกลายพันธ์จะลดจำนวนการสุ่มหาคำตอบเหลือ 335,544 ครั้ง จะใช้เวลาไม่เกิน 1 ชั่วโมง

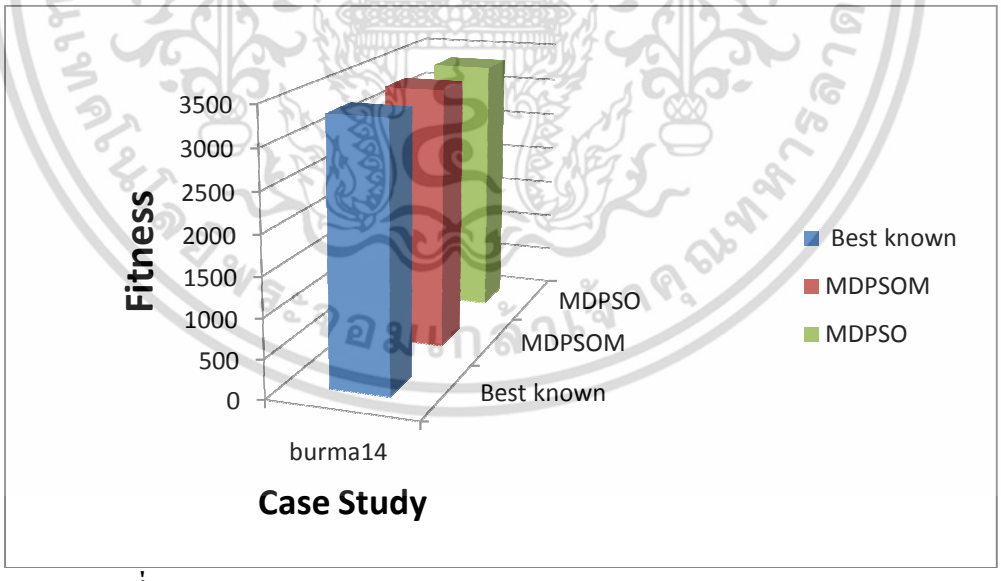
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ burma14

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
burma14	3323	3369.12	95.924	3323	0	3323	0	3323	0



รูปที่ 4.2 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ burma14



รูปที่ 4.3 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ burma14

4.3.2 gr17

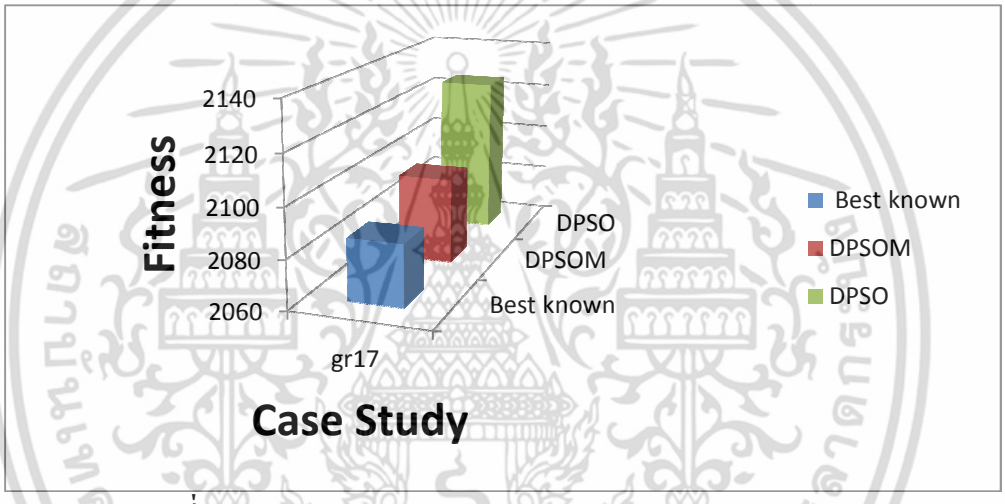
จากข้อมูลของ gr17 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.2 รูปที่ 4.4 และรูปที่ 4.5 โดยเมื่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

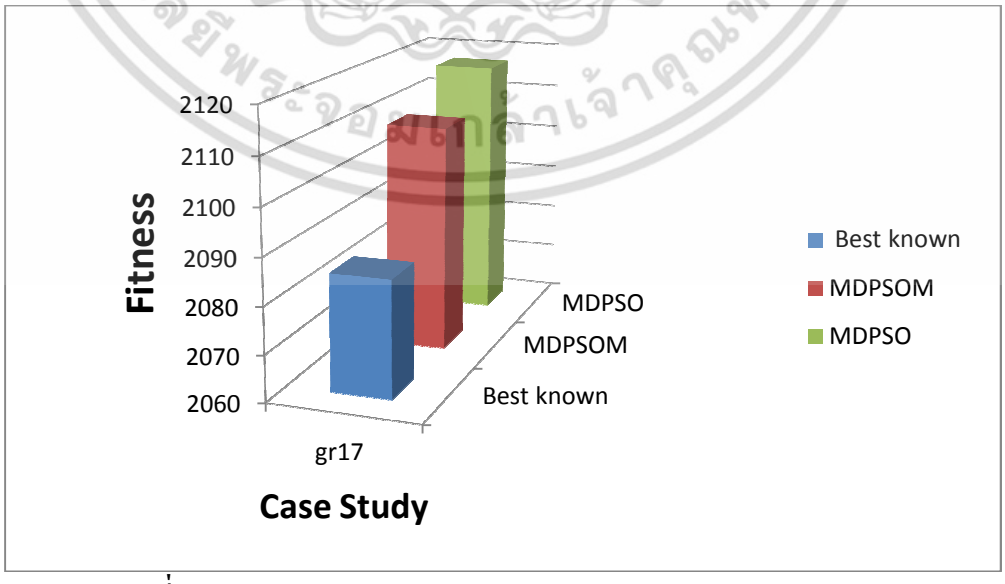
ทดสอบทำ Brute force ต้องใช้การสุ่มหาคำตอบจำนวน 355,687,428,096,000 ครั้ง โดยเมื่อทำ Brute force จะใช้เวลามากกว่า 5 ชั่วโมง แต่ถ้าใช้พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นที่ประยุกต์ใช้การกลายพันธ์จะลดจำนวนการสุ่มหาคำตอบเหลือ 167,772 ครั้ง จะใช้เวลาไม่เกิน 2 ชั่วโมง

ตารางที่ 4.2 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr17

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
gr17	2085	2125.08	75.4246	2095.12	24.3102	2116.84	28.4312	2108.84	43.0443



รูปที่ 4.4 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ gr17



รูปที่ 4.5 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr17

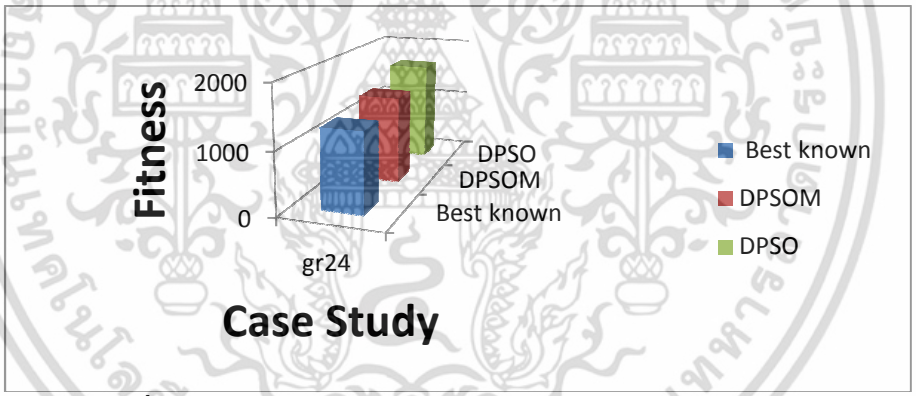
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.3 gr24

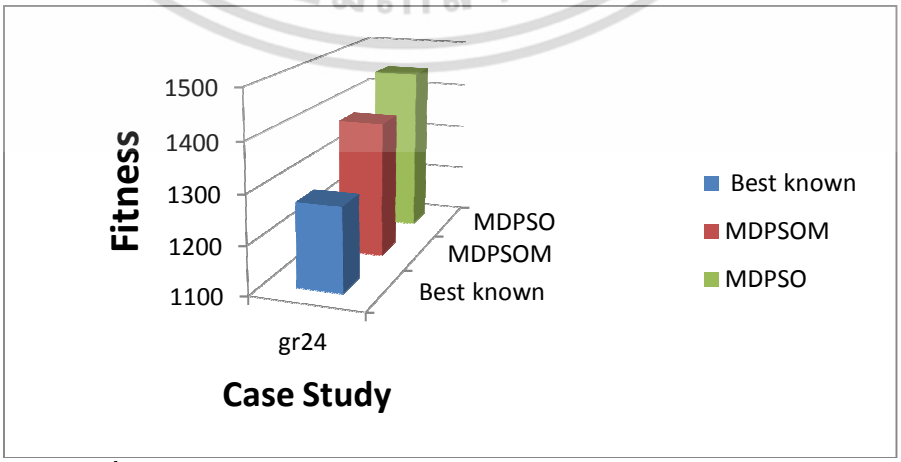
จากข้อมูลของ gr24 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.3 รูปที่ 4.6 และรูปที่ 4.7 โดยเมื่อทดสอบทำ Brute force ต้องใช้การสุ่มหาคำตอบจำนวน 620,448,401,733,239,439,360,000 ครั้ง โดยเมื่อทำ Brute force จะใช้เวลามากกว่า 8 ชั่วโมง แต่ถ้าใช้พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นที่ประยุกต์ใช้การกลายพันธ์จะลดจำนวนการสุ่มหาคำตอบเหลือ 184,256 ครั้ง จะใช้เวลาไม่เกิน 2 ชั่วโมง

ตารางที่ 4.3 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr24

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
gr24	1272	1633.4	107.763	1400.52	67.8021	1444.92	82.7458	1380.62	58.7806



รูปที่ 4.6 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ gr24



รูปที่ 4.7 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr24

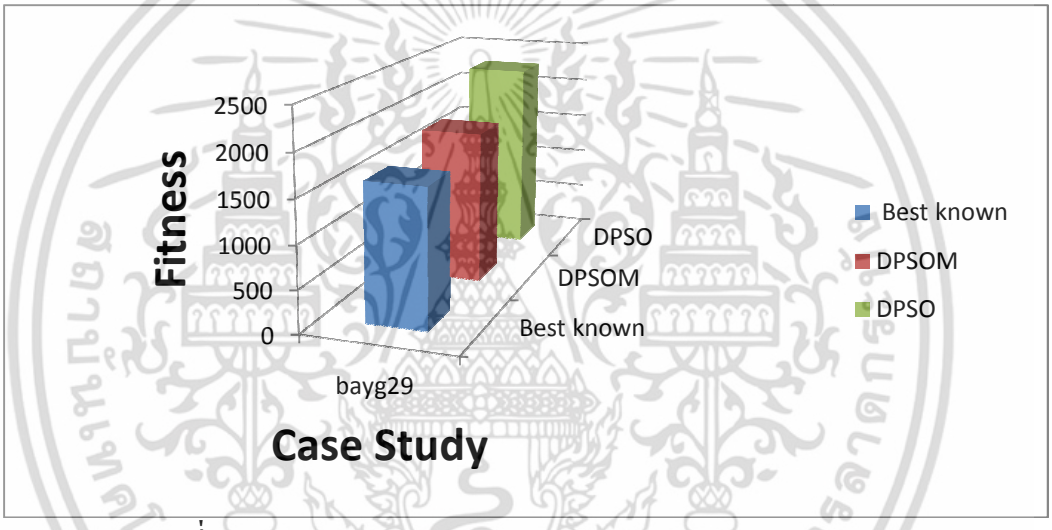
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.4 bayg29

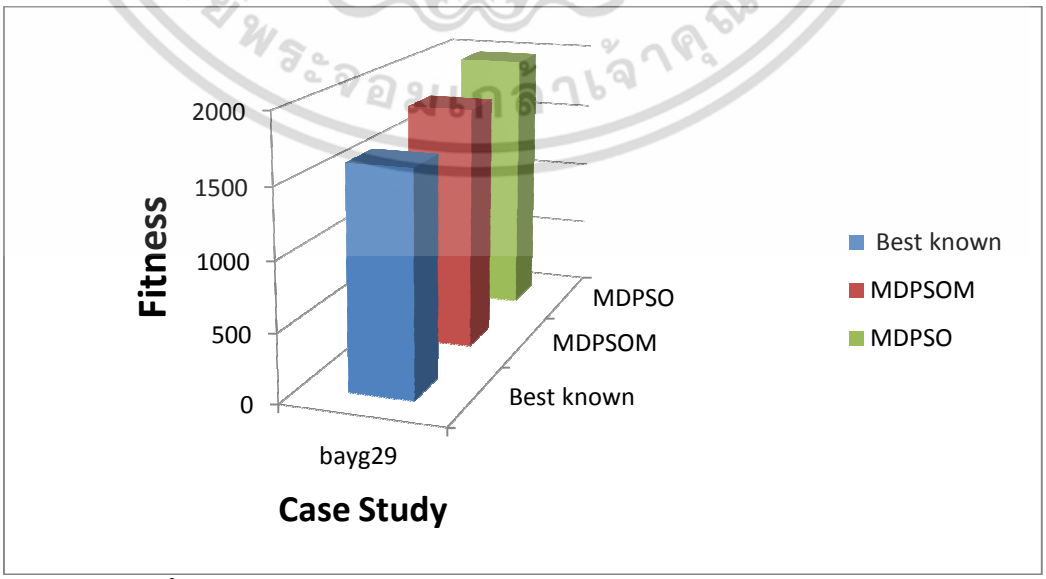
จากข้อมูลของ bayg29 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.4 รูปที่ 4.8 และรูปที่ 4.9

ตารางที่ 4.4 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ bayg29

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
bayg29	1610	2266.8	172.043	1799.58	93.2032	1960.76	125.022	1785.16	74.9054



รูปที่ 4.8 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ bayg29



รูปที่ 4.9 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ bayg29

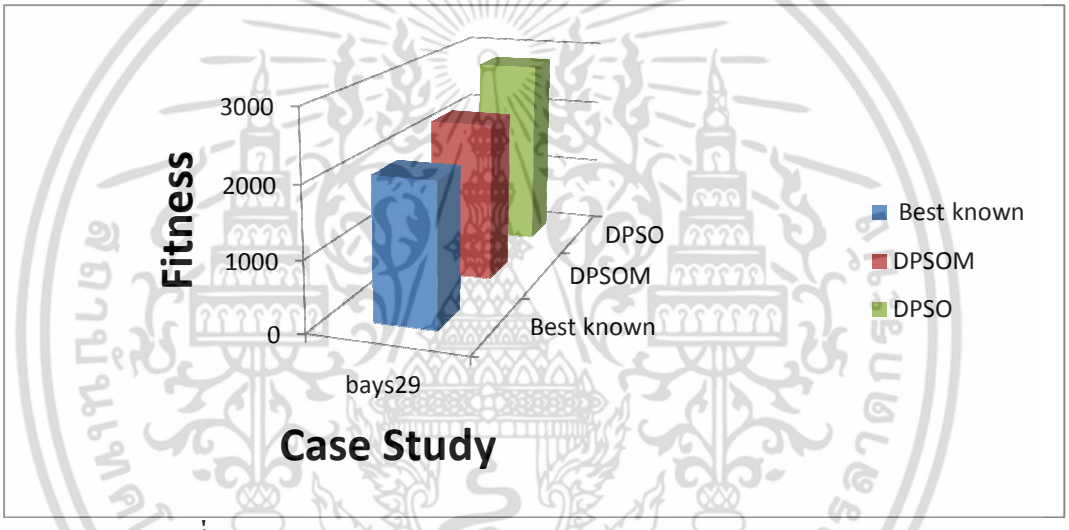
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.5 bays29

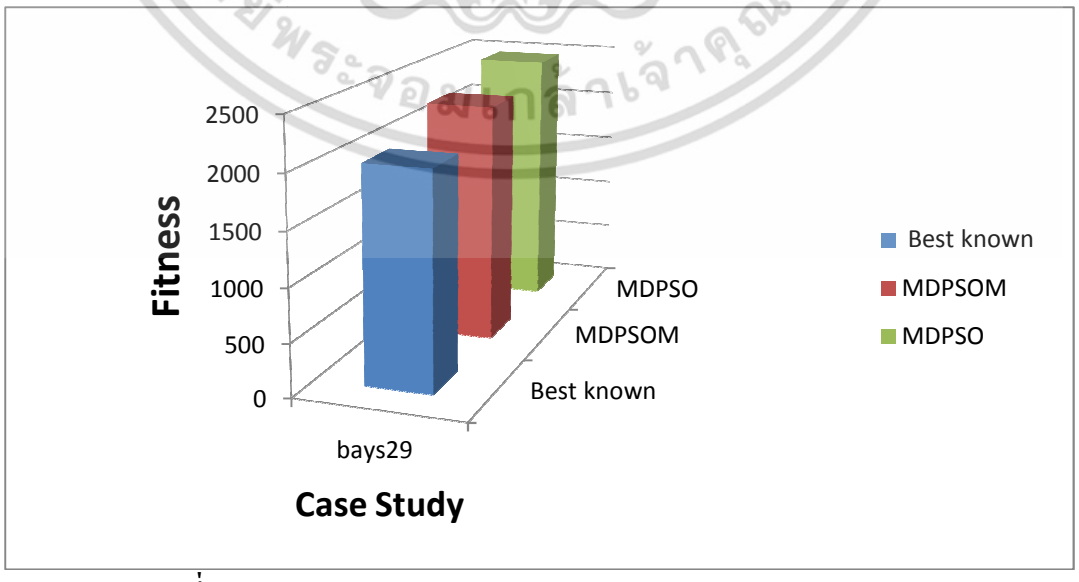
จากข้อมูลของ bays29 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.5 รูปที่ 4.10 และรูปที่ 4.11

ตารางที่ 4.5 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ bays29

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
bays29	2020	2786.9	173.662	2289.74	126.765	2456.36	148.299	2263.54	131.322



รูปที่ 4.10 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ bays29



รูปที่ 4.11 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ bays29

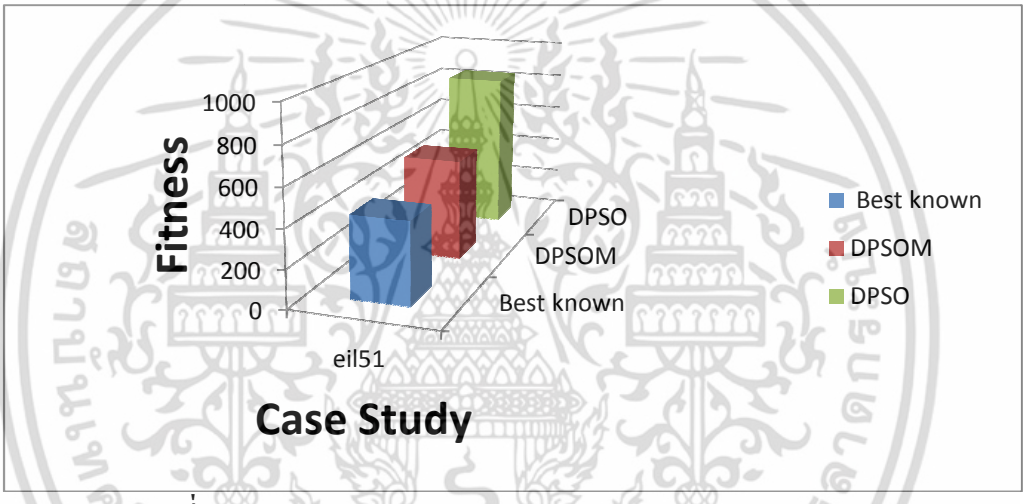
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.6 eil51

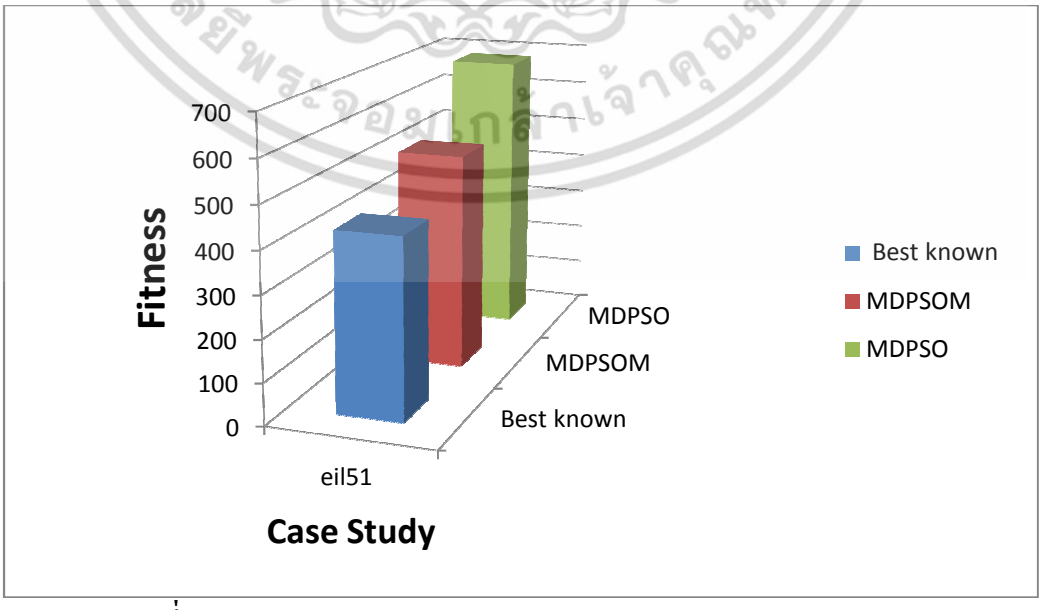
จากข้อมูลของ eil51 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.6 รูปที่ 4.12 และรูปที่ 4.13

ตารางที่ 4.6 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ eil51

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
eil51	426	834.437	51.2019	531.156	27.2546	680.111	37.2685	518.933	28.9696



รูปที่ 4.12 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ eil51



รูปที่ 4.13 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ eil51

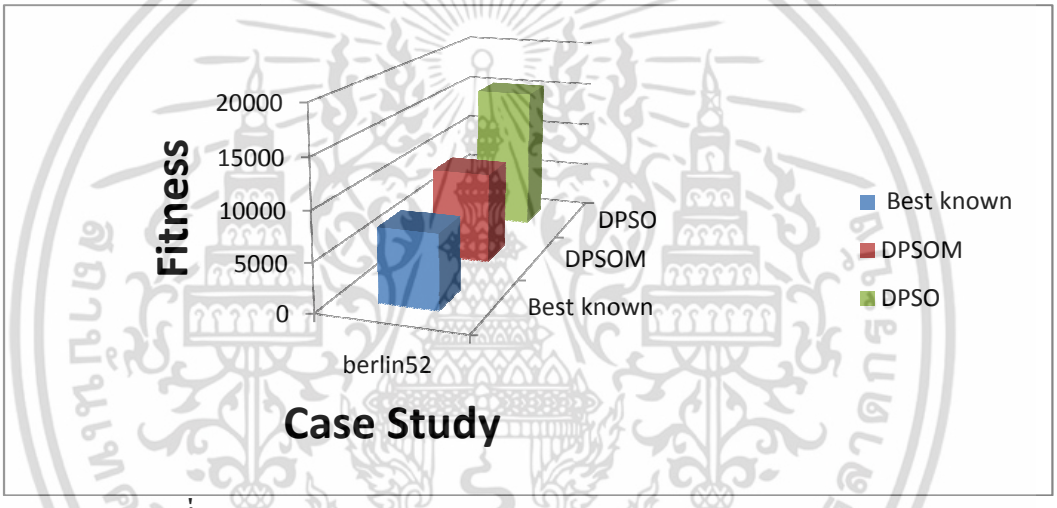
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.7 berlin52

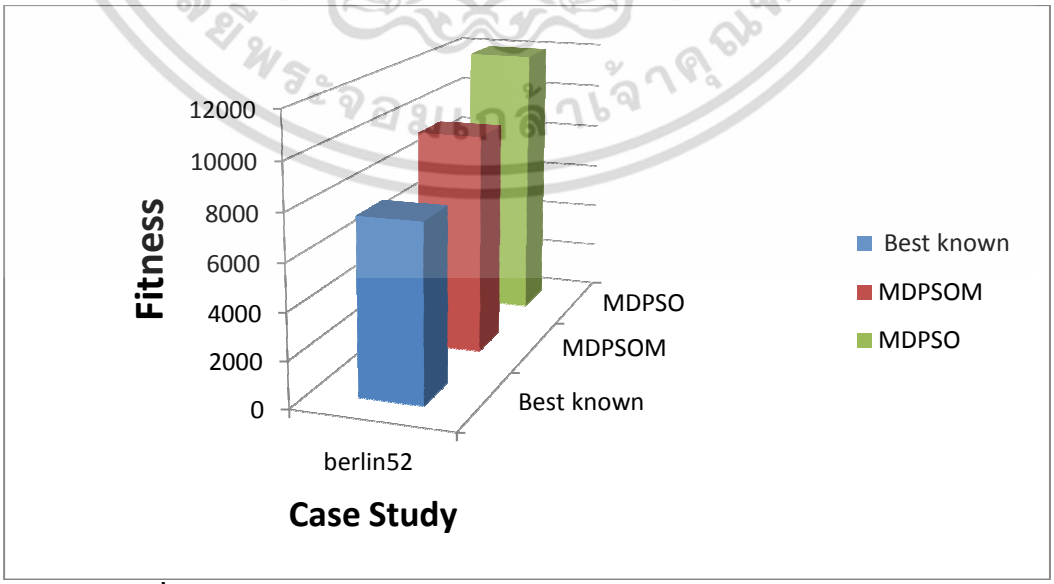
จากข้อมูลของ berlin52 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.7 รูปที่ 4.14 และรูปที่ 4.15

ตารางที่ 4.7 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ berlin52

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
berlin52	7542	15231.1	790.528	9402.92	485.603	11953.5	627.438	9526.32	474.211



รูปที่ 4.14 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ berlin52



รูปที่ 4.15 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ berlin52

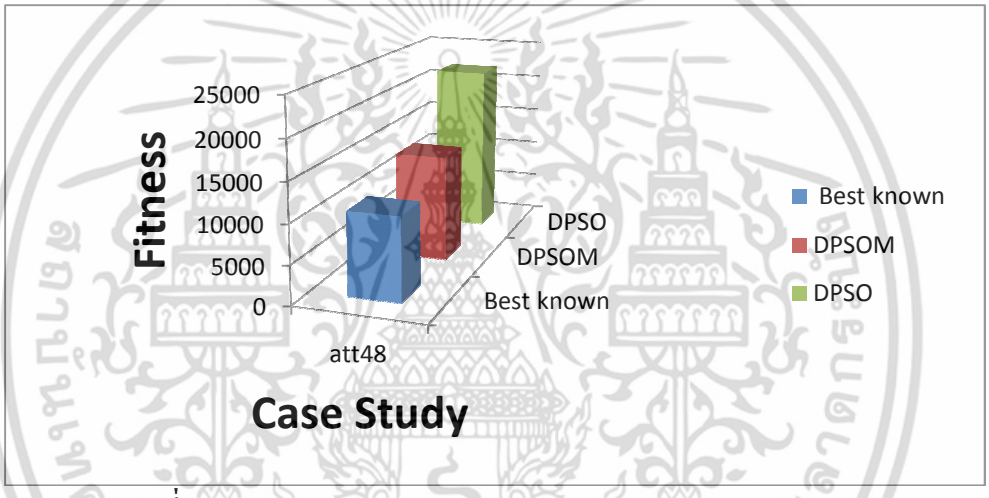
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.8 att48

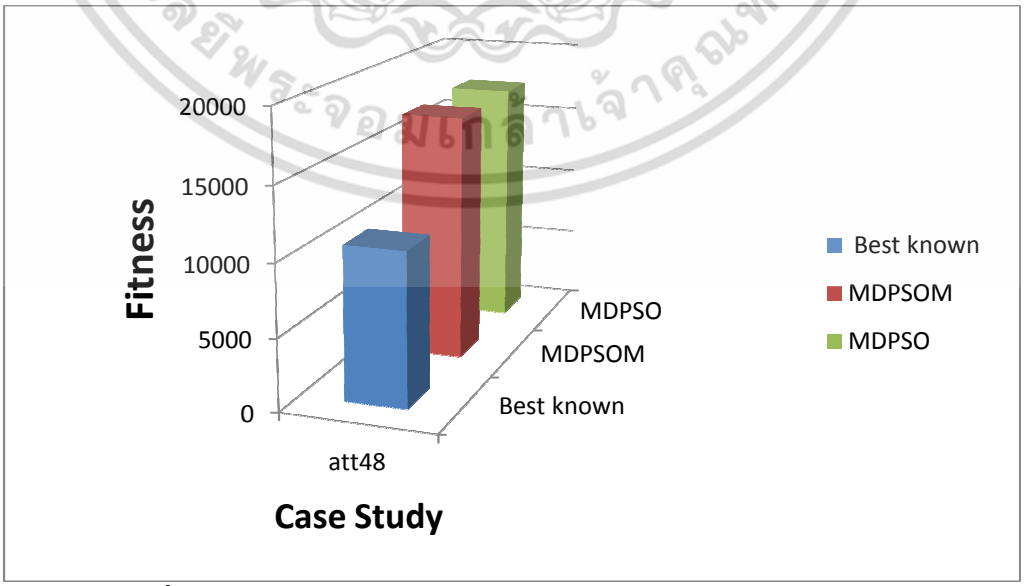
จากข้อมูลของ att48 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.8 รูปที่ 4.16 และรูปที่ 4.17

ตารางที่ 4.8 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ att48

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
att48	10628	21864.2	1696.11	13607.4	977.021	17321.1	1339.17	17169.7	1455.96



รูปที่ 4.16 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ att48



รูปที่ 4.17 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ att48

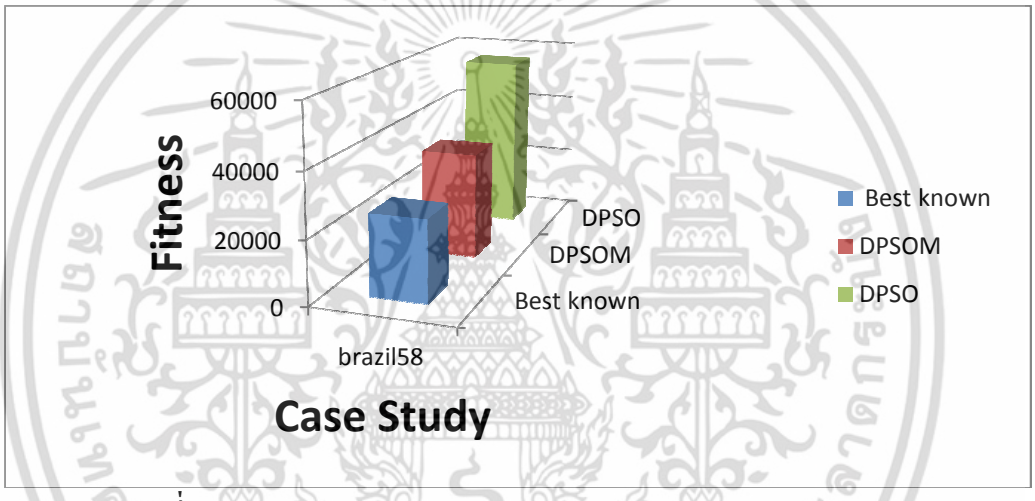
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.9 brazil58

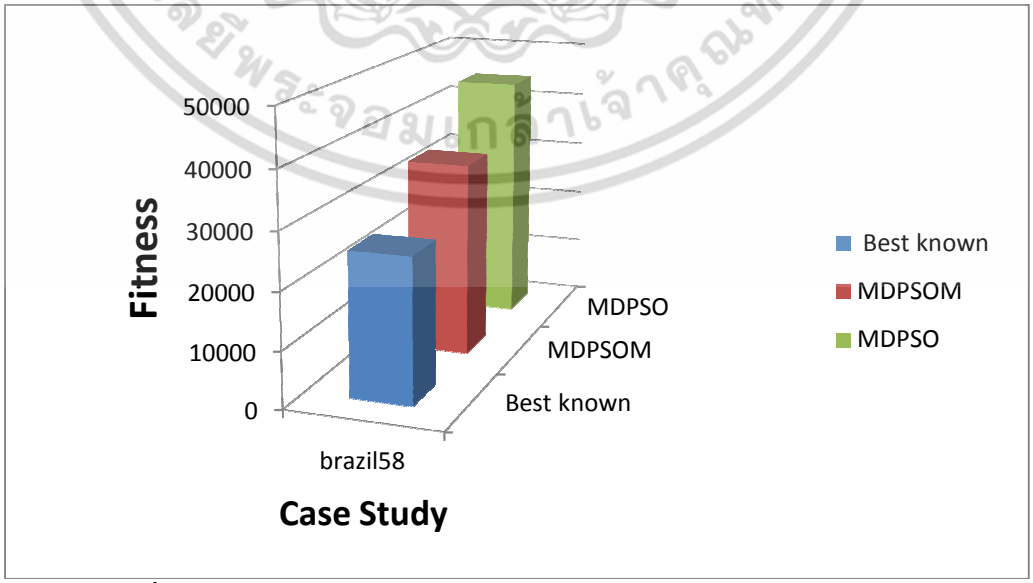
จากข้อมูลของ brazil58 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.9 รูปที่ 4.18 และรูปที่ 4.19

ตารางที่ 4.9 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ brazil58

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
brazil58	25395	55750.9	4275.48	33647.4	2693.07	44284.8	3226.41	34338	2591.82



รูปที่ 4.18 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ brazil58



รูปที่ 4.19 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ brazil58

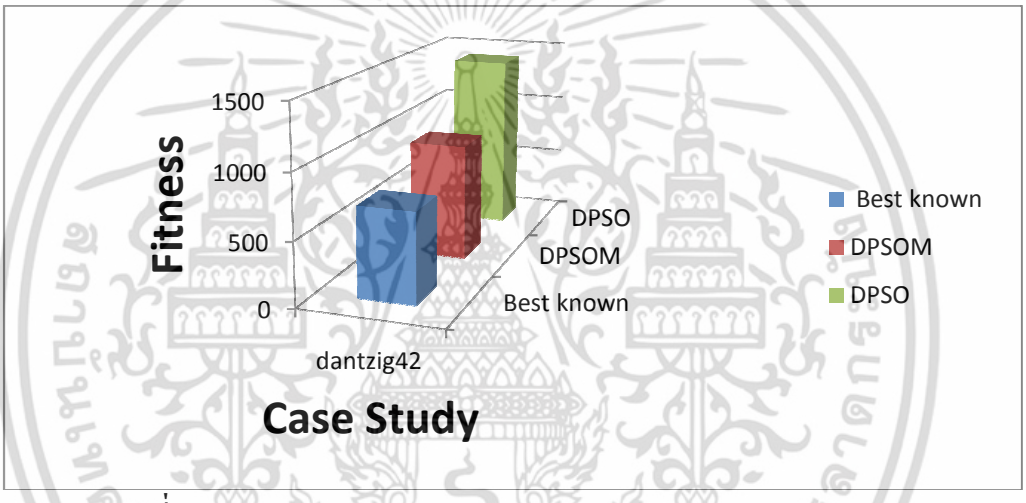
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.10 dantzig42

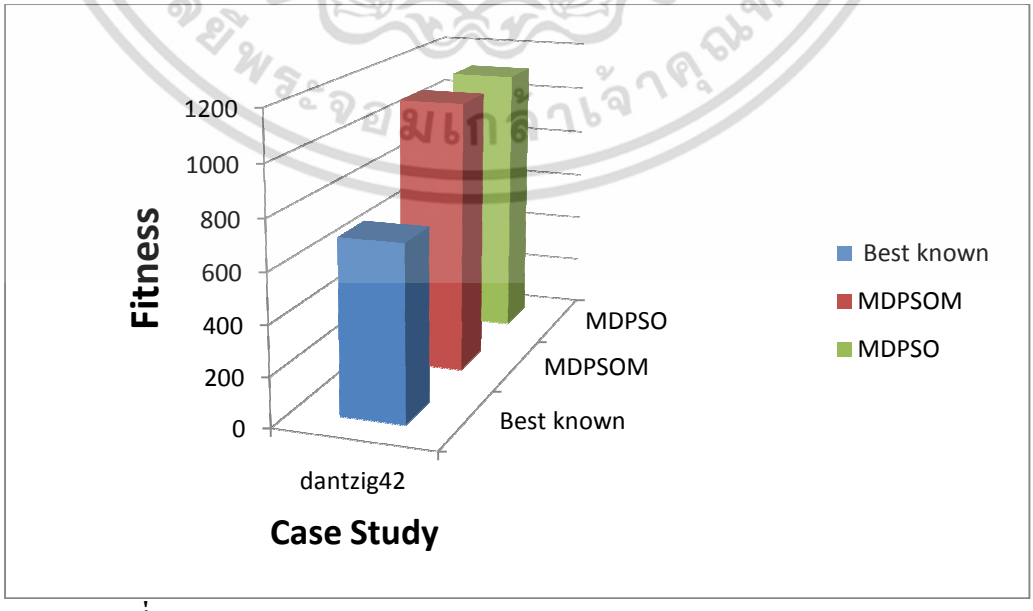
จากข้อมูลของ dantzig42 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.10 รูปที่ 4.20 และรูปที่ 4.21

ตารางที่ 4.10 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ dantzig42

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
dantzig42	699	1406.06	94.1226	914.18	62.8615	1105.56	81.4027	1097.73	89.1571



รูปที่ 4.20 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ dantzig42



รูปที่ 4.21 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ dantzig42

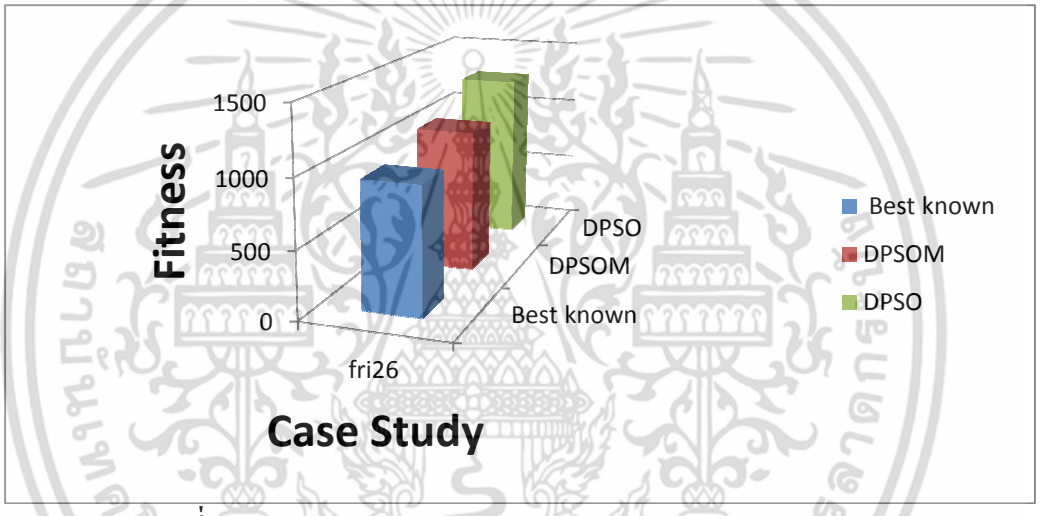
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.11 fri26

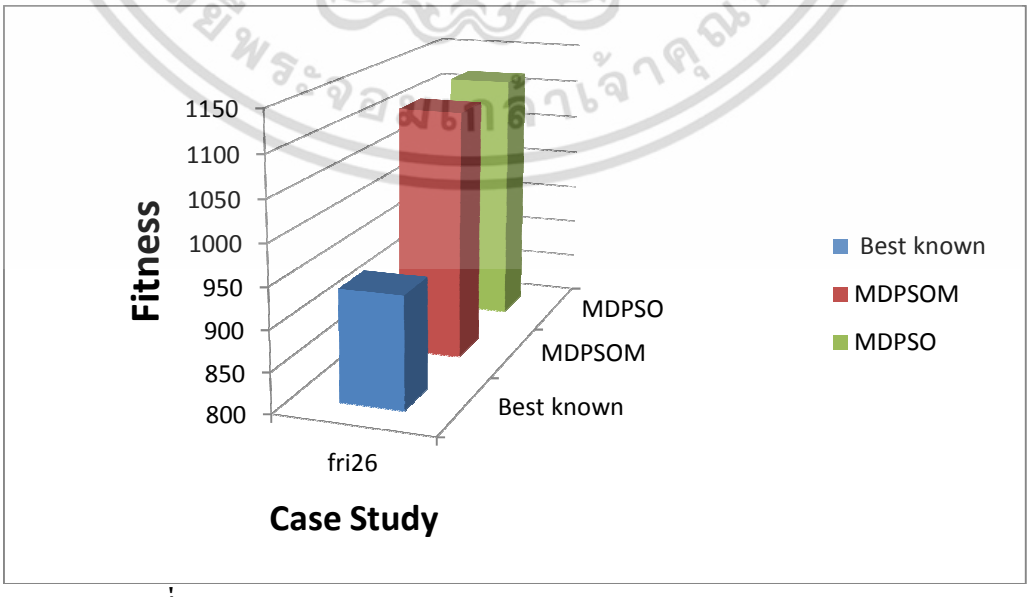
จากข้อมูลของ fri26 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.11 รูปที่ 4.22 และรูปที่ 4.23

ตารางที่ 4.11 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ fri26

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
fri26	937	1259.5	77.0127	1057.32	59.8986	1115.54	71.9043	1108.94	76.7403



รูปที่ 4.22 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ fri26



รูปที่ 4.23 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ fri26

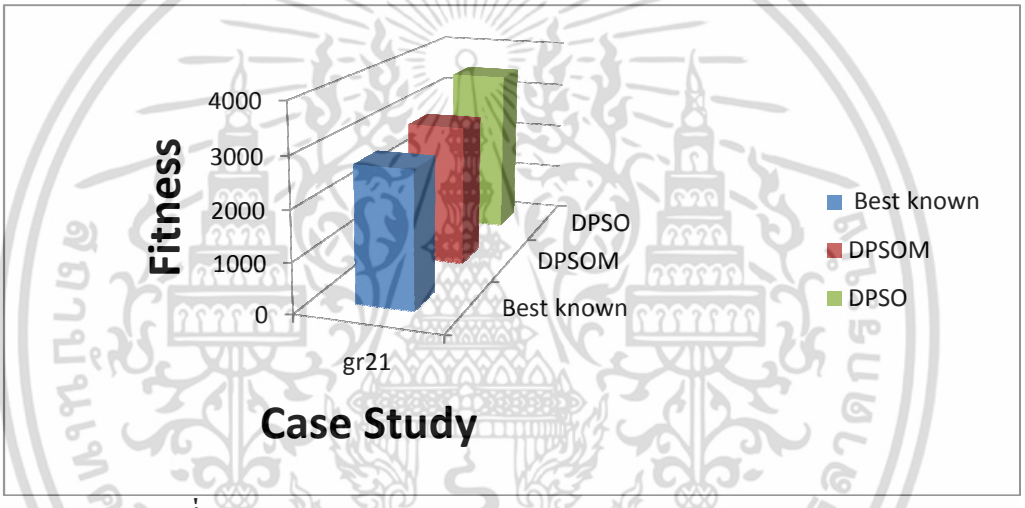
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.12 gr21

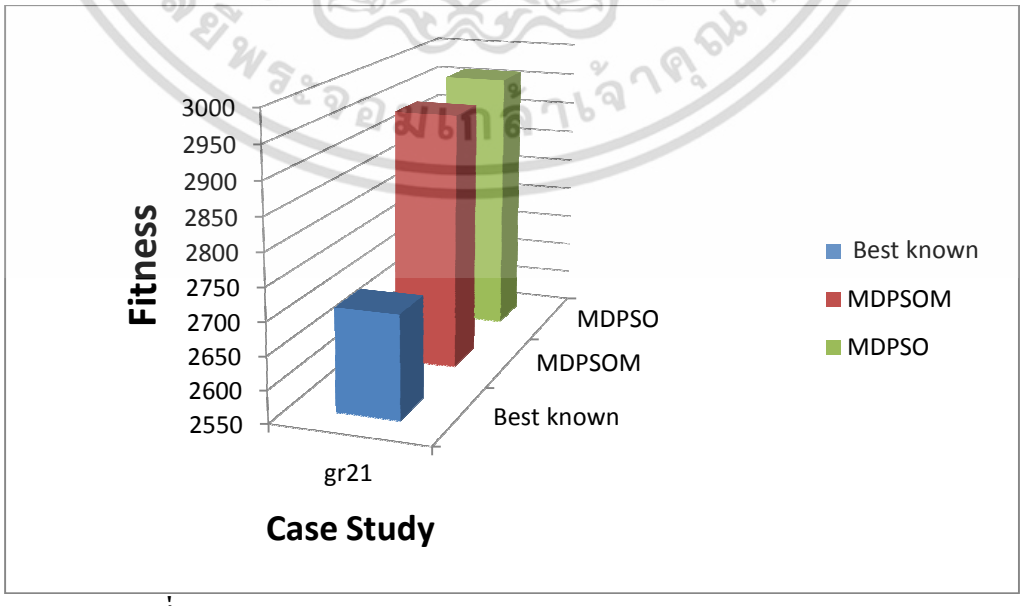
จากข้อมูลของ gr21 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.12 รูปที่ 4.24 และรูปที่ 4.25

ตารางที่ 4.12 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr21

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
gr21	2707	3439.47	264.766	2870.75	218.297	2960.14	216.155	2943.85	227.513



รูปที่ 4.24 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ gr21



รูปที่ 4.25 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr21

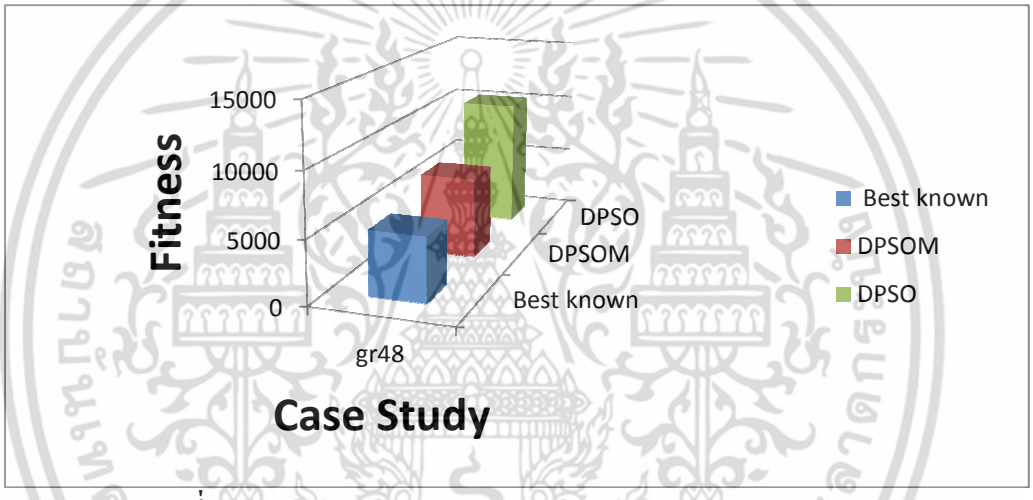
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.13 gr48

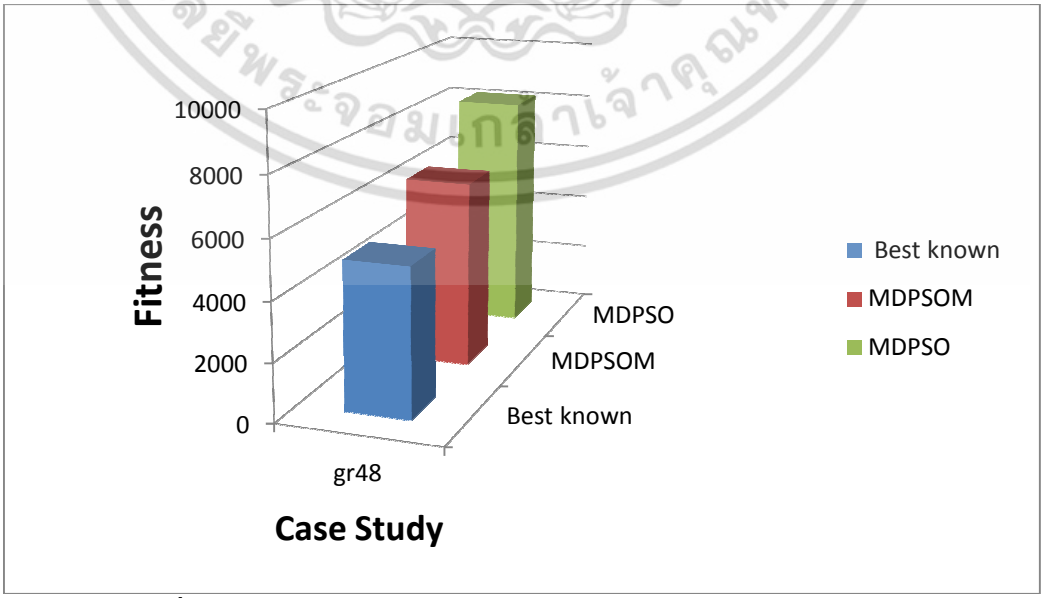
จากข้อมูลของ gr48 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.13 รูปที่ 4.26 และรูปที่ 4.27

ตารางที่ 4.13 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr48

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
gr48	5046	10244.8	667.138	6416.01	425.348	8169.08	556.958	6403.94	399.326



รูปที่ 4.26 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ gr48



รูปที่ 4.27 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ gr48

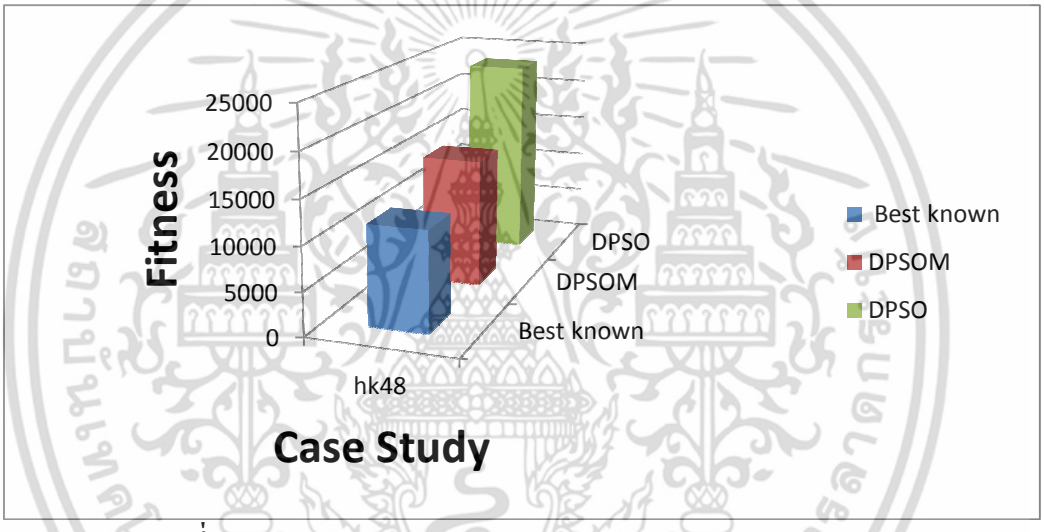
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.14 hk48

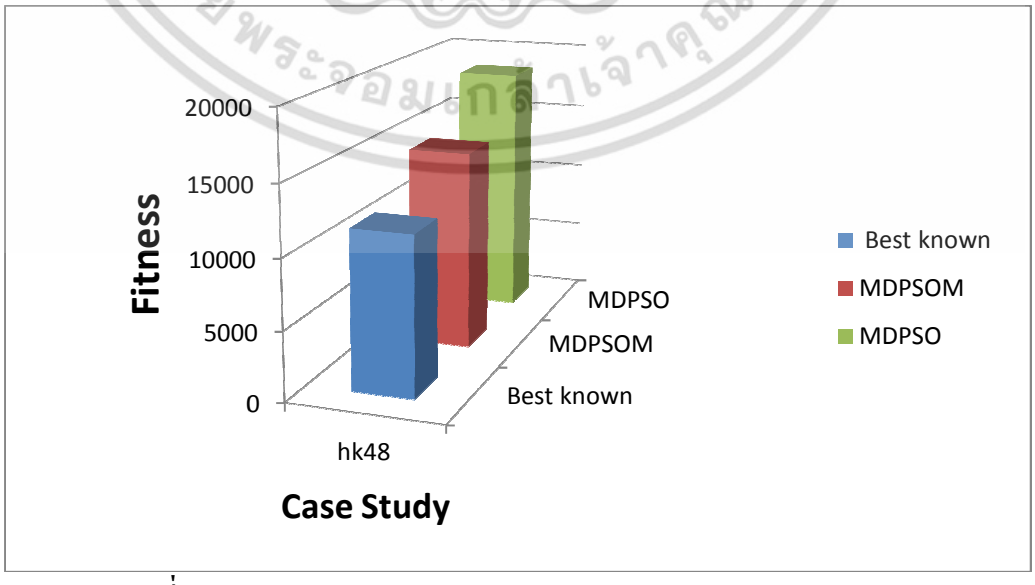
จากข้อมูลของ hk48 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.14 รูปที่ 4.28 และรูปที่ 4.29

ตารางที่ 4.14 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ hk48

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
hk48	11461	23045.3	1626.55	14825.4	1044.32	18428.3	1199.19	14515.9	1064.5



รูปที่ 4.28 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ hk48



รูปที่ 4.29 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ hk48

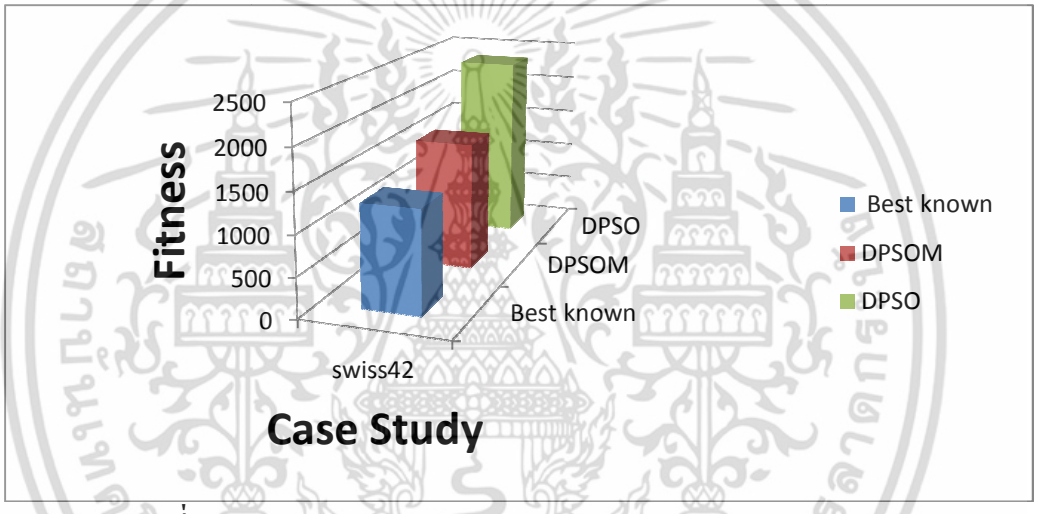
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.15 swiss42

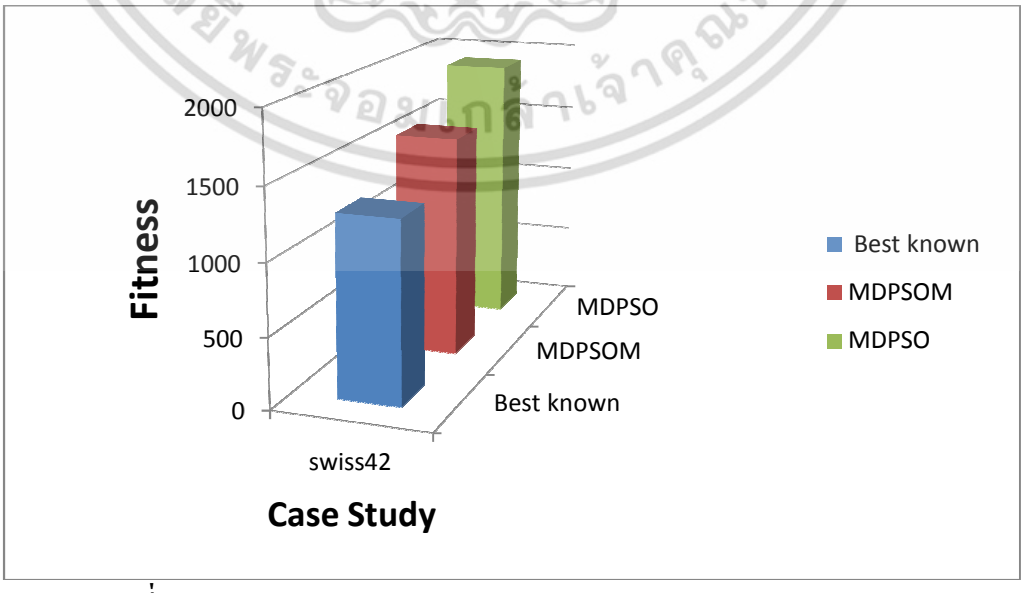
จากข้อมูลของ swiss42 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.15 รูปที่ 4.30 และรูปที่ 4.31

ตารางที่ 4.15 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ swiss42

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
swiss42	1273	2333.3	144.146	1601.48	94.4212	1907.02	129.713	1570.7	97.52



รูปที่ 4.30 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ swiss42



รูปที่ 4.31 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ swiss42

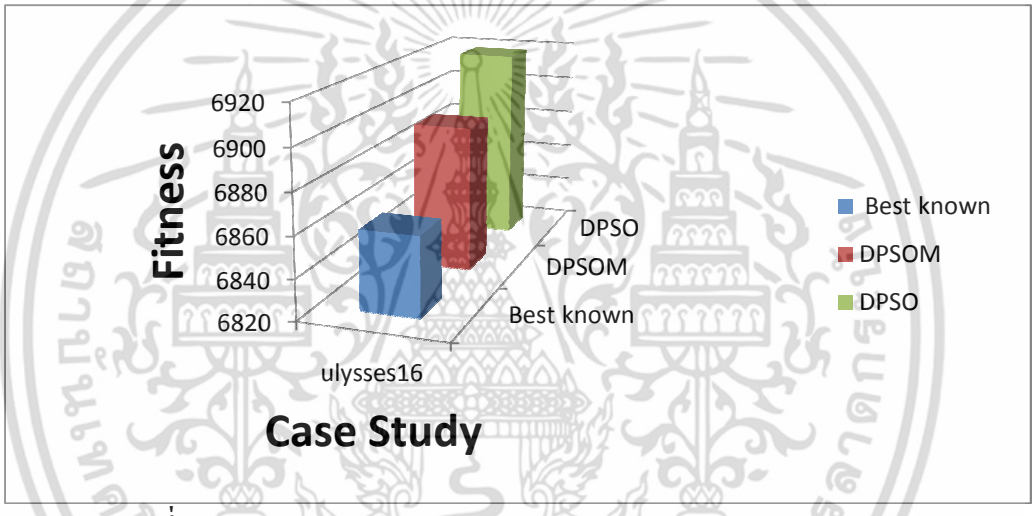
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.16 ulysses16

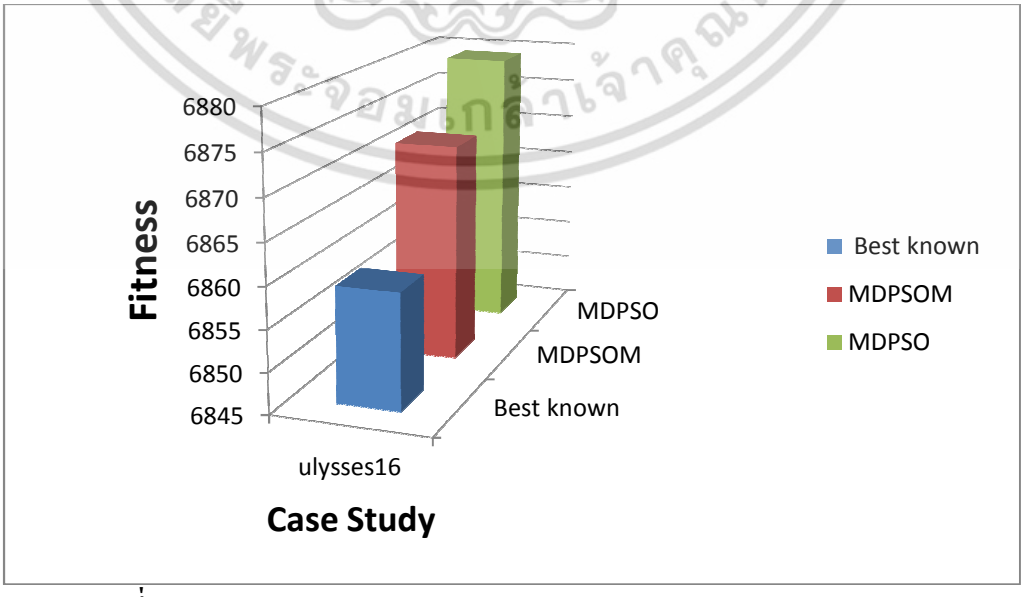
จากข้อมูลของ ulysses16 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.16 รูปที่ 4.32 และรูปที่ 4.33

ตารางที่ 4.16 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ ulysses16

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
ulysses16	6859	6917.93	145.122	6892.8	61.8907	6879.15	44.477	6871.55	28.9007



รูปที่ 4.32 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ ulysses16



รูปที่ 4.33 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ ulysses16

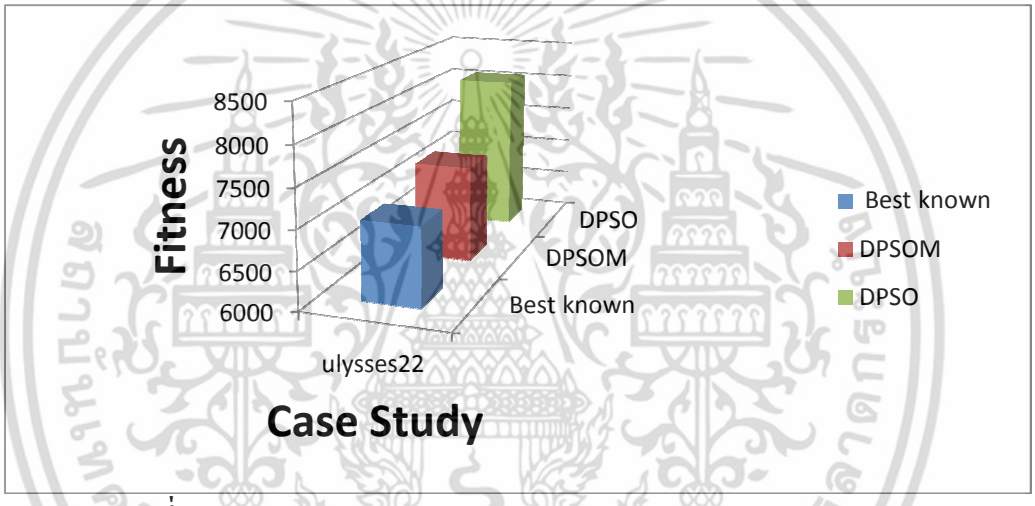
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.17 ulysses22

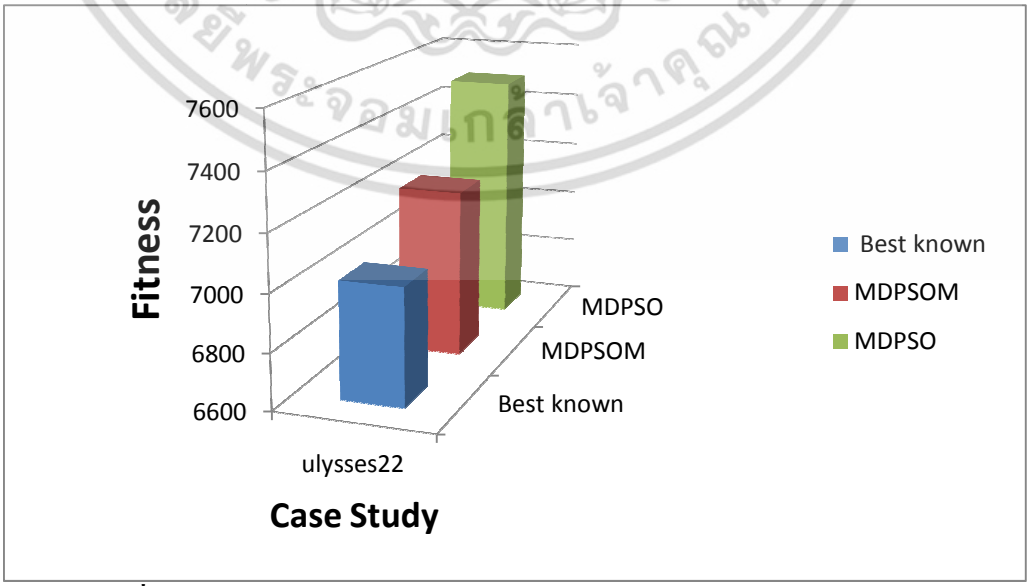
จากข้อมูลของ ulysses22 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.17 รูปที่ 4.34 และรูปที่ 4.35

ตารางที่ 4.17 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ ulysses22

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
ulysses16	6859	6917.93	145.122	6892.8	61.8907	6879.15	44.477	6871.55	28.9007



รูปที่ 4.34 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ ulysses22



รูปที่ 4.35 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ ulysses22

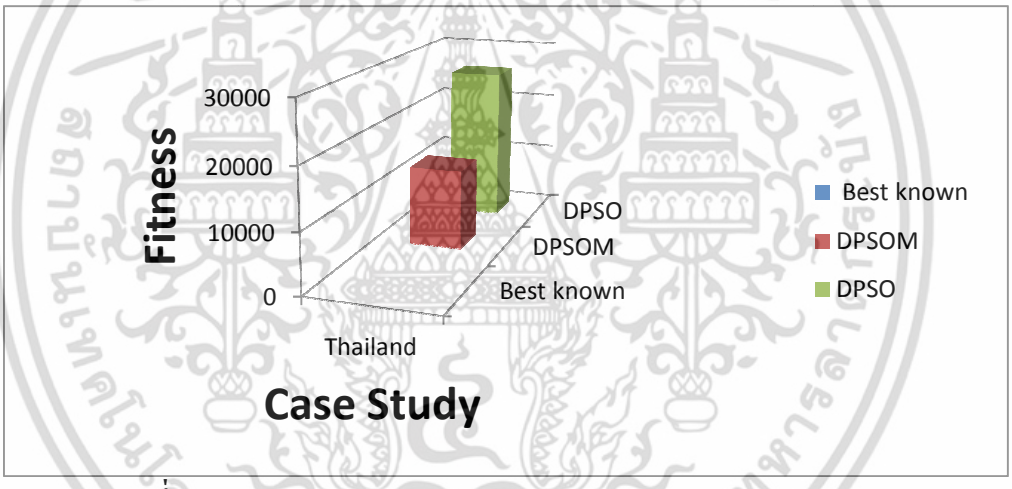
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.18 Thailand

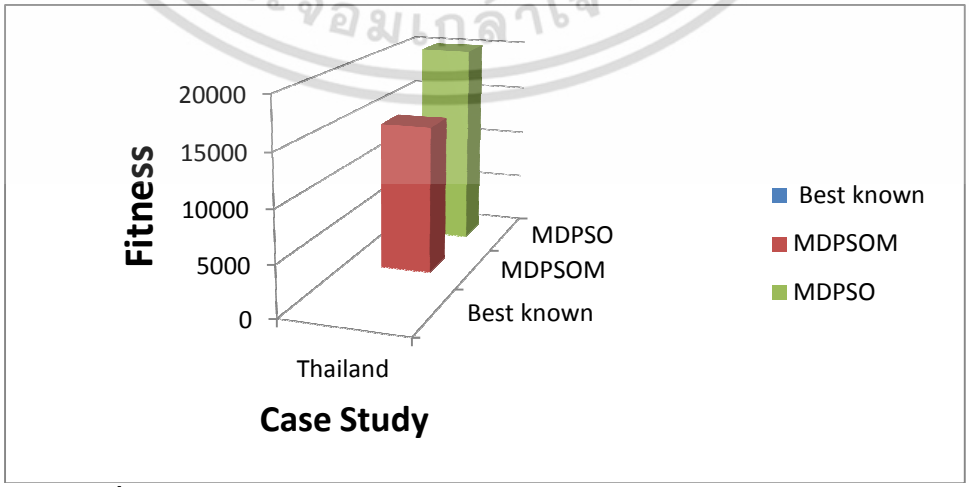
จากข้อมูลของ Thailand โดยเปรียบเทียบจากระยะห่างระหว่างจังหวัด โดยจะสามารถเลือกจังหวัดไหนเป็นจุดเริ่มต้นก็ได้ แล้วจึงเดินทางไปจังหวัดที่เหลือโดยการสุ่มแล้วกลับมาที่จังหวัดเริ่มต้นอีกครั้งหนึ่ง เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM จะได้ผลการทดลองตามตารางที่ 4.18 รูปที่ 4.36 และรูปที่ 4.37

ตารางที่ 4.18 ผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM ของ Thailand

Techniques	Best	DPSO		DPSOM		MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD	MBF	SD
Thailand	-	25811.6	1829.13	13332.4	1319.3	19938.7	1465.17	14429.2	1521.24



รูปที่ 4.36 แสดงผลการทดลองของ DPSO กับ DPSOM ของ Thailand



รูปที่ 4.37 แสดงผลการทดลองของ MDPSO กับ MDPSOM ของ Thailand

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการทดลองชุดข้อมูลทั้ง 18 ชุดข้อมูล แสดงผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM โดยพิสูจน์ได้ว่า การนำการกลายพันธุ์ไปประยุกต์ใช้กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นสามารถเพิ่มประสิทธิภาพการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย จากผลการทดลองเมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ DPSOM พบว่า DPSOM ได้คำตอบที่เข้าใกล้ค่า MBF มากกว่า DPSO ในทุกชุดข้อมูลที่ทำการทดลอง และเมื่อเปรียบเทียบค่า MBF ระหว่าง MDPSO กับ MDPSOM พบว่า MDPSOM ได้คำตอบที่เข้าใกล้ค่า MBF มากกว่า MDPSO ในทุกชุดข้อมูลที่ทำการทดลอง ซึ่งจากการทดลองแสดงให้เห็นว่า การนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นสามารถที่จะเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นได้ นอกจากนี้เมื่อเปรียบเทียบ SD ระหว่าง DPSO กับ DPSOM พบว่า DPSOM ได้ค่า SD น้อยกว่า DPSO ในทุกชุดข้อมูลที่ทำการทดลอง และเมื่อเปรียบเทียบค่า SD ระหว่าง MDPSO กับ MDPSOM พบว่า MDPSOM ได้ค่า SD น้อยกว่า MDPSO ในทุกชุดข้อมูลที่ทำการทดลอง ซึ่งแสดงให้เห็นว่า การกลายพันธุ์ช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น

โดยเราจะมีทดสอบเปลี่ยนความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์เป็นค่า 0.01, 0.02, 0.05 และ 0.1 เพื่อช่วยทดสอบว่าการกลายพันธุ์ช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นได้จริง โดยจะได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.19

ตารางที่ 4.19 ผลการทดลองของเปลี่ยนค่าความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ของ MDPSOM

Techniques	**Best**	**MDPSOM 0.01**		**MDPSOM 0.02**		**MDPSOM 0.05**		**MDPSOM 0.1**	
Problems	**known**	**MBF**	**SD**	**MBF**	**SD**	**MBF**	**SD**	**MBF**	**SD**
burma14	3323	3323	0	3323	0	3323	0	3323	0
gr17	2186.4	2186.4	29.1771	2199.4	29.2659	2186	30	2191.3	30.8264
gr24	1523.3	1523.3	85.823	1573	88.4706	1568.6	83.1815	1561.9	85.0812

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยที่มุ่งเน้นในการนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น เพื่อแก้ไขปัญหาในการติด โลคอล ออพติมา ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้นั้นแสดงให้เห็นว่าการกลายพันธุ์สามารถที่จะเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย โดยจากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า การนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่น สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย โดยได้รับผลลัพธ์เป็นค่าที่ใกล้เคียงกับค่าที่ดีที่สุด และความน่าเชื่อถือมากกว่าพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นแบบปกติ ที่มากกว่าพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นที่ไม่นำการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้

โดยมีแนวคิดที่งานวิจัยนี้นำมาค้นหาคำตอบดังนี้

1. ทำการเริ่มต้นสุ่มตำแหน่งและความเร็วของอนุภาคแต่ละตัว
2. คำนวณค่าความเหมาะสมตำแหน่งของอนุภาคแต่ละตัว
3. ถ้าอนุภาคตัวใดมีค่าความเหมาะสมดีกว่าค่าความเหมาะสมของ PBEST ให้แทนที่ PBEST ด้วยอนุภาคตัวนั้น
4. ถ้ามีอนุภาคตัวใดในกลุ่มประชากรมีค่าความเหมาะสมดีกว่าค่าความเหมาะสมของ GBEST ให้แทนที่ GBEST ด้วยอนุภาคตัวนั้น
5. ถ้าคำตอบได้ตรงตามเป้าหมายที่กำหนดหรือรอบของการค้นหาคำตอบถึงเกณฑ์ที่กำหนดก็จะหยุดการค้นหาคำตอบ
6. คำนวณและปรับปรุงความเร็วของอนุภาคแต่ละอนุภาค
7. คำนวณและปรับปรุงตำแหน่งของอนุภาคแต่ละอนุภาค
8. ประยุกต์ใช้การกลายพันธุ์

5.2 ข้อดีของงานวิจัย

1. การนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์กับพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นที่งานวิจัยนี้ได้นำเสนอให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องแม่นยำมากกว่าพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นแบบปกติ
2. สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของพนักงานขายในการเดินทางไปพบลูกค้าได้
3. ลดความคลาดเคลื่อนของพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นแบบปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.3 ปัญหาที่พบในงานวิจัย

1. การหาผลลัพธ์เกิดปัญหาการติดในจุดสุดสัมพัทธ์ได้ง่าย ทำให้บางครั้งอาจไม่ได้กลุ่มคำตอบที่หลากหลาย
2. วิธีการคำนวณค้นหาคำตอบของงานวิจัยนี้ ได้นำเสนอคำตอบด้วยขั้นตอนหลายขั้นตอน ทำให้มีความซับซ้อนค่อนข้างสูง

5.4 แนวทางการพัฒนาต่อ

1. คิดค้นวิธีการประยุกต์ใช้พาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นแบบอื่นๆ
2. นำพาทิเคิลสวอมออพติไมเซชั่นไปใช้ในการแก้ปัญหาอื่นๆ
3. ปรับปรุงขั้นตอนในการกลายพันธุ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

[1] R. C. Eberhart and J. Kennedy, "Particle Swarm Optimization", IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 1942-1948, 1995.

[2] R. C. Eberhart and J. Kennedy, "A New Optimizer Using Particle Swarm Theory", Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science, pp. 39-43, 1995.

[3] เฉียบวุฒิ รัตนวิไลสกุล, "การหลีกเลี่ยง โลคอล ออปติมั่ม สำหรับ พาร์ติเคิล สวอร์ม ออปติไมเซชั่น โดยการปรับรอบการกลายพันธุ์และการเปลี่ยนค่า โกลบอล เบสท์", วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2556.

[4] R. Chiabwoot and K. Boontee, "A modified particle swarm optimization with mutation and reposition, International Journal of Innovative Computing", Information and Control, Volume 10, pp. 1-18, 2014.

[5] M. Kong and P. Tian, "Apply the Particle Swarm Optimization to the Multidimensional Knapsack Problem", Artificial Intelligence and Soft Computing (ICAISC 2006), Vol. 4029, pp. 1140-1149, 2006.

[6] A.E. Eiben and J.E. Smith, "Introduction to Evolutionary Computing", Springer, Berlin, 2003.

[7] R. C. Eberhart and J. Kennedy, "Swarm Intelligence", Morgan Kaufmann, San Mateo, 2001.

[8] B. Qinghai, "Analysis of Particle Swarm Optimization Algorithm", Computer and Information Science, vol.3, No.1, pp. 180-184, 2010.

[9] L. MO and H. ZHENG, "Improved PSO Algorithm with Adaptive Inertia Weight and Mutation", World Congress on Computer Science and Information Engineering, pp. 627-625, 2009.

[10] C. Hanyong, O. Shunichi, Y. Kazuho and O. Hiroaki, "Improvement of Particle Swarm Optimization Application of the Mutation Concept for the Escape from Local Minima", 8th International Conference on Supply Chain Management and Information Systems, pp.1-5, 2010.

[11] J. Tang and X. Zhao, "A hybrid particle swarm optimization with adaptive local search", Journal of Networks, pp. 411-418, 2010.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[12] Wikipedia, the free encyclopedia, "Local optimum". [http://en.wikipedia.org/wiki/Local_ optimum]

[13] Wikipedia, the free encyclopedia, "Global optimum". [http://en.wikipedia.org/wiki/Global_ optimum]

[14] History of Optimization Problem and Models, "iPAS's Technical notes", [http://ipass.wordpress.com/2009/12/17]

[15] Wikipedia, the free encyclopedia, "Optimization problem". [http://en.wikipedia.org/wiki/Optimization_problem]

[16] F. Rothlauf, "Design of Modern Heuristics, Optimization Problems", Springer, Berlin, 2011.

[17] G. Reinelt, TSPLIB - A traveling salesman problem library, ORSA Journal on Computing. (1991) 376–384.

[18] S. C. Esquivel and C. A. Coello Coello, "On the use of particle swarm optimization with multimodal functions", the 2003 Congress on Evolutionary Computation. IEEE Press, pp. 1130–1136, 2003.

[19] G. Nicholas, "An introduction to algorithms for continuous optimization", Oxford University Computing Laboratory and Rutherford Appleton Laboratory, 2006.

[20] K. Erwin, "Advanced Engineering Mathematics", 9th edition John Wiley & Sons, Inc., 1999.

[21] P. B. Stephen and L. Vandenberghe, "Convex Optimization", Cambridge University, pp. 129, 2004.

[22] C. Chiemchaisri, J. P. Juanga, and C. Visvanathan, "Municipal solid waste management in Thailand and disposal emission inventory", Springer Science and Business Media, pp. 34-41, 2006.

[23] R. A. Sarker and C. S. Newton, "Optimization Modelling A Practical Approach", CRC Press, Taylor & Francis Group, 2008.

[24] L. Huang, K. Wang, C. Zhou, W. Pang, L. Dong and L. Peng, "particle swarm optimization for traveling salesman problems", Journal of Ji Ling university, pp. 477 – 480, 2003.

[25] L. Zhong and H. Lei, "A Mixed Discrete Particle Swarm Optimization for TSP", 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering, pp. 208 – 211, 2010.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[26] R. Chiabwoot and K. Boontee, "Mutation Period Calculation for Particle Swarm Optimization", 1st International Symposium on Technology for Sustainability (ICETCIP 2011), pp. 213-216, 2011.

[27] R. A. Krohling and L. S. Coelho, "PSO-E: Particle swarm with exponential distribution", IEEE World Congress on Computational Intelligence, Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation Congress on Evolutionary Computation, pp. 5577-5582, 2006.

[28] N. Hiqushi and H. Iba, "Particle Swarm Optimization with Gaussian Mutation", IEEE Conf. Swam Intelligence Symposium (SIS), pp. 72–79, 2003.

[29] R. Thangaraj, M. Pant, and A. Abraham, "A new diversity guided particle swarm optimization with mutation", World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, pp. 294-299, 2009.

[30] P.S. Andrews, "An investigation into mutation operators for particle swarm optimization", IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 1044-1051, 2006.

[31] C. Pinkey, D. Kusum and P. Millie, "Power Mutation Embedded Modified PSO for Global Optimization Problems", SEMCCO, pp. 139-146, 2010.

[32] R. A. Krohling, "Gaussian particle swarm with jumps", the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Edinburgh, pp. 1226-1231, 2005.

[33] I. Muhammad, J. Hajira, A. Mubashir, A. Qamar, B. Waqas and A. Qamar, "Opposition based PSO and Mutation Operators", 2nd International Conference on Education Technology and Computer (ICETC), pp. 506- 508, 2010.

[34] Z. Qing, L. Changhe, L. Yong and K. Lishan, "Fast Multi-swarm Optimization with Cauchy Mutation and Crossover Operation", the 2nd international conference Advances in computation and Intelligence, pp. 344-352, 2007.

[35] W. JIAO, G. LIU, and D. LIU, "Elite Particle Swarm Optimization with Mutation", Asia Simulation Conference 7th Intl. Conf. on Sys. Simulation and Scientific Computing, pp. 800-803, 2008.

[36] R. Chiabwoot and K. Boontee, "Selective Crossover base on Fitness in Multi-Swarm Optimization", International Conference on Emerging Trends in Computer and Image Processing, pp. 12-15, 2011.

[37] Z. An, X. Shi, and J. Zhang "Family Particle Swarm Optimization with Piecewise Mutation Probability", American Journal of Engineering and Technology Research, pp. 2561-2565, 2011.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[38] D. Jiyang and Y. Jin, "Adaptive Mutation Based Particle Swarm Optimization Algorithm", UKACC International Conference on Control 2012 Cardiff, pp. 404-408, 2012.

[39] J. Liu, J. Sun, and W.B. Xu, "Quantum-behaved particle swarm optimization with mutation operator", Proc. 17th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, pp. 237-240, 2005.

[40] J. Tang and X. Zhao, "Particle Swarm Optimization with Adaptive Mutation WASE", International Conference on Information Engineering, pp. 234–237, 2009.

[41] X. Wu and M. Zhong, "Particle Swarm Optimization Based on Power Mutation", ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management, pp. 464–467, 2009.

[42] C. Li, S. Yang and I.A. Korejo, "An Adaptive Mutation operator for Particle Swarm", Proceedings of the 2008 UK Workshop on Computational Intelligence, pp. 165-170, 2008.

[43] M. Pant, R. Thangaraj and A. Abraham, "Particle swarm optimization using adaptive mutation", Proc. 19th International Conference on Database and Expert Systems Application, pp. 519-523, 2008.

[44] R. Hsin and C. Kuo-Hua, "Particle swarm optimization with mutation for the inspection allocation in reentrant production systems", Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics, pp. 1025-1030, 2011.

[45] A. Ratnaweera, S. K. Halgamuge and H. C. Watson, "Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 8, no. 3, pp. 240–255, 2004.

[46] D. Dumitrescu, B. Lazzerini, L.C. Jain and A. Dumitrescu, "Evolutionary Computation", CRC Press, 2000.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

จตุรงค์ ศรีบริกิจ และปานวิทย์ ธุวะนุติ "การปรับปรุง พาติเคิล สวอม ออพติไมเซชั่น โดยการประยุกต์การกลายพันธุ์สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย" การประชุมวิชาการระดับประเทศด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ (National Conference on Information Technology: NCIT) ครั้งที่ 7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประชุมวิชาการระดับประเทศด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ (National Conference on Information Technology: NCIT) ครั้งที่ 7

การปรับปรุง พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น โดยการประยุกต์การกลายพันธุ์ สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

จตุรงค์ ศรีบริกิจ1 และ ปานวิทย์ ฐุวะนุติ2

[1]คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
[2]คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
Emails: jaturong.sriborikit@gmail.com, panwit@it.kmitl.ac.th

บทคัดย่อ

ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Travelling Salesman Problem, TSP) เป็นปัญหาที่ได้รับความสนใจจากนักวิจัยอย่างต่อเนื่องเป็นระยะเวลายาวนานในการพัฒนาวิธีการในการหาคำตอบให้ดีและรวดเร็วมากขึ้น โดยในบทความนี้ได้นำเสนอการปรับปรุง พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น (Particle Swarm Optimization, PSO) โดยวิธีการกลายพันธุ์ (Mutation Operator) มาประยุกต์ใช้ เพื่อที่จะลดหรือแก้ปัญหา โลคอล ออพติมา (Local Optimal) ซึ่งจากผลการทดลองในงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่า การนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้กับ PSO จะได้รับผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพมากกว่า PSO แบบปกติ ในการแก้ไขปัญหา TSP

คำสำคัญ– พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น; การกลายพันธุ์; ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

1. บทนำ

PSO เป็นวิธีการที่ถูกนำมาใช้แก้ปัญหาออปติมัม (Optimum Problem) โดยถูกนำเสนอครั้งแรกโดย อีเบอฮาท (Eberhart) และเคนเนดี้ (Kennedy) [1], [2] ซึ่งได้รับแรงบันดาลใจมาจากพฤติกรรมการค้นหาอาหารของฝูงนก โดยเมื่อเปรียบเทียบ PSO กับวิธีการแก้ไขปัญหาออปติมัมวิธีอื่น เช่น ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithms, GAs) PSO สามารถแก้ไขปัญหาออปติมัมได้ดีกว่าในหลายปัญหา [3] เช่น ปัญหาฟังก์ชั่นการหาค่าออปติมัม, ปัญหาการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น อย่างไรก็ตาม PSO ก็มีข้อเสีย คือ PSO มีโอกาสที่จะติดอยู่ในโลคอล ออพติมา ได้ง่าย เพื่อแก้ไขข้อเสียนี้ นักวิจัย [4]-[6] ได้เสนอให้วิธีการกลายพันธุ์เพิ่มเข้าไปในขั้นตอนการทำงานของ PSO ซึ่งจากผลการทดลองสรุปได้ว่า วิธีการกลายพันธุ์ได้เพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบของ PSO

TSP คือ ปัญหาออปติมัมที่มีจุดประสงค์ในการหาเส้นทางที่สั้นที่สุด ที่ทำให้พนักงานขายสามารถเดินทางไปพบลูกค้าได้ครบทุกคนโดยใช้เวลาที่น้อยที่สุด

สำหรับ PSO สามารถนำมาประยุกต์ใช้แก้ TSP [7], [8] แต่อย่างไรก็ตาม PSO ก็ประสบปัญหาการติดอยู่ใน โลคอล ออพติมา ทำให้ผลลัพธ์การค้นหาคำตอบไม่มีประสิทธิภาพ จึงเป็นที่มาของงานวิจัยนี้ที่จะช่วยลดหรือแก้ปัญหา โลคอล ออพติมา โดยการนำวิธีการกลายพันธุ์เพิ่มเข้าไปในขั้นตอนการทำงานของ PSO เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการแก้ปัญหา TSP

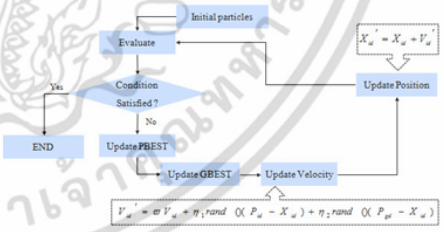
โดยงานวิจัยนี้จะนำ PSO แบบปกติ [7], [8] เปรียบเทียบกับ PSO ที่ได้เพิ่มวิธีการกลายพันธุ์ มาแก้ TSP ซึ่งผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า PSO ที่ได้เพิ่มวิธีการกลายพันธุ์ จะได้รับผลลัพธ์ที่ดีกว่า PSO แบบปกติ

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1. พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น

ใน PSO สมาชิกของประชากรถูกเรียกว่า อนุภาค โดยแต่ละอนุภาคจะมีตำแหน่งและความเร็วของตัวมันเอง แต่ละอนุภาคจะทำการเคลื่อนที่ตามความเร็วของตัวมันเอง, ตำแหน่งที่ดีที่สุดที่อนุภาคทั้งหมดเคยพบเจอ (GBEST) และตำแหน่งที่ดีที่สุดที่อนุภาคตัวนั้นเคยพบเจอ (PBEST)

การทำงานของ PSO เริ่มต้นโดยแต่ละอนุภาคจะถูกสุ่มตำแหน่งและความเร็วของตัวมันเอง ซึ่งแต่ละตำแหน่งของอนุภาคจะมีค่าความเหมาะสม (Fitness) ซึ่งค่าเหล่านี้ได้รับการคำนวณมาจากฟังก์ชั่นเป้าหมาย (Objective Function) โดยแต่ละรอบของการค้นหาคำตอบ แต่ละอนุภาคจะถูกปรับปรุงความเร็วและตำแหน่งของตัวเอง



รูปที่ 1. การทำงานของพาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 1 ในแต่ละรอบของอนุภาคจะทำการเปลี่ยนความเร็วและตำแหน่ง ตามสมการที่ 1 และ สมการที่ 2 ตามลำดับ

$$V_{id}' = \omega V_{id} + \eta_1 rand()(P_{id} - X_{id}) + \eta_2 rand()(P_{gd} - X_{id}) \quad (1)$$

$$X_{id}' = X_{id} + V_{id}' \quad (2)$$

โดย

X_{id} เป็นตัวแทนตำแหน่งปัจจุบันของอนุภาค i และมิติ d

X_{id} เป็นตัวแทนตำแหน่งก่อนหน้าของอนุภาค i และมิติ d

V_{id} เป็นตัวแทนความเร็วปัจจุบันของอนุภาค i และมิติ d

V_{id} เป็นตัวแทนความเร็วก่อนหน้าของอนุภาค i และมิติ d

P_{id} เป็นตัวแทน PBEST ของอนุภาค i และมิติ d

P_{gd} เป็นตัวแทน GBEST ของอนุภาค i และมิติ d

η_1 และ η_2 เป็นค่าคงที่อัตราเร่ง

$0 \le \omega < 1$ เป็นค่าความเฉื่อย

rand() คือ ค่าที่สุ่มที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 1

V_{min} และ V_{max} คือ ขอบเขตความเร็วของอนุภาค ถ้าการคำนวนความเร็วของอนุภาคเกินกว่าขอบเขตของค่าเหล่านี้ ความเร็วของอนุภาคนั้นจะถูกแทนที่ด้วยค่าเหล่านี้

2.2. การประยุกต์พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

เนื่องจาก PSO ถูกออกแบบมาสำหรับการแก้ปัญหาออปติมั่มประเภทต่อเนื่อง (continuous optimization problem) เพื่อให้ PSO สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาออปติมั่มประเภทเชิงจัดการ (combinatorial optimization problem) จึงต้องมีการปรับปรุงขั้นตอนการทำงานก่อน

โดยจากงานวิจัย [7] ได้เสนอ พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (A Discrete Particle Swarm Optimization for TSP, DPSO)

โดยแต่ละอนุภาคจะมีรูปแบบของมิติ เป็นลำดับของโนด (Node) เช่น 1, 2, 4, 3 หมายความว่า การเดินทางของพนักงานขายต้องเดินทางเริ่มต้นจากโนดที่ 1 ไป โนดที่ 2 ไป โนดที่ 4 ไป โนดที่ 3 และกลับมาโนดที่ 1 สำหรับการคำนวณค่าความเหมาะสมของแต่ละอนุภาค จะคำนวณได้จากระยะการเดินทางตามลำดับของโนดที่ได้จัดเรียงไว้ในอนุภาคแต่ละตัว ซึ่งจุดประสงค์ของ TSP คือ ต้องการจัดเรียงให้ค่าความเหมาะสมมีค่าน้อยที่สุด

เพื่อให้สามารถปรับปรุงความเร็วและตำแหน่งของอนุภาค สำหรับปัญหาในรูปแบบ TSP ได้ DPSO จึงต้องแก้ไขสมการปรับปรุงความเร็วและตำแหน่งของอนุภาค ดังนี้

$$V_{id}' = \omega \bullet V_{id} \oplus r_1 \bullet (P_{id} - X_{id}) \oplus r_2 \bullet (P_{gd} - X_{id}) \quad r_1, r_2, \omega \in [0,1] \quad (3)$$

$$X_{id}' = X_{id} + V_{id}' \quad (4)$$

โดย

$P_{id} - X_{id}$ และ $P_{gd} - X_{id}$ คือ พื้นฐานการสลับที่ของลำดับ

$\oplus$ คือ การบวกการสลับที่ของลำดับ

$\omega \bullet V_{id}$ และ $r_1 \bullet (P_{id} - X_{id})$ และ $r_2 \bullet (P_{gd} - X_{id})$ หมายความว่า การสลับที่ของลำดับใน V_{id} และ $P_{id} - X_{id}$ และ $P_{gd} - X_{id}$ จะยังคงลำดับนั้นเอาไว้ในความน่าจะเป็นของ ω และ r_1 และ r_2 ตามลำดับ

สำหรับสมการที่ 4 จะทำการปรับปรุงเนื่องจากค่าของสมการพาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่นเป็นค่าแบบความเป็นเชิงเส้น แต่ปัญหาของ TSP จะมีค่าการเปลี่ยนตำแหน่งและความเร็วเป็นคู่อันดับซึ่งเมื่อสลับลำดับของ X_{id} ตามลำดับที่อยู่ใน V_{id} จะทำให้ได้รับคำตอบใหม่ในการทดสอบ

สำหรับวิธีนี้มีการหักล้างการสลับตำแหน่งกัน ซึ่งจะไม่สอดคล้องกับหลักการทำงานของ PSO [8] เช่น $(P_{id} - X_{id}) \oplus (P_{gd} - X_{id}) = [(1, 2)] + [(1, 2)] = [\,]$ ซึ่งไม่ตรงตามหลักของ PSO ที่ PBEST และ GBEST ไปในทิศทางเดียวกันควรจะมีความเร็วเสริมกัน ผลจากการหักล้างการสลับตำแหน่งกัน ทำให้ผลลัพธ์การค้นหาคำตอบไม่ดีเท่าที่ควร

สำหรับงานวิจัย [8] ได้เสนอ พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น แบบผสมสำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (A Mix Discrete Particle Swarm Optimization for TSP, MDPSO) ซึ่งวิธีนี้ได้แก้ไขสมการปรับปรุงความเร็วและตำแหน่งของอนุภาค ดังนี้

$$\begin{aligned} X_{id} &= X_{id} \oplus \omega \bullet V_{id} \\ Z_{id} &= c_1 r_1 \bullet (P_{id} - X_{id}) \otimes c_2 r_2 \bullet (P_{gd} - X_{id}) \quad r_1, r_2, \omega \in [0,1] \\ X_{id}' &= X_{id} \oplus \omega \bullet Z_{id} \end{aligned} \quad (5)$$

สำหรับสมการของ MDPSO สัญลักษณ์ทั้งหมดจะเหมือนกับ DPSO ส่วนสัญลักษณ์ที่เพิ่มเติมขึ้นมานั้น มีรายละเอียดดังนี้

$\otimes$ คือ การคูณการสลับที่ของลำดับ

c_1 และ c_2 คือ ค่าคงที่โดยส่วนมากจะกำหนดให้มีค่าเป็น 1

โดยวิธีการทดลองนี้ จะไม่ประสบปัญหาการหักล้างการสลับตำแหน่งกัน เนื่องจาก $(P_{id} - X_{id})$ กับ $(P_{gd} - X_{id})$ ดำเนินการโดยการคูณการสลับที่ของลำดับ ซึ่งจะไม่หักล้างตำแหน่งซึ่งกันและกัน นอกจากนี้ได้เพิ่มความหลากหลายในการค้นหาคำตอบโดยการนำ $\omega \bullet Z_{id}$ ซึ่งช่วยหลีกเลี่ยงการติดอยู่ใน โลคอล ออพติมา อย่างไรก็ตามวิธีนี้ไม่ได้สร้างความหลากหลายให้กับประชากรอย่างแท้จริง แต่กลับเป็นการหน่วงให้อนุภาคเคลื่อนที่เข้าหา GBEST ช้าลง เนื่องจากผลจาก $\omega \bullet Z_{id}$ โดยที่ Z_{id} คือ ค่าที่มาจากผลต่างของตำแหน่งอนุภาคกับ PBEST และ GBEST ตามสมการที่ 5 ซึ่งถ้าหากมี ω ที่ทำให้เกิดการเปลี่ยนตาม GBEST บ้าง ไม่เปลี่ยนตามบ้าง ก็จะทำให้อนุภาคเข้าใกล้ GBEST ได้ช้าลง แต่สุดท้าย ลำดับของอนุภาคทั้งหมดเหมือน GBEST ถ้า GBEST ติดอยู่ในโลคอล ออพติมา ส่งผลให้อนุภาคทั้งหมดติดอยู่ในโลคอล ออพติมา หลังจากเกิดเหตุการณ์นี้ขึ้น คำตอบที่ได้จากค้นหาจะไม่ดีขึ้นเลย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. งานวิจัยที่นำเสนอ

3.1. การปรับปรุง พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น โดยการประยุกต์การกลายพันธุ์ สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

จากที่ได้กล่าวมาในหัวข้อก่อนหน้านี้ เพื่อที่จะแก้หรือลดปัญหาการติดในโลคอล ออพติมา จึงจำเป็นต้องเพิ่มเทคนิคใหม่ที่สามารถทำให้อนุภาคนั้น เคลื่อนที่ออกนอกเส้นทางการสู่เข้าหาสู่ GBEST หรือเพิ่มความหลากหลายของประชากรให้มากยิ่งขึ้น จึงเป็นที่มาของงานวิจัยนี้ที่จะเพิ่มประสิทธิภาพของ PSO สำหรับแก้ TSP โดยนำวิธีการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้ PSO เพื่อเพิ่มความหลากหลายของประชากร

วิธีการกลายพันธุ์จะทำการสุ่มสลับที่ของลำดับภายในอนุภาคใดๆ โดยที่การสลับที่นี้จะเพิ่มความหลากหลายของประชากร เพราะการสลับที่จะไม่มีทิศทางที่มุ่งเข้าหา GBEST เพียงอย่างเดียว แต่เป็นการสุ่มกระจายตัวออกไป ส่งผลให้มีโอกาสค้นหาคำตอบในบริเวณอื่น จึงมีโอกาสที่จะพบคำตอบที่ดีกว่าเดิม ดังนั้น การนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้ใน PSO สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการแก้ TSP ของ PSO

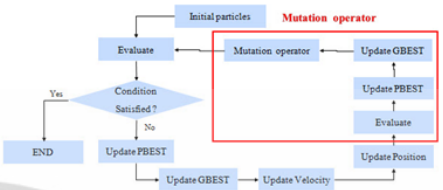
การนำวิธีการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้กับ DPSO จะเรียกวิธีนี้ว่า การประยุกต์การกลายพันธุ์กับ พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น สำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (A Discrete Particle Swarm Optimization with mutation for TSP, DPSOM)

สำหรับ ขั้นตอนการทำงานของวิธีนี้มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

1. Initial particles : ทำการเริ่มต้นสุ่มตำแหน่งและความเร็วของอนุภาคแต่ละตัว
2. Evaluate : คำนวณค่าความเหมาะสมตำแหน่งของอนุภาคแต่ละตัว
3. Update particle : เป็นการเปลี่ยนตำแหน่งและความเร็วของอนุภาคตามสมการที่ 3 และสมการที่ 4
4. Update P_{id} : ในแต่ละอนุภาค ถ้ามีค่าความเหมาะสมดีกว่าค่าความเหมาะสมของ PBEST ให้แทนที่ PBEST ด้วยอนุภาคตัวนั้น
5. Update P_{gd} : ในแต่ละอนุภาค ถ้ามีค่าความเหมาะสมดีกว่าค่าความเหมาะสมของ GBEST ให้แทนที่ GBEST ด้วยอนุภาคตัวนั้น
6. Update Velocity : คำนวณและปรับปรุงความเร็วของอนุภาคแต่ละอนุภาค ตามสมการที่ 3
7. Update Position : คำนวณและปรับปรุงตำแหน่งของอนุภาคแต่ละอนุภาค ตามสมการที่ 4
8. การกลายพันธุ์ : ประยุกต์ใช้การกลายพันธุ์ดังนี้

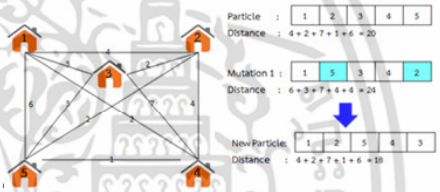
วนลูป I ถึง จำนวนอนุภาค
  วนลูป J ถึง จำนวนโนดทั้งหมดภายในอนุภาค
  ถ้า ค่าที่สุ่มในช่วง 0 ถึง 1 < ความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์
    K = ค่าที่สุ่มได้จากดัชนีอื่นซึ่งไม่เท่ากับ J
    สลับที่โนดที่อยู่ในดัชนี J กับ โนดที่อยู่ในดัชนี K
  จบเงื่อนไข
  จบลูป J
จบลูป I

9. Iterate : ถ้าค่าอนุภาคอยู่ในตำแหน่งที่ดีที่สุดแล้วจึงหยุด ถ้าไม่อยู่ในตำแหน่งที่ดีที่สุด ให้เริ่มทำขั้นตอนที่ 2 ใหม่



รูปที่ 2. วิธีการที่งานวิจัยที่ได้นำเสนอ

สำหรับการนำวิธีการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้กับ MDPSO จะเรียกวิธีนี้ว่า การประยุกต์การกลายพันธุ์กับ พาติเคิล สวอม ออปติไมเซชั่น แบบผสมสำหรับการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (A Mix Discrete Particle Swarm Optimization with mutation for TSP, MDPSOM) สำหรับขั้นตอนการทำงานของวิธีนี้เหมือนกับการทำงานของ DPSO แตกต่างที่ ขั้นตอนที่ 6 ใช้สมการ 5 แทนสมการที่ 3



รูปที่ 3. การประยุกต์ใช้งานวิจัยในการแก้ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

4. การทดลองและผลการทดลอง

การกลายพันธุ์สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของ PSO สำหรับแก้ TSP การทดลองนี้จึงได้เลือกชุดปัญหาของ TSP มาจาก TSPLIB [11] สำหรับการกำหนดพารามิเตอร์ (Parameters) สำหรับการทดลองนี้ ได้กำหนดไว้ดังนี้ ω = 0.8, R_1 = 0.7, R_2 = 0.7, C_1 และ C_2 ทั้ง 2 ถูกกำหนดเท่ากับ 1 จำนวนอนุภาคที่ใช้ในการทดลองคือ 200 อนุภาค สำหรับ PSO ที่ไม่มีขั้นตอนการกลายพันธุ์รอบในการค้นหาคำตอบ คือ 50000 รอบ แต่ PSO ที่มีการเพิ่มขั้นตอนการกลายพันธุ์ จำนวนรอบในการค้นหาคำตอบ คือ 25000 รอบ เพื่อให้จำนวนในการเดาคำตอบเท่ากัน สำหรับจำนวนครั้งในลองค้นหาคำตอบสำหรับแต่ละปัญหาของ TSP คือ 100 ครั้ง และความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ ถูกกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.005

สำหรับค่าที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพในการทดลองนี้มีดังนี้ The mean best fitness value หรือ MBF คือ ค่าเฉลี่ยของ GBEST ในรอบสุดท้ายของการค้นหาคำตอบจากการลองค้นหาคำตอบทั้งหมด (100 ครั้ง) MBF เป็นตัววัดประสิทธิภาพการแก้ TSP ของวิธีการที่นำมาทดลอง วิธีการใดได้รับค่า MBF ใกล้เคียงกับค่าที่ดีที่สุดที่เป็นมาตรฐาน

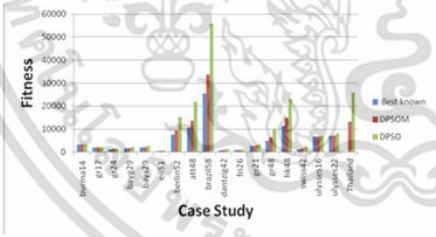
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธีการนั้นก็ยิ่งมีประสิทธิภาพในการแก้ TSP และสำหรับ Standard Deviation หรือ SD คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน SD เป็นตัววัดความน่าเชื่อถือของวิธีการที่นำมาทดลอง วิธีการใดได้รับค่า SD ยิ่งน้อยแสดงว่าวิธีการนั้นยิ่งมีความน่าเชื่อถือ

จากผลการทดลองตารางที่ 1 เมื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ MBF ระหว่าง DPSO กับ MDPSO และ DPSOM กับ MDPSOM พบว่า DPSOM และ MDPSOM ได้รับคำตอบที่ดีกว่า DPSO และ MDPSO ในทุกปัญหาที่อยู่ในตาราง ซึ่งแสดงให้เห็นว่า การนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์กับ PSO สามารถที่จะเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ PSO ได้ นอกจากนี้ เมื่อเปรียบเทียบ SD ของ DPSO กับ DPSOM และ MDPSO กับ MDPSOM พบว่า DPSOM และ MDPSOM ได้รับค่าที่น้อยกว่า DPSO และ MDPSO ในทุกปัญหาที่อยู่ในตาราง ซึ่งแสดงให้เห็นว่า การกลายพันธุ์ช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของ PSO

ตาราง 1. การทดลองเปรียบเทียบ DPSO กับ DPSOM บน TSP

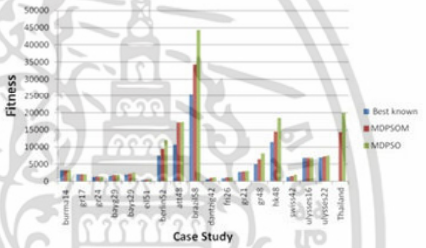
Technique	Best	DPSO		DPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD
burma14	3323	3369.12	95.924	3323	0
gr17	2085	2125.08	75.4246	2095.12	24.3102
gr24	1272	1633.4	107.763	1400.52	67.8021
bayg29	1610	2266.8	172.043	1799.58	93.2032
bays29	2020	2786.9	173.662	2289.74	126.765
eil51	426	834.437	51.2019	531.156	27.2546
berlin52	7542	15231.1	790.528	9402.92	485.603
att48	10628	21864.2	1696.11	13607.4	977.021
brazil58	25395	55750.9	4275.48	33647.4	2693.07
dantzig42	699	1406.06	94.1226	914.18	62.8615
fri26	937	1259.5	77.0127	1057.32	59.8986
gr21	2707	3439.47	264.766	2870.75	218.297
gr48	5046	10244.8	667.138	6416.01	425.348
hk48	11461	23045.3	1626.55	14825.4	1044.32
swiss42	1273	2333.3	144.146	1601.48	94.4212
ulysses16	6859	6917.93	145.122	6892.8	61.8907
ulysses22	7013	8063.6	582.448	7254.78	243.778
Thailand	-	25811.6	1829.13	13332.4	1319.3



รูปที่ 4. ผลการทดลองเปรียบเทียบระหว่าง DPSO กับ DPSOM

ตาราง 2. การทดลองเปรียบเทียบ MDPSO กับ MDPSOM บน TSP

Technique	Best	MDPSO		MDPSOM	
Problems	known	MBF	SD	MBF	SD
burma14	3323	3369.12	95.924	3323	0
gr17	2085	2125.08	75.4246	2095.12	24.3102
gr24	1272	1633.4	107.763	1400.52	67.8021
bayg29	1610	2266.8	172.043	1799.58	93.2032
bays29	2020	2786.9	173.662	2289.74	126.765
eil51	426	834.437	51.2019	531.156	27.2546
berlin52	7542	15231.1	790.528	9402.92	485.603
att48	10628	21864.2	1696.11	13607.4	977.021
brazil58	25395	55750.9	4275.48	33647.4	2693.07
dantzig42	699	1406.06	94.1226	914.18	62.8615
fri26	937	1259.5	77.0127	1057.32	59.8986
gr21	2707	3439.47	264.766	2870.75	218.297
gr48	5046	10244.8	667.138	6416.01	425.348
hk48	11461	23045.3	1626.55	14825.4	1044.32
swiss42	1273	2333.3	144.146	1601.48	94.4212
ulysses16	6859	6917.93	145.122	6892.8	61.8907
ulysses22	7013	8063.6	582.448	7254.78	243.778
Thailand	-	25811.6	1829.13	13332.4	1319.3



รูปที่ 5. ผลการทดลองเปรียบเทียบระหว่าง MDPSO กับ MDPSOM

5. สรุปผลการทดลอง

การนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้กับ PSO สามารถลดหรือแก้ไขปัญหาการติด โลคอล ออพติมา ดังนั้น การกลายพันธุ์จึงสามารถที่จะเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบของ PSO สำหรับการแก้ TSP โดยจากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า การนำการกลายพันธุ์มาประยุกต์กับ PSO สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการแก้ TSP โดยได้รับคำตอบที่ดีกว่าและความน่าเชื่อถือที่มากกว่า PSO ที่ไม่นำการกลายพันธุ์มาประยุกต์ใช้

เอกสารอ้างอิง

[1] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization," IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, pp. 1942 – 1948.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[2] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "A New Optimizer Using Particle Swarm Theory," Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995, pp. 39–43.

[3] R. Eberhart and Y. Shi, "Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization," The 7th Annual Conference on Evolutionary Programming, San Diego, 1998.

[4] A. Stacey, M. Jancic, and I. Grundy, "Particle swarm optimization with mutation," Proc. of the 2003 IEEE Congr. On Evol. Comput., 2003, pp. 1425 – 1430.

[5] Andrews P S., "An investigation into mutation operators for particle swarm optimization," Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Vancouver, 2006, pp. 1044 – 1051.

[6] R. Chiabwoot, K. Boontee, "Mutation Period Calculation for Particle Swarm Optimization," 1st International Symposium on Technology for Sustainability, 2011, pp. 213 – 216.

[7] L. Huang, K. Wang, C. Zhou, W. Pang, L. Dong and L. Peng, "Particle swarm optimization for traveling salesman problems," Journal of Ji Ling university (Science Edition), 2003, pp. 477 – 480.

[8] L. Zhong and H. Lei, "A Mixed Discrete Particle Swarm Optimization for TSP," 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE), 2010, pp. 208 – 211.

[9] A. Ratnaweera, S. K. Halgamuge, and H. C. Watson, "Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, pp. 240–255.

[10] C. Hanyong, O. Shunichi, Y. Kazuho, O. Hiroaki, "Improvement of Particle Swarm Optimization Application of the Mutation Concept for the Escape from Local Minima," 8th International Conference on Supply Chain Management and Information Systems, 2010, pp. 1–5.

[11] G. Reinelt, "TSPLIB - A traveling salesman problem library," ORSA Journal on Computing, 1991, pp. 376–384.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายจตุรงค์ ศรีบริกิจ
วัน เดือน ปีเกิด	30 สิงหาคม 2530
ที่อยู่	21/70 ม.ปรีชา ซ.รามคำแหง 76 แขวงหัวหมาก เขตบางกะปิ กรุงเทพมหานคร 10240
ประวัติการศึกษา	2553 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ประสบการณ์การทำงาน	2558 ตำแหน่ง System Administrator บริษัทยิบอินซอย จำกัด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้