การกลายพันธุ์แบบกรีดีร่วมกับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม

GREEDY MUTATION WITH PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

วีรกร พูนศิลป์
VEERAKORN POONSILP

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ.2558

KMITL-2015-EN-M-070-124

การกลายพันธุ์แบบกรีดีร่วมกับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม

GREEDY MUTATION WITH PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

วีรกร พูนศิลป์

VEERAKORN POONSILP

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2558

KMITL-2015-EN-M-070-124

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

GREEDY MUTATION WITH PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

VEERAKORN POONSILP

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN COMPUTER ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2015

KMITL-2015-EN-M-070-124

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2015
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การกลายพันธุ์แบบกรีดีร่วมกับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม
Thesis Title Greedy Mutation with Particle Swarm Optimization
นักศึกษา นายวีรกร พูนศิลป์
รหัสประจำตัว 55611503
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.บุญธีร์ เครือตราชู
หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2015-EN-M-070-124

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
รศ.ดร.เกียรติกูล	เจียรนัยธนะกิจ	
ผศ.ดร.จักรี	ศรีนนท์ฉัตร	
ผศ.ดร.ชุติเมษฎ์	ศรีนิลทา	
รศ.ดร.บุญธีร์	เครือตราชู	

วัน / เดือน/ ปี ที่สอบ วันจันทร์ที่ 13 กรกฎาคม พ.ศ. 2558 เวลา 15.00-17.00 น.
สถานที่สอบ ณ อาคาร ECC ห้อง ECC-808

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว

(รองศาสตราจารย์ ดร. คมสัน มาลีสี)
คณบดี คณะวิศวกรรมศาสตร์
วันที่ 13 กรกฎาคม พ.ศ. 2558

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การกลายพันธุ์แบบกรีดีร่วมกับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม
นักศึกษา	นายวีรกร พูนศิลป์
รหัสนักศึกษา	55611503
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2558
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.บุญธีร์ เครือตราชู

บทคัดย่อ

การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม (PSO) ได้จำลองการหาอาหารของนกหรือปลาเพื่อใช้ในการหาคำตอบเหมาะสมที่สุดต่อปัญหาแต่บ่อยครั้งมักติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ได้ง่าย เพื่อที่จะแก้ปัญหานี้จึงใช้การกลายพันธุ์แบบกรีดีร่วมกับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม (GMSPSO) เพื่อลดการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์และเพิ่มความน่าจะเป็นในการพบคำตอบเหมาะสมที่สุด วิธีการใหม่นี้ได้ถูกทดสอบโดยใช้ปัญหาฟังก์ชันมาตรฐานจำนวน 23 ฟังก์ชันและได้ผลลัพธ์คือ GMSPSO ค้นพบคำตอบโดยมีจำนวนการเรียกฟังก์ชันจุดประสงค์น้อยกว่า PSO มาตรฐาน, การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มที่มีการกลายพันธุ์แบบปรับค่าได้ (APSO) และการประยุกต์การกลายพันธุ์และรีโพซิชันกับวิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (MRPSO) ในฟังก์ชันส่วนใหญ่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis Title	Greedy Mutation with Particle Swarm Optimization
Student	Mr. Veerakorn Poonsilp
Student ID.	55611503
Degree	Master of Engineering
Program	Computer Engineering
Year	2015
Thesis Advisor	Assoc. Prof. Dr. Boontee Kruatrachue

ABSTRACT

Particle Swarm Optimization (PSO) simulates the forage of birds or fish to find an optimal solution, but it often traps in local optimum easily. To overcome this problem, greedy mutation along with particle swarm optimization (GMSPSO) are used to reduce trapping in local optimum and raise the probability to find an optimal solution. It is tested on the twenty three benchmark test functions. GMSPSO finds the optimal solution with less number of objective function calls than the standard PSO, PSO with Adaptive Mutation (APSO) and Applying Mutation and Reposition to Particle Swarm Optimization (MRPSO) in most of the functions.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีต้องขอขอบคุณรศ.ดร.บุญธีร์ เครือตราชูซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ให้ความรู้ที่จำเป็นในการทำงานวิจัยและยังคอยชี้แนะและให้คำปรึกษาเกี่ยวกับการวิจัยรวมถึงแนวทางการเขียนวิทยานิพนธ์ด้วยจนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์

ขอขอบคุณนายเฉียบวุฒิ รัตนวิไลสกุลซึ่งเป็นรุ่นพี่ที่คอยให้คำแนะนำเกี่ยวกับงานวิจัยและการเขียนเอกสารงานวิจัย

ขอขอบคุณเพื่อนใกล้ตัวที่คอยให้คำแนะนำด้านต่างๆจนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์ด้วยดี

สุดท้ายขอขอบคุณบิดาและมารดาที่ให้การช่วยเหลือในด้านต่างๆและคอยเป็นกำลังใจให้ตลอดมา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะไม่มีทางสำเร็จเลยถ้าไม่ได้บุคคลเหล่านี้คอยช่วยเหลือในด้านต่างๆจึงขอขอบคุณอีกครั้งหนึ่งมา ณ โอกาสนี้

วีรกร พูนศิลป์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....II
กิตติกรรมประกาศ.....III
สารบัญ.....IV
สารบัญตาราง.....VII
สารบัญรูป.....VIII

บทที่ 1 บทนำ.....1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....1
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา.....1
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....1
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....2
1.6 ขั้นตอนของการศึกษา.....2
1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย.....2
1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์.....2

บทที่ 2 นิยามและทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้อง.....4
2.1 การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม.....4
2.1.1 นิยามที่ใช้กับ PSO.....4
2.1.2 การทำงานของ PSO.....5
2.1.2.1 ตั้งค่าเริ่มต้น.....6
2.1.2.2 หาค่าความเหมาะสม.....6
2.1.2.3 ทำการอัพเดท PBEST และ GBEST.....7
2.1.2.4 ทำการอัพเดทความเร็วและคำตอบของแต่ละอนุภาค.....7
2.1.2.5 เงื่อนไขในการหยุดการค้นหา.....8
2.2 วิธีการปีนเขา.....8
2.2.1 วิธีการปีนเขาโดยการสุ่ม.....8
2.2.2 วิธีการปีนเขาโดยเลือกทางเลือกแรก.....8
2.3 การกลายพันธุ์.....9
2.4 การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มแบบที่มีการกลายพันธุ์.....9
2.4.1 ปัญหาการกลายพันธุ์เมื่อใช้ร่วมกับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม.....9
2.4.1.1 ปัญหากลายพันธุ์เร็ว.....9
2.4.1.2 ปัญหากลายพันธุ์ช้า.....10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.5 ปัญหาฟังก์ชันมาตรฐาน....10

บทที่ 3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง....13
3.1การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มที่มีการกลายพันธุ์แบบปรับค่าได้....13
3.1.1 การกลายพันธุ์....15
3.1.2 ค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิม....18
3.2 การประยุกต์การกลายพันธุ์และรีโพซิชันกับวิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค....20
3.2.1 การทำงานของ MRPSO....21
3.2.1.1 การกลายพันธุ์....23
3.2.1.2 การรีโพซิชัน....24

บทที่ 4 การประยุกต์การกลายพันธุ์ที่พัฒนาขึ้น....25

บทที่ 5 ผลการทดลอง....35
5.1 ปัญหาฟังก์ชันมาตรฐาน....35
5.2 การกำหนดพารามิเตอร์....35
5.3 ผลการทดลอง....36
5.3.1 ประเภทของผลการทดลองของ GMSPSO....41
5.3.1.1 พบคำตอบโดย PSO....41
5.3.1.2 พบคำตอบโดยการกลายพันธุ์....42
5.3.1.3 ไม่พบคำตอบ....43
5.3.1.4 พบคำตอบด้วยจำนวนรอบน้อย....44
5.3.1.5 พบคำตอบด้วยจำนวนรอบมาก....45

บทที่ 6 บทสรุปและข้อเสนอแนะ....47
6.1 สรุป....47
6.2 ข้อเสนอแนะ....48

เอกสารอ้างอิง....49

ภาคผนวก....50

ภาคผนวก ก. ปัญหาฟังก์ชันมาตรฐานที่ใช้ในการทดลอง....51

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

ภาคผนวก ข. ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....74

ภาคผนวก ค. ผลการทดลองเพิ่มเติม.....86

ประวัติผู้เขียน.....89

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า
4.1 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 0 ตั้งแต่รอบที่ 170-193 จากการทดลอง GMSPSO.....32
4.2 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 1 ตั้งแต่รอบที่ 170-193 จากการทดลอง GMSPSO.....33
5.1 แสดงรายละเอียดของปัญหาฟังก์ชันมาตรฐานต่างๆ.....35
5.2 แสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO.....36
5.3 แสดงค่าเฉลี่ย ค่าต่ำสุด และค่าสูงสุดของค่าความเหมาะสมและจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์รวมถึงจำนวนครั้งที่พบคำตอบของการทดลอง GMSPSO เป็นจำนวน 100 ครั้งในแต่ละฟังก์ชัน.....37
5.4 แสดงจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยและจำนวนครั้งที่พบคำตอบของการทดลอง 100 ครั้งของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO ในแต่ละฟังก์ชัน.....38
5.5 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 0 ตั้งแต่รอบที่ 330-350 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Holder.....41
5.6 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 1 ตั้งแต่รอบที่ 170-193 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Goldstein-Price.....42
5.7 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 0 ตั้งแต่รอบที่ 44,525-44,543 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Trid.....44
5.8 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 4 ตั้งแต่รอบที่ 0-1 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Shaffer's F6.....45
5.9 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 2 ตั้งแต่รอบที่ 510-533 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Beale.....45
ค.1 แสดงค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ยและจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยของการทดลอง 100 ครั้งของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO ในแต่ละฟังก์ชัน.....86

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 แสดงการทำงานของ PSO....6
2.2 กราฟแสดงปัญหา Rastrigin ที่มี 2 มิติ....11
2.3 จุดสุดสัมพัทธ์และจุดสุดสัมบูรณ์ในปริภูมิค้นหาของปัญหาที่มี 1 มิติ....12
3.1 แสดงขั้นตอนการทำงานของ APSO....14
3.2 แสดงการแจกแจงแบบเกาส์เซียนซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และค่าความแปรปรวนเป็น 1....16
3.3 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าของ tanh(a) และจำนวนจริง a ที่มีค่าตั้งแต่ 0 เป็นต้นไป.18
3.4 แสดงการทำงานของ MRPSO....22
4.1 แสดงการทำงานร่วมกันระหว่างการกลายพันธุ์แบบกรีดีและ PSO....27
4.2 แสดงการทำงานของการกลายพันธุ์....28
4.3 แสดงการทำงานของ GMSPSO....30
5.1 กราฟแสดงจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO ในทุกฟังก์ชัน....40
ก.1 แสดงฟังก์ชัน Ackley ขนาด 2 มิติ....51
ก.2 แสดงฟังก์ชัน Griewank ขนาด 2 มิติ....52
ก.3 แสดงฟังก์ชัน Rastrigin ขนาด 2 มิติ....53
ก.4 แสดงฟังก์ชัน Rosenbrock ขนาด 2 มิติ....54
ก.5 แสดงฟังก์ชัน Schwefel ขนาด 2 มิติ....55
ก.6 แสดงฟังก์ชัน Shaffer's F6 ขนาด 2 มิติ....56
ก.7 แสดงฟังก์ชัน Step ขนาด 2 มิติ....57
ก.8 แสดงฟังก์ชัน Cosine Mixture ขนาด 2 มิติ....58
ก.9 แสดงฟังก์ชัน Exponential ขนาด 2 มิติ....59
ก.10 แสดงฟังก์ชัน Sphere ขนาด 2 มิติ....60
ก.11 แสดงฟังก์ชัน Axis parallel hyper-ellipsoid ขนาด 2 มิติ....61
ก.12 แสดงฟังก์ชัน Multimod ขนาด 2 มิติ....62
ก.13 แสดงฟังก์ชัน Rotated hyper-ellipsoid ขนาด 2 มิติ....63
ก.14 แสดงฟังก์ชัน Zakharov ขนาด 2 มิติ....64
ก.15 แสดงฟังก์ชัน Cigar ขนาด 2 มิติ....65
ก.16 แสดงฟังก์ชัน Brown ขนาด 2 มิติ....66
ก.17 แสดงฟังก์ชัน Levy ขนาด 2 มิติ....67
ก.18 แสดงฟังก์ชัน Holder ขนาด 2 มิติ....68
ก.19 แสดงฟังก์ชัน Beale ขนาด 2 มิติ....69
ก.20 แสดงฟังก์ชัน Shubert ขนาด 2 มิติ....70
ก.21 แสดงฟังก์ชัน Goldstein-Price ขนาด 2 มิติ....71
ก.22 แสดงฟังก์ชัน Trid ขนาด 2 มิติ....72
ก.23 แสดงฟังก์ชัน Easom ขนาด 2 มิติ....73

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม (Particle Swarm Optimization หรือ PSO) [1] คือวิธีการในการหาคำตอบเหมาะสมที่สุดของปัญหาโดยใช้ประชากรช่วยในการค้นหาคำตอบซึ่งถูกคิดค้นขึ้นโดยเคนเนดีและเอเบอฮาตในปี ค.ศ.1995 ลักษณะการหาคำตอบของประชากรได้เลียนแบบมาจากการหาอาหารของนกหรือปลาในธรรมชาติ

PSO มีข้อดีคือ มีจำนวนพารามิเตอร์ให้ปรับน้อย นำเอาไปใช้ได้ง่าย มีการลู่เข้าสู่คำตอบได้เร็ว เพราะเหตุนี้ PSO จึงเป็นที่แพร่หลายและถูกนำเอาไปประยุกต์ใช้ในหลายๆด้าน แต่ก็มีข้อเสียคือ มีการลู่เข้าสู่คำตอบที่เร็วเกินไป และมักเกิดปัญหาการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์

เพื่อแก้ปัญหาการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ได้มีงานวิจัยนำเสนอการแก้ปัญหานี้ซึ่งได้แก่ การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มที่มีการกลายพันธุ์แบบปรับค่าได้ (APSO) [2] และการประยุกต์การกลายพันธุ์และรีโพซิชันกับวิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (MRPSO) [3] ทั้ง APSO และ MRPSO เป็นวิธีการที่ใช้การกลายพันธุ์รอบๆคำตอบร่วมกันกับ PSO เพื่อลดปัญหาดังกล่าว

ถึงแม้ว่า APSO และ MRPSO จะสามารถลดปัญหานั้นได้ก็ตามแต่ยังใช้เวลานานในการหาคำตอบเหมาะสมที่สุดต่อปัญหา ดังนั้นจึงมีแนวคิดที่จะลดเวลาในการหาคำตอบลงโดยการปรับวิธีการกลายพันธุ์ที่ใช้กับ PSO ในแบบที่แตกต่างจาก APSO และ MRPSO

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

เพื่อนำเสนอวิธีการใหม่ในการประยุกต์ใช้การกลายพันธุ์ที่ทำงานร่วมกันกับ PSO เพื่อลดเวลาที่ใช้ในการหาคำตอบลงโดยที่ยังสามารถลดปัญหาการติดอยู่ในจุดต่ำสุดสัมพัทธ์ของ PSO ได้ โดยจะเน้นไปที่ปัญหาประเภทปัญหาฟังก์ชันมาตรฐาน

1.3 สมมุติฐานของการศึกษา

จะเน้นไปที่การพัฒนาวิธีการในการประยุกต์ใช้การกลายพันธุ์ให้ทำงานร่วมกันกับ PSO เพื่อให้สามารถหาคำตอบได้เร็วขึ้นโดยที่ยังสามารถลดปัญหาการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ได้ใน PSO

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

APSO และ MRPSO นั้นใช้การกลายพันธุ์ช่วย PSO เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีกว่าเดิม แต่คำตอบเหล่านั้นก็ยังไม่ใช่คำตอบที่จุดสุดสัมบูรณ์ การไปให้ถึงจุดสุดสัมบูรณ์จึงเป็นหน้าที่ของ PSO ทำให้ใช้เวลาในการหาคำตอบมากและไม่สามารถมั่นใจได้ว่าจะค้นพบจุดสุดสัมบูรณ์ได้เสมอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพื่อที่จะลดเวลาในการหาคำตอบลง วิทยานิพนธ์นี้ประยุกต์การกลายพันธุ์ให้สามารถหาคำตอบไปจนถึงจุดสุดสัมพัทธ์ต่างๆทันทีเมื่อกลายพันธุ์ไปเจอคำตอบที่ดีกว่าเดิมเนื่องจากคำตอบเหมาะสมที่สุดจะอยู่ที่จุดใดจุดหนึ่งในจุดสุดสัมพัทธ์เหล่านั้น และเพื่อที่จะคงความสามารถในการแก้ปัญหาการติดอยู่ในจุดต่ำสุดสัมพัทธ์เหล่านั้นจะใช้ความสามารถของ PSO ในการทำให้อนุภาคหลุดพ้นการติดอยู่ในจุดต่ำสุดสัมพัทธ์เหล่านั้นโดยเคลื่อนที่ไปหาจุดที่ดีที่สุดซึ่งเป็นหนึ่งในจุดสุดสัมพัทธ์ทั้งหมดที่ผ่านมาในระหว่างการเคลื่อนที่แบบ PSO อนุภาคใดมีค่าความเหมาะสมดีขึ้นก็จะเริ่มเคลื่อนที่โดยใช้การกลายพันธ์เพื่อหาจุดสุดสัมพัทธ์ใหม่ต่อไป แม้วิธีนี้ไม่สามารถมั่นใจได้ว่าจะค้นพบจุดสุดสัมบูรณ์ได้เสมอเช่นเดียวกับ PSO แต่สามารถหาคำตอบได้เร็วขึ้น

1.5 ขอบเขตการวิจัย

1. พัฒนาวิธีการใช้การกลายพันธุ์ให้ทำงานร่วมกันกับ PSO เพื่อลดเวลาในการหาคำตอบลงโดยที่ยังสามารถแก้ปัญหาการติดอยู่ในจุดต่ำสุดสัมพัทธ์ได้
2. วิธีการที่พัฒนาขึ้นจะถูกทดสอบด้วยปัญหาฟังก์ชันมาตรฐาน

1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

1. ศึกษาทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องและปัญหาฟังก์ชันมาตรฐานต่างๆ
3. พัฒนาวิธีการประยุกต์ใช้การกลายพันธุ์ร่วมกันกับ PSO
4. ทำการทดลองและวิเคราะห์ผลของวิธีการใหม่นี้
5. สรุปผลการทดสอง
6. จัดทำเอกสารประกอบวิทยานิพนธ์

1.7 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

1. เครื่องคอมพิวเตอร์เซิร์ฟเวอร์ซึ่งมีหน่วยประมวลผลกลาง Intel Core i7 3.5 GHz 64 บิต และหน่วยความจำหลักขนาด 32 GB ลงระบบปฏิบัติการ Windows 7 64 บิต
2. โปรแกรม Microsoft Visual C++ 2010 Express

1.8 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

บทที่ 1 อธิบายถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา ความมุ่งหมาย วัตถุประสงค์ สมมติฐานของการศึกษา ทฤษฎี แนวคิดที่ใช้ในการวิจัย ขอบเขตการวิจัย ขั้นตอนของการศึกษา เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

บทที่ 2 อธิบายถึงนิยามรวมถึงทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้อง

บทที่ 3 อธิบายถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องซึ่งได้แก่ APSO และ MRPSO

บทที่ 4 อธิบายถึงวิธีการประยุกต์การกลายพันธุ์ให้ทำงานร่วมกันกับ PSO ซึ่งได้พัฒนาขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5 อธิบายถึงการทดลองและผลการทดลอง
บทที่ 6 กล่าวสรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
นิยามและทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้อง

2.1 การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม

การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม (Particle Swarm Optimization หรือ PSO) [1] เป็นวิธีการหาคำตอบเหมาะสมที่สุดซึ่งถูกจัดอยู่ในกลุ่มวิธีการเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Algorithm) วิธีนี้ใช้ประชากรในการค้นหาคำตอบโดยเลียนแบบการล่าหาอาหารของนกหรือปลาในธรรมชาติ

การหาอาหารของนกหรือปลานั้นมีลักษณะพิเศษคือ นกหรือปลาแต่ละตัวออกไปหาอาหาร ถ้านกหรือปลาตัวใดเจอแหล่งอาหารที่ดีกว่า นกหรือปลาตัวนั้นก็จะสื่อสารไปยังนกหรือปลาตัวอื่นๆแล้วนกหรือปลาตัวอื่นๆเหล่านั้นก็จะไปยังแหล่งอาหารที่นกหรือปลาตัวนั้นเจอ และถ้าระหว่างทางที่นกเหล่านั้นเคลื่อนที่ไปเจอคำตอบที่ดีกว่านกตัวอื่นๆก็จะเคลื่อนที่มายังคำตอบใหม่ PSO ก็มีลักษณะเช่นเดียวกันคือ ประชากรได้กระจายไปหาคำตอบตามที่ต่างๆ ถ้าประชากรตัวใดตัวหนึ่งเจอคำตอบที่ดีกว่าก็จะแจ้งไปยังประชากรตัวอื่นๆซึ่งประชากรเหล่านั้นก็จะเคลื่อนไปหาคำตอบในทิศทางของคำตอบนั้น และถ้าอีกตัวหนึ่งเจอคำตอบที่ดีกว่าตัวนั้นก็จะทำให้ตัวที่เหลือในประชากรหันเหไปหาคำตอบในทิศทางของคำตอบใหม่นั้นแทนคำตอบเดิม

2.1.1 นิยามที่ใช้กับ PSO

ปริภูมิค้นหา (Search Space) คือ เซตของคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมดของปัญหา

อนุภาค (Particle) คือ ตัวแทนในการค้นหาคำตอบในปริภูมิค้นหา

ประชากร (Population) คือ กลุ่มของอนุภาคที่ใช้ค้นหาคำตอบ ขนาดของประชากรจะคงที่ตลอดการค้นหา

คำตอบของอนุภาค (Position) คือ คำตอบในปริภูมิค้นหาที่เจอโดยอนุภาค

คำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาค (Personal Best Solution หรือ PBEST) คือ คำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาคที่เคยเจอมาตั้งแต่เริ่มทำการค้นหา อนุภาคแต่ละตัวสามารถมีคำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาคแตกต่างกันก็ได้

คำตอบที่ดีที่สุดของประชากร (Global Best Solution หรือ GBEST) คือ คำตอบที่ดีที่สุดที่เคยเจอมาโดยอนุภาคทุกตัวในประชากรตั้งแต่เริ่มทำการค้นหา

ความเร็วของอนุภาค (Velocity) คือ ความเร็วในการเคลื่อนที่ของอนุภาค ความเร็วของอนุภาคสามารถเปลี่ยนแปลงได้ตลอดการค้นหา

ความเร็วสูงสุด ($V_{\max}$) คือ ค่าสูงสุดของความเร็วของอนุภาค อนุภาคจะมีความเร็วอยู่ในช่วง $[-V_{\max}, V_{\max}]$ ในทุกมิติตลอดการค้นหา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รอบการทำงาน (Iteration) คือ การที่อนุภาคแต่ละตัวในประชากรได้เคลื่อนไปหาคำตอบใหม่ 1 คำตอบจนครบทุกตัว

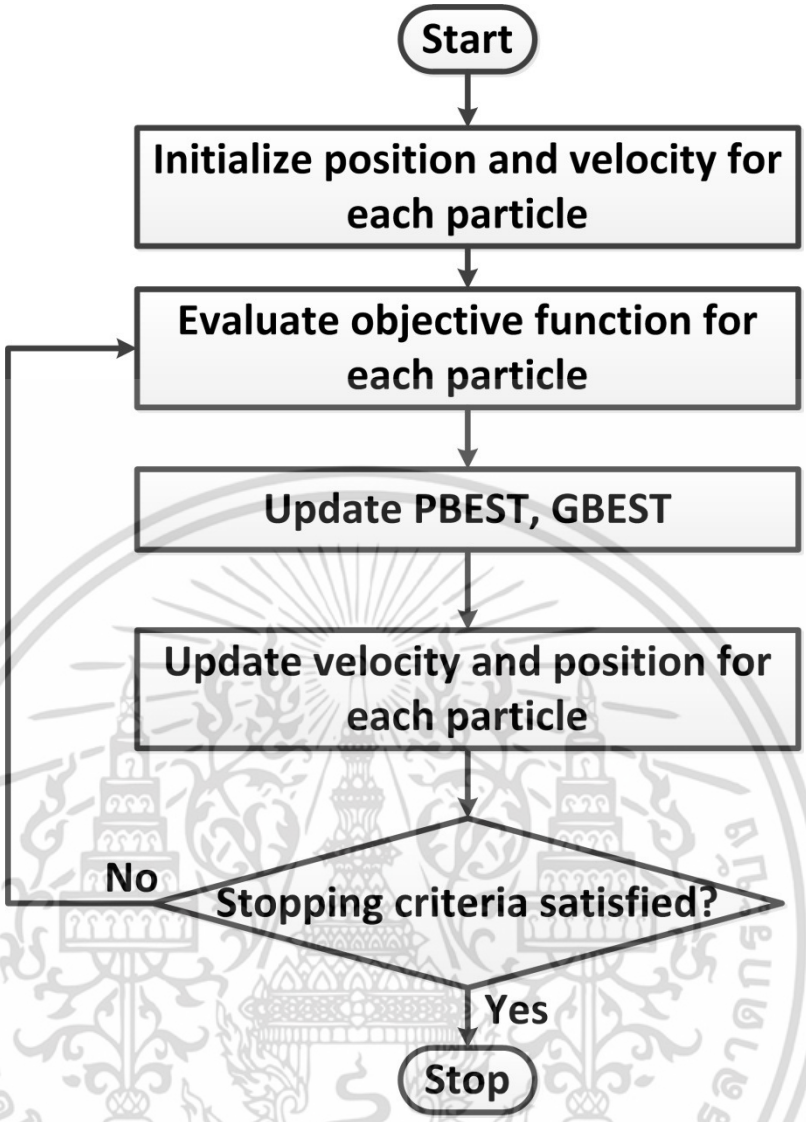
ค่าความเหมาะสม (Fitness) คือ ค่าที่บ่งบอกถึงความเหมาะสมของคำตอบ ใช้ชี้วัดว่าคำตอบดีเพียงใดหรือเหมาะสมเพียงใด ค่านี้เป็นผลลัพธ์จากการคำนวณของฟังก์ชันจุดประสงค์ (Objective Function)

ฟังก์ชันจุดประสงค์ (Objective Function) คือ ฟังก์ชันที่คำนวณค่าความเหมาะสมของคำตอบ

2.1.2 การทำงานของ PSO

ขั้นตอนการทำงานของ PSO ไปเป็นตามรูปที่ 2.1 จากรูปจะเห็นว่าในตอนเริ่มต้นค้นหาคำตอบนั้นอนุภาคทุกตัวจะถูกสุ่มคำตอบและความเร็วของอนุภาคทำให้อนุภาคอยู่ที่คำตอบต่างๆในปริภูมิและมีความเร็วที่ต่างกันไป จากนั้นคำตอบของอนุภาคจะถูกหาค่าความเหมาะสมแล้วนำเอาไปปรับปรุง PBEST และ GBEST แล้วอนุภาคทุกตัวในประชากรก็ทำการเคลื่อนที่ไปทาง PBEST และ GBEST โดยเปลี่ยนจากตำแหน่งเดิมไปยังตำแหน่งใหม่ด้วยการคำนวณความเร็วใหม่ตามสมการ 2.1 แล้วเอาไปคำนวณตำแหน่งใหม่ตามสมการ 2.2 ทำให้อนุภาคแต่ละตัวเปลี่ยนตำแหน่งไป 1 ครั้งหรือก็คืออนุภาคเคลื่อนที่ไป 1 ก้าว จากนั้นจึงตรวจสอบเงื่อนไขในการหยุดการค้นหา ถ้าไม่เป็นไปตามเงื่อนไขก็ทำรอบต่อไปนั่นคือกลับไปหาค่าความเหมาะสมของทุกอนุภาค ปรับปรุง PBEST และ GBEST และคำนวณความเร็วและตำแหน่งของอนุภาคอีกครั้งหนึ่ง แต่ถ้าตรงตามเงื่อนไขก็จะทำการหยุดการค้นหา จากที่กล่าวมาจะเห็นว่าทุกอนุภาคในประชากรจะเคลื่อนที่ไปเรื่อยๆจนกว่าจะเป็นไปตามเงื่อนไขอนุภาคจึงจะหยุดการค้นหาและในระหว่างค้นหาคำตอบอยู่นั้นอนุภาคเคลื่อนที่ไปทาง GBEST ทำให้อนุภาคทุกตัวสามารถมารวมกันได้หลังจากที่ทำการค้นหาคำตอบด้วยจำนวนรอบการทำงานที่มากพอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.1 แสดงการทำงานของ PSO

2.1.2.1 ตั้งค่าเริ่มต้น

อนุภาคทุกตัวในประชากรจะถูกกำหนดคำตอบและความเร็วเริ่มต้นโดยการสุ่มตอนเริ่มการค้นหานั่นคือ เมื่อเริ่มค้นหาอนุภาคแต่ละตัวจะมีคำตอบเริ่มต้นเป็นคำตอบจากการสุ่มในปริภูมิทำให้ทุกอนุภาคจะมีคำตอบที่ไม่ซ้ำกันและอาจจะกลายกระจายทั่วปริภูมิ ส่วนความเร็วของอนุภาคในแต่ละมิติจะถูกสุ่มให้อยู่ในช่วง $[-V_{\max}, V_{\max}]$ ดังนั้นอนุภาคแต่ละตัวจะมีความเร็วที่แตกต่างจากตัวอื่นๆได้

2.1.2.2 หาค่าความเหมาะสม

คำตอบของอนุภาคทุกตัวในประชากรจะถูกหาค่าความเหมาะสมโดยฟังก์ชันจุดประสงค์ ฟังก์ชันนี้จะรับคำตอบเข้าไปและให้ค่าความเหมาะสมของคำตอบนั้นกลับมาเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวเลขซึ่งสามารถเอาไปใช้เปรียบเทียบคำตอบได้ แล้วค่าความเหมาะสมของคำตอบของอนุภาคทุกตัวจะเอาไปใช้ช่วยในการอัพเดท PBEST และ GBEST ต่อไป

2.1.2.3 ทำการอัพเดท PBEST และ GBEST

คำตอบที่เป็น PBEST จะถูกแทนที่โดยคำตอบที่ดีกว่าซึ่งค้นพบโดยอนุภาค ส่วนคำตอบที่เป็น GBEST จะถูกแทนที่โดย PBEST ที่ดีที่สุดซึ่งดีกว่าคำตอบที่เป็น GBEST ถ้าคำตอบแย่กว่าก็จะไม่มีการแทนที่

2.1.2.4 ทำการอัพเดทความเร็วและคำตอบของแต่ละอนุภาค

ทำการคำนวณความเร็วและคำตอบของอนุภาคทุกตัวที่อยู่ในประชากร โดยทำการคำนวณความเร็วใหม่ของแต่ละอนุภาคตามสมการที่ 2.1

$$V_{id}^{'} = wV_{id} + c1 \times rand() \times \left(P_{id} - X_{id}\right) + c2 \times rand() \times \left(G_{d} - X_{id}\right) \qquad (2.1)$$

โดยที่

$V_{id}^{'}$ คือ ค่าในมิติที่ d ของความเร็วใหม่ของอนุภาคที่ i

w คือ ค่าน้ำหนักซึ่งอยู่ในช่วง [0,1) ใช้กำหนดความเฉื่อยของอนุภาค

V_{id} คือ ค่าในมิติที่ d ของความเร็วเดิมของอนุภาคที่ i

$c1$ คือ ค่าอัตราเร่งคงที่ซึ่งมีค่าเป็นบวก

$rand()$ คือ ค่าที่ได้จากการสุ่มซึ่งอยู่ในช่วง (0,1)

P_{id} คือ ค่าในมิติที่ d ของ PBEST ของอนุภาคที่ i

X_{id} คือ ค่าในมิติที่ d ของคำตอบเดิมของอนุภาคที่ i

$c2$ คือ ค่าอัตราเร่งคงที่ซึ่งมีค่าเป็นบวก

G_{d} คือ ค่าในมิติที่ d ของ GBEST

เมื่อทำการคำนวณความเร็วได้แล้วก็เอาความเร็วที่คำนวณได้นี้ไปคำนวณคำตอบของแต่ละอนุภาคตามสมการที่ 2.2

$$X_{id}^{'} = X_{id} + V_{id}^{'} \qquad (2.2)$$

โดยที่

$X_{id}^{'}$ คือ ค่าในมิติที่ d ของคำตอบใหม่ของอนุภาคที่ i

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.2.5 เงื่อนไขในการหยุดการค้นหา

PSO นี้มีเงื่อนไขในการหยุดการค้นหา เมื่อทำการค้นหาคำตอบแล้วทำให้เงื่อนไขนี้เป็นจริงก็ทำให้การค้นหาคำตอบหยุดลง แต่ถ้าเงื่อนไขนี้เป็นเท็จก็จะทำให้มีการค้นหาคำตอบต่อไป ตัวอย่างของเงื่อนไขได้แก่ จำนวนรอบการทำงานสูงสุด คำตอบมีค่าความเหมาะสมดีกว่าค่าที่กำหนด เป็นต้น

2.2 วิธีการปีนเขา

วิธีการปีนเขา (hill-climbing search algorithm) แบบปีนขึ้นที่สูงชัน (steepest-ascent version) [4] เป็นวิธีการค้นหาโดยการเปลี่ยนคำตอบไปยังคำตอบที่ดีกว่าคำตอบปัจจุบันและดีที่สุดของกลุ่มคำตอบที่อยู่ใกล้เคียงหรือกลุ่มนี้อาจได้มาจากการสุ่ม จากนั้นก็จะเลือกกลุ่มคำตอบที่ใกล้เคียงจุดที่เปลี่ยนคำตอบไปและคอยเปลี่ยนคำตอบไปยังจุดที่ดีที่สุดในกลุ่มนี้คอยเปลี่ยนคำตอบไปในทิศทางขึ้นเขานั่นเองจนกว่าจะถึงยอดเขาซึ่งไม่มีคำตอบใดที่ดีกว่าที่อยู่ใกล้เคียง รหัสเทียมของวิธีนี้สามารถแสดงได้ดังนี้

```
Initialize current
Loop do
    Select the highest-valued Neighbor to be the successor of the current position
    If (fitness of the select neighbor > fitness of current)
        then Current = neighbor
```

นอกจากนี้ยังมีวิธีการปีนเขาที่แตกต่างออกไปอีกหลายวิธี ได้แก่

2.2.1 วิธีการปีนเขาโดยการสุ่ม

วิธีการปีนเขาโดยการสุ่ม (stochastic hill climbing) [4] จะแตกต่างจากวิธีการปีนเขาแบบปีนขึ้นที่สูงชันคือ วิธีนี้จะสุ่มเลือกคำตอบที่อยู่ใกล้เคียงมากลุ่มหนึ่ง และจากคำตอบกลุ่มนี้จะสุ่มหาคำตอบโดยโอกาสในการเลือกคำตอบหนึ่งแปรผันตามความชันของคำตอบนั้นเนื่องจากเป็นการสุ่ม คำตอบที่ได้อาจเป็นคำตอบใดก็ได้ที่ดีกว่าคำตอบปัจจุบัน ดังนั้นจึงยังคงเป็นคำตอบหนึ่งในทิศทางขึ้นเขาแต่อาจจะไม่ใช่คำตอบที่ขึ้นไปชันที่สุดจากบรรดาคำตอบในทิศทางขึ้นเขาทั้งหมด

2.2.2 วิธีการปีนเขาโดยเลือกทางเลือกแรก

วิธีการปีนเขาโดยเลือกทางเลือกแรก (first-choice hill climbing) [4] เป็นวิธีการปีนเขาโดยการสุ่มอีกแบบหนึ่ง แต่แทนที่จะสุ่มเลือกคำตอบมากลุ่มหนึ่งแล้วค่อยเลือกคำตอบจากกลุ่มนั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธีนี้ก็จะสร้างคำตอบแบบสุ่มไปเรื่อยๆจนกว่าจะได้คำตอบที่ดีกว่าคำตอบปัจจุบัน วิธีนี้มีข้อดีคือเหมาะกับการที่มีคำตอบบริเวณใกล้เคียงจำนวนมาก

2.3 การกลายพันธุ์

การกลายพันธุ์ (mutation) คือ การเปลี่ยนคำตอบในบางมิติของอนุภาคซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm) [5] โดยจะเปลี่ยนจากค่าเดิมไปเป็นค่าใหม่ที่ไม่แตกต่างจากค่าเดิมมากนัก ดังนั้นการกลายพันธุ์มักทำในจำนวนมิติที่น้อยเมื่อเทียบกับจำนวนมิติทั้งหมดของอนุภาคซึ่งสามารถกำหนดได้ด้วย ความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ (Mutation Probability หรือ P_m) แต่ถ้าทำการกลายพันธุ์ในจำนวนมิติที่มากเมื่อเทียบกับจำนวนมิติทั้งหมดของอนุภาคจะเรียกว่าความน่าจะเป็นในการกระจายอนุภาค (Distribution Probability) การกลายพันธุ์นี้สามารถช่วยลดการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ได้

การกลายพันธุ์ประกอบด้วย 4 ส่วนคือ ส่วนประกอบที่ประยุกต์การกลายพันธุ์ เช่น คำตอบของอนุภาค, สมการที่ใช้ในการกลายพันธุ์, รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์ และจำนวนการกลายพันธุ์

2.4 การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มแบบที่มีการกลายพันธุ์

เนื่องจากการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มมักเกิดปัญหาในการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์มีงานวิจัยจำนวนมาก [2-3] ที่ลดปัญหานี้โดยใช้การกลายพันธุ์แต่ก็ยังไม่สามารถที่จะแก้หรือลดปัญหานี้ได้อย่างมีประสิทธิภาพเพราะมีปัญหาในการใช้การกลายพันธุ์ร่วมกับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม

2.4.1 ปัญหาการกลายพันธุ์เมื่อใช้ร่วมกับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม

เมื่อมีการใช้การกลายพันธุ์ก็จำเป็นต้องมีการปรับพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับการกลายพันธุ์ให้อยู่ในค่าที่เหมาะสม ถ้าพารามิเตอร์ไม่ได้อยู่ในค่าที่เหมาะสมก็จะเกิดปัญหาที่เกี่ยวกับการกลายพันธุ์ตามมาได้

2.4.1.1 ปัญหากลายพันธุ์เร็ว

ปัญหากลายพันธุ์เร็ว (Early Mutation Problem) คือ การที่การกลายพันธุ์ไปขัดขวางการลู่เข้าหาคำตอบของอนุภาคต่างๆจนทำให้อนุภาคต่างๆกระจายออกไปทำให้การค้นหากลายเป็นการค้นหาแบบสุ่มแทนเนื่องมาจากมีการกลายพันธุ์บ่อยเกินไปนั่นคือ รอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์มีค่าน้อยไปและมีการกลายพันธุ์มากเกินไป เมื่อเกิดปัญหานี้แล้วจะส่งผลให้คำตอบที่ได้นั้นแย่กว่าการไม่ใช้การกลายพันธุ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.1.2 ปัญหากลายพันธุ์ช้า

ปัญหากลายพันธุ์ช้า (Late Mutation Problem) คือ การมีการกลายพันธุ์ช้าเกินไปหลังจากที่อนุภาคต่างๆลู่เข้าหาคำตอบแล้วและติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์เนื่องมาจากรอบที่จะดำเนินการกลายพันธุ์มีค่ามากเกินไป เมื่อเกิดปัญหานี้แล้วทำให้การค้นหานั้นไม่มีประสิทธิภาพและสูญเสียโอกาสในการกระจายอนุภาคออกจากจุดสุดสัมพัทธ์เพื่อหาคำตอบใหม่

2.5 ปัญหาฟังก์ชันมาตรฐาน

ปัญหาฟังก์ชันมาตรฐาน (Benchmark Test Function) ที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้เป็นปัญหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุดจากคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมดปัญหาฟังก์ชันมาตรฐานที่ใช้นี้จะให้ค่าความเหมาะสมมากกว่าถ้าคำตอบแย่กว่าและจะให้ค่าความเหมาะสมน้อยกว่าถ้าคำตอบดีกว่าตัวอย่างเช่น ปัญหา Rastrigin ซึ่งแทนด้วยฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x) = 10d + \sum_{i=1}^{d}\left[x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)\right] \qquad (2.3)$$

โดย

x คือ คำตอบที่มี d มิติ

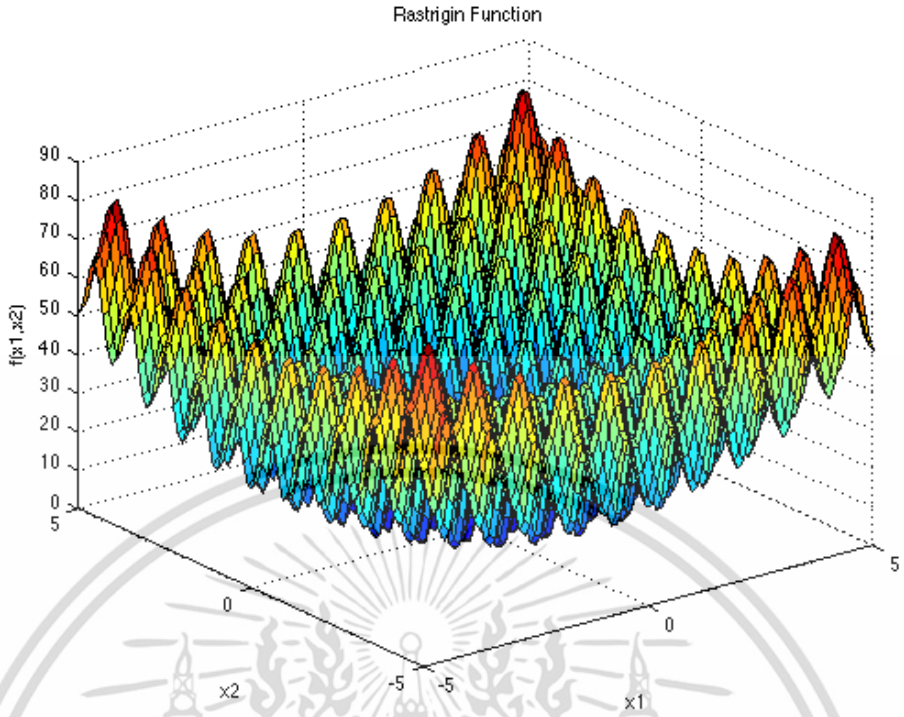
d คือ จำนวนมิติของปัญหา

x_i คือ ค่าในมิติที่ i ของ x มีค่าอยู่ในช่วง [-5.12, 5.12]

เป้าหมายของปัญหานี้คือ การหาค่าของ x ที่ทำให้ $f(x)$ มีค่าน้อยที่สุด และคำตอบของปัญหานี้คือ x = (0, 0, ..., 0) ซึ่งทำให้ $f(x)$ = 0

ในกรณีที่ปัญหานี้เป็นปัญหาที่มีเพียง 2 มิติ เราสามารถแสดงปัญหาในลักษณะกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าในมิติที่ 1 ของคำตอบแทนด้วย x1, ค่าในมิติที่ 2 ของคำตอบแทนด้วย x2 และค่าความเหมาะสมของคำตอบแทนด้วย f(x1, x2) ดังในรูปที่ 2.2

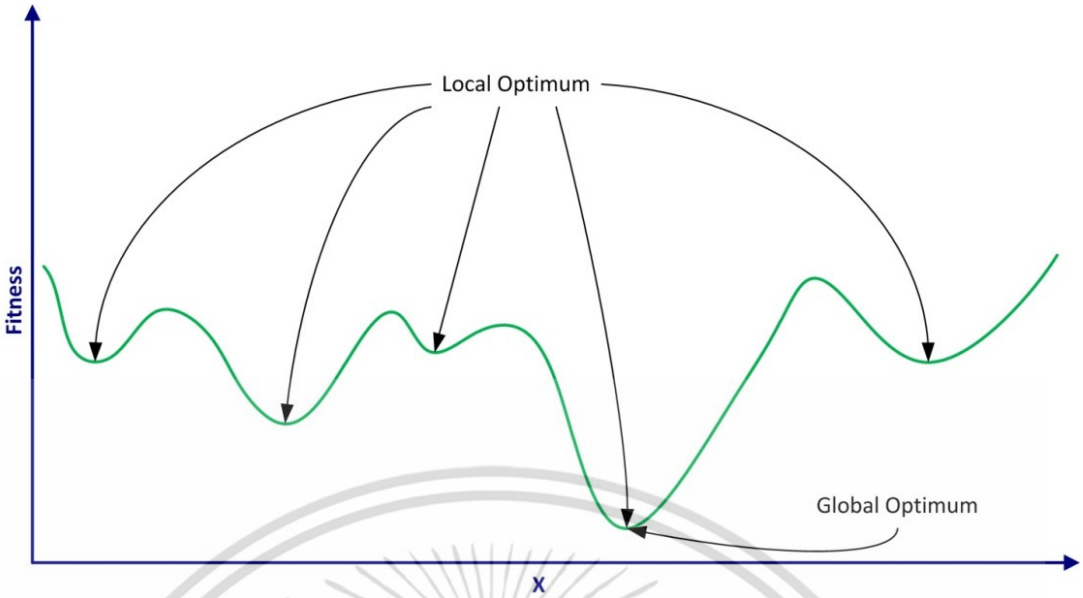
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.2 กราฟแสดงปัญหา Rastrigin ที่มี 2 มิติ

ในปริภูมิค้นหานั้นมีคำตอบที่มีค่าความเหมาะสมต่างๆกัน เราเรียกคำตอบที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดในบรรดาคำตอบที่อยู่ใกล้เคียงกันว่า จุดสุดสัมพัทธ์ (Local Optimum) และเราเรียกคำตอบที่มีค่าความเหมาะสมดีที่สุดในบรรดาคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมดว่า จุดสุดสัมบูรณ์ (Global Optimum) ในปัญหาหนึ่งๆอาจมีจุดสุดสัมพัทธ์เพียงจุดเดียวหรือหลายจุดก็ได้แต่จะมีจุดสุดสัมบูรณ์เพียงแค่จุดเดียวซึ่งเป็นจุดสุดสัมพัทธ์จุดใดจุดหนึ่งในจำนวนจุดสุดสัมพัทธ์เหล่านั้นตามรูปที่ 2.3 เราเรียกปัญหาที่มีจุดสุดสัมพัทธ์เพียงจุดเดียวว่า ปัญหาที่มีจุดสุดสัมพัทธ์เพียงจุดเดียว (Unimodal Problem) และเราเรียกปัญหาที่มีจุดสุดสัมพัทธ์หลายจุดว่า ปัญหาที่มีจุดสุดสัมพัทธ์หลายจุด (Multimodal Problem)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 จุดสุดสัมพัทธ์และจุดสุดสัมบูรณ์ในปริภูมิค้นหาของปัญหาที่มี 1 มิติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

3.1 การหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มที่มีการกลายพันธุ์แบบปรับค่าได้

วิธีนี้ถูกคิดค้นขึ้นโดยอัลฟี อลิเรซา (ALFI Alireza) [2] ซึ่งได้มีประยุกต์ใช้การกลายพันธุ์ร่วมกับการค้นหาแบบฝูงอนุภาค นอกจากนั้นมีการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมให้เปลี่ยนแปลงได้ในระหว่างการค้นหาโดยค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมและขนาดในการกลายพันธุ์เปลี่ยนค่าตามค่าความเหมาะสมของคำตอบที่ดีที่สุดของประชากร

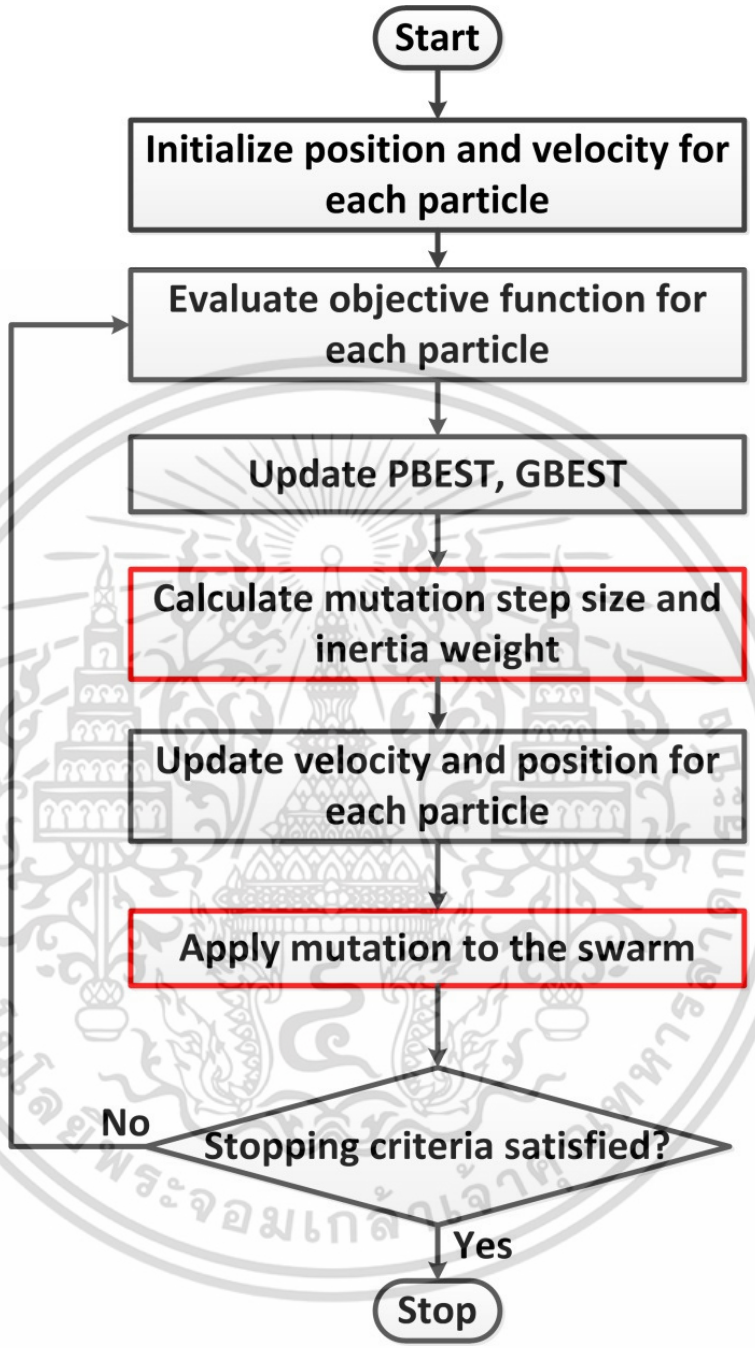
วิธีนี้จะทำการค้นหาแบบฝูงอนุภาคและโดยทำการกลายพันธุ์ไปพร้อมๆกันกับการเปลี่ยนตำแหน่งตามปกติของฝูงอนุภาค โดยอนุภาคทุกตัวในประชากรจะเคลื่อนที่เข้าหา PBEST และ GBEST เพื่อหาคำตอบที่ดีกว่าซึ่งอาจอยู่ระหว่าง PBEST และ GBEST แต่ทิศทางที่อนุภาคเคลื่อนที่ก็จะเอียงไปทางความเร็วเดิมด้วย (ซึ่งสามารถกำหนดได้ด้วยค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิม) เพื่อทำการค้นหาบริเวณใหม่ๆที่อยู่ใกล้อนุภาคเหล่านั้นซึ่งอาจนำไปสู่คำตอบที่ดีกว่าเดิมได้เช่นกัน และอนุภาคบางตัวจะถูกกลายพันธุ์เพื่อค้นหาบริเวณใหม่ๆในขอบเขตที่กว้างมาก (ซึ่งขอบเขตในการกลายพันธุ์สามารถกำหนดได้ด้วยขนาดในการกลายพันธุ์) ถ้าไม่มีการกลายพันธุ์การค้นหาคำตอบจะถูกจำกัดอยู่ภายในกลุ่มอนุภาคเท่านั้น ดังนั้นการกลายพันธุ์จึงขยายขอบเขตการค้นหาให้กว้างขึ้น

ในงานวิจัยนี้มีการปรับลดค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมเมื่อค่าความเหมาะสมของ GBEST ลดลงเป็นผลให้ความเอียงไปทางความเร็วเดิมของการเคลื่อนที่ของอนุภาคก็จะลดลง นอกจากนี้ยังทำให้ขนาดในการกลายพันธุ์ลดลงตามการลดลงของความเหมาะสมของ GBEST เป็นผลให้ขอบเขตในการกลายพันธุ์ก็จะแคบลง อนุภาคจะเคลื่อนที่เข้าหา PBEST และ GBEST ตรงขึ้นและทำการค้นหาบริเวณใหม่ๆด้วยการกลายพันธุ์ในขอบเขตที่แคบลงกว่าเดิมเนื่องจากต้องการไม่ให้อนุภาคต่างๆกระจายออกจาก GBEST และสามารถลู่เข้าไปหาจุดสุดสัมบูรณ์ได้ถ้าจุดสุดสัมบูรณ์อยู่ใกล้ GBEST นอกจากนี้การกลายพันธุ์ที่ใช้นี้จะกลายพันธุ์ตำแหน่งของอนุภาคแบบสุ่มไปยังตำแหน่งที่ใกล้ด้วยความน่าจะเป็นที่มากกว่าตำแหน่งที่ไกลกว่าเนื่องมาจากมีการใช้การแจกแจงแบบเกาส์เซียนในการกลายพันธุ์

ดังนั้นวิธีการที่งานวิจัยนี้นำเสนอก็จะมีการทำงานเหมือนกับ PSO ทุกอย่างยกเว้นว่าค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมเปลี่ยนแปลงไปตามค่าความเหมาะสมของ GBEST ในระหว่างค้นหา มีการกลายพันธุ์หลังจากคำนวณความเร็วและตำแหน่งของอนุภาคทุกตัวเรียบร้อยแล้วซึ่งขนาดในการกลายพันธุ์ก็จะเปลี่ยนแปลงไปตามค่าความเหมาะสมของ GBEST เช่นเดียวกัน โดยการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมและขนาดในการกลายพันธุ์จะทำทุกรอบการทำงานก่อนการคำนวณความเร็วและตำแหน่งของอนุภาค

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนการทำงานของ APSO เป็นไปตามรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 แสดงขั้นตอนการทำงานของ APSO

จากรูปที่ 3.1 จะเห็นว่ามีการกำหนดความเร็วและตำแหน่งเริ่มต้นของทุกอนุภาคในประชากร หาค่าความเหมาะสมของตำแหน่งของอนุภาคทุกตัวในประชากร ทำการอัพเดท PBEST และ GBEST เช่นเดียวกับ PSO ต่อมาคือคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมและขนาดในการกลายพันธุ์ซึ่ง PSO ไม่มีการคำนวณเช่นนี้ ถัดมาคือทำการคำนวณความเร็วใหม่และตำแหน่งใหม่ของอนุภาคทุกตัวในประชากรเช่นเดียวกับ PSO แต่จะคำนวณโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมที่คำนวณได้ก่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หน้านี้หลังจากทำการคำนวณแล้วก็จะทำการกลายพันธุ์โดยใช้ขนาดในการกลายพันธุ์ที่คำนวณได้ก่อนหน้านี้ซึ่งแตกต่างจาก PSO มาตรฐานที่ไม่มีการกลายพันธุ์ สุดท้ายก็ทำการตรวจสอบเงื่อนไขในการหยุดการค้นหาเช่นเดียวกับ PSO

3.1.1 การกลายพันธุ์

เพื่อเพิ่มโอกาสในการค้นพบบริเวณใหม่ๆงานวิจัยนี้จึงได้เพิ่มการกลายพันธุ์เข้าไปใน PSO การกลายพันธุ์ในงานวิจัยนี้ทำโดยการเลือกอนุภาคมา 1 ตัวจากประชากรแบบสุ่ม แล้วทำการกลายพันธุ์ตำแหน่งของอนุภาคนั้นด้วยการใช้ค่าที่สุ่มได้จากการแจกแจงแบบเกาส์เซียนไปคูณกับขนาดในการกลายพันธุ์แล้วเอาไปบวกเข้ากับตำแหน่งของอนุภาคที่ถูกกลายพันธุ์ โดยขนาดในการกลายพันธุ์เปลี่ยนแปลงตามค่าความเหมาะสมของ GBEST โดยถ้าค่าความเหมาะสมของ GBEST มีค่ามากแล้วขนาดในการกลายพันธุ์ก็จะมีค่ามากตามไปด้วย แต่ถ้าค่าความเหมาะสมของ GBEST มีค่าน้อยแล้วขนาดในการกลายพันธุ์ก็จะมีค่าน้อยตามไปด้วย การทำเช่นนี้เนื่องมาจากแนวคิดที่ว่าถ้าค่าความเหมาะสมของ GBEST มีค่ามากนั่นอาจหมายความว่าอนุภาคต่างๆยังอยู่ไกลจากจุดสุดสัมบูรณ์ก็จะทำการกลายพันธุ์ในบริเวณกว้างๆเพื่อให้เจอบริเวณใหม่ๆซึ่งอาจนำไปสู่จุดสุดสัมบูรณ์ แต่ถ้าค่าความเหมาะสมของ GBEST มีค่าน้อยนั่นอาจหมายความว่าอนุภาคต่างๆอยู่ใกล้จุดสุดสัมบูรณ์แล้วก็ควรให้อนุภาคกลายพันธุ์ในบริเวณแคบๆเพื่อไม่ให้อนุภาคต่างๆกระจายออกจาก GBEST ดังนั้นอนุภาคที่กลายพันธุ์แทนที่จะค้นหาบริเวณใหม่ก็จะช่วยค้นหาบริเวณ GBEST แทน การกลายพันธุ์แบบนี้นอกจากจะทำการเปลี่ยนตำแหน่งของอนุภาคให้เป็นตำแหน่งใหม่ภายในระยะทางซึ่งถูกกำหนดด้วยขนาดในการกลายพันธุ์แล้วยังทำการเปลี่ยนตำแหน่งของอนุภาคไปยังตำแหน่งใหม่ที่อยู่ใกล้ตำแหน่งเดิมด้วยโอกาสที่มากกว่าตำแหน่งใหม่ที่ไกลออกไปทั้งนี้เนื่องมาจากการแจกแจงแบบเกาส์เซียน

การกลายพันธุ์ทำโดยการเลือกอนุภาค 1 อนุภาคแบบสุ่มจากประชากรมาทำการกลายพันธุ์ด้วยสมการที่ 3.1 ดังนี้

$$X_d = X_d + M \times RandomGaussian() \qquad (3.1)$$

โดย

X_d คือ คำตอบที่มิติ d ของอนุภาคที่ทำการกลายพันธุ์

M คือ ขนาดในการกลายพันธุ์

$RandomGaussian()$ คือ ค่าที่สุ่มได้จากการแจกแจงแบบเกาส์เซียน (Gaussian Distribution หรือ Normal Distribution) ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และค่าความแปรปรวนเป็น 1 โดยเป็นไปตามสมการที่ 3.2 [6] และรูปที่ 3.2 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$f(x;\mu,\sigma)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-(x-\mu)^2/(2\sigma^2)} \qquad (3.2)$$

โดย

$f(x;\mu,\sigma)$ คือฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นแบบต่อเนื่อง (continuous probability density function)

x มีค่าอยู่ในช่วง (-∞, ∞)

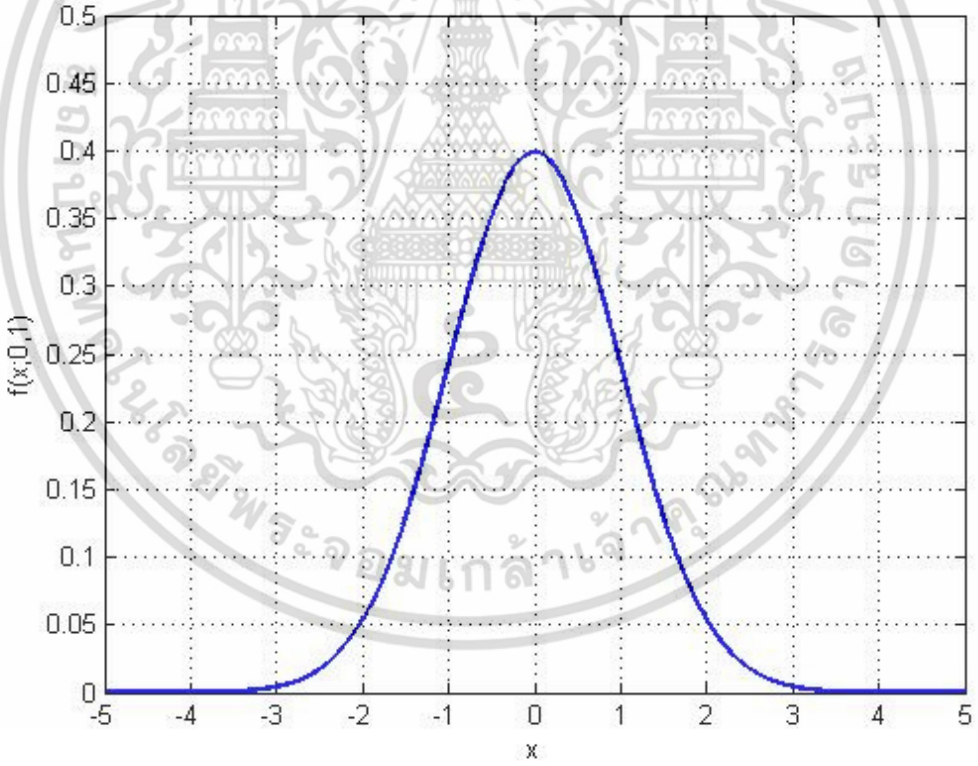
μ คือ ค่าเฉลี่ยของการแจกแจง มีค่าเป็น 0

σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของการแจกแจง มีค่าเป็น 1

σ^2 คือ ค่าความแปรปรวน มีค่าเป็น 1

π คือ ค่าคงที่ มีค่าเป็น 3.14159

e คือ ค่าคงที่ มีค่าเป็น 2.71828



รูปที่ 3.2 แสดงการแจกแจงแบบเกาส์เซียนซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และค่าความแปรปรวนเป็น 1

จากรูปที่ 3.2 จะเห็นว่าการแจกแจงแบบเกาส์เซียนมีลักษณะระฆังคว่ำโดยมีพื้นที่ใต้กราฟเป็น 1 ส่วนยอดบนสุดอยู่ที่ x=0 ส่วนฐานของระฆังมีค่า $f(x;\mu,\sigma)$ ใกล้ 0 แต่ไม่เป็น 0 จึงทำให้ค่าที่สุ่มได้มีค่าอยู่ในช่วง (-∞, ∞) โดยค่าที่สุ่มได้มักจะอยู่ใกล้ 0 และจะอยู่ไกลจาก 0 ไม่บ่อยนัก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หรือก็คือ มีโอกาสที่จะสุ่มได้ค่าที่ใกล้ 0 มากกว่าค่าที่ไกลจาก 0 นั่นเองนั่นหมายความว่าอนุภาคมีโอกาสจะถูกกลายพันธุ์ไปตำแหน่งที่ใกล้มากกว่าตำแหน่งที่ไกลจากตำแหน่งเดิมนั่นเอง นอกจากนี้ค่าที่สุ่มได้สามารถเป็นบวกและลบด้วยความน่าจะเป็น 0.5 เท่ากัน

จากสมการที่ 3.1 จะเห็นว่า $RandomGaussian()$ อาจเป็นค่าที่เป็นบวกหรือเป็นลบก็ได้ทำให้คำตอบในมิติ d อาจมีค่าเพิ่มขึ้นหรือลดลงก็ได้ เมื่อคำตอบในทุกมิติอาจมีค่าเพิ่มขึ้นหรือลดลงขึ้นอยู่กับค่าที่สุ่มได้ทำให้สมการที่ 3.1 ทำการกลายพันธุ์บริเวณรอบๆคำตอบในทิศทางใดก็ได้ โดยโอกาสในการกลายพันธุ์ในจุดใกล้คำตอบมีมากกว่าจุดที่ไกลจากคำตอบเนื่องจากใช้การแจกแจงแบบเกาส์เซียนในการสุ่มค่า

ขนาดในการกลายพันธุ์สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3.3 ดังนี้

$$M = Upperbound \times \tanh\left[\frac{1}{\alpha} \times F(G)\right] \tag{3.3}$$

โดย

M คือ ขนาดในการกลายพันธุ์ มีค่าตั้งแต่ 0 ถึงค่า $Upperbound$

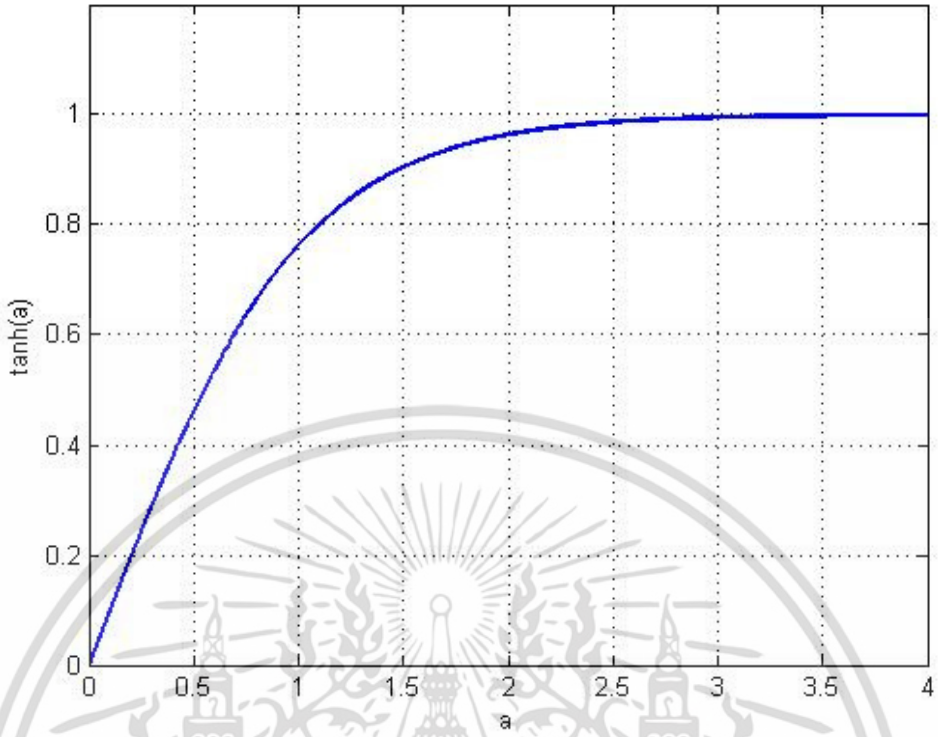
$Upperbound$ คือ ค่าสูงสุดที่เป็นไปได้ของปริภูมิค้นหา ตัวอย่างเช่น ทำการค้นหาคำตอบของปัญหาฟังก์ชันมาตรฐาน Rastrigin โดยค้นหาคำตอบในช่วง [-5.12, 5.12] ในทุกมิติ $Upperbound$ ก็คือค่า 5.12

$\tanh()$ คือ ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (hyperbolic tangent function) ซึ่งให้ค่าในช่วง [0, 1] ลักษณะของฟังก์ชันนี้แสดงดังรูปที่ 3.3

α คือ ค่าคงที่ซึ่งมีค่ามากกว่า 0 เราสามารถกำหนดค่าให้เท่ากับค่าใดก็ได้หรือจะกำหนดให้เท่ากับค่าความเหมาะสมของคำตอบที่ดีที่สุดของประชากรเริ่มต้นก็ได้

$F(G)$ คือ ค่าความเหมาะสมของคำตอบที่ดีที่สุดของประชากรซึ่งมีค่าตั้งแต่ 0 เป็นต้นไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.3 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าของ tanh(a) และจำนวนจริง a ที่มีค่าตั้งแต่ 0 เป็นต้นไป

จากสมการที่ 3.3 จะเห็นว่าค่า $F(G)$ มีค่าตั้งแต่ 0 เป็นต้นไปและ α มีค่ามากกว่า 0 ทำให้ tanh() ให้ค่าในช่วง [0, 1] เมื่อ *Upperbound* คูณกับค่าจาก tanh() ทำให้ M มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึงค่า *Upperbound* ถ้าค่า $F(G)$ มีค่ามากทำให้ M มีค่ามากและถ้าค่า $F(G)$ มีค่าน้อยทำให้ M มีค่าน้อยตามไปด้วย

การที่ $F(G)$ มีค่ามาก (อนุภาคต่างๆอาจอยู่ไกลจากจุดสุดสัมบูรณ์ และคำตอบที่ดีที่สุดของประชากรก็อาจอยู่ไกลจากจุดสุดสัมบูรณ์ด้วย) แล้วทำให้ M มีค่ามากนั้นเพื่อให้อนุภาคที่ถูกกลายพันธุ์สามารถค้นหาบริเวณใหม่ๆซึ่งอาจมีจุดสุดสัมบูรณ์อยู่ในบริเวณใหม่ๆเหล่านั้น ส่วนการที่ $F(G)$ มีค่าน้อย (อนุภาคต่างๆอาจอยู่ใกล้จุดสุดสัมบูรณ์และคำตอบที่ดีที่สุดของประชากรก็อาจอยู่ใกล้จุดสุดสัมบูรณ์ด้วย) แล้วทำให้ M มีค่าน้อยนั้นเพื่อให้อนุภาคต่างๆไม่กระจายออกไปจากคำตอบที่ดีที่สุดของประชากรและยังทำให้อนุภาคที่ถูกกลายพันธุ์นั้นทำการค้นหาบริเวณใกล้คำตอบที่ดีที่สุดของประชากรอีกด้วย

3.1.2 ค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิม

สำหรับ PSO แล้วค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมเป็นค่าคงที่ทำให้อนุภาคเคลื่อนที่เอียงไปทางความเร็วเดิมมากบ้างน้อยบ้างขึ้นอยู่กับพจน์ที่ 2 หรือ 3 ในสมการ 2.1 แต่ในงานวิจัยนี้มี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การใช้ค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมที่สามารถเปลี่ยนค่าได้ตลอดการค้นหาทำให้อนุภาคเคลื่อนที่เอียงไปทางความเร็วเดิมขึ้นอยู่กับทุกพจน์ในสมการ 2.1 ถึงแม้เราจะไม่สามารถควบคุมการเอียงไปทางความเร็วเดิมได้ผ่านพจน์ที่ 2 และ 3 แต่เราก็ยังสามารถควบคุมผ่านพจน์ที่ 1 ได้นั่นคือการควบคุมผ่านค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมนั่นเอง ถ้าค่าสัมประสิทธิ์มีค่ามากอนุภาคก็เคลื่อนที่เอียงมาก ถ้าค่าสัมประสิทธิ์มีค่าน้อยอนุภาคก็เคลื่อนที่เอียงน้อย การที่อนุภาคเคลื่อนที่เอียงมากทำให้อนุภาคมีโอกาสเพิ่มในการค้นพบบริเวณใหม่ๆซึ่งอาจนำไปสู่การค้นพบจุดสุดสัมบูรณ์ได้ ในขณะที่การที่อนุภาคเอียงน้อยนั่นคืออนุภาคเคลื่อนที่ไปในทิศทาง PBEST และ GBEST ตรงมากขึ้นก็ทำให้อนุภาคมีโอกาสน้อยในการค้นพบบริเวณใหม่ๆแต่จะไปเพิ่มโอกาสในการค้นหาคำตอบบริเวณระหว่าง PBEST และ GBEST มากขึ้น ดังนั้นการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมเป็นการปรับโอกาสในการค้นพบบริเวณใหม่ๆและโอกาสในการค้นหาคำตอบแถวๆ GBEST ฉะนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้ใช้ค่าสัมประสิทธิ์ที่เปลี่ยนแปลงตามค่าความเหมาะสมของ GBEST โดยมีแนวคิดว่าถ้าค่าความเหมาะสมของ GBEST มีค่ามากนั่นอาจหมายความว่าอนุภาคต่างๆอยู่ไกลจากจุดสุดสัมบูรณ์ เพื่อที่จะเพิ่มโอกาสในการค้นพบจุดสุดสัมบูรณ์ก็ต้องเพิ่มโอกาสในการค้นพบบริเวณใหม่ๆนั่นคือต้องไปปรับให้ค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมมีค่ามาก แต่เมื่อค่าความเหมาะสมของ GBEST มีค่าน้อยนั่นอาจหมายความว่าอนุภาคต่างๆอาจอยู่ใกล้จุดสุดสัมบูรณ์แล้ว สิ่งที่ต้องทำในเวลานี้คือควรจะค้นหาบริเวณใกล้ๆ GBEST เพราะจุดสุดสัมบูรณ์อาจจะอยู่ที่นั่น ดังนั้นควรจะลดค่าสัมประสิทธิ์ลง จากที่กล่าวมาสรุปได้ว่าเพื่อที่จะเพิ่มโอกาสในการค้นพบจุดสุดสัมบูรณ์ให้มากขึ้นก็ต้องให้อนุภาคต่างๆค้นหาบริเวณใหม่ๆเมื่ออนุภาคอยู่ไกลจากจุดสุดสัมบูรณ์และค้นหาบริเวณใกล้ GBEST เมื่ออนุภาคอยู่ใกล้จุดสุดสัมบูรณ์โดยการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิมตามค่าความเหมาะสมของ GBEST ซึ่งจุดประสงค์ของวิธีนี้เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้นโดยให้อนุภาคค้นหาบริเวณใหม่และบริเวณรอบ GBEST ได้อย่างเหมาะสม

จากสมการคำนวณความเร็วของอนุภาคซึ่งเป็นสมการที่ 2.1 ดังนี้

$$V_{id}^{'} = wV_{id} + c1 \times rand() \times \left(P_{id} - X_{id}\right) + c2 \times rand() \times \left(G_{d} - X_{id}\right)$$

โดย

w คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของความเร็วเดิม

สำหรับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มนั้น w เป็นค่าคงที่ซึ่งค่าไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดการค้นหา แต่สำหรับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มที่มีการกลายพันธุ์แบบปรับค่าได้นั้น w เป็นค่าที่เปลี่ยนแปลงตลอดการค้นหาตามค่าความเหมาะสมของคำตอบที่ดีที่สุดของประชากรดังสมการที่ 3.4 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$w = 0.5\left\{1 + \tanh\left[\frac{1}{\alpha} \times F(G)\right]\right\} \quad (3.4)$$

จากสมการที่ 3.4 จะเห็นว่า $\tanh()$ ให้ค่าในช่วง [0, 1] ทำให้ w มีค่าอยู่ในช่วง [0.5, 1] ถ้า $F(G)$ มีค่ามากทำให้ w มีค่ามากและลดลงช้า แต่ถ้า $F(G)$ มีค่าน้อยทำให้ w มีค่าน้อยและลดลงเร็วตามไปด้วย

จากสมการที่ 2.1 จะเห็นว่าถ้า w มีค่ามากความเร็วใหม่ก็จะเอียงไปทางความเร็วเดิมมากทำให้อนุภาคมีโอกาสค้นพบบริเวณใหม่ๆได้มากแต่ถ้า w มีค่าน้อยความเร็วใหม่ก็จะเอียงไปทางความเร็วเดิมน้อยทำให้อนุภาคมีโอกาสค้นพบบริเวณใหม่ๆได้น้อยแต่อนุภาคก็จะมีโอกาสมากในการค้นพบคำตอบใหม่ที่ดีกว่าเดิมซึ่งอาจอยู่ระหว่างคำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาคและคำตอบที่ดีที่สุดของประชากร

ดังนั้นถ้า $F(G)$ มีค่ามากทำให้ w มีค่ามากและลดลงช้าเพื่อมีให้โอกาสมากในการค้นพบบริเวณใหม่ๆเนื่องจากอนุภาคอาจอยู่ไกลจากจุดสุดสัมบูรณ์จึงทำให้ $F(G)$ มีค่ามากแต่ถ้า $F(G)$ มีค่าน้อยทำให้ w มีค่าน้อยและลดลงเร็วเพื่อลดการค้นหาบริเวณใหม่ๆและไปเพิ่มโอกาสในการค้นพบคำตอบที่ดีกว่าเดิมที่อยู่ระหว่าง PBEST และ GBEST เนื่องมาจากอนุภาคอาจอยู่ใกล้จุดสุดสัมบูรณ์มากจึงทำให้ $F(G)$ มีค่าน้อย

3.2 การประยุกต์การกลายพันธุ์และรีโพซิชันกับวิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

การประยุกต์การกลายพันธุ์และรีโพซิชันกับวิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (A modified Particle Swarm Optimization with Mutation and Reposition หรือ MRPSO) [3] เป็นการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่มที่ใช้การกลายพันธุ์ร่วมในการค้นหาคำตอบด้วย นอกจากนี้เมื่อเกิดปัญหาการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ MRPSO จะใช้การรีโพซิชันเพื่อกระจายอนุภาคออกจากจุดสุดสัมพัทธ์และเริ่มกระบวนการค้นหาใหม่

วิธีนี้ก็ยังคงใช้วิธีการค้นหาแบบกลุ่มเช่นเดิมแต่เพื่อให้การค้นหากระจายกว้างขึ้นทุกจุดที่อนุภาคเคลื่อนไปจะมีการสุ่มในบริเวณรอบจุดนั้นและนำค่าที่สุ่มนั้นไปแก้ไขค่า PBEST และ GBEST ด้วย เนื่องจากการสุ่มนี้ไม่ได้เปลี่ยนตำแหน่งของอนุภาคโดยตรง วิธีการปรับตำแหน่งของอนุภาคก็ยังคงเหมือนกับ PSO ตามปกติ แต่วิธีนี้จะมีข้อดีกว่า PSO เนื่องจากเมื่อ PSO ติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์อนุภาคทุกตัวจะมีค่าใกล้เคียงกัน แต่ในกรณีนี้จะมีการสุ่มเพิ่มเติมขึ้นจึงทำให้มีการค้นหาที่กระจายกว่าเมื่อเทียบกับ PSO ที่มีจำนวนอนุภาคที่เท่าเทียมกัน เช่น MRPSO ที่มี 5 อนุภาคและมีการสุ่ม 5 ครั้งต่ออนุภาคทุกครั้งที่อนุภาคเปลี่ยนตำแหน่งจะมีการกระจายมากกว่า PSO ที่มี 30 อนุภาค (5 อนุภาค * (เปลี่ยนตำแหน่ง 1 ครั้ง + สุ่ม 5 ครั้ง)) โดยการกลายพันธุ์จะทำหลังจากคำนวณความเร็ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

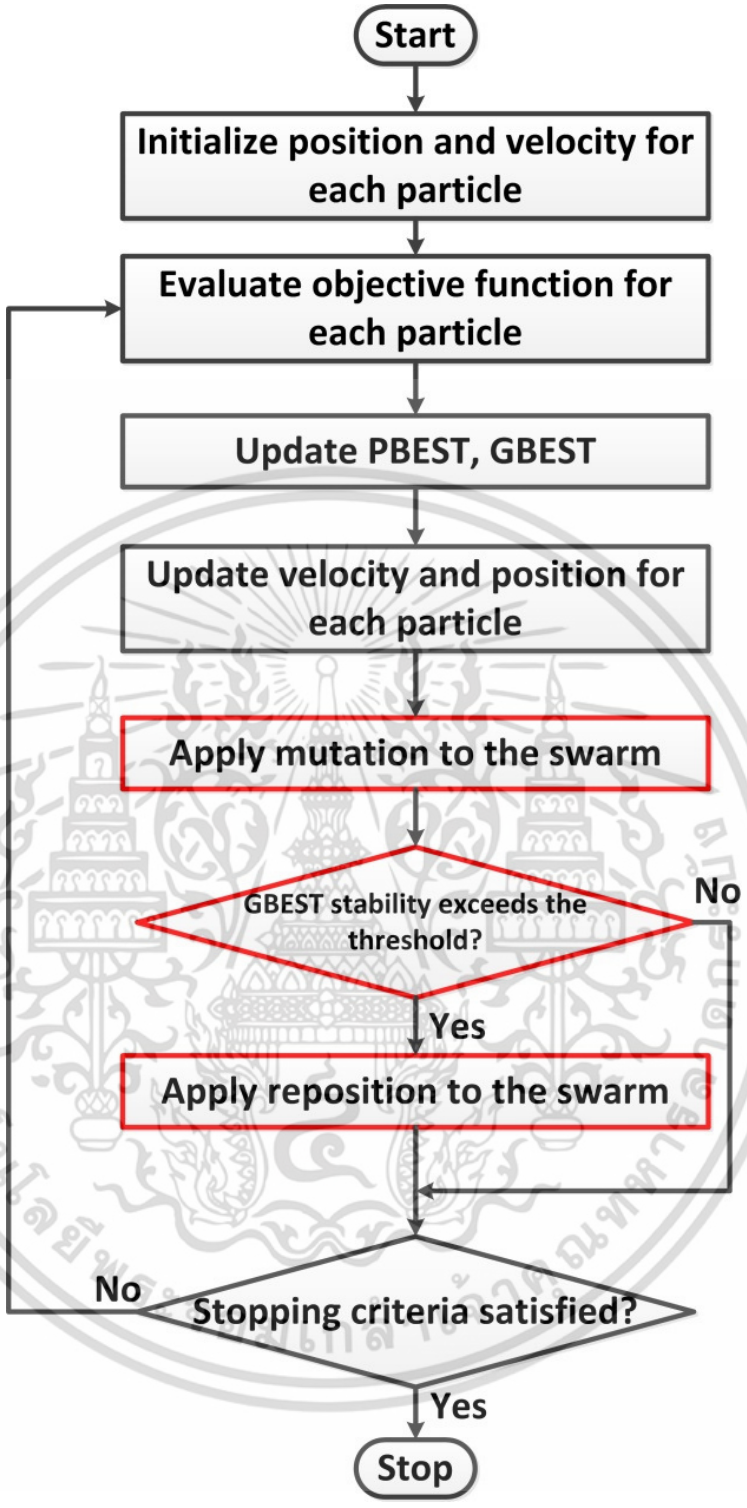
และคำตอบของอนุภาคทุกตัวเรียบร้อยแล้วการกลายพันธุ์นี้มีข้อดีคือ ถ้าอนุภาคต่างๆอยู่ใกล้กัน บริเวณการค้นหาจะแคบการกลายพันธุ์จะไปทำให้บริเวณการค้นหากว้างขึ้นรวมถึงทำให้ประชากรมีความหลากหลายขึ้นด้วยซึ่งเพิ่มโอกาสในการหลุดออกจากจุดสูงสุดสัมพัทธ์

เมื่ออนุภาคติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ MRPSO จะใช้วิธีการรีโพซิชันเพื่อที่จะเพิ่มโอกาสในการหาคำตอบที่ดีขึ้น โดยการรีโพซิชันจะทำการเปลี่ยนตำแหน่งของอนุภาคทุกอนุภาคเช่นเดียวกับการกลายพันธุ์คือเปลี่ยนตำแหน่งใหม่จากตำแหน่งเดิมแต่มีปริมาณการเปลี่ยนที่มากกว่าเช่นการกลายพันธุ์ทำ 10% ของจำนวนมิติเมื่อเทียบกับตำแหน่งเดิมแต่การรีโพซิชันจะเปลี่ยน 70% ของจำนวนมิติของตำแหน่งเดิมของอนุภาค และจะลืมตำแหน่งที่ดีที่สุด PBEST และ GBEST ของการค้นหาเดิมก่อนรีโพซิชัน ดังนั้นการรีโพซิชันมีความคล้ายคลึงกับการกลายพันธุ์และการเริ่มต้นรันใหม่ โดยข้อแตกต่างระหว่างการเริ่มต้นรันใหม่คือแทนที่จะสุ่มตำแหน่งอนุภาคใหม่บนปริภูมิของคำตอบแล้วทำการค้นหา วิธีนี้จะสุ่มโดยอิงกับตำแหน่งสุดท้าย ณ จุดที่ติดจุดสุดสัมพัทธ์ของอนุภาคนั้น ข้อดีเมื่อเทียบกับการรันใหม่คือการรันใหม่มักจะไปติดที่จุดสุดสัมพัทธ์เดิมๆ

3.2.1 การทำงานของ MRPSO

ขั้นตอนการทำงานของ MRPSO เป็นไปตามรูปที่ 3.4 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.4 แสดงการทำงานของ MRPSO

การทำงานของ MRPSO เหมือนกับ PSO ทั้งการตั้งค่าเริ่มต้นของอนุภาค การเคลื่อนที่ของอนุภาค การคำนวณความเร็วของอนุภาค และเงื่อนไขการหยุดทำงาน จะมีข้อแตกต่างในเรื่องของการเพิ่มการกลายพันธุ์และการรีโพซิชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.1.1 การกลายพันธุ์

สำหรับรหัสเทียมของการกลายพันธุ์มีรายละเอียดดังนี้

```
For each particle i do
    For each mutation j from 0 to RM do
        For each dimension d do
            If rand() < PM then
                Tx_d = x_id ± x_id × rand()
            End if
        End for
        Update PBEST and GBEST with Tx, new position from mutation
    End for
End for
```

ในการกลายพันธุ์จะเห็นว่าสามารถใช้เครื่องหมายบวกหรือลบก็ได้ โดยโอกาสในการใช้เครื่องหมายบวกและเครื่องหมายลบคือ 0.5 เท่ากันเนื่องจากค่าที่นำมาบวกหรือลบเป็นค่าที่ได้จากการสุ่มคูณกับค่าของตำแหน่งเดิมดังนั้นตำแหน่งใหม่จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ $2x_{id}$ ถ้าตำแหน่งของอนุภาคอยู่ใกล้ๆ 0 ค่าที่กลายพันธุ์ไปได้ก็จะอยู่ใกล้ 0 ถ้าตำแหน่งอนุภาคอยู่แถว 1 ก็จะกลายพันธุ์อย่างมากไปที่ตำแหน่ง 2 ดังนั้นการกลายพันธุ์ค่อนข้างเทียบได้กับการทำกลายพันธุ์ในบริเวณใกล้เคียงแต่ถ้าตำแหน่งอนุภาคอยู่ที่ขอบของปริภูมิของคำตอบการกลายพันธุ์จะมีขอบเขตครอบคลุมทั้งปริภูมิคำตอบ

นอกจากนี้จำนวนมิติของตำแหน่งที่มีการกลายพันธุ์จะถูกสุ่มโดยค่าความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ (Probability of mutation หรือ PM) ซึ่งจะถูกตั้งค่าไว้ให้เกิดการกลายพันธุ์ประมาณ 10% ของจำนวนมิติทั้งหมด และแต่ละอนุภาคจะทำการกลายพันธุ์เป็นจำนวน RM (round of mutation) ครั้งซึ่งจะมีค่าจำนวนน้อยๆเช่น 5 ครั้งเพื่อไม่ให้เกิดการสุ่มรอบตำแหน่งเดิมมากเกินไปซึ่งจะทำให้การคำนวณช้าลงเช่นการสุ่ม 5 ครั้งจะทำให้เวลาในการรันเพิ่มขึ้น 5 เท่าเมื่อเทียบกับ PSO ที่มีจำนวนอนุภาคเท่ากันและรันในจำนวนรอบการทำงานเท่ากัน

การทำการกลายพันธุ์คำตอบของอนุภาคแล้วไม่เปลี่ยนแปลงคำตอบของอนุภาคโดยตรงแต่ไปเปลี่ยนแปลงคำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาคและคำตอบที่ดีที่สุดของประชากรแทนเป็นเพราะถ้าทำการเปลี่ยนแปลงคำตอบของอนุภาคโดยตรงจะทำให้อนุภาคต่างๆลู่เข้าสู่จุดสุดสัมพัทธ์เร็วเกินไปและการหาจุดสุดสัมบูรณ์จะทำได้ยากขึ้น แต่ถ้าเปลี่ยนแปลงคำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาคและคำตอบที่ดีที่สุดของประชากรแทนจะทำให้อนุภาคต่างๆลู่เข้าสู่จุดสุดสัมพัทธ์เร็วพอๆกับการไม่ใช้การกลายพันธุ์และการหาจุดสุดสัมบูรณ์จะทำได้ง่ายกว่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.1.2 การรีโพซิชัน

สำหรับรหัสเทียมของการรีโพซิชันมีรายละเอียดดังนี้

If continuous GBEST stability reaches or exceeds TR
    Reset PBEST and GBEST
    For each particle do
        For each dimension do
            If rand() < PR then
                $x^{r}_{id} = x_{id} \pm x_{id} \times rand()$
            End if
        End for
    End for
End if

เช่นเดียวกับการกลายพันธุ์การรีโพซิชันก็เป็นการเปลี่ยนตำแหน่งไปอยู่ที่ช่วง 0 และ $2x_{id}$ แต่มีข้อแตกต่างตรงค่าความน่าจะเป็นในการรีโพซิชัน (probability of reposition หรือ PR) ซึ่งจะกำหนดไว้ในช่วง 70% ดังนั้นจึงมีการเปลี่ยนตำแหน่งในจำนวนมิติ 70% ของตำแหน่งอนุภาคเดิม เมื่อเทียบกับจำนวนมิติ 10% ในการกลายพันธุ์ โดยจะทำการรีโพซิชันก็ต่อเมื่อการค้นหาติดอยู่ที่จุดสุดสัมพัทธ์โดยใช้การคงที่ของค่า GBEST มากกว่า TR (threshold of reposition) คือขีดแบ่งของรีโพซิชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
การประยุกต์การกลายพันธุ์ที่พัฒนาขึ้น

ทั้ง APSO และ MRPSO ถูกคิดค้นขึ้นมาเพื่อแก้ปัญหาการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ของ PSO โดยใช้การกลายพันธุ์จากตำแหน่งของอนุภาคในการหาตำแหน่งของคำตอบใหม่ เนื่องจากคำตอบใหม่เริ่มจากตำแหน่งเดิมจึงจำกัดบริเวณค้นหาโดยอ้างอิงจากตำแหน่งเดิม เพื่อที่จะเพิ่มการกระจายตัวในการค้นหาคำตอบใหม่และลดเวลาในการค้นหาลงในขณะที่ก็ยังสามารถแก้ปัญหาการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ได้จึงได้ประยุกต์การกลายพันธุ์แบบใหม่กับ PSO โดยจะเลื่อนตำแหน่งการค้นหาไปเรื่อยๆเมื่อเจอตำแหน่งที่ดีขึ้นกว่าเดิมซึ่งเรียกว่า การกลายพันธุ์แบบกรีดีร่วมกับการหาค่าเหมาะสมแบบอนุภาคกลุ่ม (Greedy Mutation with Particle Swarm Optimization หรือ GMSPSO)

หลักการของ GMSPSO คือ เริ่มแรกอนุภาคทุกตัวจะทำการหาจุดสุดสัมพัทธ์ต่างๆโดยทำการกลายพันธุ์ตำแหน่งของอนุภาคให้ไปอยู่ที่จุดสุดสัมพัทธ์จากนั้นทำการค้นหาโดย PSO ไปตามปกติ นั่นคืออนุภาคต่างๆจะเคลื่อนที่ไปทาง PBEST และ GBEST ตามสมการคำนวณความเร็วและตำแหน่งของอนุภาคของ PSO แล้วอนุภาคต่างๆก็จะทำการหาจุดสุดสัมพัทธ์ต่างๆในระหว่างทางไป GBEST นั่นคือถ้าอนุภาคเคลื่อนที่ไปแล้วได้คำตอบดีขึ้นก็จะทำการกลายพันธุ์จนตำแหน่งของอนุภาคไปอยู่ที่จุดสุดสัมพัทธ์ แล้วอนุภาคก็จะถูกลากออกจากจุดสุดสัมพัทธ์ไปหา GBEST โดยการเคลื่อนที่แบบ PSO ในที่สุดอนุภาคก็มารวมกันที่ GBEST เพื่อช่วยกันหาคำตอบรอบๆ GBEST การที่อนุภาคใช้การกลายพันธุ์ในการค้นหาจุดสุดสัมพัทธ์เมื่อคำตอบดีขึ้นจากการค้นหาคำตอบโดย PSO ทำให้โอกาสในการเจอจุดสุดสัมบูรณ์มีบริเวณการค้นหาที่ต่างจาก PSO และถ้าอนุภาคใดติดอยู่ที่จุดสุดสัมพัทธ์โดยไม่สามารถกลายพันธุ์ได้ดีขึ้นได้ในจำนวนครั้งการสุ่มที่กำหนดก็จะให้อนุภาคเคลื่อนตัวแบบ PSO จนกว่าค่าจะเริ่มดีขึ้นก็จะเป็นบริเวณที่ควรจะหาจุดสุดสัมพัทธ์ใหม่ วิธีนี้มีรูปแบบการค้นหาที่ต่างกันและยังช่วยลดเวลาในการค้นหาคำตอบลงด้วยเนื่องจากอนุภาคเคลื่อนที่ไปหาจุดสุดสัมพัทธ์ทันทีที่เจอคำตอบที่ดีกว่าเดิมในระหว่างทางไป GBEST ซึ่งจุดสุดสัมพัทธ์จุดใดจุดหนึ่งระหว่างทางนี้อาจจะเป็นจุดสุดสัมบูรณ์ก็ได้เมื่ออนุภาคหาเจอจุดสุดสัมพัทธ์แล้วก็จะออกจากจุดสุดสัมพัทธ์โดยการเคลื่อนที่แบบ PSO แล้วไปหาจุดสุดสัมพัทธ์จุดใหม่โดยการกลายพันธุ์ทำให้ช่วยลดปัญหาการติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์ได้อีกด้วย

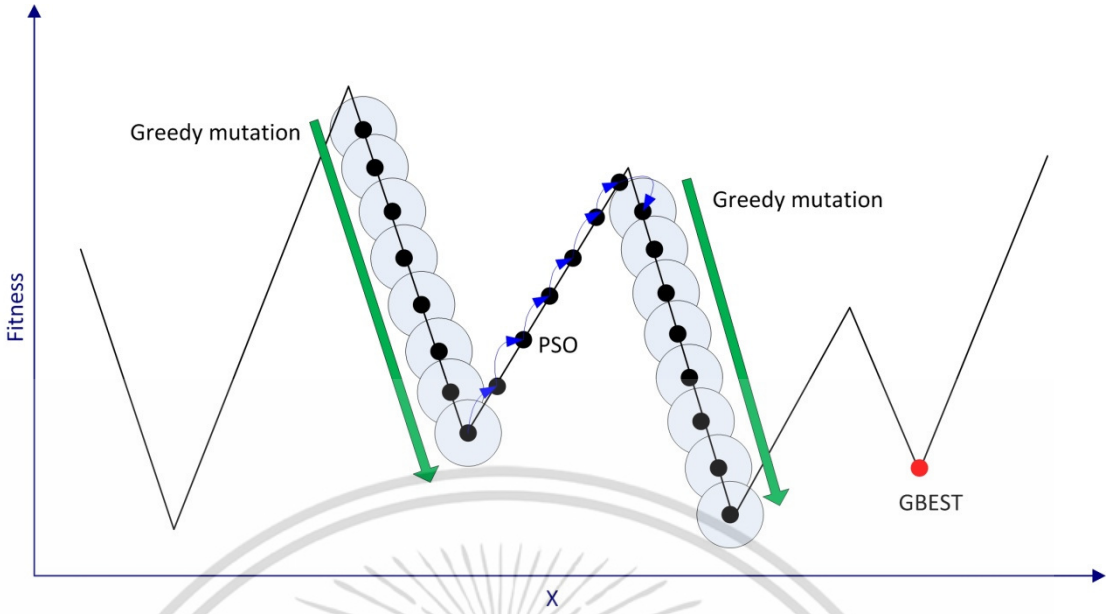
GMSPSO นี้แตกต่างจาก APSO และ MRPSO ตรงที่ในหนึ่งรอบการทำงาน APSO และ MRPSO จะให้อนุภาคทุกตัวทำการค้นหาแบบ PSO ซึ่งก็คือให้อนุภาคเลื่อนตำแหน่งไปโดยใช้สมการการคำนวณความเร็วและตำแหน่งของ PSO ก่อนที่จะทำการกลายพันธุ์จากนั้น APSO จะทำการกลายพันธุ์รอบๆอนุภาคตัวใดตัวหนึ่งเป็นจำนวน 1 ครั้งในขณะที่ MRPSO จะทำการกลายพันธุ์รอบๆทุกอนุภาคๆละหลายๆครั้ง แต่ GMSPSO นั้นแตกต่างออกไป กล่าวคือ ในหนึ่งรอบการทำงานอนุภาคแต่ละตัวจะทำการค้นหาแบบ PSO หรือทำการกลายพันธุ์โดยทำอย่างใดอย่างหนึ่งขึ้นอยู่กับการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัดสินใจของอนุภาคและสำหรับการกลายพันธุ์นั้นอนุภาคจะกลายพันธุ์เป็นจำนวนครั้งที่ไม่แน่นอนคาดเดาไม่ได้ และไม่ได้กลายพันธุ์รอบๆอนุภาคเหมือน APSO และ MRPSO แต่จะกลายพันธุ์ไปจนถึงจุดสุดสัมพัทธ์ทำให้อนุภาคเคลื่อนที่ไปยังจุดสุดสัมพัทธ์ตำแหน่งใหม่ที่ได้จากการกลายพันธุ์จะเอาไปเปรียบเทียบกับตำแหน่งเดิมของอนุภาค ถ้าตำแหน่งดีกว่าตำแหน่งเดิมก็จะเอาตำแหน่งไปแทนที่ตำแหน่งเดิม ในขณะที่ APSO จะทำการกลายพันธุ์แล้วเอาตำแหน่งใหม่ที่ได้ไปแทนตำแหน่งเดิมของอนุภาคโดยไม่มีการเปรียบเทียบ ส่วน MRPSO ก็จะเอาตำแหน่งใหม่ไปแก้ไข PBEST และ GBEST ถ้าตำแหน่งใหม่ดีกว่านอกจากนี้ GMSPSO แตกต่างกับ MRPSO ตรงที่ GMSPSO ไม่มีการทำรีโพซิชัน APSO ก็ไม่มีการทำรีโพซิชันเช่นกันแต่ MRPSO มีการทำรีโพซิชัน

ในการที่อนุภาคจะเลือกทำการค้นหาคำตอบโดยกลายพันธุ์หรือโดย PSO นั้นจะขึ้นอยู่กับสถานการณ์ ถ้าในรอบการทำงานก่อนหน้านี้อนุภาคทำการค้นหาโดย PSO แล้วคำตอบของอนุภาคดีขึ้นในรอบการทำงานนี้อนุภาคก็จะทำการกลายพันธุ์ แต่ถ้าคำตอบของอนุภาคไม่ดีขึ้นก็จะทำให้ในรอบการทำงานนี้อนุภาคจะทำการค้นหาแบบ PSO ต่อไปถ้าหากในรอบการทำงานก่อนหน้านี้อนุภาคทำการค้นหาโดยการกลายพันธุ์แล้วในรอบการทำงานนี้อนุภาคก็จะทำการค้นหาโดย PSO แทน สรุปคือ ถ้าในรอบการทำงานก่อนหน้าอนุภาคทำการค้นหาโดย PSO แล้วคำตอบไม่ดีขึ้นหรือทำการค้นหาโดยการกลายพันธุ์ในรอบที่แล้วในรอบการทำงานนี้อนุภาคก็จะทำการค้นหาโดย PSO แต่ถ้าในรอบการทำงานก่อนหน้าอนุภาคทำการค้นหาโดย PSO แล้วคำตอบดีขึ้น ในรอบการทำงานนี้อนุภาคก็จะทำการค้นหาโดยการกลายพันธุ์แทน ในรอบการทำงานหนึ่งๆอนุภาคต่างๆไม่จำเป็นต้องทำการค้นหาโดยการกลายพันธุ์หรือทำการค้นหาโดย PSO เหมือนๆกัน สามารถทำการค้นหาโดยใช้วิธีที่แตกต่างกันก็ได้ เช่น อนุภาคหนึ่งอาจทำการค้นหาโดย PSO ในขณะที่อีกอนุภาคหนึ่งทำการค้นหาโดยการกลายพันธุ์ เป็นต้นยกเว้นในตอนเริ่มต้นที่อนุภาคทุกตัวจะทำการค้นหาด้วยการทำการกลายพันธุ์ก่อนจนไม่สามารถจะกลายพันธุ์ให้ดีขึ้นได้ จากนั้นอนุภาคทุกตัวก็จะทำการค้นหาด้วย PSO เหมือนกันหมด จากนั้นอนุภาคที่มีค่าดีขึ้นจากรอบที่แล้วจะทำการค้นหาด้วยการกลายพันธุ์ ส่วนอนุภาคที่ค่าไม่ดีขึ้นจะทำการค้นหาด้วย PSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

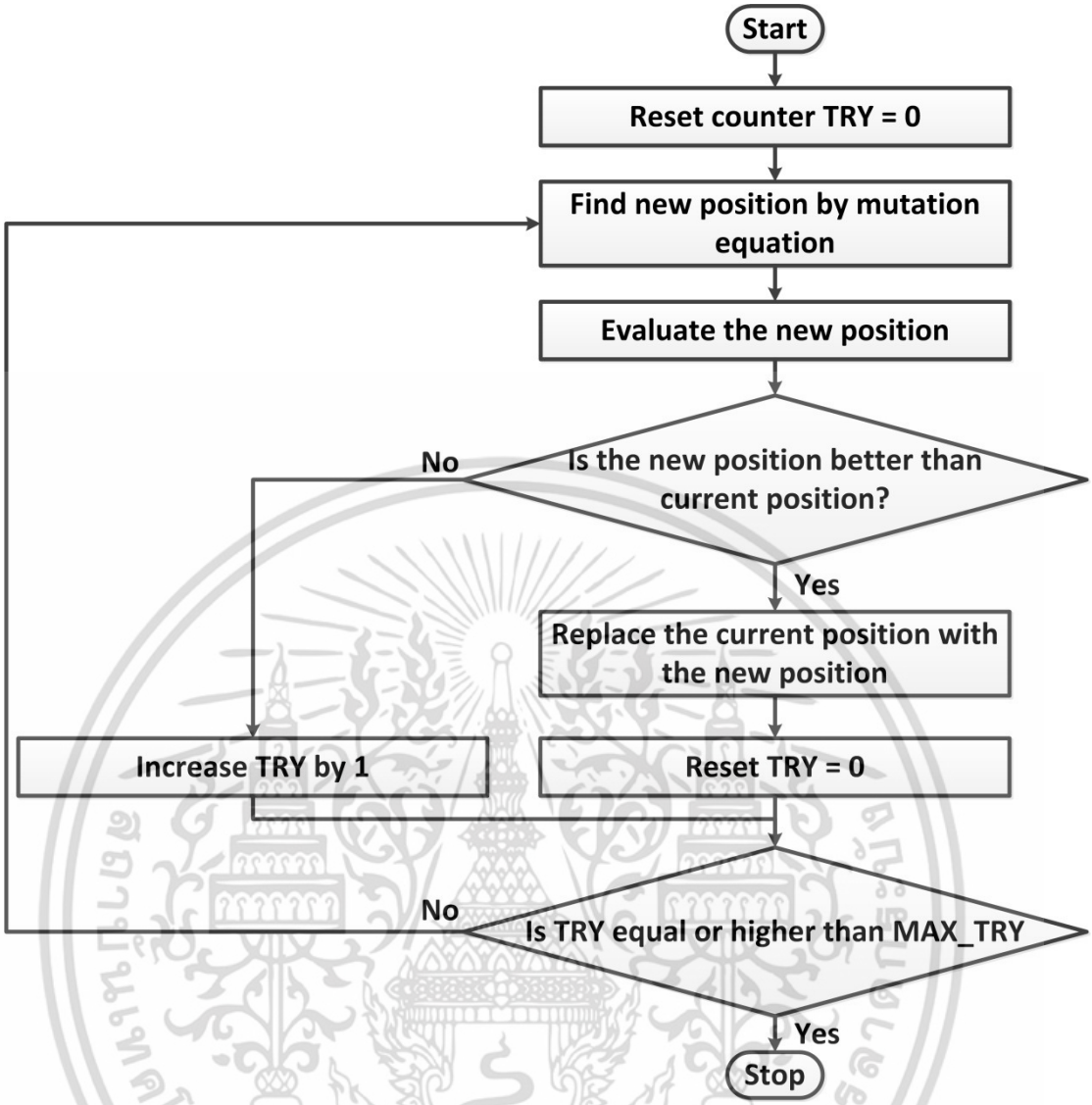


รูปที่ 4.1 แสดงการทำงานร่วมกันระหว่างการกลายพันธุ์แบบกรีดีและ PSO

ในรูปที่ 4.1 แสดงลักษณะการค้นหาคำตอบที่จะเป็นแบบการกลายพันธุ์แบบกรีดีโดยจะสุ่มไปเรื่อยๆจนกว่าจะสุ่มหาตำแหน่งที่ดีขึ้นได้และก็ย้ายไปสุ่มที่ตำแหน่งใหม่ทำไปเรื่อยๆจนกว่าจะสุ่มหาตำแหน่งที่ดีขึ้นกว่าเดิมไม่ได้ภายในจำนวนครั้งการสุ่มที่กำหนด (MAX_TRY) ณ จุดนี้อนุภาคติดอยู่ในจุดสุดสัมพัทธ์โดยที่ไม่แน่ใจว่าถ้าเพิ่มการสุ่มมากขึ้นจากตำแหน่งปัจจุบันจะหาตำแหน่งที่ดีขึ้นได้หรือไม่ ดังนั้นควรจะเปลี่ยนตำแหน่งในการสุ่ม แต่จะไปสุ่มที่ใด จึงให้อนุภาคเคลื่อนตามสมการของ PSO ไปหาตำแหน่ง GBEST ในระหว่างทางที่เคลื่อนถ้าได้ตำแหน่งที่ดีขึ้นกว่าตำแหน่งปัจจุบันก็จะเริ่มทำการกลายพันธุ์แบบกรีดีใหม่จากตำแหน่งนั้นแต่ถ้าค่ายังไม่ดีขึ้นก็ยังคงทำการเคลื่อนที่ตามสมการของ PSO ต่อไป สาเหตุที่ไม่ทำการกลายพันธุ์แบบกรีดีถ้าค่าไม่ดีขึ้นเพื่อเป็นการป้องกันการกลายพันธุ์แบบกรีดีไปยังตำแหน่งเดิมที่ได้ทำการกลายพันธุ์แบบกรีดีไปแล้ว

การกลายพันธุ์ที่ใช้นี้มีลักษณะสำคัญคือ จะทำการค้นหาคำตอบจากตำแหน่งปัจจุบันของอนุภาคเพื่อหาตำแหน่งใหม่ที่ดีกว่าตำแหน่งของอนุภาคแล้วนำคำตอบที่ได้นี้ไปแทนตำแหน่งของอนุภาค จากนั้นก็จะทำการค้นหาคำตอบใหม่จากตำแหน่งปัจจุบันของอนุภาคอีกครั้งทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆจนไม่สามารถหาคำตอบใหม่ที่ดีกว่าติดต่อกันครบจำนวนครั้งที่กำหนดหรือ MAX_TRY ก็จะหยุดการกลายพันธุ์ แต่ถ้าคำตอบดีขึ้นก่อนที่จะครบ MAX_TRY ก็จะเริ่มต้นนับใหม่ การกลายพันธุ์นี้จะทำให้อนุภาคเคลื่อนไปยังจุดสุดสัมพัทธ์จุดใดจุดหนึ่ง เมื่อถึงจุดสุดสัมพัทธ์แล้วก็จะหยุดการกลายพันธุ์ โดยใช้ MAX_TRY เป็นตัววัดว่าอนุภาคได้ไปถึงจุดสุดสัมพัทธ์แล้วการกลายพันธุ์มีการทำงานแสดงดังรูปที่ 4.2 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.2 แสดงการทำงานของการกลายพันธุ์

รูปที่ 4.2 แสดงการทำงานของการกลายพันธุ์ ในตอนเริ่มต้นมีตัวนับชื่อ TRY ถูกกำหนดให้เป็น 0 ต่อมาทำการหาตำแหน่งใหม่โดยใช้สมการในการกลายพันธุ์แล้วนำไปหาค่าความเหมาะสม จากนั้นเปรียบเทียบค่าความเหมาะสมของตำแหน่งใหม่กับตำแหน่งเดิม ถ้าค่าความเหมาะสมของตำแหน่งใหม่ดีกว่าของตำแหน่งเดิมก็จะทำการกลายพันธุ์หรือก็คือแทนที่ตำแหน่งเดิมด้วยตำแหน่งใหม่แล้วกำหนด TRY ให้เป็น 0 แต่หากค่าความเหมาะสมของตำแหน่งใหม่ไม่ดีกว่าของตำแหน่งเดิมแล้วก็จะเพิ่มค่า TRY ขึ้นมา 1 ต่อมาทำการตรวจสอบว่า TRY เท่ากับหรือเกินค่า MAX_TRY หรือไม่ ถ้า TRY เท่ากับหรือเกิน MAX_TRY ก็จะหยุดการกลายพันธุ์ แต่หาก TRY มีค่าน้อยกว่าแล้วก็จะหาตำแหน่งใหม่อีกครั้ง

การค้นหารอบอนุภาคทำโดยการเปลี่ยนค่าในแต่ละมิติด้วยความน่าจะเป็น PM ตามสมการในการกลายพันธุ์ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$Tx_d = x_d \pm PR \times (Upperbound - Lowerbound) \times UniformRandom() \quad (4.1)$$

$$Tx_d = x_d \pm x_d \times UniformRandom() \quad (4.2)$$

โดย

Tx_d คือ ตำแหน่งของอนุภาคในมิติ d หลังจากกลายพันธุ์

x_d คือ ตำแหน่งของอนุภาคในมิติ d ที่จะทำการกลายพันธุ์

PR คือ ขนาดในการกลายพันธุ์เป็นเปอร์เซ็นของผลต่างระหว่าง *Upperbound* และ *Lowerbound*

Upperbound คือ ค่าสูงสุดที่เป็นไปได้ของปริภูมิค้นหาโดยขึ้นอยู่กับปัญหาซึ่งได้กำหนด *Upperbound* ไว้แล้ว

Lowerbound คือ ค่าต่ำสุดที่เป็นไปได้ของปริภูมิค้นหาโดยขึ้นอยู่กับปัญหาซึ่งได้กำหนด *Lowerbound* ไว้แล้ว

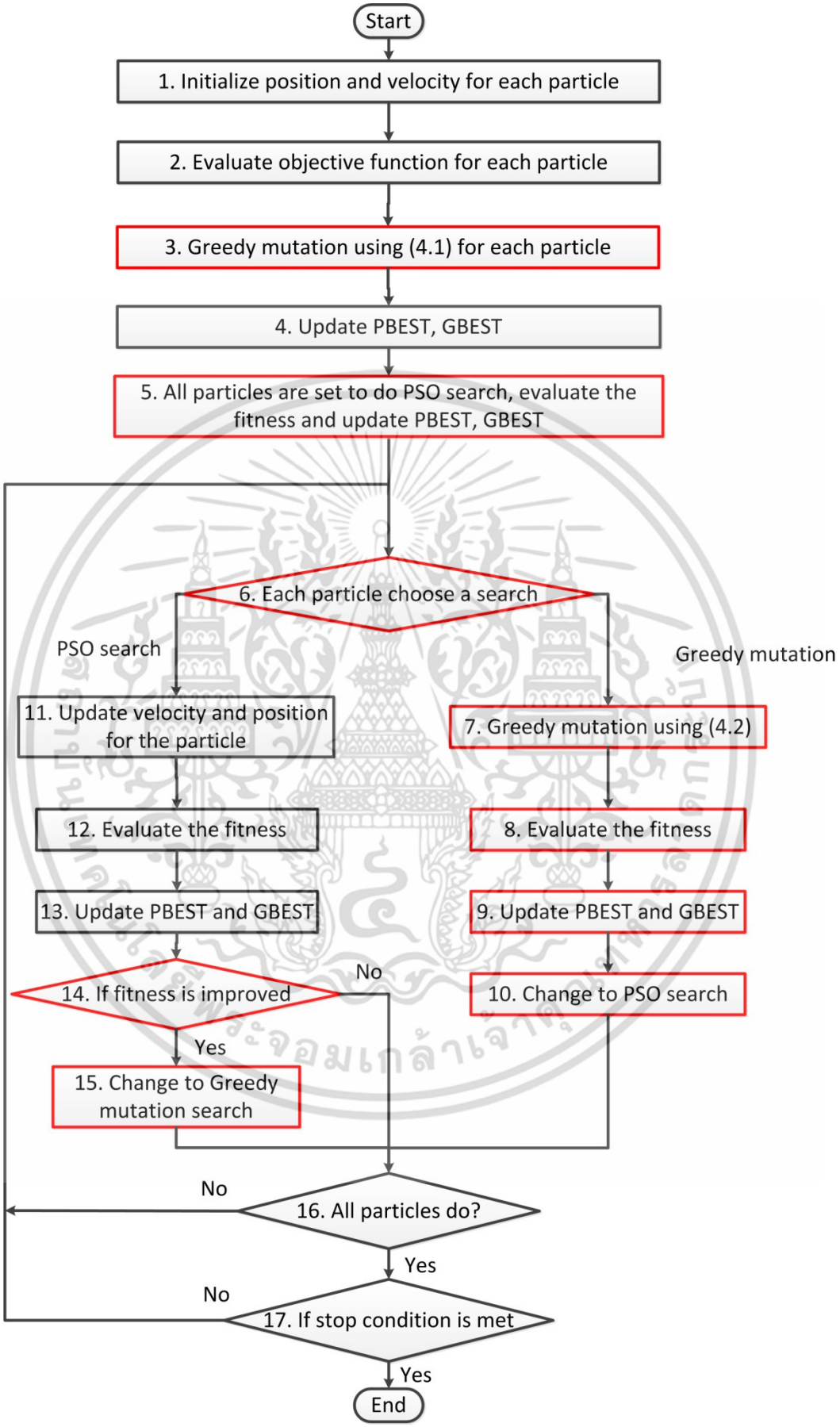
UniformRandom() คือ ค่าที่สุ่มได้จากการกระจายแบบยูนิฟอร์ม มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1

การกลายพันธุ์มี *2* ช่วงและมีการทำงานแบบการกลายพันธุ์แบบกรีดีเหมือนกันแต่แตกต่างกันที่สมการที่ใช้ในการระบุตำแหน่งการกลายพันธุ์ โดยในช่วงแรกจะใช้สมการ *4.1* ที่มีปริมาณการกลายพันธุ์ไม่ขึ้นกับตำแหน่งของอนุภาคแต่จะขึ้นกับขนาดของปริภูมิค้นหา ส่วนการกลายพันธุ์ในช่วงถัดไปจะมีการทำงานร่วมกับ *PSO* และจะใช้สมการที่ *4.2* โดยในสมการนี้จะมีปริมาณการกลายพันธุ์แปรผันตามตำแหน่งของอนุภาค

สมการที่ 4.1 และ 4.2 นี้จะทำเครื่องหมายบวกและลบด้วยความน่าจะเป็น *0.5* เท่ากัน และสำหรับสมการที่ 4.2 ตำแหน่งใหม่หลังจากกลายพันธุ์ก็จะมีค่าอยู่ระหว่าง *0* และ $2x_d$ สำหรับสาเหตุที่เลือกใช้การสุ่มค่าแบบยูนิฟอร์มเนื่องจากต้องการให้เกิดการกระจายตัวของการสุ่มเท่ากันตลอดช่วงของการสุ่ม ซึ่งในแบบนี้จะมีการกระจายตัวที่กระจายมากกว่าการสุ่มแบบเกาส์เซียน

การทำงานของ GMSPSO สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.3 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 แสดงการทำงานของ GMSPSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.3 จะเห็นว่าการทำงานของ GMSPSO มีลักษณะคือ ในตอนเริ่มต้นมีการกำหนดตำแหน่งและความเร็วเริ่มต้นให้กับทุกอนุภาค ทำการหาค่าความเหมาะสมของตำแหน่งของอนุภาคทุกตัว จากนั้นทำการกลายพันธุ์ตำแหน่งของอนุภาคทุกตัวโดยใช้สมการที่ 4.1 ตามรูปที่ 4.2 ถ้าการกลายพันธุ์ดีขึ้นก็จะเปลี่ยนตำแหน่งและทำการกลายพันธุ์ต่อไปโดยทำการสุ่มค่าต่อไปจากตำแหน่งใหม่ แต่ถ้าการกลายพันธุ์ไม่ดีขึ้นจากการสุ่มต่อเนื่องไม่เกินจำนวนครั้งที่กำหนดก็จะหยุดการกลายพันธุ์และถือว่าอนุภาคอยู่ที่จุดต่ำสุดเท่าที่จะหาได้จากการสุ่ม เป็นไปได้ว่าอาจจะไม่ใช่จุดต่ำสุดแต่โอกาสที่จะเจอจุดที่เหมาะสมกว่านี้น่าจะน้อยเนื่องจากได้ทำการสุ่มเกินค่าที่กำหนดแล้ว (ในกรณีนี้จะสุ่มเท่ากับ MAX_TRY 200 ครั้ง) จากนั้นทำการแก้ไข PBEST และ GBEST และถือเป็นการสิ้นสุดการเคลื่อนที่ของอนุภาคนี้ในรอบนี้ จากนั้นจะทำการเคลื่อนที่อนุภาคตัวอื่นโดยใช้การกลายพันธุ์จนครบทุกตัวก็จะถือว่าสิ้นสุดรอบการเคลื่อนที่(ในขั้นตอนที่ 3 และ 4 ของรูปที่ 4.3) ถัดจากนั้นอนุภาคทุกตัวจะทำการเคลื่อนที่แบบ PSO (ในขั้นตอนที่ 5 ของรูปที่ 4.3)ซึ่งจะมีการเลื่อนไป 1 ตำแหน่งในขณะที่การเคลื่อนที่โดยใช้กลายพันธุ์อนุภาคอาจเคลื่อนที่ไปหลายตำแหน่งโดยไม่สามารถระบุจำนวนครั้งได้ขึ้นกับว่าในการสุ่มเจอตำแหน่งที่มีค่าความเหมาะสมดีขึ้นภายใน 200 ครั้งของการสุ่มหรือไม่

ในการค้นหาแบบPSO นั้น มีการคำนวณความเร็วและตำแหน่งของอนุภาคตามสมการการคำนวณความเร็วและตำแหน่งของ PSO แล้วทำการหาค่าความเหมาะสมของตำแหน่งใหม่ที่ได้จากการคำนวณนี้และมีการแก้ไขค่า PBEST และ GBESTจากนั้นทำการตรวจสอบว่าตำแหน่งใหม่ดีกว่าตำแหน่งเดิมหรือไม่โดยดูจากค่าความเหมาะสม (ค่าความเหมาะสมมากแสดงถึงตำแหน่งแย่ ค่าความเหมาะสมน้อยแสดงถึงตำแหน่งดี ยิ่งค่าความเหมาะสมน้อยเท่าไรตำแหน่งก็ยิ่งดีเท่านั้น) ถ้าตำแหน่งใหม่ดีกว่าตำแหน่งเดิมแล้วก็จะทำการกำหนดให้ในรอบการทำงานหน้าให้อนุภาคเลือกทำการค้นหาโดยการกลายพันธุ์ แต่ถ้าตำแหน่งใหม่แย่กว่าตำแหน่งเดิมแล้วก็จะทำการกำหนดให้ในรอบการทำงานหน้าให้อนุภาคเลือกทำการค้นหาโดย PSO แทน (ในขั้นตอนที่ 11-15 ของรูปที่ 4.3) เมื่อถึงรอบการทำงานถัดไปอนุภาคที่เลือกทำการค้นหาโดยการกลายพันธุ์ก็จะทำการค้นหาโดยการกลายพันธุ์ตามสมการที่ 4.2 (ในขั้นตอนที่ 7-10 ของรูปที่ 4.3) แล้วทำการหาค่าความเหมาะสมของตำแหน่งใหม่ที่ได้แล้วนำไปแก้ไข PBEST และ GBEST จากนั้นกำหนดให้ในรอบการทำงานหน้าให้อนุภาคเลือกทำการค้นหาโดย PSO ในส่วนสุดท้ายคือ มีการตรวจสอบเงื่อนไขในการหยุดว่าเป็นจริงหรือไม่ ถ้าเป็นจริงก็หยุดการค้นหา แต่ถ้าเป็นเท็จก็ทำการค้นหาต่อจากที่กล่าวมาจะเห็นว่าอนุภาคจะเลือกทำการค้นหาโดยการกลายพันธุ์ในรอบการทำงานหน้าก็ต่อเมื่อได้ตำแหน่งดีขึ้นจากการทำการค้นหาโดย PSO ในรอบการทำงานปัจจุบันแต่ถ้าได้ตำแหน่งที่ไม่ดีขึ้นก็จะมีผลให้ในรอบการทำงานหน้าอนุภาคจะเลือกทำการค้นหาโดย PSO แทน สำหรับในรอบการทำงานแรกนั้นอนุภาคทุกตัวจะทำการค้นหาโดย PSO เหมือนกันหมด ดังนั้นเราไม่อาจคาดเดาได้ว่าในรอบการทำงานใดๆ (ยกเว้นรอบการทำงานแรก) อนุภาคแต่ละตัวทำการค้นหาโดยวิธีใด และอนุภาคทุกตัวก็อาจจะทำการค้นหาต่างวิธีกันก็ได้ ทั้งนี้เพราะอนุภาคจะตัดสินใจทำการค้นหาแบบใดนั้นขึ้นอยู่กับรอบการทำงานก่อนหน้าของอนุภาคนั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

GMSPSO จะใช้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์น้อยหรือมากขึ้นอยู่กับการกลายพันธุ์แบบกรีดี ถ้าการกลายพันธุ์แบบกรีดีสามารถหาคำตอบใหม่ที่ดีกว่าเดิมได้ง่ายอนุภาคก็จะเลื่อนไปหาคำตอบได้เร็วโดยที่จำนวนการสุ่มแล้วคำตอบไม่ดีกว่าเดิมนั้นมีจำนวนน้อยทำให้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มีค่าน้อย แต่ถ้าการกลายพันธุ์แบบกรีดีทำการหาคำตอบใหม่ที่ดีกว่าเดิมได้ยากแล้วอนุภาคก็จะเลื่อนไปได้ช้าโดยที่จำนวนการสุ่มแล้วคำตอบไม่ดีกว่าเดิมนั้นมีจำนวนมากทำให้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มีค่ามากตามไปด้วย ซึ่งการกลายพันธุ์แบบกรีดีจะหาคำตอบใหม่ได้ยากหรือง่ายนั้นขึ้นอยู่กับปริภูมิค้นหาว่าเอื้อต่อการกลายพันธุ์แบบกรีดีหรือไม่ เมื่อเปรียบเทียบกับ MRPSO แล้วนั้น MRPSO จะมีการสุ่มรอบอนุภาคทุกตัวหลายๆรอบและยังมีการทำรีโพซิชันอีกทำให้พบคำตอบด้วยจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มาก

เพื่อให้เข้าใจการทำงานของ GMSPSO มากยิ่งขึ้นจึงได้ทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชันชื่อ Goldstein-Price ขนาด 2 มิติโดยใช้ประชากร 5 ตัว ผลลัพธ์เป็นไปตามตารางที่ 4.1 และ 4.2 โดยตารางที่ 4.1 และ 4.2 แสดงตำแหน่งของอนุภาคในมิติที่ 1 และ 2 ค่าความเหมาะสมของตำแหน่งของอนุภาค รวมถึงหมายเลขของอนุภาคตัวที่เป็น GBEST ในแต่ละรอบ สำหรับคอลัมน์สุดท้ายเป็นรายละเอียดเกี่ยวกับการเคลื่อนที่ของอนุภาคในรอบนั้นๆว่าอนุภาคเคลื่อนที่แบบใด สัญลักษณ์ n หมายถึง อนุภาคเคลื่อนที่โดย PSO และตัวเลขที่อยู่หลังสัญลักษณ์นี้คือ ความเร็วที่มีขนาดมากที่สุดจากมิติทั้งหมดของความเร็วของอนุภาค ส่วนสัญลักษณ์ s หมายถึงอนุภาคเคลื่อนที่โดยการกลายพันธุ์และตัวเลขตัวแรกที่อยู่หลังสัญลักษณ์นี้คือ จำนวนครั้งในการกลายพันธุ์ ตัวเลขตัวที่สองคือ จำนวนครั้งในการค้นหาตำแหน่งใหม่

ตารางที่ 4.1 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 0 ตั้งแต่รอบที่ 170-193 จากการทดลอง GMSPSO

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา
170	-6.23E-08	-1	5.51E-12	1	n -1.1401689420713535e-007
171	-8.33E-08	-1	9.55E-12	1	n -3.8101438052003461e-008
172	6.15E-08	-1	5.15E-12	1	n 2.7312242572631096e-007
173	4.61E-08	-1	5.10E-12	-200	s2/370
174	6.80E-08	-1	4.10E-12	1	n 2.197475208414241e-008
175	4.62E-08	-1	3.94E-12	-200	s3/206
176	-2.79E-08	-1	3.74E-12	1	n -1.9894919486237611e-007
177	-3.65E-08	-1	3.66E-12	-200	s4/391
178	-4.87E-08	-1	6.71E-12	1	n -3.368201922582924e-008
179	1.64E-08	-1	6.82E-13	1	n 1.7245829100768539e-007
180	1.13E-08	-1	6.28E-13	-200	s5/461
181	5.75E-08	-1	1.03E-11	1	n 1.2175421548949913e-007
182	-1.87E-08	-1	1.14E-12	1	n -2.1640868359734966e-007
183	-2.71E-08	-1	1.13E-12	-200	s2/199
184	-5.73E-08	-1	9.96E-12	1	n -1.067025567287374e-007
185	-2.71E-08	-1	3.54E-12	1	n 6.5497635599797921e-008
186	-4.64E-08	-1	3.48E-12	-200	s4/242

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 (ต่อ) แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 0 ตั้งแต่รอบที่ 170-193 จากการทดลอง GMSPSO

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา
187	2.98E-08	-1	1.52E-12	1	n 1.5709325596216742e-007
188	2.64E-08	-1	1.48E-12	-200	s2/210
189	3.15E-08	-1	1.68E-12	1	n 5.1429404170532045e-009
190	-2.32E-08	-1	1.20E-12	1	n -1.2186147539879252e-007
191	-1.88E-08	-1	1.17E-12	-200	s2/181
192	-2.72E-08	-1	9.98E-13	1	n -8.4034505036278972e-009
193	-2.09E-08	-1	9.91E-13	-200	s2/195

จากตารางที่ 4.1 จะเห็นว่าในรอบที่ 171 อนุภาคตัวที่ 0 เคลื่อนที่โดย PSO ไปหาอนุภาคตัวที่ 1 ซึ่งเป็น GBEST ไปที่ตำแหน่งใหม่คือ (-8.33E-08, -1) ซึ่งมีค่าความเหมาะสมคือ 9.55E-12 ค่าความเหมาะสมนี้แย่กว่าค่าความเหมาะสมในรอบก่อนหน้านี้หรือก็คือรอบที่ 170 ที่มีค่าความเหมาะสมเป็น 5.51E-12 ดังนั้นในรอบที่ 172 อนุภาคดังกล่าวจึงต้องทำการเคลื่อนที่โดย PSO อีกครั้งและในที่สุดก็ได้ค่าความเหมาะสมเป็น 5.15E-12 ซึ่งดีกว่าค่าความเหมาะสมในรอบที่ 171 ฉะนั้นในรอบที่ 173 อนุภาคจึงเคลื่อนที่โดยการกลายพันธุ์ ในรอบที่ 173 จะเห็นว่าอนุภาคทำการกลายพันธุ์ไปทั้งหมด 2 ครั้งจากการสุ่มตำแหน่งใหม่ทั้งหมดจำนวน 370 ตำแหน่ง (ค่า GBEST ตอนที่อนุภาคทำการกลายพันธุ์ไม่ได้แสดงถึงหมายเลขอนุภาคที่เป็น GBEST แต่แสดงถึง TRY ค่าสุดท้ายในลักษณะติดลบในกรณีนี้ตั้งค่า MAX_TRY เท่ากับ 200 ดังนั้นในการสุ่มครั้งสุดท้ายไม่สามารถหาตำแหน่งที่ดีขึ้นได้จึงมีการสุ่ม 200 ครั้งและแสดงด้วยเลข -200) หลังจากที่อนุภาคทำการกลายพันธุ์แล้วอนุภาคก็จะเคลื่อนที่โดย PSO ดังที่เห็นในรอบที่ 174 โดย GBEST ยังคงเป็นตัวที่ 1 และอนุภาคจะเคลื่อนที่ไปหาตำแหน่งของอนุภาคนี้หลังจากเคลื่อนที่โดย PSO แล้วได้ค่าที่ดีขึ้นจาก 5.10E-12 เป็น 4.10E-12 ดังนั้นในรอบถัดไปจะทำการค้นหาแบบกรีดมิวเทชัน อนุภาคจะเคลื่อนที่เช่นนี้ไปเรื่อยๆจนกว่า GMSPSO จะหยุดการค้นหา (เมื่อไม่สามารถหาค่าที่ดีขึ้นได้หรือเจอคำตอบ)

ตารางที่ 4.2 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 1 ตั้งแต่รอบที่ 170-193 จากการทดลอง GMSPSO

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา
170	6.81E-09	-1	2.38E-13	1	n -1.4461749528224093e-007
171	1.03E-08	-1	2.25E-13	-200	s3/370
172	-4.91E-08	-1	4.80E-12	1	n -1.3697215430801794e-007
173	-6.21E-08	-1	7.61E-12	1	n -2.8997362840823029e-008
174	2.71E-09	-1	1.20E-14	1	n 1.5103113472720177e-007
175	9.17E-10	-1	4.44E-16	-200	s2/202
176	4.82E-08	-1	5.67E-12	1	n 1.1022916749383986e-007
177	-3.92E-08	-1	2.64E-12	1	n -2.0369021294757956e-007
178	-3.49E-08	-1	2.63E-12	-200	s1/232
179	-3.08E-08	-1	1.14E-12	1	n 2.8354425676348175e-008

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 (ต่อ) แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 1 ตั้งแต่รอบที่ 170-193 จากการทดลอง GMSPSO

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา
180	-2.10E-08	-1	1.10E-12	-200	s2/350
181	1.19E-08	-1	1.20E-12	1	n 1.0954994225484797e-007
182	2.07E-08	-1	2.09E-12	1	n 1.8587130296187686e-008
183	-9.65E-09	-1	3.39E-13	1	n -1.0357866570366487e-007
184	-9.65E-09	-1	3.39E-13	-200	s0/176
185	-2.37E-08	-1	2.17E-12	1	n -4.4557162899537567e-008
186	-1.16E-09	-1	1.42E-14	1	n 8.0882254721138021e-008
187	-2.88E-09	-1	8.44E-15	-200	s2/249
188	1.97E-08	-1	2.04E-12	1	n 6.5816811518252241e-008
189	5.42E-09	-1	1.20E-13	1	n -5.2826293659728039e-008
190	7.91E-09	-1	8.13E-14	-200	s2/293
191	-1.80E-08	-1	6.02E-13	1	n -5.8008382012887628e-008
192	-5.41E-09	-1	2.71E-14	1	n 3.9641650093557866e-008
193	-1.33E-10	-1	0	0	s4/22

จากตารางที่ 4.2 จะเห็นว่าอนุภาคตัวที่ 1 เคลื่อนที่โดย PSO และโดยการกลายพันธุ์จนพบคำตอบนั่นคือตำแหน่งที่มีค่าความเหมาะสมเป็น 0 ในรอบที่ 193 ซึ่งพบคำตอบจากการกลายพันธุ์โดยกลายพันธุ์ไป 4 ครั้งจากจากการสุ่มตำแหน่งทั้งหมด 22 ตำแหน่งก็พบคำตอบในที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
ผลการทดลอง

5.1 ปัญหาฟังก์ชันมาตรฐาน

ฟังก์ชันที่ใช้ทดสอบอัลกอริทึมซึ่งใช้กันแพร่หลายจำนวน 23 [7-15] ฟังก์ชันได้นำมาทดสอบ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO เป็นจำนวน 100 ครั้งแล้วนำผลลัพธ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกัน ฟังก์ชันเหล่านี้มีดังนี้

ตารางที่ 5.1 แสดงรายละเอียดของปัญหาฟังก์ชันมาตรฐานต่างๆ

ที่	ชื่อฟังก์ชัน	ประเภท	จำนวนมิติ	ขอบเขตของปริภูมิ
1	Ackley	Multimodal	50	[-32.768, 32.768]
2	Griewank	Multimodal	50	[-300, 300]
3	Rastrigin	Multimodal	50	[-5.12, 5.12]
4	Rosenbrock	Multimodal	50	[-2.048, 2.048]
5	Schwefel	Multimodal	50	[-500, 500]
6	Shaffer's F6	Multimodal	2	[-100, 100]
7	Step	Multimodal	50	[-100, 100]
8	Cosine Mixture	Multimodal	50	[-1, 1]
9	Exponential	Multimodal	50	[-1, 1]
10	Sphere	Unimodal	50	[-5.12, 5.12]
11	Axis parallel hyper-ellipsoid	Unimodal	50	[-5.12, 5.12]
12	Multimod	Unimodal	50	[-10, 10]
13	Rotated hyper-ellipsoid	Unimodal	50	[-65.536, 65.536]
14	Zakharov	Unimodal	50	[-5, 10]
15	Cigar	Unimodal	50	[-100, 100]
16	Brown	Unimodal	50	[-1, 4]
17	Levy	Multimodal	50	[-10, 10]
18	Holder	Multimodal	2	[-10, 10]
19	Beale	Multimodal	2	[-4.5, 4.5]
20	Shubert	Multimodal	2	[-10, 10]
21	Goldstein-Price	Multimodal	2	[-2, 2]
22	Trid	Multimodal	10	[-100, 100]
23	Easom	Unimodal	2	[-100, 100]

สำหรับรายละเอียดเพิ่มเติมของปัญหาฟังก์ชันมาตรฐานต่างๆนั้นอยู่ในภาคผนวก ก.

5.2 การกำหนดพารามิเตอร์

พารามิเตอร์ของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO ถูกกำหนดไว้ตามตารางที่ 5.2 โดยจำนวนประชากรของ PSO, APSO, MRPSO มีประชากร 200 ตัว ส่วน GMSPSO มีประชากร 5 ตัว เนื่องจาก GMSPSO ค้นหาคำตอบด้วยการกลายพันธุ์แบบกรีดีสลับกับการเคลื่อนที่แบบ PSO ซึ่งการเคลื่อนที่แบบกรีดีจะมีการเลื่อนตำแหน่งและมีการสุ่มบ่อยครั้งกว่าการเคลื่อนที่แบบ PSO 1 ก้าวมาก ในประชากร 1 ตัวสามารถทำกรีดีจนได้คำตอบที่ดีขึ้นได้อย่างรวดเร็วขึ้นอยู่กับว่าสามารถสุ่มเจอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คำตอบที่ดีขึ้นได้ง่ายหรือไม่ ถ้ามีจำนวนประชากรมากจะทำให้เสียเวลาในการค้นหามากและอาจเคลื่อนที่ไปที่จุดสุดสัมพัทธ์เดียวกัน

สำหรับกรณีของ MRPSO ที่กำหนดให้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุดเป็น 99,000,000 มากกว่าของวิธีการอื่นเนื่องจาก MRPSO มีการสุ่มรอบอนุภาค 5 ครั้งและยังมีการทำรีโพซิชัน (เทียบเท่ากับการเริ่มการรันใหม่) ดังนั้นจึงจำเป็นต้องเพิ่มค่าเป็น 99,000,000

ตารางที่ 5.2 แสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO

พารามิเตอร์	PSO	APSO	MRPSO	GMSPSO
ประชากร	200	200	200	5
จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุด	6,000,000	6,000,000	99,000,000	6,000,000
$c1$	1.496180	1.496180	1.496180	1.496180
$c2$	1.496180	1.496180	1.496180	1.496180
w	0.729844	-	0.729844	0.729844
RM	-	-	5	-
PM	-	-	0.1	-
TR	-	-	100	-
PR	-	-	0.7	-
MAX_TRY1 *	-	-	-	100
PM1 *	-	-	-	0.1
PR1 *	-	-	-	0.02
MAX_TRY2 **	-	-	-	200
PM2 **	-	-	-	0.7

* MAX_TRY1, PM1 และ PR1 คือ MAX_TRY, PM และ PR ตามลำดับของ Greedy Mutation ตัวแรกซึ่งใช้สมการที่ 4.1 ในรูปที่ 4.3

** MAX_TRY2 และ PM2 คือ MAX_TRY และ PM ตามลำดับของ Greedy Mutation ตัวที่สองซึ่งใช้สมการที่ 4.2 ในรูปที่ 4.3

*** ค่าของ $c1$, $c2$ และ w ในตารางเป็นค่าที่กำหนดตาม [16]

5.3 ผลการทดลอง

ทำการทดลอง GMSPSO ในทุกฟังก์ชันๆละ 100 ครั้งแล้วได้ผลลัพธ์เป็นไปตามตารางที่ 5.3 ตารางนี้แสดงค่าความเหมาะสมเฉลี่ย ค่าความเหมาะสมต่ำสุด และค่าความเหมาะสมสูงสุดจากคำตอบ 100 คำตอบจากการทดลอง 100 ครั้ง ทั้งยังแสดงจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ใช้ไปในระหว่างทดลองโดยแสดงจำนวนเฉลี่ย จำนวนต่ำสุด และจำนวนสูงสุดจากจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ของการทดลอง 100 ครั้ง และสุดท้ายแสดงจำนวนครั้งที่พบคำตอบจากการทดลอง 100 ครั้งสำหรับแต่ละฟังก์ชัน สำหรับค่าความเหมาะสมที่แสดงในตารางถ้าเป็นค่า 0 แสดงว่า GMSPSO ได้พบคำตอบแล้ว ยิ่งค่าความเหมาะสมน้อยเท่าไรคำตอบก็ยิ่งดีเท่านั้น ส่วนจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ยิ่งมีค่าน้อยแสดงว่าการทดลองนั้นใช้เวลาน้อย ยิ่งมีค่ามากแสดงว่าการทดลองนั้นใช้เวลามาก

ในการเปรียบเทียบเวลาของแต่ละวิธีจะใช้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์เป็นตัววัด เนื่องจากแต่ละวิธีใช้วิธีการสุ่มหรือใช้สมการการเคลื่อนที่ในการหาตำแหน่งใหม่ โดยทุกครั้งที่มีการหาตำแหน่งก็จะมีการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ในการหาค่าความเหมาะสมของตำแหน่งนั้นๆดังนั้นจึงใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์แทนการวัดเวลาเป็นวินาทีซึ่งสามารถจะทำให้งานวิจัยอื่นสามารถเทียบเคียงได้โดยไม่ต้องใช้เครื่องคอมพิวเตอร์รุ่นเดียวกันความเร็วเดียวกัน นอกจากนี้ขั้นตอนในการสร้างหรือเคลื่อนที่อนุภาคได้จากการสุ่มและสมการการเคลื่อนที่เช่นเดียวกันไม่ได้ขึ้นอยู่กับขั้นตอนอื่นๆที่เกี่ยวข้องกับจำนวนประชากร

ตารางที่ 5.3 แสดงค่าเฉลี่ย ค่าต่ำสุด และค่าสูงสุดของค่าความเหมาะสมและจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์รวมถึงจำนวนครั้งที่พบคำตอบของการทดลอง GMSPSO เป็นจำนวน 100 ครั้งในแต่ละฟังก์ชัน

ฟังก์ชันที่	ค่าความเหมาะสม			จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์			จำนวนครั้งที่พบคำตอบ
	เฉลี่ย	ต่ำสุด	สูงสุด	เฉลี่ย	ต่ำสุด	สูงสุด	
1	0	0	0	77,053	4,730	1,784,888	100
2	0	0	0	14,773	12,943	18,317	100
3	0	0	0	5,939	3,898	8,152	100
4	5.1315	2.04835	10.2549	6,000,000	6,000,000	6,000,000	0
5	8,811.82	7,112.90	10,361.80	6,000,000	6,000,000	6,000,000	0
6	0	0	0	2,045	836	4,284	100
7	0	0	0	12,881	11,435	14,544	100
8	0	0	0	13,683	9,638	17,742	100
9	0	0	0	14,325	12,636	15,928	100
10	0	0	0	29,156	20,356	34,257	100
11	0	0	0	33,574	19,402	39,380	100
12	0	0	0	47,010	31,341	57,222	100
13	0	0	0	33,636	21,870	39,871	100
14	0	0	0	1,480,342	38,722	4,512,809	100
15	0	0	0	28,952	16,640	34,868	100
16	0	0	0	35,468	21,140	41,577	100
17	2.82112	2.28924	3.31285	6,000,000	6,000,000	6,000,000	0
18	0	0	0	124,926	93,155	182,030	100
19	0.0304828	0	0.76207	429,837	158,124	6,000,000	96
20	0.631541	0	63.1541	286,272	126,517	6,000,000	99
21	0	0	0	104,408	68,125	156,294	100
22	0.437682	0.013477	2.26193	6,000,000	6,000,000	6,000,000	0
23	1.4433E-17	0	1.11E-15	341,106	77,814	6,000,000	96

จากตารางที่ 5.3 จะเห็นได้ว่า GMSPSO สามารถหาคำตอบพบทั้ง 100 ครั้งใน 16 ฟังก์ชัน ยกเว้นฟังก์ชันที่ 4, 5, 17, 19, 20, 22 และ 23 ซึ่งเป็นจำนวน 7 ฟังก์ชันที่ไม่สามารถหาคำตอบพบในการทดลอง 100 ครั้งได้ โดยฟังก์ชัน 4, 5, 17 และ 22 รวมเป็น 4 ฟังก์ชันที่ GMSPSO ไม่สามารถหาคำตอบพบทั้ง 100 ครั้ง ส่วนฟังก์ชัน 19, 20 และ 23 รวมเป็น 3 ฟังก์ชันที่ GMSPSO ไม่สามารถ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หาคำตอบพบในบางครั้งจาก 100 ครั้งหากการทดลองครั้งใดหาคำตอบไม่พบก็จะทำให้จำนวนครั้งที่พบคำตอบไม่ถึง 100 ครั้งและยังทำให้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์สูงสุดเป็น 6,000,000 และหากในฟังก์ชันใดไม่พบคำตอบแม้แต่ครั้งเดียวจะทำให้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยและต่ำสุดเป็น 6,000,000

จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยและจำนวนครั้งที่พบคำตอบจากการทดลอง GMSPSO จำนวน 100 ครั้งสำหรับแต่ละฟังก์ชันได้ถูกนำไปเปรียบเทียบกับ PSO, APSO และ MRPSO ตามตารางที่ 5.4 ดังนี้

ตารางที่ 5.4 แสดงจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยและจำนวนครั้งที่พบคำตอบของการทดลอง 100 ครั้งของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO ในแต่ละฟังก์ชัน

ฟังก์ชันที่	อัลกอริทึม							
	PSO (200 ตัว)		APSO (200 ตัว)		MRPSO (200 ตัว)		GMSPSO (5 ตัว)	
	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	จำนวนครั้งที่พบคำตอบ	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	จำนวนครั้งที่พบคำตอบ	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	จำนวนครั้งที่พบคำตอบ	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	จำนวนครั้งที่พบคำตอบ
1	6,000,000	0	6,000,000	0	4,440,482	100	77,053	100
2	6,000,000	0	6,000,000	0	937,788	100	14,773	100
3	6,000,000	0	6,000,000	0	1,986,208	100	5,939	100
4	6,000,000	0	6,000,000	0	3,354,906	100	6,000,000	0
5	6,000,000	0	6,000,000	0	2,709,906	100	6,000,000	0
6	11,604	98	9,414	100	201,716	100	2,045	100
7	6,000,000	0	6,000,000	0	358,472	100	12,881	100
8	6,000,000	0	6,000,000	0	738,764	100	13,683	100
9	6,000,000	0	6,000,000	0	1,220,586	100	14,325	100
10	6,000,000	0	6,000,000	0	16,147,010	100	29,156	100
11	6,000,000	0	6,000,000	0	16,317,826	100	33,574	100
12	6,000,000	0	6,000,000	0	26,063,762	100	47,010	100
13	6,000,000	0	6,000,000	0	16,112,838	100	33,636	100
14	6,000,000	0	6,000,000	0	55,898,746	100	1,480,342	100
15	6,000,000	0	6,000,000	0	16,348,134	100	28,952	100
16	6,000,000	0	6,000,000	0	14,520,812	100	35,468	100
17	6,000,000	0	6,000,000	0	2,645,470	100	6,000,000	0
18	37,883	100	17,248	100	73,016	100	124,926	100
19	56,115	100	24,811	100	400,580	100	429,837	96
20	43,843	100	20,634	100	81,872	100	286,272	99
21	27,839	100	12,831	100	151,820	100	104,408	100

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.4 (ต่อ) แสดงจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยและจำนวนครั้งที่พบคำตอบของการทดลอง 100 ครั้งของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO ในแต่ละฟังก์ชัน

ฟังก์ชันที่	อัลกอริทึม							
	PSO (200 ตัว)		APSO (200 ตัว)		MRPSO (200 ตัว)		GMSPSO (5 ตัว)	
	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	จำนวนครั้งที่พบคำตอบ	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	จำนวนครั้งที่พบคำตอบ	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	จำนวนครั้งที่พบคำตอบ	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	จำนวนครั้งที่พบคำตอบ
22	37,607	100	22,982	100	10,276,210	100	6,000,000	0
23	31,431	100	16,335	100	209,288	100	341,106	96

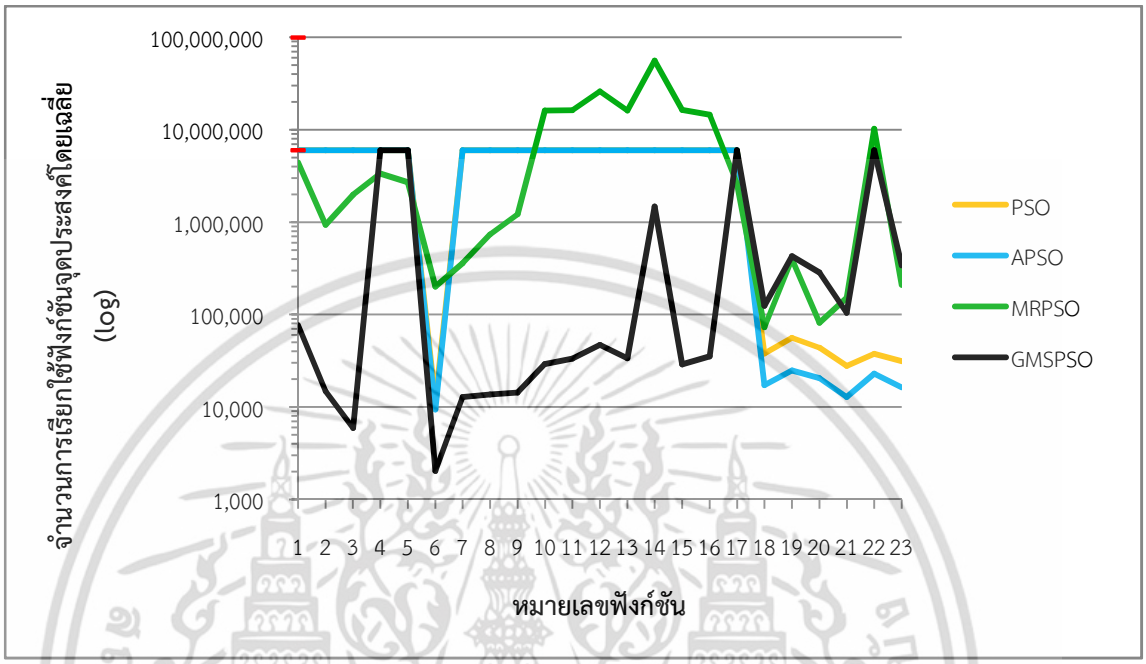
จากตารางที่ 5.4 จะเห็นได้ว่าตั้งแต่ฟังก์ชันที่ 1-16 ยกเว้น 4 และ 5 GMSPSO พบคำตอบด้วยจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยที่น้อยกว่า PSO, APSO และ MRPSO และยังมีจำนวนครั้งที่พบคำตอบเป็น 100 ครั้งอีกด้วย ในขณะที่ MRPSO พบคำตอบด้วยจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยที่น้อยกว่าอัลกอริทึมอื่นๆเฉพาะฟังก์ชัน 4, 5 และ 17 แต่มีจำนวนครั้งที่พบคำตอบเป็น 100 ครั้งในทุกฟังก์ชัน ส่วน APSO พบคำตอบด้วยจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยที่น้อยกว่า PSO, MRPSO และ GMSPSO ตั้งแต่ฟังก์ชันที่ 18-23 ด้วยจำนวนครั้งที่พบคำตอบเป็น 100 ครั้งในขณะที่ฟังก์ชันที่ 6 นั้นมีจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยน้อยกว่า PSO และ MRPSO แต่มากกว่า GMSPSO ด้วยจำนวนครั้งที่พบคำตอบเป็น 100 ครั้ง ส่วน PSO นั้นพบคำตอบด้วยจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยที่มากกว่าอัลกอริทึมอื่นๆในฟังก์ชันที่ 6 ด้วยจำนวนครั้งที่พบคำตอบไม่ถึง 100 ครั้งและในฟังก์ชันที่ 18-23 ด้วยจำนวนครั้งที่พบคำตอบเป็น 100 ครั้ง

นอกจากนี้จะเห็นว่าจากผลการทดลอง PSO และ APSO ซึ่งมีวิธีการค้นหาคำตอบที่ใกล้เคียงกันมากแตกต่างเพียง APSO ทำการกลายพันธุ์หลังจากอนุภาคเคลื่อนที่เพียงอนุภาคเดียวและมีการปรับโมเมนตัมจากค่าคงที่ 0.7 เป็น 0.5 ถึง 1 และผลการทดลองที่ได้ไม่ได้มีความแตกต่างกันมากโดย APSO มีผลที่ดีกว่า PSO เพียงเล็กน้อยในฟังก์ชันที่ 6 และ 18-23 ในขณะที่ฟังก์ชันอื่นๆนั้นมีผลลัพธ์ที่เหมือนกันคือหาคำตอบไม่พบทั้ง 100 ครั้ง ส่วน MRPSO และ GMSPSO มีความแตกต่างกันอย่างมากและทำให้ได้ผลที่ต่างกันอย่างมาก

เมื่อนำตารางที่ 5.4 มาเขียนกราฟแสดงจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยของทุกฟังก์ชันของทุกอัลกอริทึม กราฟที่ได้เป็นไปตามรูปที่ 5.1 โดยแกน x เป็นหมายเลขฟังก์ชัน แกน y เป็นจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย เส้นแต่ละสีเป็นจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยของทุกฟังก์ชันของอัลกอริทึมใดอัลกอริทึมหนึ่ง และขีดสีแดงที่แกน y มี 2 ขีด โดยขีดล่างคือจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุดของ PSO, APSO และ GMSPSO ซึ่งคือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6,000,000 ในขณะที่ขีดบนคือจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุดของ MRPSO ซึ่งคือ 99,000,000 นั่นคือ PSO, APSO และ GMSPSO จะเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยไม่เกิน 6,000,000 และ MRPSO จะเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยไม่เกิน 99,000,000



รูปที่ 5.1 กราฟแสดงจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO ในทุกฟังก์ชัน

ในรูปที่ 5.1 สำหรับ PSO, APSO และ GMSPSO นั้นถ้าจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยเป็น 6,000,000 แสดงว่าอัลกอริทึมไม่พบคำตอบ แต่ถ้าอัลกอริทึมพบคำตอบแล้วจะหยุดการค้นหาทำให้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยน้อยกว่า 6,000,000 ส่วน MRPSO นั้นถ้าจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุดเป็น 99,000,000 แสดงว่าไม่พบคำตอบการที่กำหนดให้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุดเป็น 6,000,000 ซึ่งมีค่าน้อยกว่า MRPSO เป็นเพราะ PSO, APSO และ GMSPSO ไม่มีกระบวนการรีโพซิชันดังนั้นถ้าจะพบคำตอบ ก็จะพบด้วยจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ไม่เกิน 6,000,000 โดยประมาณ และจะไม่พบคำตอบถึงแม้จะใช้จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์เกินค่านี้ก็ตาม ส่วน MRPSO เป็นอัลกอริทึมที่พิเศษตรงที่สามารถค้นพบคำตอบด้วยจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ที่เกิน 6,000,000 ได้ เนื่องจากมีการรีโพซิชัน ดังนั้นจึงกำหนดจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุดสำหรับ MRPSO เป็น 99,000,000

ในรูปที่ 5.1 จะเห็นว่า GMSPSO ในฟังก์ชันที่ 1-16 ยกเว้น 4 และ 5 นั้นได้เรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ด้วยจำนวนที่น้อยกว่าอัลกอริทึมอื่นในขณะที่ฟังก์ชันที่ 18-23 จะเห็นว่า GMSPSO และ MRPSO ได้เรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ด้วยจำนวนที่ไม่ต่างกันมาก ส่วน MRPSO ได้เรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ในจำนวนที่มากกว่าอัลกอริทึมอื่นอย่างเห็นได้ชัดในฟังก์ชันที่ 10-16 แต่ก็พบคำตอบทุก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชัน สำหรับ PSO และ APSO นั้นเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ด้วยจำนวน 6,000,000 และก็ยังไม่พบคำตอบในฟังก์ชันที่ 1-17 ยกเว้น 6 ในขณะที่ฟังก์ชัน 18-23 นั้น APSO เรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ด้วยจำนวนที่น้อยกว่า PSO เพียงเล็กน้อยและยังน้อยกว่า MRPSO และ GMSPSO อีกด้วย

ในบางฟังก์ชันที่มีรูปใน 2 มิติคล้ายกันเช่น ฟังก์ชัน Rosenbrock (4) กับฟังก์ชัน Cigar (15) มีผลการทดลองที่แตกต่างกันมาก เนื่องจากฟังก์ชัน Rosenbrock เป็นแบบ Multimodal มีจุดสุดสัมพัทธ์หลายจุดในขณะที่ Cigar เป็น Unimodal มีจุดสุดสัมพัทธ์จุดเดียวจึงทำให้ง่ายต่อการค้นหามากกว่า

นอกจากนี้ยังมีผลการเปรียบเทียบค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ยและจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยของแต่ละอัลกอริทึมสำหรับแต่ละฟังก์ชันซึ่งอยู่ในภาคผนวก ค.

5.3.1 ประเภทของผลการทดลองของ GMSPSO

ผลที่ได้จากการทดลอง GMSPSO สามารถแบ่งหลายประเภทดังนี้

5.3.1.1 พบคำตอบโดย PSO

ผลจากการทดลองกับฟังก์ชัน Holder ด้วยประชากร 5 ตัวโดยมีการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ไม่เกิน 6,000,000 ครั้งเป็นไปตามตารางที่ 5.5 ตารางที่ 5.5 แสดงรอบในการค้นหาคำตอบตำแหน่งของอนุภาคในมิติที่ 1 และ 2 ค่าความเหมาะสมของตำแหน่งของอนุภาครวมถึงหมายเลขของอนุภาคตัวที่เป็น GBEST ขณะที่อนุภาคกำลังค้นหา สำหรับคอลัมน์ต่อมาเป็นรายละเอียดเกี่ยวกับการเคลื่อนที่ของอนุภาคในรอบนั้นๆว่าอนุภาคเคลื่อนที่แบบใด สัญลักษณ์ n หมายถึง อนุภาคเคลื่อนที่โดย PSO และตัวเลขที่อยู่หลังสัญลักษณ์นี้คือ ความเร็วที่มีขนาดมากที่สุดจากมิติทั้งหมดของความเร็วของอนุภาค ส่วนสัญลักษณ์ s หมายถึงอนุภาคเคลื่อนที่โดยการกลายพันธุ์และตัวเลขตัวแรกที่อยู่หลังสัญลักษณ์นี้คือ จำนวนครั้งในการกลายพันธุ์ ตัวเลขตัวที่สองคือ จำนวนครั้งในการค้นหาตำแหน่งใหม่ ส่วนคอลัมน์ถัดมาคือ หมายเลขของอนุภาคตัวที่เป็น GBEST หลังจากที่ทุกอนุภาคทำการค้นหาตำแหน่งใหม่เสร็จสิ้นแล้วในรอบนั้นๆ ส่วนคอลัมน์สุดท้ายคือ ค่าความเหมาะสมของ GBEST

ตารางที่ 5.5 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 0 ตั้งแต่รอบที่ 330-350 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Holder

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา	อนุภาคที่เป็น GBEST	ค่าความเหมาะสมของ GBEST
330	8.05458494893400	-9.66485346240665	3.55E-14	-200	s0/181	4	1.42E-14
331	8.05458495183725	-9.66485346725929	3.66E-13	4	n -4.8526432523719016e-009	4	1.42E-14
332	8.05458494880752	-9.66485346217077	1.10E-13	4	n 5.0885264102777122e-009	4	1.42E-14

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.5 (ต่อ) แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 0 ตั้งแต่รอบที่ 330-350 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Holder

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา	อนุภาคที่เป็น GBEST	ค่าความเหมาะสมของ GBEST
333	8.05458494880752	-9.66485346217077	1.10E-13	-200	s0/185	4	1.42E-14
334	8.05458494672650	-9.66485345868375	3.91E-13	4	n 3.4870127810619733e-009	4	3.55E-15
335	8.05458494974202	-9.66485346376574	1.71E-13	4	n -5.0819891572116065e-009	4	3.55E-15
336	8.05458494974202	-9.66485346376574	1.71E-13	-200	s0/170	4	3.55E-15
337	8.05458495040508	-9.66485346486688	2.17E-13	4	n -1.1011362935254822e-009	4	3.55E-15
338	8.05458495017908	-9.66485346447977	1.39E-13	4	n 3.871104692142738e-010	4	3.55E-15
339	8.05458495017908	-9.66485346447977	1.39E-13	-200	s0/179	4	3.55E-15
340	8.05458494881927	-9.66485346219755	7.46E-14	4	n 2.2822242761459302e-009	4	3.55E-15
341	8.05458494881927	-9.66485346219755	7.46E-14	-200	s0/185	4	3.55E-15
342	8.05458494822620	-9.66485346121683	8.88E-14	4	n 9.8071022572569515e-010	4	3.55E-15
343	8.05458494832370	-9.66485346138975	2.13E-14	4	n -1.7291703424203552e-010	4	3.55E-15
344	8.05458494832370	-9.66485346138975	2.13E-14	-200	s0/182	4	3.55E-15
345	8.05458494965042	-9.66485346359312	4.62E-14	4	n -2.2033723422909016e-009	4	3.55E-15
346	8.05458494991754	-9.66485346403177	4.97E-14	4	n -4.3864352794215295e-010	4	3.55E-15
347	8.05458494816329	-9.66485346111882	5.33E-14	4	n 2.9129425240962324e-009	4	3.55E-15
348	8.05458494858977	-9.66485346182821	1.42E-14	4	n -7.0938054762211098e-010	4	3.55E-15
349	8.05458494858977	-9.66485346182821	1.42E-14	-200	s0/178	4	3.55E-15
350	8.05458494890343	-9.66485346234990	0	4	n -5.2169321773065e-010	0	0

จากตารางที่ 5.5 จะเห็นว่าในรอบที่ 350 อนุภาคตัวที่ 0 ค้นพบคำตอบ ซึ่งเห็นได้จากค่าความเหมาะสมเป็น 0 ค้นพบคำตอบโดย PSO ทำให้ในรอบสุดท้ายอนุภาคตัวที่ 0 กลายเป็น GBEST ด้วยค่าความเหมาะสมเป็น 0

5.3.1.2 พบคำตอบโดยการกลายพันธุ์

ผลจากการทดลองกับฟังก์ชัน Goldstein-Price ด้วยประชากร 5 ตัว โดยมีการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ไม่เกิน 6,000,000 ครั้งเป็นไปตามตารางที่ 5.6 ดังนี้

ตารางที่ 5.6 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 1 ตั้งแต่รอบที่ 170-193 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Goldstein-Price

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา	อนุภาคที่เป็น GBEST	ค่าความเหมาะสมของ GBEST
170	6.81E-09	-1	2.38E-13	1	n -1.4461749528224093e-007	1	1.33E-15
171	1.03E-08	-1	2.25E-13	-200	s3/370	1	1.33E-15
172	-4.91E-08	-1	4.80E-12	1	n -1.3697215430801794e-007	1	1.33E-15

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.6 (ต่อ) แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 1 ตั้งแต่รอบที่ 170-193 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Goldstein-Price

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา	อนุภาคที่เป็น GBEST	ค่าความเหมาะสมของ GBEST
173	-6.21E-08	-1	7.61E-12	1	n -2.8997362840823029e-008	1	1.33E-15
174	2.71E-09	-1	1.20E-14	1	n 1.5103113472720177e-007	1	1.33E-15
175	9.17E-10	-1	4.44E-16	-200	s2/202	1	4.44E-16
176	4.82E-08	-1	5.67E-12	1	n 1.1022916749383986e-007	1	4.44E-16
177	-3.92E-08	-1	2.64E-12	1	n -2.0369021294757956e-007	1	4.44E-16
178	-3.49E-08	-1	2.63E-12	-200	s1/232	1	4.44E-16
179	-3.08E-08	-1	1.14E-12	1	n 2.8354425676348175e-008	1	4.44E-16
180	-2.10E-08	-1	1.10E-12	-200	s2/350	1	4.44E-16
181	1.19E-08	-1	1.20E-12	1	n 1.0954994225484797e-007	1	4.44E-16
182	2.07E-08	-1	2.09E-12	1	n 1.8587130296187686e-008	1	4.44E-16
183	-9.65E-09	-1	3.39E-13	1	n -1.0357866570366487e-007	1	4.44E-16
184	-9.65E-09	-1	3.39E-13	-200	s0/176	1	4.44E-16
185	-2.37E-08	-1	2.17E-12	1	n -4.4557162899537567e-008	1	4.44E-16
186	-1.16E-09	-1	1.42E-14	1	n 8.0882254721138021e-008	1	4.44E-16
187	-2.88E-09	-1	8.44E-15	-200	s2/249	1	4.44E-16
188	1.97E-08	-1	2.04E-12	1	n 6.5816811518252241e-008	1	4.44E-16
189	5.42E-09	-1	1.20E-13	1	n -5.2826293659728039e-008	1	4.44E-16
190	7.91E-09	-1	8.13E-14	-200	s2/293	1	4.44E-16
191	-1.80E-08	-1	6.02E-13	1	n -5.8008382012887628e-008	1	4.44E-16
192	-5.41E-09	-1	2.71E-14	1	n 3.9641650093557866e-008	1	4.44E-16
193	-1.33E-10	-1	0	0	s4/22	1	0

จากตารางที่ 5.6 จะเห็นว่าอนุภาคตัวที่ 1 ค้นพบคำตอบในรอบที่ 193 ซึ่งเห็นได้จากค่าความเหมาะสมเป็น 0 ค้นพบคำตอบโดยการกลายพันธุ์ไป 4 ครั้งจากการหาตำแหน่งใหม่ 22 ตำแหน่ง

5.3.1.3 ไม่พบคำตอบ

ผลจากการทดลองกับฟังก์ชัน Trid ด้วยประชากร 5 ตัวโดยมีการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ไม่เกิน 6,000,000 ครั้งเป็นไปตามตารางที่ 5.7 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.7 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 0 ตั้งแต่รอบที่ 44,525-44,543 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Trid

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา	อนุภาคที่เป็น GBEST	ค่าความเหมาะสมของ GBEST
44525	9.618249	16.89275	0.950461	-200	s0/200	1	0.950461
44526	9.618249	16.89275	0.950461	1	n -8.1653204164867269e-008	1	0.950461
44527	9.618249	16.89275	0.950461	1	n 6.0137649004380725e-008	1	0.950461
44528	9.618249	16.89275	0.950461	1	n 8.6863579335570827e-008	1	0.950461
44529	9.618249	16.89275	0.950461	-200	s0/200	1	0.950461
44530	9.618249	16.89275	0.950461	1	n -7.9067131786436926e-009	1	0.950461
44531	9.618249	16.89275	0.950461	1	n -6.5326036746943614e-008	1	0.950461
44532	9.618249	16.89275	0.950461	1	n 2.4328035992537563e-008	1	0.950461
44533	9.618249	16.89275	0.950461	1	n -5.141143552157669e-008	1	0.950461
44534	9.618249	16.89275	0.950461	1	n -9.0774819116556759e-008	1	0.950461
44535	9.618249	16.89275	0.950461	-200	s0/200	1	0.950461
44536	9.618249	16.89275	0.950461	1	n 6.5526517301311123e-008	1	0.950461
44537	9.618249	16.89275	0.950461	1	n 1.5815614695817289e-007	1	0.950461
44538	9.618249	16.89275	0.950461	1	n 5.8764463987490036e-008	1	0.950461
44539	9.618249	16.89275	0.950461	-200	s0/200	1	0.950461
44540	9.618249	16.89275	0.950461	1	n 5.5056328681936285e-009	1	0.950461
44541	9.618249	16.89275	0.950461	1	n -9.1103887093610634e-008	1	0.950461
44542	9.618249	16.89275	0.950461	1	n -2.1608234162807031e-007	1	0.950461
44543	9.618249	16.89275	0.950461	-200	s0/200	1	0.950461

การทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Trid นี้นั้น GMSPSO ไม่พบคำตอบ นั่นคือ ไม่มีอนุภาคใดพบคำตอบเช่นเดียวกับอนุภาคตัวที่ 0 ที่แสดงในตารางที่ 5.7 จากตารางนี้รอบที่ 44,543 เป็นรอบสุดท้ายแล้วแต่อนุภาคตัวที่ 0 ก็ยังไม่พบคำตอบซึ่งเห็นได้จากค่าความเหมาะสมในรอบสุดท้ายไม่เป็น 0

5.3.1.4 พบคำตอบด้วยจำนวนรอบน้อย

ผลจากการทดลองกับฟังก์ชัน Shaffer's F6 ด้วยประชากร 5 ตัวโดยมีการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ไม่เกิน 6,000,000 ครั้งเป็นไปตามตารางที่ 5.8 ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.8 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 4 ตั้งแต่รอบที่ 0-1 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Shaffer**'s F6**

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา	อนุภาคที่เป็น GBEST	ค่าความเหมาะสมของ GBEST
0	45.49232	-11.0809	0.459589	1	n -43.564531990729321	1	0.178223
1	3.86E-09	-2.30E-09	0	0	s31/111	4	0

จากตารางที่ 5.8 จะเห็นว่าคำตอบถูกค้นพบใน 2 รอบโดยค้นพบในรอบที่ 1 ด้วยอนุภาคตัวที่ 4 ซึ่งค้นพบโดยการกลายพันธุ์

5.3.1.5 พบคำตอบด้วยจำนวนรอบมาก

ผลจากการทดลองกับฟังก์ชัน Beale ด้วยประชากร 5 ตัวโดยมีการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์ไม่เกิน 6,000,000 ครั้งเป็นไปตามตารางที่ 5.9 ดังนี้

ตารางที่ 5.9 แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 2 ตั้งแต่รอบที่ 510-533 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Beale

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา	อนุภาคที่เป็น GBEST	ค่าความเหมาะสมของ GBEST
510	3	0.5	2.33E-30	4	n 1.2266201104679448e-015	4	6.47E-32
511	3	0.5	2.33E-30	-200	s0/182	4	6.47E-32
512	3	0.5	3.20E-31	4	n 2.188509668630176e-015	4	6.47E-32
513	3	0.5	3.20E-31	-200	s0/181	4	6.47E-32
514	3	0.5	1.04E-30	4	n 2.4183480247060246e-015	4	6.47E-32
515	3	0.5	3.17E-30	4	n 1.4332441931885786e-015	4	6.47E-32
516	3	0.5	6.44E-31	4	n -2.0499521360373143e-015	4	6.47E-32
517	3	0.5	6.44E-31	-200	s0/180	4	6.47E-32
518	3	0.5	7.52E-31	4	n -2.1750807301249466e-015	4	6.47E-32
519	3	0.5	2.03E-30	4	n -5.2659620681258918e-016	4	6.16E-32
520	3	0.5	1.26E-31	4	n 2.5361255661701746e-015	4	6.16E-32
521	3	0.5	1.26E-31	-200	s0/188	4	6.16E-32
522	3	0.5	1.59E-30	4	n -4.4377433477923108e-016	4	6.16E-32
523	3	0.5	3.11E-31	4	n -1.0691070775862622e-015	4	6.16E-32
524	3	0.5	3.11E-31	-200	s0/187	4	6.16E-32
525	3	0.5	9.89E-31	4	n -4.1316424728429355e-016	4	6.16E-32
526	3	0.5	3.57E-31	4	n 8.4470881555909224e-016	4	6.16E-32
527	3	0.5	3.57E-31	-200	s0/176	4	6.16E-32
528	3	0.5	5.05E-31	4	n 2.4418357827235789e-016	4	6.16E-32
529	3	0.5	1.11E-31	4	n -5.5641450138197769e-016	4	6.16E-32
530	3	0.5	1.11E-31	-200	s0/183	4	6.16E-32
531	3	0.5	3.20E-31	4	n -1.8592605981491858e-016	4	6.16E-32

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.9 (ต่อ) แสดงการเคลื่อนที่ของอนุภาคตัวที่ 2 ตั้งแต่รอบที่ 510-533 จากการทดลอง GMSPSO กับฟังก์ชัน Beale

รอบ	ตำแหน่งมิติที่ 1	ตำแหน่งมิติที่ 2	ค่าความเหมาะสม	GBEST	การค้นหา	อนุภาคที่เป็น GBEST	ค่าความเหมาะสมของ GBEST
532	3	0.5	3.57E-31	4	n 5.0185365905493684e-016	4	6.16E-32
533	3	0.5	0	4	n -1.4109671451165232e-016	2	0

จากตารางที่ 5.9 จะเห็นว่าพบคำตอบในรอบที่ 533 โดยอนุภาคตัวที่ 2 ค้นพบคำตอบโดย PSO และกลายมาเป็น GBEST ในที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

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

[2] A. ALFI, "PSO with adaptive mutation and inertia weight and its application in parameter estimation of dynamic systems". Acta Automatica Sinica, pp. 541-549, 2011.

[3] C. Ratanavilisagul "IMPROVEMENTS OF PARTICLE SWARM OPTIMIZATION WITH SAMPLINGS PARTICLE PROXIMITY AND PARTICLE REDISTRIBUTION", Ph.D. Dissertation, Kingmongkut Institue of Thechnology Ladkrabang, Thailand. 2015.

[4] S. Russell and P. Norvig. Artificial Intelligence: A Modern Approach, 3rd ED, New Jersey : Prentice-Hall, 2010.

[5] J. H. Holland, "Adaptation in Natural and Artificial Systems", University of Michigan press, Ann Arbor, pp. 211, 1979.

[6] Jay L. Devore. Probability and Statistics for Engineering and the Sciences 8th ED, MA : Cengage Learning, 2012.

[7] M. Marcin and S. Czesław, Test functions for optimization needs, 2005.

[8] H. Abdel-Rahman, "Global Optimization Test Problems". [http://www-optima. amp.i.kyoto-u.ac.jp/member/student/hedar/Hedar_files/TestGO.htm]

[9] N.Holtschulte. "Schaffer's F6." [Online]. Avaliable : http://www.cs.unm.edu/~neal.holts/dga/benchmarkFunction/ schafferf6. html. 2015.

[10] A.-R. Hedar, B. T. Ong, and M. Fukushima, "Genetic algorithms with automatic accelerated termination," *Department of Applied Mathematics and Physics, Kyoto University, Tech. Rep,* vol. 2, 2007.

[11] C. Zhi-Qiang and W. Rong-Long, "An efficient real-coded genetic algorithm for real-parameter optimization" Proc, International Conference on Natural Computation, Vol. 6, 2010, pp. 2276 - 2280.

[12] G. Andrea, "Global Optimization Benchmarks and AMPGO". [http://infinity77.net /global_optimization]

[13] S. Sonja, B. Derek, and U. F. Simon, "Virtual Library of Simulation Experiments: Test Functions and Datasets". [http://www.sfu.ca/~ssurjano]

[14] A. P. Ernesto, "Multivariate Test Functions Library in C for Unconstrained Global Optimization", Department of Mathematics U.P. Diliman, 2005.

[15] M. J. Hirsch, P. M. Pardalos, and M. G. C. Resende. "Speeding up continuous GRASP", European Journal of Operational Research, vol. 205, 2010. Pp. 507-521.

[16] F. van Den Bergh, "An analysis of particle swarm optimizers", Ph.D. Dissertation, University of Pretoria, 2001.

[17] W. Wang. "Multiple Optima Problems in Higher Dimensions." [online]. Available :http://www.math.ntu.edu.tw/~wwang/cola_lab/ test_problems/multiple_opt/, 2013.

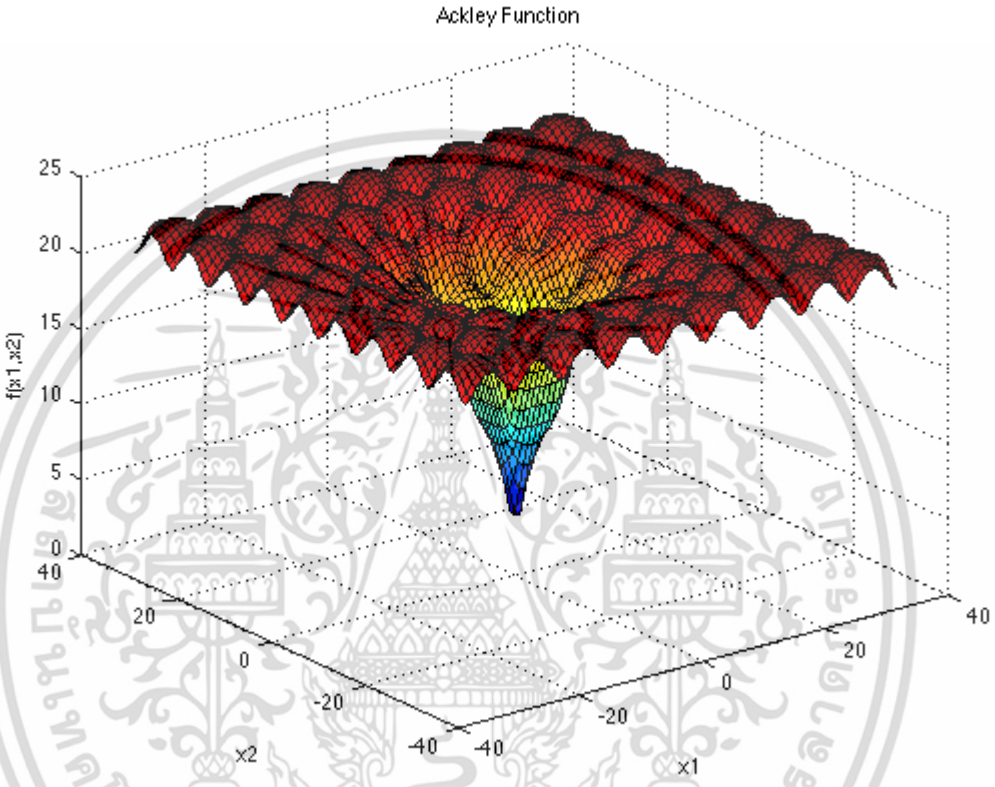
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.
ปัญหาฟังก์ชันมาตรฐานที่ใช้ในการทดลอง

ก.1 Ackley



รูปที่ ก.1 แสดงฟังก์ชัน Ackley ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x) = -a \cdot \exp\left(-b \cdot \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \cos(cx_i)\right) + a + \exp(1) \qquad \text{(ก.1)}$$

โดย

a = 20

b = 0.2

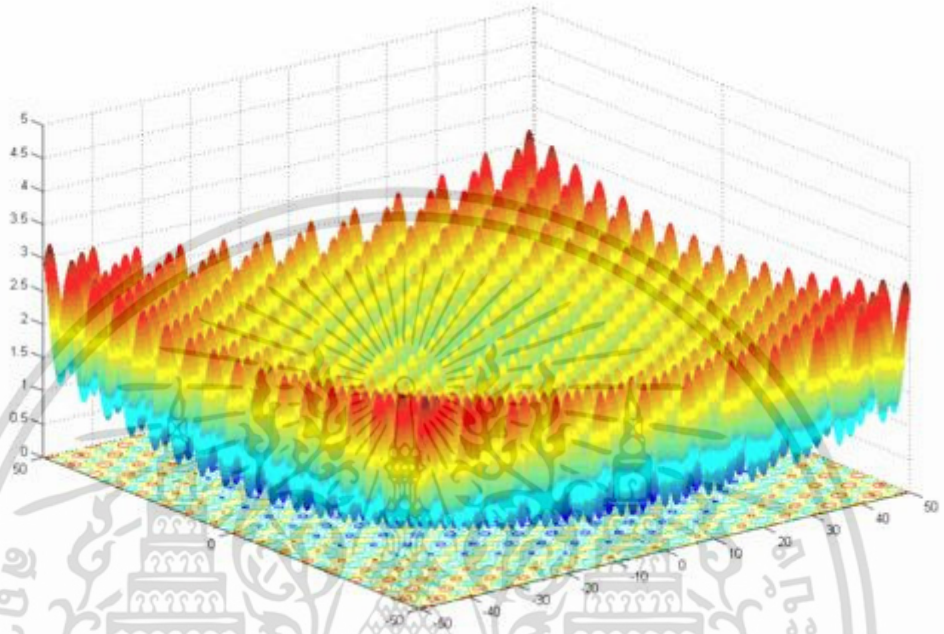
c = 2π

x_i อยู่ในช่วง [-32.768, 32.768] โดยที่ i = 1, ..., n

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

ก.2 Griewank



รูปที่ ก.2 แสดงฟังก์ชัน Griewank ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\frac{1}{4000}\sum_{i=1}^{n}x_i^2-\prod_{i=1}^{n}\cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)+1 \qquad \text{(ก.2)}$$

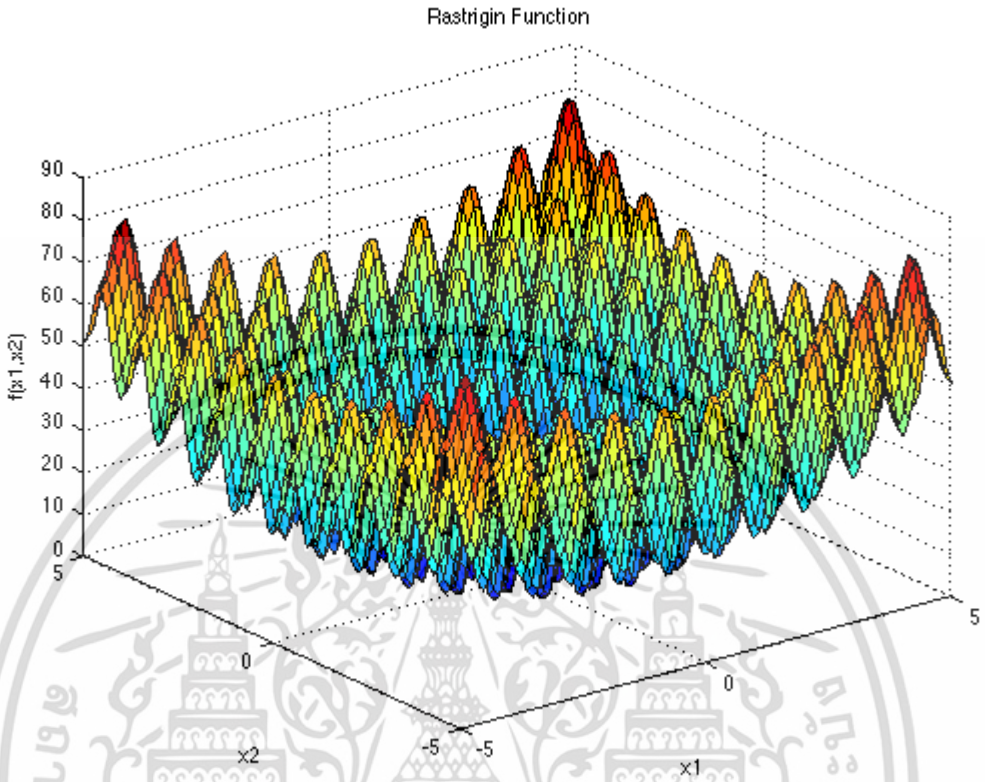
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-300, 300] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.3 Rastrigin



รูปที่ ก.3 แสดงฟังก์ชัน Rastrigin ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x) = 10n + \sum_{i=1}^{n}\left[x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)\right] \qquad \text{(ก.3)}$$

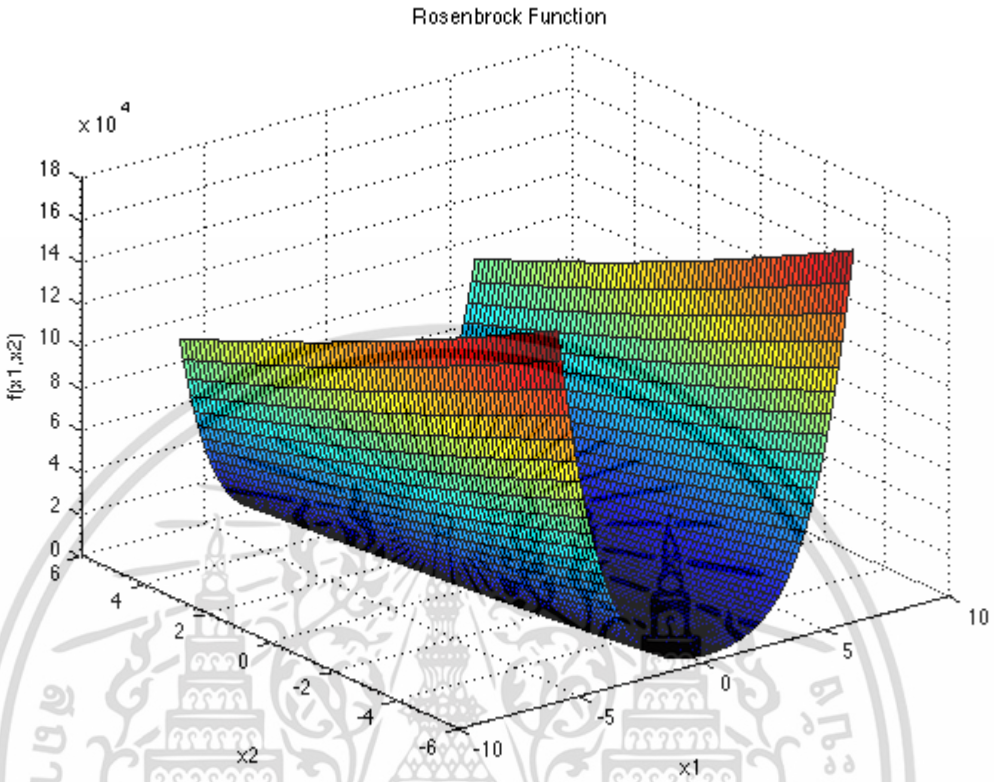
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-5.12, 5.12] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.4 Rosenbrock



รูปที่ ก.4 แสดงฟังก์ชัน Rosenbrock ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n-1}\left[100\left(x_{i+1}-x_i^2\right)^2+\left(1-x_i\right)^2\right] \qquad \text{(ก.4)}$$

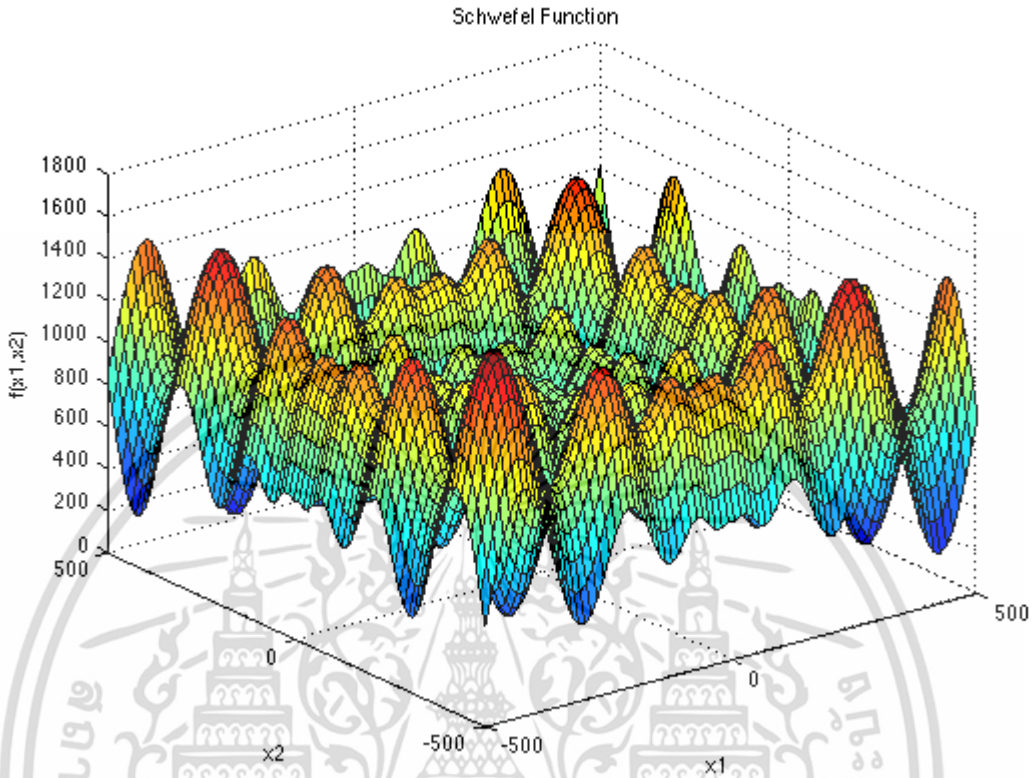
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-2.048, 2.048] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.5 Schwefel



รูปที่ ก.5 แสดงฟังก์ชัน Schwefel ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}\left[-x_i \sin\left(\sqrt{|x_i|}\right)\right] \qquad \text{(ก.5)}$$

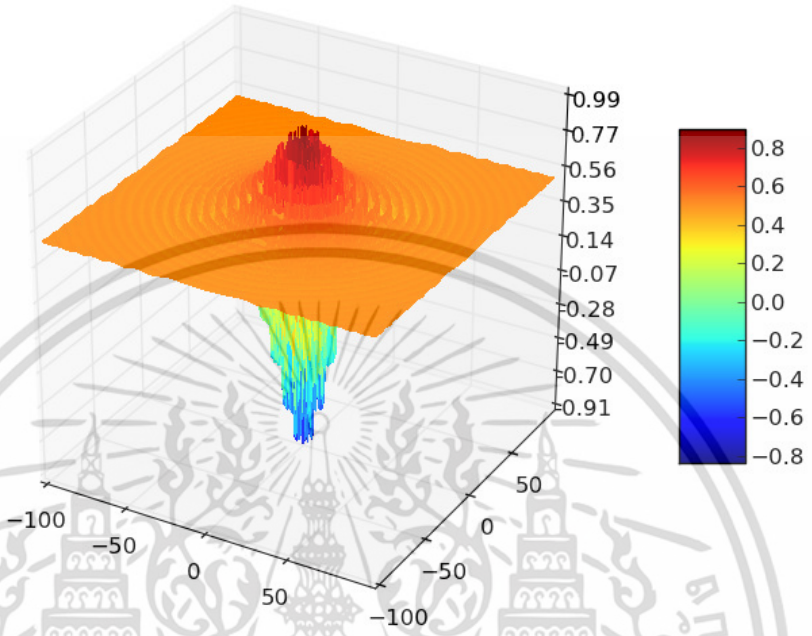
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-500, 500] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (420.9687, 420.9687, ..., 420.9687) มีค่าความเหมาะสมเป็น -418.9829n

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.6 Shaffer's F6



รูปที่ ก.6 แสดงฟังก์ชัน Shaffer's F6 ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี 2 มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{\sin^2\left(\sqrt{x_1^2 + x_2^2}\right) - 0.5}{\left[1 + 0.001 \cdot \left(x_1^2 + x_2^2\right)\right]^2} \qquad \text{(ก.6)}$$

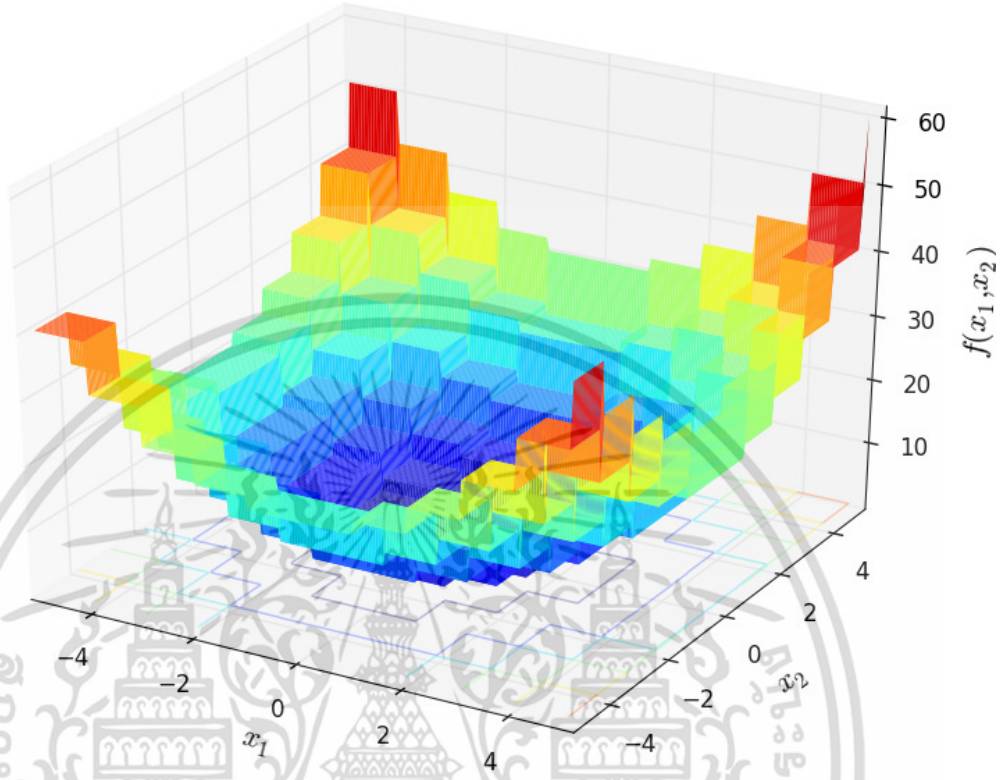
โดย

x_1 และ x_2 อยู่ในช่วง [-100, 100]

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.7 Step



รูปที่ ก.7 แสดงฟังก์ชัน Step ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}\left(\lfloor x_i+0.5\rfloor\right)^2 \qquad \text{(ก.7)}$$

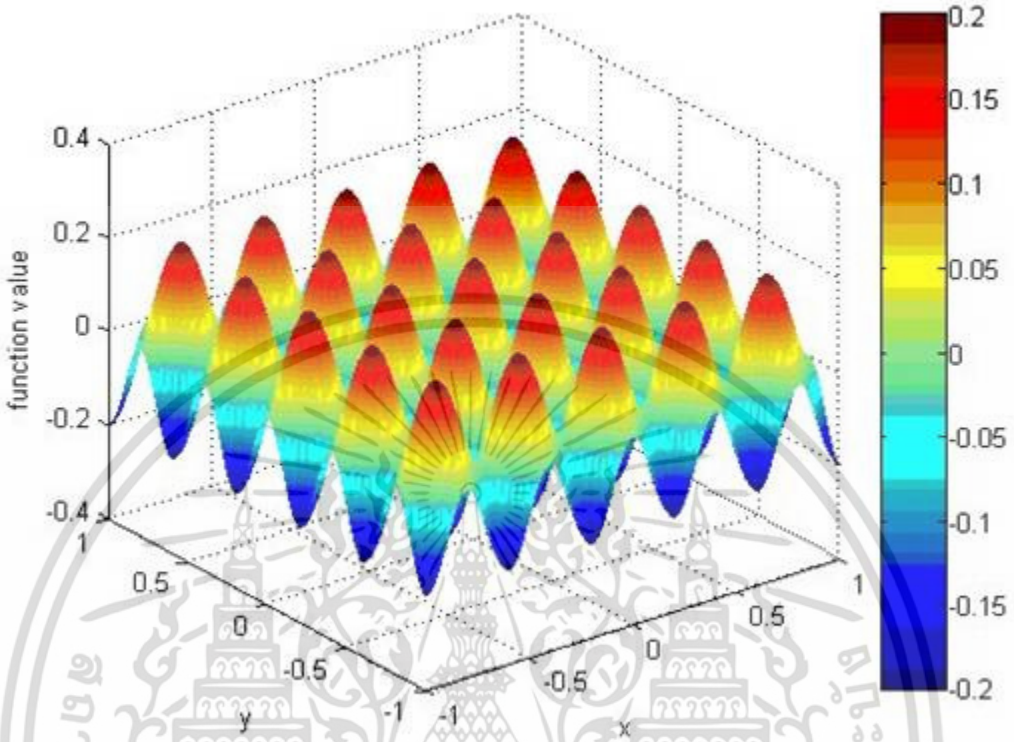
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-100, 100] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.8 Cosine Mixture



รูปที่ ก.8 แสดงฟังก์ชัน Cosine Mixture ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x) = -0.1\sum_{i=1}^{n}\cos(5\pi x_i) + \sum_{i=1}^{n} x_i^2 \qquad \text{(ก.8)}$$

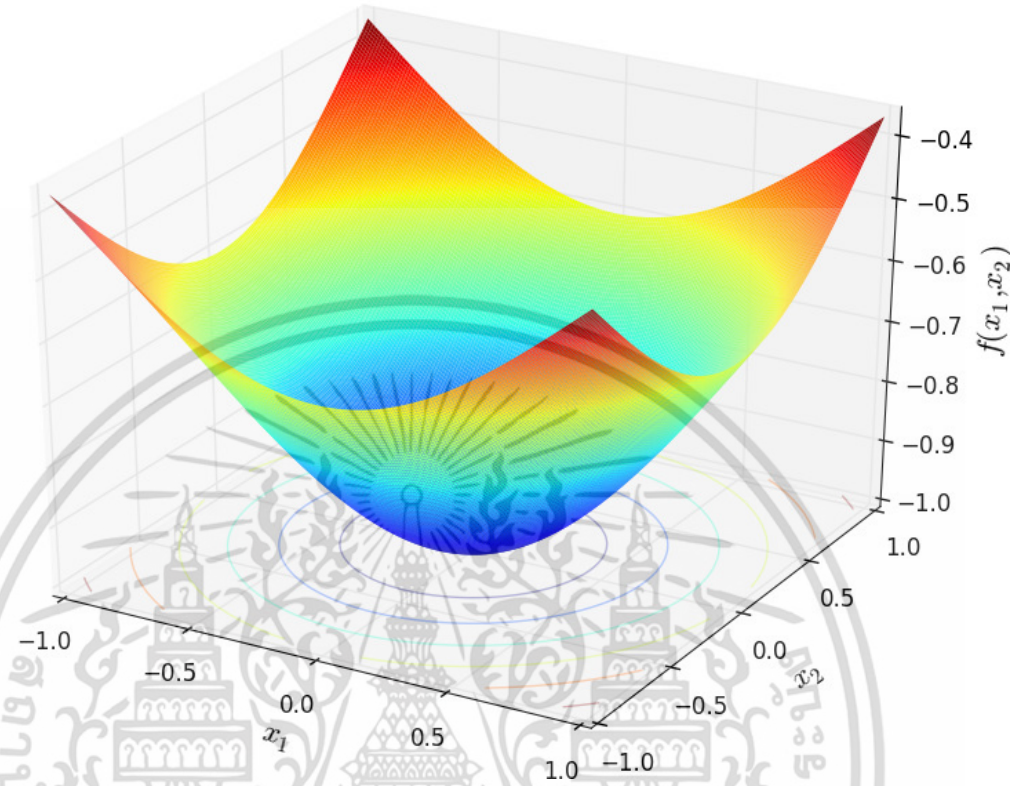
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-1, 1] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น -0.1 n

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.9 Exponential



รูปที่ ก.9 แสดงฟังก์ชัน Exponential ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x) = -\exp\left(-0.5\sum_{i=1}^{n} x_i^2\right) \qquad \text{(ก.9)}$$

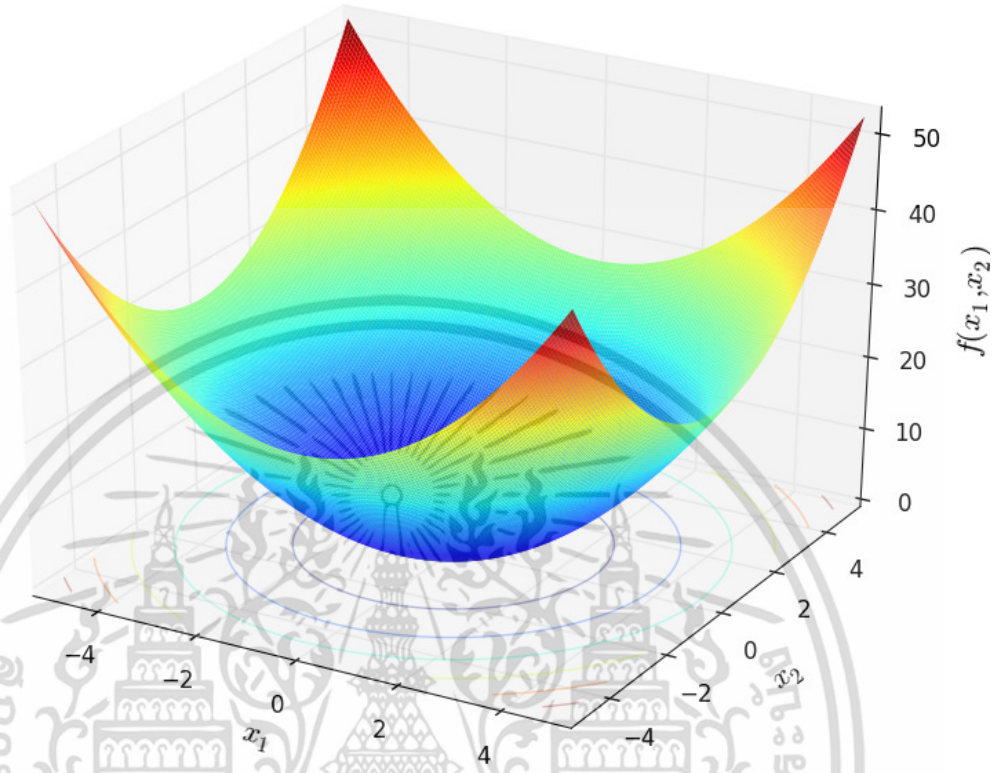
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-1, 1] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น -1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.10 Sphere



รูปที่ ก.10 แสดงฟังก์ชัน Sphere ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ unimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n} x_i^2 \qquad \text{(ก.10)}$$

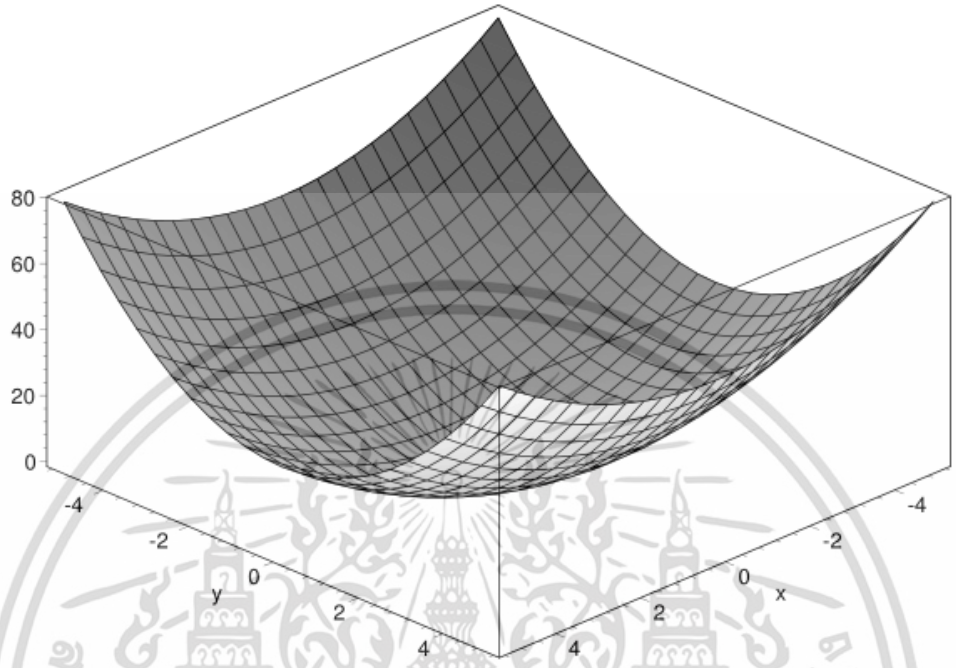
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-5.12, 5.12] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.11 Axis parallel hyper-ellipsoid



รูปที่ ก.11 แสดงฟังก์ชัน Axis parallel hyper-ellipsoid ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ unimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}\left(i\cdot x_i^2\right) \qquad \text{(ก.11)}$$

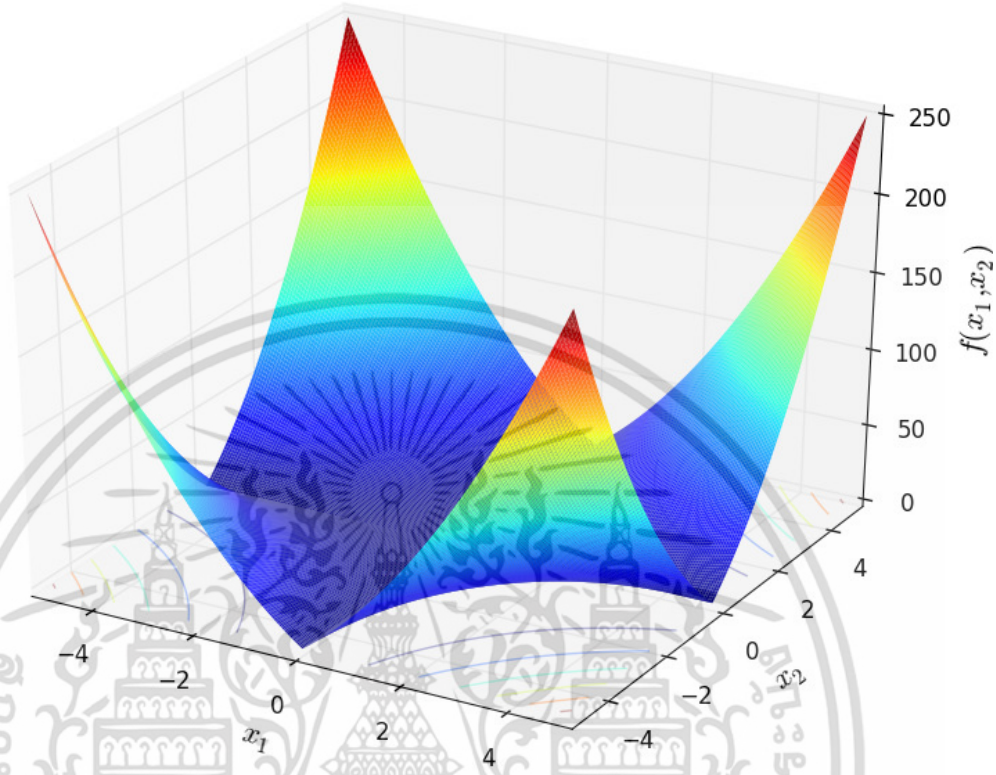
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-5.12, 5.12] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.12 Multimod



รูปที่ ก.12 แสดงฟังก์ชัน Multimod ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ unimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}|x_i|\prod_{i=1}^{n}|x_i| \qquad \text{(ก.12)}$$

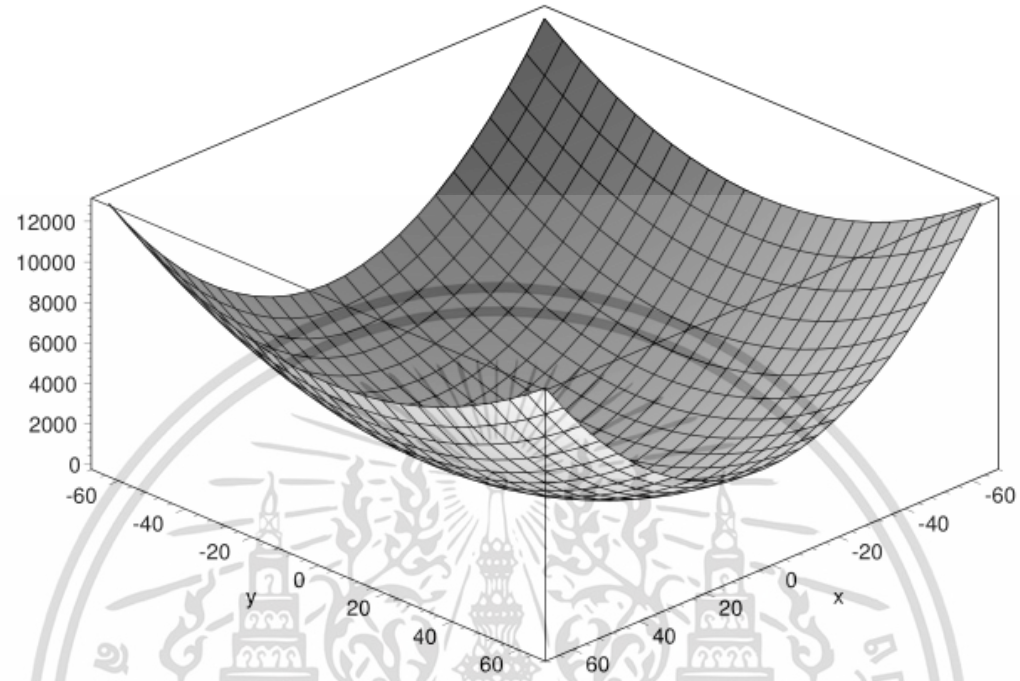
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-10, 10] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.13 Rotated hyper-ellipsoid



รูปที่ ก.13 แสดงฟังก์ชัน Rotated hyper-ellipsoid ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ unimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{i}x_j^2 \qquad \text{(ก.13)}$$

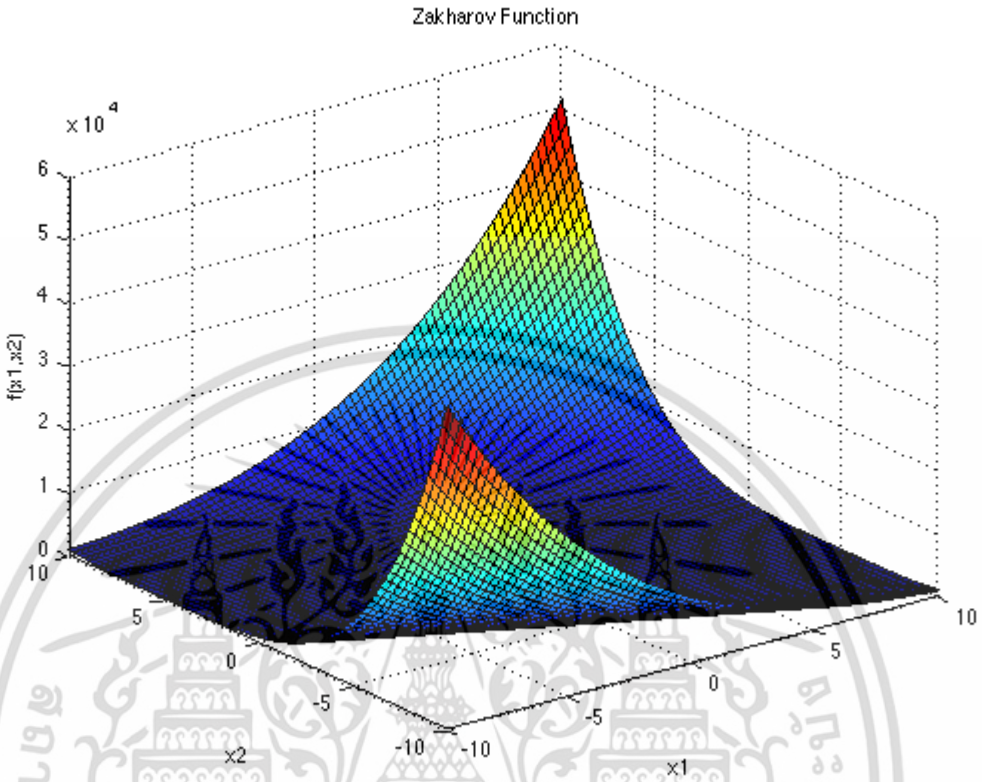
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-65.536, 65.536] โดยที่ $i = 1, \ldots, n$

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.14 Zakharov



รูปที่ ก.14 แสดงฟังก์ชัน Zakharov ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ unimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2+\left[\sum_{i=1}^{n}\frac{i}{2}x_i\right]^2+\left[\sum_{i=1}^{n}\frac{i}{2}x_i\right]^4 \qquad \text{(ก.14)}$$

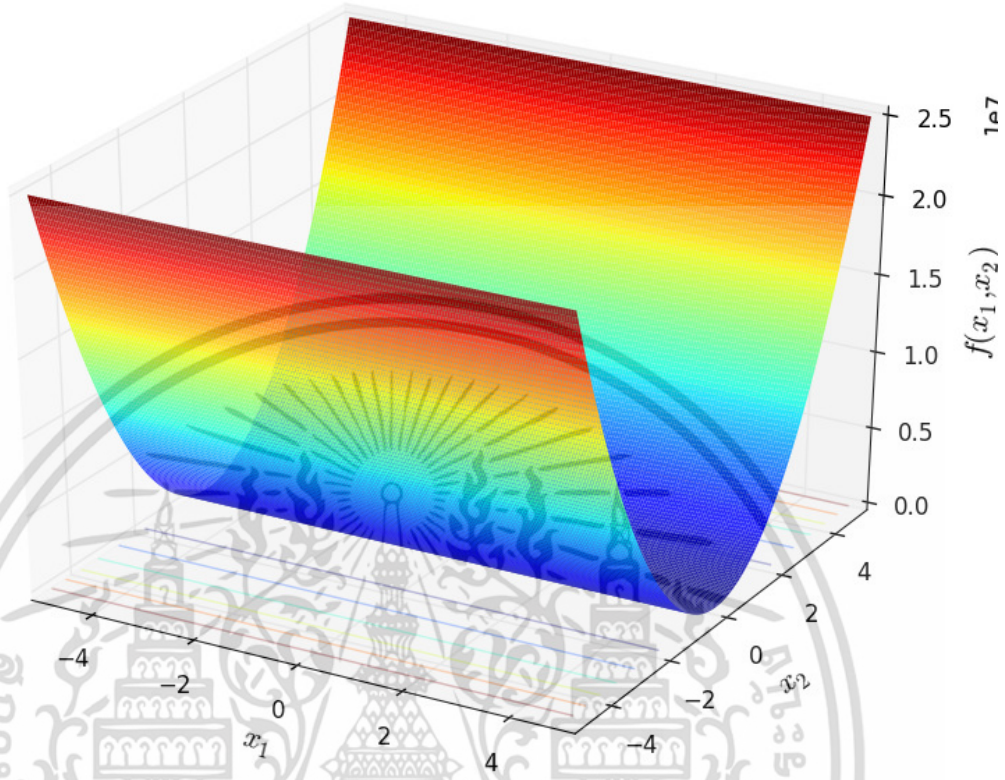
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-5, 10] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.15 Cigar



รูปที่ ก.15 แสดงฟังก์ชัน Cigar ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ unimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x) = x_1^2 + 10^6 \sum_{i=2}^{n} x_i^2 \qquad \text{(ก.15)}$$

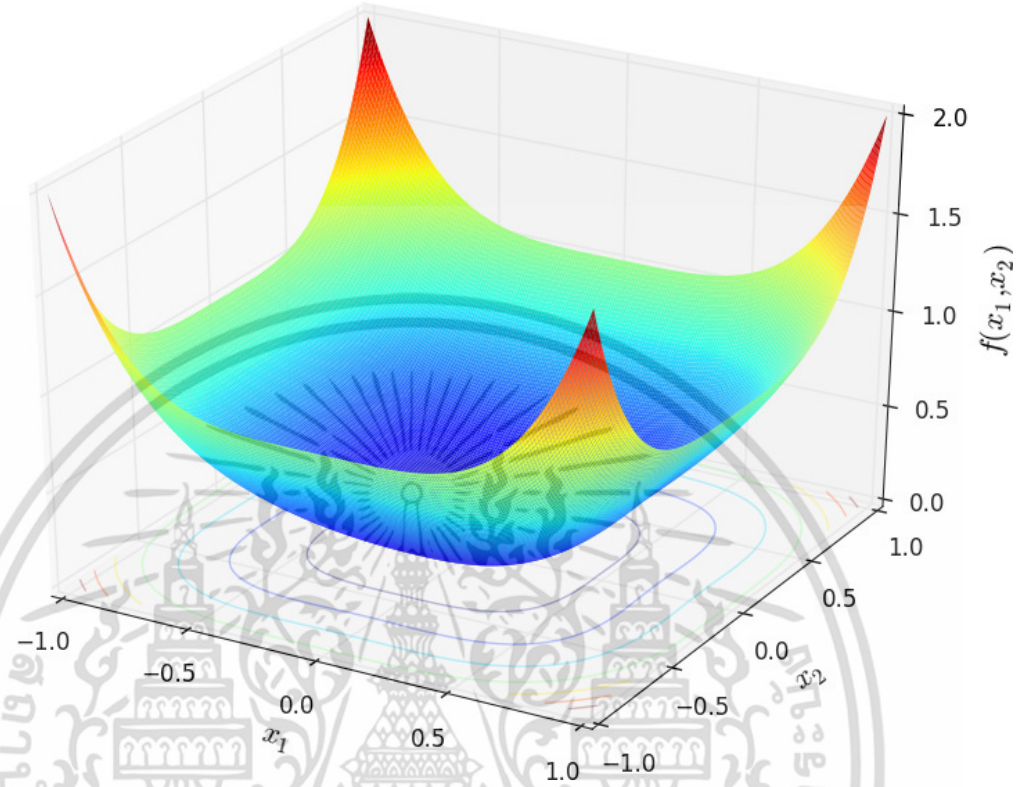
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-100, 100] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.16 Brown



รูปที่ ก.16 แสดงฟังก์ชัน Brown ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ unimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n-1}\left[\left(x_i^2\right)^{\left(x_{i+1}^2+1\right)}+\left(x_{i+1}^2\right)^{\left(x_i^2+1\right)}\right] \qquad \text{(ก.16)}$$

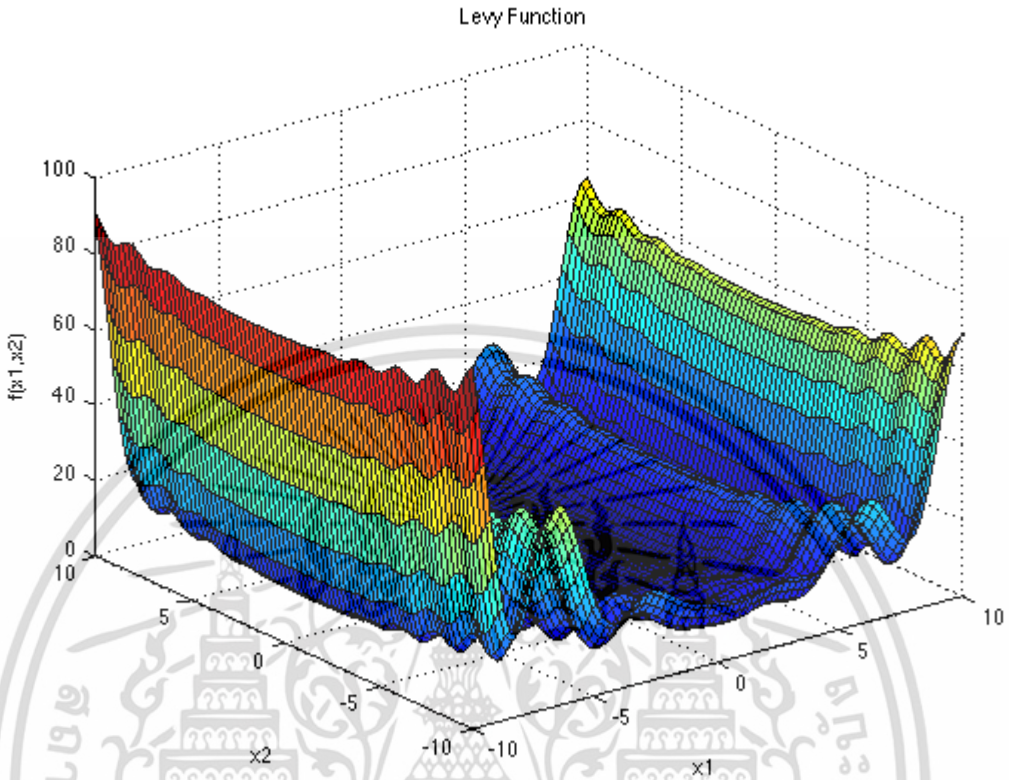
โดย

x_i อยู่ในช่วง [-1, 4] โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, 0, ..., 0) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.17 Levy



รูปที่ ก.17 แสดงฟังก์ชัน Levy ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sin^2(\pi y_1)+\sum_{i=1}^{n-1}\left[(y_i-1)^2\left(1+10\sin^2(\pi y_i+1)\right)\right] + (y_n-1)^2\left(1+10\sin^2(2\pi y_n)\right) \quad \text{(ก.17)}$$

โดย

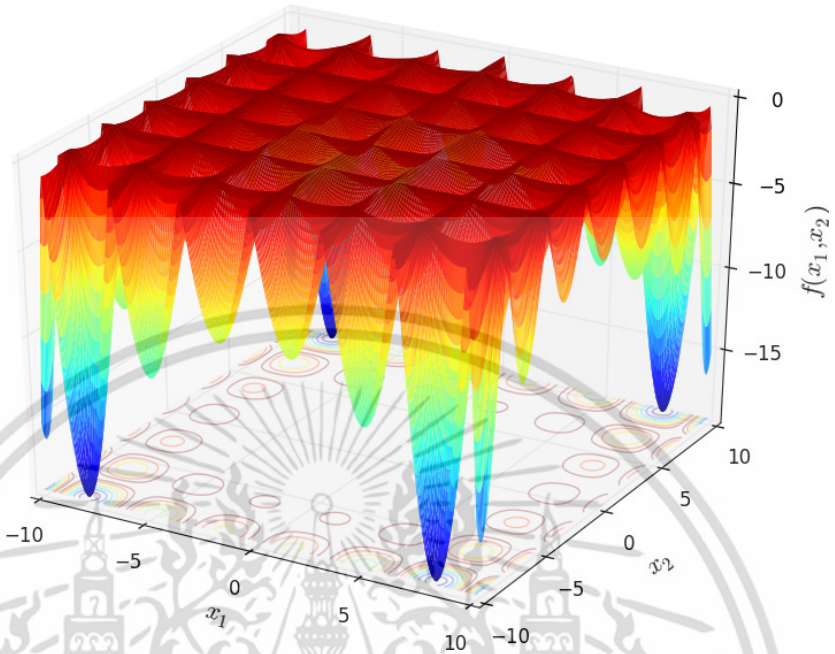
x_i อยู่ในช่วง [-10, 10] โดยที่ i = 1, ..., n

$y_i = 1+\frac{x_i-1}{4}$ โดยที่ i = 1, ..., n

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (1, 1, ..., 1) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.18 Holder



รูปที่ ก.18 แสดงฟังก์ชัน Holder ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี 2 มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x_1,x_2)=-\left|\sin(x_1)\cos(x_2)\exp\left(\left|1-\frac{\sqrt{x_1^2+x_2^2}}{\pi}\right|\right)\right| \qquad \text{(ก.18)}$$

โดย

x_1 และ x_2 อยู่ในช่วง [-10, 10]

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ

(8.05502, 9.66459)

(8.05502, -9.66459)

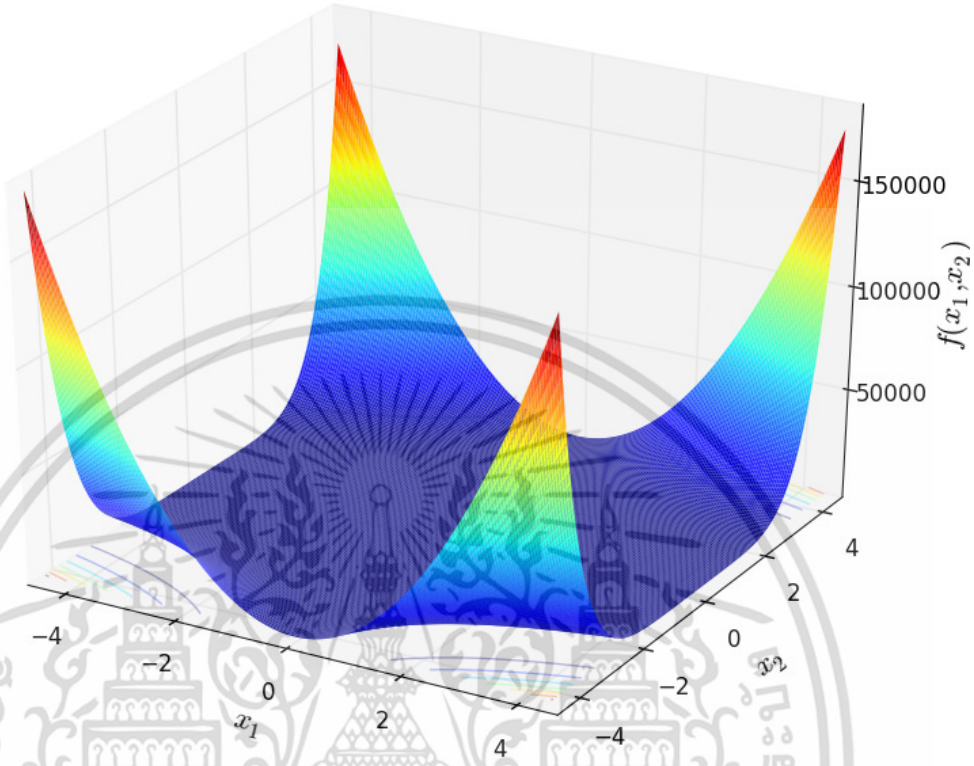
(-8.05502, 9.66459)

(-8.05502, -9.66459)

มีค่าความเหมาะสมเป็น -19.2085

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.19 Beale



รูปที่ ก.19 แสดงฟังก์ชัน Beale ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี 2 มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x) = (1.5 - x_1 - x_1 x_2)^2 + (2.25 - x_1 - x_1 x_2^2)^2 + (2.625 - x_1 - x_1 x_2^3)^2 \qquad \text{(ก.19)}$$

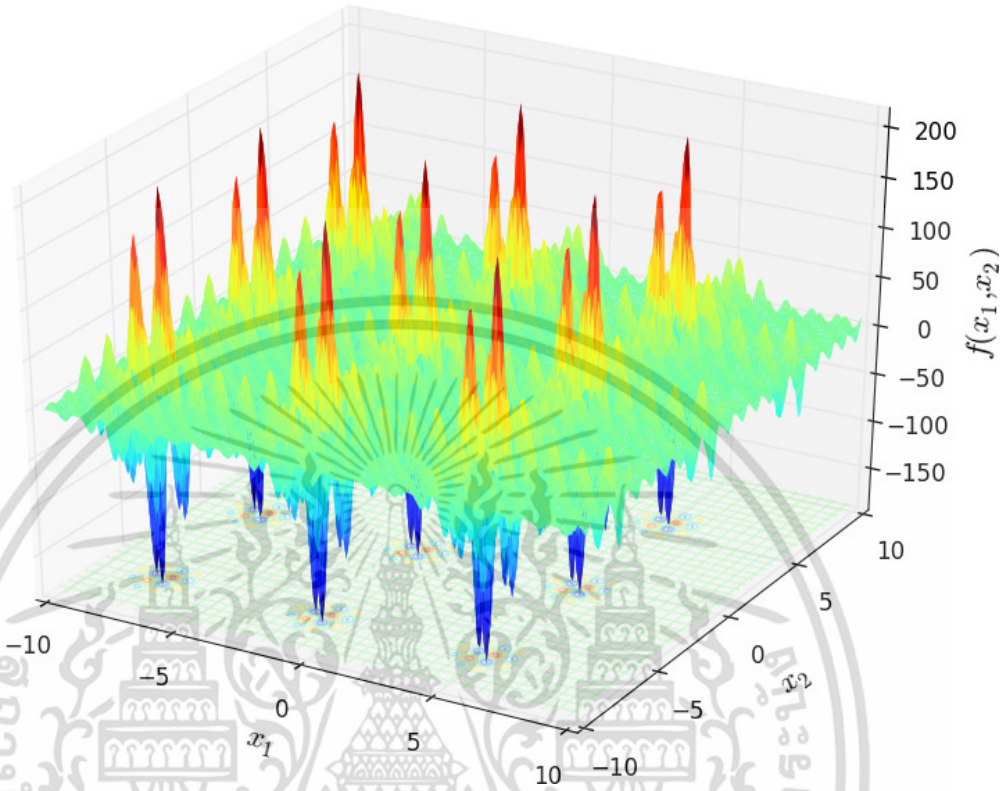
โดย

x_1 และ x_2 อยู่ในช่วง [-4.5, 4.5]

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (3, 0.5) มีค่าความเหมาะสมเป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.20 Shubert



รูปที่ ก.20 แสดงฟังก์ชัน Shubert ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี 2 มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x_1,x_2)=-\sum_{i=1}^{5} i\cdot\cos\left((i+1)x_1+1\right)\sum_{i=1}^{5} i\cdot\cos\left((i+1)x_2+1\right) \qquad \text{(ก.20)}$$

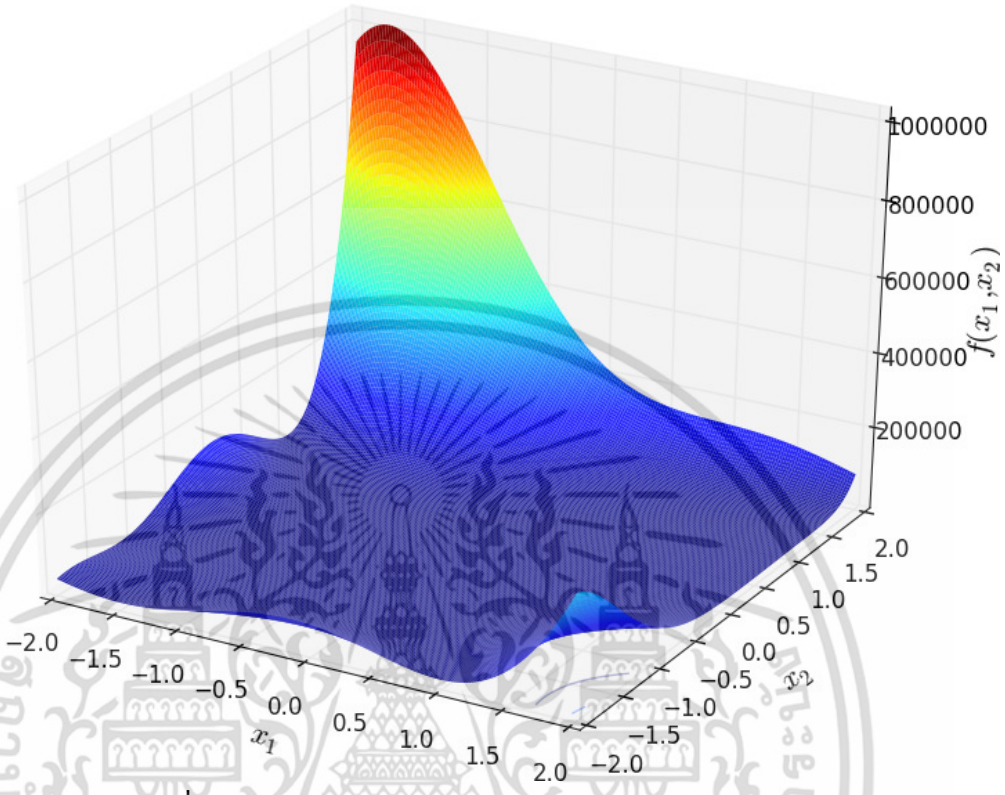
โดย

x_1 และ x_2 อยู่ในช่วง [-10, 10]

จุดสุดสัมบูรณ์มี 18 จุด มีค่าความเหมาะสมเป็น -186.7309

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.21 Goldstein-Price



รูปที่ ก.21 แสดงฟังก์ชัน Goldstein-Price ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี 2 มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x_1, x_2) = \left[1 + (x_1 + x_2 + 1)^2 \left(19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2\right)\right] \left[30 + (2x_1 - 3x_2)^2 \left(18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2\right)\right] \quad \text{(ก.21)}$$

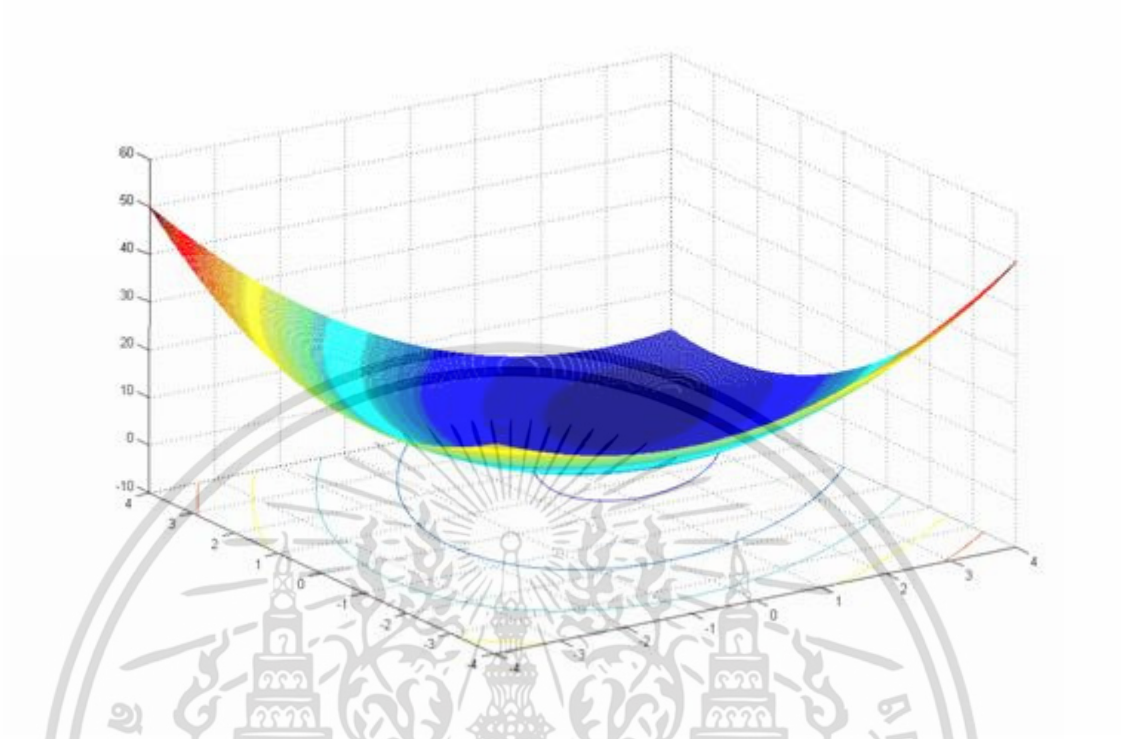
โดย

x_1 และ x_2 อยู่ในช่วง [-2, 2]

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (0, -1) มีค่าความเหมาะสมเป็น 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.22 Trid



รูปที่ ก.22 แสดงฟังก์ชัน Trid ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ multimodal มี n มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}(x_i-1)^2-\sum_{i=2}^{n}x_i x_{i-1} \qquad \text{(ก.22)}$$

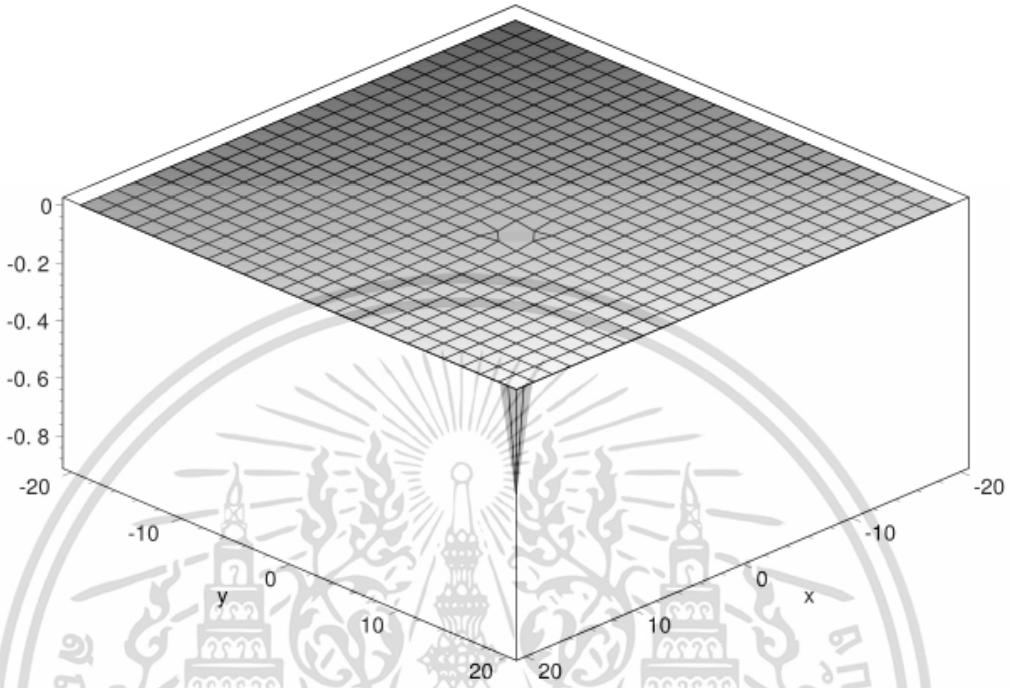
โดย

x_i อยู่ในช่วง $[-n^2, n^2]$ โดยที่ $i = 1, ..., n$

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุดที่ $x_i = i(n+1-i)$ โดยที่ $i = 1, ..., n$ สำหรับ 10 มิตินั้นมีค่าความเหมาะสมเป็น -210

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.23 Easom



รูปที่ ก.23 แสดงฟังก์ชัน Easom ขนาด 2 มิติ

ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันแบบ unimodal มี 2 มิติ แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์ดังนี้

$$f(x_1, x_2) = -\cos(x_1)\cos(x_2)\exp\left(-(x_1-\pi)^2 - (x_2-\pi)^2\right) \qquad \text{(ก.23)}$$

โดย

x_1 และ x_2 อยู่ในช่วง [-100, 100]

จุดสุดสัมบูรณ์ คือ จุด (π , π) มีค่าความเหมาะสมเป็น -1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข.
ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Conference Proceedings
May 2015

ICEAI
International Congress on
Engineering and Information

ICNSE
International Congress on
Natural Sciences and Engineering

ICCBES
International Congress on
Chemical, Biological and Environmental Sciences

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ICEAI-738
Greedy Mutation Search with Particle Swarm Optimization

Veerakorn Poonsilp
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang
kong51011240@hotmail.com

Boontee Kruatrachue
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang
booontee@yahoo.com
The corresponding author: Boontee Kruatrachue

Abstract

Particle Swarm Optimization (PSO) simulates the forage of birds or fish to find an optimal solution, but it often traps in local optimum easily. To overcome this problem, greedy mutation search along with particle swarm optimization (GMSPSO) are used to reduce trapping in local optimum and raise the probability to find an optimal solution. It is tested on the nineteen benchmark test functions. GMSPSO finds better solution than the standard PSO and the PSO with Adaptive Mutation (APSO) in most of the functions.

Keyword: Swarm Optimization, Greedy, Mutation

Introduction

Particle Swarm Optimization (PSO)[1]; was first proposed by Kennedy and Eberhart in 1995. The PSO is a population-based algorithm that is inspired from the forage of schools of fish and flocks of birds. The PSO is widely used in many fields [2-4]; due to its simplicity. Each individual of the population searches the optimal solution on the search space toward the best solution found. The advantages of the PSO are easy implementation with few parameters and high convergence speed. The disadvantages of the PSO are premature convergence and trapping in local optima easily. To overcome these problems, many researchers proposed PSO-based algorithms such as a hybrid PSO combining random search and semi-deterministic search (DGHPSOGS)[5];, a hybrid PSO combining the standard PSO and gradient-based search algorithm [6]; and the PSO with Adaptive Mutation (APSO)[7];.

In this paper, a new search strategy called greedy mutation search with particle swarm optimization (GMSPSO) is proposed. GMSPSO search solution space in two modes, greedy mutation search and normal PSO search. The greedy mutation searches keeps muting particle to a better position on the search space. As in most greedy search, this position may position at a local optimum point. Then, PSO search mode is used to move a particle out of its local

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

optimum and start a new greedy mutation search. Since the search strategy is driven by both greedy search and PSO, it aims to overcome the disadvantages of standard PSO while maintain fast convergent speed of greedy search, GMSPSO is tested on the sixteen benchmark test functions and compared with PSO and APSO.

The rest of the paper is organized as follows. Section 2 introduces the standard PSO. The PSO with Adaptive Mutation (APSO) is reviewed in Section 3. In Section 4, the proposed method is described. Experimental results and discussion for the benchmark test functions are given in Section 5. Finally, the concluding remarks are offered in Section 6.

Particle Swarm Optimization

The standard PSO is an algorithm that uses population to find an optimal solution in a search space. Each member is called "particle". Each particle stores its position and velocity. In the beginning, positions and velocities of all particles are randomized. In each iteration, each particle moves toward its own previous best position (called "PBEST") and the global best position of all particles (called "GBEST"). Its position and velocity are calculated by the equations below:

$$V'_{id} = wV_{id} + c1 \times rand() \times (P_{id} - X_{id}) + c2 \times rand() \times (G_d - X_{id}) \quad (1)$$

$$X'_{id} = X_{id} + V'_{id} \quad (2)$$

where w is an inertia weight which $0 \leq w < 1$, $c1$ and $c2$ are positive acceleration constants, $rand()$ is a randomized number in the range from 0 to 1, V_{id} is the previous velocity of particle i at dimension d, V'_{id} is the current velocity of particle i at dimension d, P_{id} is PBEST of particle i at dimension d, G_d is GBEST at dimension d, X_{id} is the previous position of particle i at dimension d, X'_{id} is the current position of particle i at dimension d. The velocity of each particle at each dimension must be in the range from V_{min} (minimum velocity) to V_{max} (maximum velocity).

The PSO with Adaptive Mutation

ALFI Alireza proposed a modified PSO called "APSO". It is about the same as the standard PSO, but the inertia weight is not constant. It decreases, according to the fitness of the global best solution, to improve solution accuracy as follows:

$$w = 0.5\left\{1 + tanh\left[\frac{1}{\propto} \times F(G)\right]\right\} \quad (3)$$

Where w is the inertia weight which $0.5 \leq w \leq 1$, $tanh()$ is the hyperbolic tangent function, $\propto$ is a pre-defined value ($\propto$ can be the fitness of the global best solution of the initial population), $F(G)$ is the fitness of current best solution.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

It can be seen that when the fitness is high (the lower the better), the weight is high and decrease slowly so that it still searches globally. When the fitness is low, the weight is low and decrease fast to support local search to improve solution accuracy. The balance of global exploration and local exploitation is controlled by the inertia weight.

Another difference between APSO and PSO is that APSO has a mutation operation after calculating positions of all particles using (1) and (2) to improve global search and convergence speed. A particle in the population is randomly chosen to mutate with a Gaussian random value as follows:

$$X'_{id} = X'_{id} + M \times Random\ Gaussian() \quad (4)$$

$$M = Upperbound \times tanh\left[\frac{1}{\alpha} \times F(G)\right] \quad (5)$$

Where $Random\ Gaussian()$ is a random value from the Gaussian distribution with zero mean and unit variance, M is a mutation step size in the range from 0 to $Upperbound$ (an upper bound of the search space).

It can be seen that the mutation step size decreases according to the fitness of current best solution. When the fitness is high, the mutation step size is high to increase the chance of finding new areas. When the fitness is low (particles are near global or local minimum), the mutation step size is low to avoid convergence disturbance and support local search.

The pseudo-code of APSO is as follows:

1. Initialize position and velocity for each particle
2. Evaluate objective function for each particle
3. Update PBEST, GBEST
4. Calculate w and M using (3) and (5)
5. Update velocity and position for each particle using (1) and (2)
6. Apply mutation to the swarm using (4)
7. **If** stopping criteria are not satisfied then
8. Go to 2
9. **End if**

Greedy mutation Search with Particle Swarm Optimization

Starting with Greedy mutation search, particles are first randomly position in a search space. Then, each particle keeps mutated for a better position in each mutation step. The mutation stops when particle can't mutate to a better position than its current position within a specific

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

mutation steps. The greedy search often placed a particle at a local optimum. After all particles completes its mutation search, its positions is used to update its PBEST and GBEST. Then, each particle keeps changing its position toward its PBEST and GBEST as in equation 1. This forces a particle out of its local optimum point by moving toward GBEST position using PSO until its fitness start getting better. This indicates that a particle is just out of it previous local optimum. Then, that particle is back in greedy mutation search again for another local optimum search. This alternation of greedy mutation search and PSO search continues until GBEST is stable or reach an execution time limit. The pseudo-code of GMSPSO is as follows:

```
1.  Initialize all particles with random position and velocity
2.  Greedy mutation search using (6)
3.  Update PBEST and GBEST
4.  All particles are set to be in PSO mode
5.  For each particle,
6.      If the particle is in PSO mode then
7.          The particle is moved by the PSO equations (1) and (2)
8.          Evaluate the fitness
9.          Update PBEST and GBEST
10.         If the fitness is improved then
11.             The particle is changed to be in Greedy mode
12.         End if
13.     Else
14.         //The particle is in Greedy mode
15.         The particle is moved by greedy mutation search using (7)
16.         Evaluate the fitness
17.         Update PBEST and GBEST
18.         The particle is changed to be in PSO mode
19.     End if
20. End for
21. If stopping condition is not met then
22.     Go to 5
23. End if
```

In step 2 and 15, a particle is mutated with probability PM in each dimension. The mutation stops when a number of consecutive mutations is less than MAX_TCFU. A particle is mutated by the following equations:

$$Tx_d = Tx_d \pm PR \times (Upper\ bound - Lower\ bound) \times Uniform\ random() \quad (6)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$Tx_d = Tx_d \pm Tx_d \times Uniform\ random() \quad (7)$$

where Tx_d is a temporary position at dimension d, PR is a percentage of the range between upper bound and lower bound of the search space, $Uniform\ random()$ is a randomized value from a uniform distribution ranging from 0 to 1. If fitness of TX is better than X, replace X with TX.

All particles can be in different modes in each iteration except the first iteration. In the first iteration, all particles are in PSO mode.

Experimental results and discussion

5.1 The benchmark test functions

GMSPSO are tested using the benchmark test functions[8-13]; and compared with PSO and APSO. Each algorithm is tested for 100 runs on each function. The functions are shown in Table 1.

Table 1: The details of the benchmark test functions

No.	Function	Attribute	Dimensions	Search space
1	Ackley	Multimodal	50	[-32.768, 32.768]
2	Griewank	Multimodal	50	[-300, 300]
3	Rastrigin	Multimodal	50	[-5.12, 5.12]
4	Rosenbrock	Multimodal	50	[-2.048, 2.048]
5	Schwefel	Multimodal	50	[-500, 500]
6	Shaffer's F6	Multimodal	2	[-100, 100]
7	Step	Multimodal	50	[-100, 100]
8	Cosine Mixture	Multimodal	50	[-1, 1]
9	Exponential	Multimodal	50	[-1, 1]
10	Sphere	Unimodal	50	[-5.12, 5.12]
11	Axis parallel hyper-ellipsoid	Unimodal	50	[-5.12, 5.12]
12	Multimod	Unimodal	50	[-10, 10]
13	Rotated hyper-ellipsoid	Unimodal	50	[-65.536, 65.536]
14	Zakharov	Unimodal	50	[-5, 10]
15	Cigar	Unimodal	50	[-100, 100]
16	Brown	Unimodal	50	[-1, 4]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 Parameter setting

Parameters of PSO, APSO and GMSPSO are in Table 2. Parameters $c1$, $c2$ and w are set according to [14].

Table 2: The values of parameters of PSO, APSO and GMSPSO

Parameters	PSO	APSO	GMSPSO
Population	200	40	5
Evaluation	6000000***	6000000	6000000
$c1$	1.496180	1.496180	1.496180
$c2$	1.496180	1.496180	1.496180
w	0.729844	-	0.729844
MAX_TCFU1 *	-	-	100
PM1 *	-	-	0.1
PR1 *	-	-	0.02
MAX_TCFU2 **	-	-	200
PM2 **	-	-	0.7

* MAX_TCFU1, PM1 and PR1 are MAX_TCFU, PM and PR of the greedy mutation using (6) in line 2 of the pseudo-code of GMSPSO respectively.

** MAX_TCFU2, PM2 are MAX_TCFU, PM of the greedy mutation using (7) in pseudo-code line 15.

***Since PSO has no mutation, so the evaluation is set to maximum of 6,000,000 or when GBEST is unchanged for 300,000 consecutive generation.

6.3 Experimental results

The results of PSO, APSO and GMSPSO are shown in Table 3. Table 3 shows average, min and max of solution fitness and numbers of evaluations used to find the last fitness (Evaluation Found) in 100 runs of each algorithm in each function. Additionally, it shows a number of success run of each algorithm in each function.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Table 3: The results of PSO, APSO and GMSPSO for the benchmark test functions

No.	Algorithm	Fitness			Evaluation Found			SR
		Average	Min	Max	Average	Min	Max	
1	PSO	4.90602	2.76686	7.01663	1875532	188291	5957328	0
	APSO	2.45601	1.94397	3.0267	5753829	4111248	5999999	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**76699**	**4283**	**1784885**	**100**
2	PSO	0.680828	0.141893	1.12818	2438584	160549	5999998	0
	APSO	0.008465	2.15E-11	0.053976	3880539	319730	5999894	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**13521**	**12200**	**17810**	**100**
3	PSO	42.9329	2.0087	85.6289	2406332	203371	5999998	0
	APSO	39.1715	2.98488	66.6622	3052977	446092	5999992	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**5691**	**3895**	**7849**	**100**
4	PSO	263.68	52.0611	651.322	5999942	5999168	6000000	0
	APSO	**2.67E-08**	**1.33E-08**	**4.03E-08**	5999985	5999881	6000000	0
	GMSPSO	5.1315	2.04835	10.2549	**5999324**	**5994386**	**5999999**	0
5	PSO	8239.44	4591.81	11771.7	3701173	243843	5999987	0
	APSO	**7030.98**	**3852.29**	11438.6	4838510	38088	5999999	0
	GMSPSO	8811.82	7112.9	**10361.8**	**468637**	**896**	**5999403**	0
6	PSO	0.000194	**0**	0.009716	5604	403	44625	98
	APSO	**0**	**0**	**0**	14410	**83**	143514	**100**
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**1775**	834	**3909**	**100**
7	PSO	270.19	84	554	30793	**11205**	326357	0
	APSO	94.56	59	153	3410636	346393	5981219	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**12620**	11348	**14091**	**100**
8	PSO	0.246599	0.005971	1.07864	315811	161831	949101	0
	APSO	0.913307	0.147784	1.77341	3024276	436607	5999993	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**13358**	**9635**	**17740**	**100**
9	PSO	0.001165	0.000117	0.004988	207342	134284	362529	0
	APSO	3.62E-12	2.37E-12	4.26E-12	4753786	1025636	5971910	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**13456**	**12046**	**15378**	**100**
10	PSO	7.22E-05	5.48E-08	0.002351	5999810	5995563	6000000	0
	APSO	3.41E-15	9.72E-16	1.26E-14	5999985	5999889	6000000	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**16981**	**15353**	**18570**	**100**
11	PSO	0.001589	2.25E-06	0.043554	5999654	5989257	6000000	0
	APSO	5.64E-09	2.82E-09	1.17E-08	5999987	5999933	6000000	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**20871**	**18413**	**23971**	**100**
12	PSO	0.005137	2.44E-05	0.204568	5910600	3122922	5999996	0
	APSO	34.5301	4.27924	54.0496	2117331	**8009**	5999999	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**28719**	25743	**31795**	**100**
13	PSO	86.0326	1.61496	476.144	5127115	881402	5999995	0
	APSO	7.34E-07	8.49E-08	1.46E-06	5999984	5999868	6000000	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**20916**	**18641**	**24013**	**100**
14	PSO	0.091737	0.00011	0.694706	5999726	5995231	6000000	0
	APSO	3.86E-08	3.46E-14	2.06E-06	5999986	5999909	6000000	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**1478741**	**38722**	**4512806**	**100**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

15	PSO	22.8908	0.047566	496.27	5999767	5994984	6000000	0
	APSO	3.34445	7.47E-05	19.8546	5999988	5999937	6000000	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**17057**	**15711**	**18858**	**100**
16	PSO	1.23E-05	4.64E-08	0.000191	5999546	5996058	6000000	0
	APSO	0.625172	2.09E-10	7.47354	5999987	5999892	6000000	0
	GMSPSO	**0**	**0**	**0**	**23087**	**21139**	**26166**	**100**

It can be seen that GMSPSO gives better average, min and max of solution fitness than PSO and APSO in almost all of the functions. Only Shaffer's F6 both APSO and PSO successfully locate optimum solution with smaller minimum evaluation call. APSO perform better than PSO in average, min and max of solution fitness in some functions. PSO gives bad solution fitness in most of the functions due to trapping in local optimum. GMSPSO can reach the optimal solutions of 14 functions, but PSO and APSO can reach the optimal solution only on Shaffer's F6.

Conclusion

The standard PSO has a problem in trapping in local optimum easily. To overcome this problem, greedy mutation search and the standard PSO are used to increase the opportunity of finding an optimal solution on a search space. The result of this combination change search strategy and avoid PSO search problem. The new method is tested on the 16 benchmark test functions. GMSPSO gives better solution accuracy than the standard PSO and the PSO with Adaptive Mutation (APSO) in most of the functions.

References

[1] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Neural Networks, 1995.Proceedings., IEEE International Conference on*, 1995, pp. 1942-1948 vol.4.

[2] P. Acharjee and S. K. Goswami, "A decoupled power flow algorithm using particle swarm optimization technique," *Energy Conversion and Management,* vol. 50, pp. 2351-2360, 2009.

[3] S. Kiranyaz, T. Ince, A. Yildirim, and M. Gabbouj, "Evolutionary artificial neural networks by multi-dimensional particle swarm optimization," *Neural Networks,* vol. 22,

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

pp. 1448-1462, 2009.

[4] L. Cheng-Jian, C. Cheng-Hung, and L. Chin-Teng, "A Hybrid of Cooperative Particle Swarm Optimization and Cultural Algorithm for Neural Fuzzy Networks and Its Prediction Applications," *Systems, Man,* and *Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on,* vol. 39, pp. 55-68, 2009.

[5] F. Han and Q. Liu, "A diversity-guided hybrid particle swarm optimization based on gradient search," *Neurocomputing,* vol. 137, pp. 234-240.

[6] M. M. Noel, "A new gradient based particle swarm optimization algorithm for accurate computation of global minimum," *Applied Soft Computing,* vol. 12, pp. 353-359.

[7] A. Alfi, "PSO with Adaptive Mutation and Inertia Weight and Its Application in Parameter Estimation of Dynamic Systems," *ActaAutomaticaSinica,* vol. 37, pp. 541-549.

[8] S. Surjanovic and D. Bingham, "Virtual Library of Simulation Experiments: Test Functions and Datasets." vol. 2014, 2013.

[9] M. J. Hirsch, P. M. Pardalos, and M. G. C. Resende, "Speeding up continuous GRASP," *European Journal of Operational Research,* vol. 205, pp. 507-521.

[10] A.-R. Hedar, B. T. Ong, and M. Fukushima, "Genetic algorithms with automatic accelerated termination," *Department of Applied Mathematics and Physics, Kyoto University, Tech.* Rep, vol. 2, 2007.

[11] N. Holtschulte, "Schaffer's F6." vol. 2014.

[12] C. Zhi-Qiang and W. Rong-Long, "An efficient real-coded genetic algorithm for real-parameter optimization," in *Natural Computation (ICNC), 2010 Sixth International Conference on,* pp. 2276-2280.

[13] M. Molga and C. Smutnicki, "Test functions for optimization needs." vol. 2014, 2005.

[14] F. V. D. Bergh, "An analysis of particle swarm optimizers," University of Pretoria, 2002, p. 1.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ค.
ผลการทดลองเพิ่มเติม

ทำการทดลอง PSO (ใช้ประชากร 200 ตัว), APSO (ใช้ประชากร 200 ตัว), MRPSO (ใช้ประชากร 200 ตัว) และ GMSPSO (ใช้ประชากร 5 ตัว) เป็นจำนวน 100 ครั้งสำหรับแต่ละฟังก์ชันตามบทที่ 5 แล้วได้ค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ยและจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยตามตารางที่ ค.1 ในตารางนี้จะเห็นว่าอัลกอริทึมที่มีค่าความความเหมาะสมโดยเฉลี่ยเป็น 0 ในฟังก์ชันใดแสดงถึงอัลกอริทึมนั้นหาคำตอบพบในฟังก์ชันนั้นทั้ง 100 ครั้ง แต่ถ้าไม่เป็น 0 ก็จะแสดงถึงอัลกอริทึมนั้นไม่สามารถหาคำตอบพบในฟังก์ชันนั้นทั้ง 100 ครั้งได้ และหาก PSO, APSO และ GMSPSO มีจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยเป็น 6,000,000 และ MRPSO เป็น 99,000,000 ในฟังก์ชันใดแสดงว่าอัลกอริทึมนั้นไม่พบคำตอบแม้สักครั้งจาก 100 ครั้งในฟังก์ชันนั้น แต่ถ้าจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยน้อยกว่าค่าดังกล่าวในฟังก์ชันใดแสดงว่าอัลกอริทึมนั้นสามารถพบคำตอบอย่างน้อย 1 ครั้งจาก 100 ครั้งในฟังก์ชันนั้น

ตารางที่ ค.1 แสดงค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ยและจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยของการทดลอง 100 ครั้งของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO ในแต่ละฟังก์ชัน

ฟังก์ชันที่	อัลกอริทึม							
	PSO (200 ตัว)		APSO (200 ตัว)		MRPSO (200 ตัว)		GMSPSO (5 ตัว)	
	ค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ย	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	ค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ย	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	ค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ย	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	ค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ย	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย
1	4.90602	6,000,000	2.93122	6,000,000	**0**	4,440,482	**0**	**77,053**
2	0.680828	6,000,000	0.010283	6,000,000	**0**	937,788	**0**	**14,773**
3	42.9329	6,000,000	29.212	6,000,000	**0**	1,986,208	**0**	**5,939**
4	263.68	6,000,000	9.90E-06	6,000,000	**0**	**3,354,906**	5.1315	6,000,000
5	8239.44	6,000,000	6271.9	6,000,000	**0**	**2,709,906**	8811.82	6,000,000
6	0.000194	11,604	**0**	9,414	**0**	201,716	**0**	**2,045**
7	270.19	6,000,000	120.67	6,000,000	**0**	358,472	**0**	**12,881**
8	0.246599	6,000,000	0.310347	6,000,000	**0**	738,764	**0**	**13,683**
9	0.001165	6,000,000	4.33E-12	6,000,000	**0**	1,220,586	**0**	**14,325**
10	7.22E-05	6,000,000	6.95E-12	6,000,000	**0**	16,147,010	**0**	**29,156**
11	0.001589	6,000,000	1.83E-06	6,000,000	**0**	16,317,826	**0**	**33,574**
12	0.005137	6,000,000	8.53819	6,000,000	**0**	26,063,762	**0**	**47,010**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ค.1 (ต่อ) แสดงค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ยและจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยของการทดลอง 100 ครั้งของ PSO, APSO, MRPSO และ GMSPSO ในแต่ละฟังก์ชัน

ฟังก์ชันที่	อัลกอริทึม							
	PSO (200 ตัว)		APSO (200 ตัว)		MRPSO (200 ตัว)		GMSPSO (5 ตัว)	
	ค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ย	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	ค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ย	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	ค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ย	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย	ค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ย	จำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ย
13	86.0326	6,000,000	0.000223	6,000,000	**0**	16,112,838	**0**	**33,636**
14	0.091737	6,000,000	2.03E-08	6,000,000	**0**	55,898,746	**0**	**1,480,342**
15	22.8908	6,000,000	1.61528	6,000,000	**0**	16,348,134	**0**	**28,952**
16	1.23E-05	6,000,000	0.102268	6,000,000	**0**	14,520,812	**0**	**35,468**
17	1.8118	6,000,000	2.50756	6,000,000	**0**	**2,645,470**	2.82112	6,000,000
18	**0**	37,883	**0**	**17,248**	**0**	73,016	**0**	124,926
19	**0**	56,115	**0**	**24,811**	**0**	400,580	0.030483	429,837
20	**0**	43,843	**0**	**20,634**	**0**	81,872	0.631541	286,272
21	**0**	27,839	**0**	**12,831**	**0**	151,820	**0**	104,408
22	**0**	37,607	**0**	**22,982**	**0**	10,276,210	0.437682	6,000,000
23	**0**	31,431	**0**	**16,335**	**0**	209,288	1.44E-17	341,106

จากตารางที่ ค.1 จะเห็นว่า MRPSO มีค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ยเป็น 0 ในทุกฟังก์ชันนั่นคือ MRPSO สามารถหาคำตอบทั้ง 100 ครั้งได้ในทุกฟังก์ชัน ส่วน GMSPSO สามารถหาคำตอบทั้ง 100 ครั้งในทุกฟังก์ชันยกเว้น 4, 5, 17, 19, 20, 22 และ 23 โดยมีจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยน้อยกว่า MRPSO เกือบทุกฟังก์ชันที่กล่าวไป (ในฟังก์ชันที่ 18 GMSPSO หาคำตอบทั้ง 100 ครั้งเช่นเดียวกับ MRPSO แต่มีจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยที่มากกว่า) ถ้าดูผลของ GMSPSO ในฟังก์ชันที่ 4, 5, 17, 19, 20, 22 และ 23 จะเห็นว่าค่าความเหมาะสมโดยเฉลี่ยไม่เป็น 0 ซึ่งหมายความว่าไม่สามารถหาคำตอบทั้ง 100 ครั้งได้โดยเฉพาะฟังก์ชันที่ 4, 5, 17 และ 22 นั้นไม่สามารถหาคำตอบได้แม้แต่ครั้งเดียว ส่วน PSO และ APSO นั้นสามารถหาคำตอบทั้ง 100 ครั้งในฟังก์ชันที่ 18-23 โดย APSO มีจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยที่น้อยกว่า PSO แต่ในฟังก์ชันที่ 1-17 ยกเว้น 6 (ในฟังก์ชันที่ 6 นั้น APSO หาคำตอบพบทุกครั้ง) จะเห็นว่า PSO และ APSO นั้นไม่สามารถหาคำตอบแม้สักครั้งเดียวได้ซึ่งเห็นได้จากจำนวนการเรียกใช้ฟังก์ชันจุดประสงค์โดยเฉลี่ยเป็น 6,000,000

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากที่กล่าวไปว่า PSO และ APSO ไม่สามารถหาคำตอบทั้ง 100 ครั้งได้ในฟังก์ชันที่ 1-17 ยกเว้น 6 ส่วน GMSPSO ไม่สามารถหาคำตอบทั้ง 100 ครั้งได้ในฟังก์ชันที่ 4, 5, 17 และ 22 นั้นเมื่อนำค่าความความเหมาะสมโดยเฉลี่ยของ PSO และ APSO มาเปรียบเทียบกันแล้วจะเห็นว่า APSO มีค่าความความเหมาะสมโดยเฉลี่ยที่น้อยกว่า PSO ในฟังก์ชันที่ 1-15 ยกเว้น 6, 8 และ 12 ในทางกลับกัน PSO มีค่าความความเหมาะสมโดยเฉลี่ยที่น้อยกว่า APSO ในฟังก์ชันที่ 8, 12, 16 และ 17 ต่อมาเมื่อเปรียบเทียบ GMSPSO กับ PSO และ APSO ในฟังก์ชันที่ 4, 5 และ 17 จะเห็นว่าในฟังก์ชันที่ 4 นั้น GMSPSO มีค่าความความเหมาะสมโดยเฉลี่ยที่มากกว่า APSO แต่น้อยกว่า PSO ส่วนฟังก์ชันที่ 5 และ 17 GMSPSO มีค่าความความเหมาะสมโดยเฉลี่ยที่มากกว่าทั้ง PSO และ APSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายวีรกร พูนศิลป์
วัน เดือน ปีเกิด	19 เมษายน 2533
ที่อยู่	181/268 หมู่ที่ 6 ถ.เจริญประดิษฐ์ ต.รูสะมิแล อ.เมืองปัตตานี จ.ปัตตานี 94000 โทร.08-9465-0139
การศึกษา	ปีการศึกษา 2555 ระดับอุดมศึกษา คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้