

วิธีการกลายพันธุ์รายอนุภาคของพีเอสโอ

INDIVIDUAL MUTATION OF PARTICLE SWARM OPTIMIZATION



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2562

KMITL-2019-EN-M-070-144

# วิธีการกลายพันธุ์รายอนุภาคของพีเอสโอ

## INDIVIDUAL MUTATION OF PARTICLE SWARM OPTIMIZATION



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2562

KMITL-2019-EN-M-070-144

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# INDIVIDUAL MUTATION OF PARTICLE SWARM OPTIMIZATION



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  
2019  
KMITL-2019-EN-M-070-144

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2019**

**FACULTY OF ENGINEERING**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	วิธีการกลายพันธุ์รายอนุภาคของพีเอสโอ
นักศึกษา	นายเอกรัฐ อัครินนวนาวา
รหัสนักศึกษา	59601339
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2562
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.บุญธีร์ เครือตราชู

### บทคัดย่อ

วิธีการแก้ปัญหา Trapped In Local Optima ของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่ม (Particle Swarm Optimization หรือ PSO) ที่นิยมวิธีหนึ่งคือวิธีการกลายพันธุ์ ซึ่งวิธีนี้จะมีข้อเสียที่เห็นได้ชัดคือความช้าในการค้นหาตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุด (Global Optima) และการกลายพันธุ์ให้กับอนุภาค (Particle) ที่อยู่ในตำแหน่งที่เหมาะสมอยู่แล้ว วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้ทำการพัฒนาวิธีการเพื่อปรับปรุงข้อเสียดังกล่าว ด้วยการกลายพันธุ์ให้กับอนุภาคที่เคลื่อนที่ช้าหรือติดอยู่ใน Local Optima เท่านั้น โดยจะเป็นการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (PBest) แตกต่างจากวิธีอื่นที่จะเป็นการกลายพันธุ์ทั้งกลุ่มอนุภาค ด้วยกระบวนการนี้จะลดโอกาสการกลายพันธุ์ให้กับอนุภาคที่อยู่ในตำแหน่งที่เหมาะสมอยู่แล้ว ซึ่งจะเพิ่มความเร็วในการค้นหาค่าที่เหมาะสมให้เร็วยิ่งขึ้นและลด Cost ที่ใช้ในการกลายพันธุ์ วิทยานิพนธ์นี้จึงได้เสนอวิธีการเพิ่มพูนประสิทธิภาพการค้นหาของพีเอสโอด้วยวิธีการกลายพันธุ์รายอนุภาคของพีเอสโอ เพื่อแก้ปัญหาความช้าของการกลายพันธุ์และเพิ่มความเร็วในการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดให้กับพีเอสโอ และได้ทำการทดสอบด้วยฟังก์ชันมาตรฐาน 27 ฟังก์ชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

<b>Thesis Title</b>	INDIVIDUAL MUTATION OF PARTICLE SWARM OPTIMIZATION
<b>Student</b>	Mr. Ekkarat Adsawinnawanawa
<b>Student ID.</b>	59601339
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Program</b>	Computer Engineering
<b>Year</b>	2019
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Boontee Kruatrachue

## ABSTRACT

The mutation is widely to use method to solve the Trapped In Local Optima problem of Particle Swarm Optimization (PSO). Which the obvious disadvantage of mutation is slow convergence and mutation with the particle that's in the good position. This thesis is developed for solving this disadvantage by mutate only the best position of the particle (PBest) that slow converge to the Global Optima or Trapped In Local Optima which's different from other methods that will mutate the whole group. By this method will reduce the chance to mutate with the particle that's in a good position which increases the convergence speed and reduces the mutation cost. The proposed method is Individual Mutation of Particle Swarm Optimization (IMPSO). This method is tested on 27 benchmark test functions.

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ด้วยความช่วยเหลือจากอาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร. บุญธีร์ เครือตราชู ซึ่งท่านได้ให้ทั้งคำแนะนำ และข้อสังเกตต่าง ๆ มาโดยตลอด

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ทุกท่านที่ได้กรุณาให้คำแนะนำตลอดจนข้อชี้แนะเพื่อให้เนื้อหาของงานวิจัยครอบคลุมและครบถ้วนจนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์และสำเร็จลงได้

ขอขอบคุณเพื่อน ๆ และพี่ ๆ ที่คอยให้ความอนุเคราะห์ช่วยเหลือในเรื่องต่าง ๆ จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วง

สุดท้ายนี้ ขออุทิศความดีที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ให้แก่บิดา มารดา ครอบครัวของข้าพเจ้า ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

เอกรัฐ อัครวินนาวา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ .....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 จุดมุ่งหมายและวัตถุประสงค์.....	2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ขอบเขตการวิจัย.....	3
1.5 ขั้นตอนการศึกษา.....	3
1.6 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย.....	3
1.7 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์.....	4
บทที่ 2 ทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้อง .....	5
2.1 การหาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่สุด.....	5
2.2 ปัญหาการติดอยู่ในตำแหน่งที่ดีที่สุดของพื้นที่เฉพาะ .....	7
2.3 กระบวนการค้นหาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค .....	8
2.4 การค้นหาคำตอบรูปแบบต่าง ๆ.....	11
2.5 Genetic Algorithm หรือขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม .....	12
บทที่ 3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	15
3.1 วิธีการเริ่มต้นการทำงานใหม่ของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคด้วยการ กลายพันธุ์ของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค.....	15
3.2 ขั้นตอนวิธีการรวมกลุ่มอนุภาคแบบหลากหลายกลุ่มเพื่อหาค่าความเหมาะสม .....	17
3.3 วิธีการรวมและกระจายกลุ่มอนุภาคเพื่อแก้ปัญหาการติดใน Local Optimum ของ PSO.....	20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 4 งานวิจัยที่นำเสนอ.....	22
บทที่ 5 การทดลอง .....	34
5.1 พารามิเตอร์.....	34
5.2 วิธีการทดลอง.....	35
5.3 ฟังก์ชันมาตรฐาน.....	35
5.4 ผลการทดลอง .....	35
บทที่ 6 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ .....	43
6.1 สรุปผลการทดลอง .....	43
6.2 ข้อเสนอแนะ .....	43
เอกสารอ้างอิง .....	45
ภาคผนวก.....	45
ภาคผนวก ก. ฟังก์ชันมาตรฐาน.....	46
ภาคผนวก ข. ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	63
ภาคผนวก ค. การทดลองปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ของวิธี IMPSO .....	69
ภาคผนวก ง. การเปลี่ยนตำแหน่งคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันมาตรฐาน .....	77
ประวัติผู้เขียน.....	85

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
4.1 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดระหว่างวิธีการ IMPSO, IMPSO(1) และ IMPSO(2) .....	29
4.2 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดระหว่างวิธีการ IMPSO, IMPSO(1) และ IMPSO(2) (ต่อ).....	30
5.1 ค่าพารามิเตอร์พื้นฐานที่ใช้ทดลองกับฟังก์ชันมาตรฐาน .....	34
5.2 ลักษณะพื้นผิวและจำนวนมิติของฟังก์ชันมาตรฐาน .....	35
5.3 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดระหว่างวิธีการที่มี การทำงานแบบ 1 กลุ่มอนุภาค PSO, GBPSO, IMPSO และวิธีการที่ทำงานหลายกลุ่มอนุภาค CMPSO, และ MSPSO .....	37
5.4 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดระหว่างวิธีการที่มี การทำงานแบบ 1 กลุ่มอนุภาค PSO, GBPSO, IMPSO และวิธีการที่ทำงานหลายกลุ่มอนุภาค CMPSO, และ MSPSO (ต่อ).....	38
ก.1 รายละเอียดของฟังก์ชันมาตรฐานที่ใช้ในการทดสอบ.....	46
ค.1 ตารางผลปรับเปอร์เซ็นต์การสุ่มจำนวนมิติที่จะทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest ของ อนุภาค.....	69
ค.2 ตารางผลปรับเปอร์เซ็นต์การสุ่มจำนวนมิติที่จะทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest ของ อนุภาค (ต่อ).....	70
ค.3 ตารางแสดงผลการปรับจำนวนมิติให้แก่ฟังก์ชันมาตรฐาน .....	72
ค.4 ตารางผลการปรับเปลี่ยน Threshold ในการพิจารณาปรับเปลี่ยนตำแหน่งของตำแหน่งที่ดีที่สุด ของอนุภาค (PBest).....	73
ค.5 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการทดลองปรับเปลี่ยนค่าให้แก่ตัวแปรใน สมการการกลายพันธุ์ระหว่างตัวแปรชุดที่หนึ่ง Base: 0.9, Deviation: 0.1(ชุดเดียวกับงานวิจัยที่ นำเสนอ), และชุดที่สอง Base: 0.9, Deviation: 0.2.....	75
ง.1 ตารางผลการทดลองปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันต่าง ๆ ด้วยการบวก ค่าคงที่.....	77
ง.2 ตารางผลการทดลองปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันต่าง ๆ ด้วยการบวก ค่าคงที่ และการบวกค่าสุ่มตัวเลขในแต่ละมิติให้ไม่เท่ากัน.....	79

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
ง.3 ตารางผลการทดลองเปรียบเทียบ การปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาไปยังตำแหน่ง 25% ของขอบเขตการค้นหาด้านบน (Upper Limit) ของวิธีการ GBPSO(30 อนุภาค), GBPSO(90 อนุภาค), MSPSO(90 อนุภาค) และ IMPSO(90 อนุภาค).....	80
ง.4 ตารางผลการทดลองเปรียบเทียบ การปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันไปยังตำแหน่งอื่น ด้วยการบวกตัวเลขสุ่มโดยในแต่ละมิติที่มีค่าไม่เท่ากัน ของวิธีการ GBPSO(30 อนุภาค), GBPSO(90 อนุภาค), MSPSO(90 อนุภาค) และ IMPSO(90 อนุภาค).....	81
ง.5 ตารางแสดงผลการปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันไปยังตำแหน่งอื่นด้วยการบวก 0.1 แล้วทำการทดสอบด้วยวิธี IMPSO ที่มีการปรับเปลี่ยนสมการกลายพันธุ์ด้วยตัวแปรชุดที่หนึ่ง Base: 0.9, Deviation: 0.1 และตัวแปรชุดที่สอง Base: 0.9, Deviation: 0.2.....	83

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 ฟังก์ชัน Eggholder.....	5
2.2 ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ Unimodal.....	6
2.3 ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ Multi-modal.....	6
2.4 ตัวอย่างแสดง ปัญหาการติดอยู่ในตำแหน่งที่ดีที่สุดของพื้นที่เฉพาะ (Trapped in Local Optimum Problem).....	7
2.6 กระบวนการทำงานของ PSO.....	8
2.7 การค้นหาแบบ Local Search และ Global Search.....	11
2.8 กระบวนการทำงานของ Genetic Algorithm.....	12
2.9 ตัวอย่าง Initial Population.....	13
2.10 ตัวอย่าง Roulette Wheel.....	13
2.11 ตัวอย่างการ Crossover.....	14
2.12 ตัวอย่างการ Mutation.....	15
3.1 ขั้นตอนการทำงานของ GBPSO.....	16
3.2 ขั้นตอนการทำงานของ CMPSO.....	18
3.3 ขั้นตอนการทำงานของ MSPSO.....	20
4.1 กราฟแสดงพฤติกรรมการลู่เข้าหาค่าตอบของ PSO บนสมการ ROSENBROCK.....	22
4.2 กราฟเปรียบเทียบการติด Local Optimum ระหว่าง PSO กับ GBPSO ในการค้นหาค่าตอบของฟังก์ชัน ROSENBROCK.....	23
4.3 กราฟแสดงพฤติกรรมการกลายพันธุ์ของอนุภาคตัวหนึ่ง ในช่วงรอบการค้นหาที่ 100 ถึง 200 บนฟังก์ชัน Rosenbrock.....	25
4.4 รูปแสดงพฤติกรรมการกลายพันธุ์ของวิธีการ GBPSO, CMPSO, MSPSO.....	26
4.5 รูปแสดงพฤติกรรมการกลายพันธุ์ของ IMPSO.....	27
4.6 รหัสจำลองแสดงการทำงานของ IMPSO.....	32
4.7 แผนผังการทำงานของ IMPSO.....	33
5.1 กราฟแสดงพฤติกรรมการค้นหาคำตอบของวิธี PSO, GBPSO, CMPSO, MSPSO, IMPSO บนฟังก์ชัน ROSENBROCK.....	40
5.2 กราฟแสดงจำนวนการกลายพันธุ์ ณ Evaluation Call ต่าง ๆ ของวิธี IMPSO บนฟังก์ชัน ROSENBROCK.....	40

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.3 กราฟแสดงพฤติกรรมการค้นหาคำตอบของวิธี PSO, GBPSO, CMPSO, MSPSO, IMPSO บนฟังก์ชัน SCHWEFEL .....	42
ก.1 ฟังก์ชันมาตรฐาน ACKLEY .....	47
ก.2 ฟังก์ชันมาตรฐาน GRIEWANK.....	48
ก.3 ฟังก์ชันมาตรฐาน RASTRIGIN .....	48
ก.4 ฟังก์ชันมาตรฐาน ROSENBROCK .....	49
ก.5 ฟังก์ชันมาตรฐาน SCHWEFEL .....	50
ก.6 ฟังก์ชันมาตรฐาน COSINE MIXTURE.....	50
ก.7 ฟังก์ชันมาตรฐาน EXPONENTIAL.....	51
ก.8 ฟังก์ชันมาตรฐาน LEVY.....	52
ก.9 ฟังก์ชันมาตรฐาน MICHALEWICZ.....	52
ก.10 ฟังก์ชันมาตรฐาน DIXON-PRICE.....	53
ก.11 ฟังก์ชันมาตรฐาน STEP .....	53
ก.12 ฟังก์ชันมาตรฐาน SCHAFFER.....	54
ก.13 ฟังก์ชันมาตรฐาน HOLDER.....	54
ก.14 ฟังก์ชันมาตรฐาน BEALE.....	55
ก.15 ฟังก์ชันมาตรฐาน SHUBERT .....	56
ก.16 ฟังก์ชันมาตรฐาน GOLDSTEIN-PRICE.....	56
ก.17 ฟังก์ชันมาตรฐาน SIX HUMP CAMEL.....	57
ก.18 ฟังก์ชันมาตรฐาน SPHERE .....	57
ก.19 ฟังก์ชันมาตรฐาน PARALLEL ELLIPSOID .....	58
ก.20 ฟังก์ชันมาตรฐาน ROTATED ELLIPSOID .....	58
ก.21 ฟังก์ชันมาตรฐาน CIGAR.....	59
ก.22 ฟังก์ชันมาตรฐาน BROWN.....	59
ก.23 ฟังก์ชันมาตรฐาน MULTIMOD .....	60
ก.24 ฟังก์ชันมาตรฐาน ZAKHAROV.....	60
ก.25 ฟังก์ชันมาตรฐาน TRID.....	61
ก.26 ฟังก์ชันมาตรฐาน EASOM.....	61
ก.27 ฟังก์ชันมาตรฐาน EEGHOLDER.....	62

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

PSO (Particle Swarm Optimization) เป็นวิธีการทำ Optimization Problem รูปแบบหนึ่ง ที่ค่อนข้างได้รับความนิยมและมีเอกลักษณ์ที่ชัดเจน โดย PSO ได้รับแรงบันดาลใจมาจากพฤติกรรมของฝูงสัตว์ จุดเด่นของ PSO คือการที่อนุภาคทุกตัวมีหน่วยความจำเป็นของตัวเอง โดยหน่วยความจำจะเอาไว้จดจำตำแหน่งที่ดีที่สุดของตัวอนุภาคเองและทำการแบ่งปันข้อมูลให้กับอนุภาคตัวอื่นในฝูง หากมีอนุภาคไหนพบตำแหน่งที่มีค่าที่เหมาะสมที่สุดในฝูง ตำแหน่งนั้นจะเป็นตำแหน่งจำฝูง (GBest) โดยตำแหน่งจำฝูงนี้จะกลายเป็นตำแหน่งที่ดึงดูดให้อนุภาคอื่น ๆ เคลื่อนที่เข้าหา ด้วยกระบวนการนี้ทำให้อนุภาคแต่ละตัวมีโอกาสเคลื่อนที่หาคำตอบที่ดีขึ้นได้ ซึ่งส่วนใหญ่เมื่อจบการทำงาน PSO จะไม่พบคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหา เนื่องจากทุกอนุภาคจะเคลื่อนที่ไปที่จุดหมายเดียวกันทำให้สุดท้ายทุกตำแหน่งอนุภาคจะอยู่ ตำแหน่งใกล้เคียงกันมาก ๆ จึงทำให้อนุภาคไม่สามารถเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่ดีกว่าเดิมได้

ด้วยเหตุนี้ PSO จึงมีประสิทธิภาพและง่ายต่อการพัฒนา แต่ทว่า PSO ยังคงมีปัญหา Trap In Local Optima อยู่ โดยปัญหานี้คือการที่ PSO ไม่สามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้จนจบการทำงาน ซึ่งปัญหานี้จะเกิดขึ้นกับ PSO ได้ง่ายหากตำแหน่งจำฝูงของอนุภาคเป็นตำแหน่งที่อยู่ใน Local Optima จะมีโอกาสที่จะนำอนุภาคตัวอื่นเคลื่อนที่เข้ามาติดอยู่ใน Local Optima ด้วย

จากปัญหาดังกล่าว ได้มีนักวิจัยหลายท่านได้ทำการพัฒนาและแก้ไขปัญหานี้ให้กับ PSO โดยเมื่อทุกอนุภาคไม่สามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ติดต่อกันเป็นจำนวนรอบการทำงานที่กำหนด ( Trap In Local Optima ) จะทำการเปลี่ยนตำแหน่งให้แก่อนุภาคทุกตัว จากนั้นทำการปรับปรุงตำแหน่ง PBest และ GBest โดยกระบวนการทั้งหมดเป็นการเพิ่มโอกาสในการพบตำแหน่งใหม่ที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีกว่าตำแหน่งเดิม จากกระบวนการข้างต้นนักวิจัยได้สังเกตเห็นถึงจุดที่สามารถจะนำมาพัฒนาและปรับปรุงได้ จึงได้ทำการศึกษาและวิจัยเพื่อหาวิธีการแก้ไขปัญหานี้ให้มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น

ในงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอวิธีการพิจารณาการกลายพันธุ์เฉพาะตัว (Individual Particle Mutation) โดยวิธีการนี้จะเป็นการพิจารณาอนุภาคแต่ละตัวว่าเมื่อใดควรทำการกลายพันธุ์ ด้วย

วิธีการนี้ทำให้ไม่จำเป็นต้องรออนุภาคทุกตัวติดใน Local Optima ก่อนแล้วจึงทำการกลายพันธุ์ แต่เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะเป็นการกลายพันธุ์ให้แก่อนุภาคที่เริ่มเคลื่อนที่ช้าทำให้อนุภาคเหล่านั้นมีโอกาสเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่ดีกว่าตำแหน่งเดิมได้โดยไม่ต้องรอให้ทุกอนุภาคติด Local Optima ด้วยกระบวนการทั้งหมดที่กล่าวมานี้จะเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาให้ PSO ทำให้ PSO สามารถลู่เข้าหาคำตอบได้รวดเร็วยิ่งขึ้น

## 1.2 จุดมุ่งหมายและวัตถุประสงค์

1.2.1 เพื่อศึกษาและวิจัยอัลกอริทึมที่ใช้ในการแก้ไขปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

1.2.3 เพื่อหาวิธีการเร่งหาคำตอบใน PSO ด้วยการพิจารณาการกลายพันธุ์เฉพาะตัวให้แก่

อนุภาค

1.2.2 เพื่อหาวิธีการที่ดีกว่าในการแก้ไขปัญหา Trap In Local Optima ใน PSO ด้วยวิธีการ

Mutation

## 1.3 สมมติฐานของการศึกษา

จากงานวิจัยก่อนหน้า ที่มีการแก้ไขปัญหาการติดใน Local Optima ด้วยการรอให้ทุกอนุภาคติดใน Local Optima ก่อนแล้วจึงเข้าสู่ขั้นตอนการกลายพันธุ์ ทางผู้วิจัยจึงมีข้อสมมติฐานว่าในระหว่างที่รอทุกอนุภาคติดใน Local Optima อาจจะมีอนุภาคหลายตัวที่มีการเคลื่อนที่ช้าหรืออาจจะมิตำแหน่งอยู่ใน Local Optima อยู่ก่อนแล้ว เพื่อไม่ให้อนุภาคนั้นเสียโอกาสในการค้นหาคำตอบที่ดียิ่งขึ้นจึงควรมีวิธีพิจารณาการกลายพันธุ์ให้แก่อนุภาคแต่ละตัว โดยการรกลายพันธุ์ให้แก่อนุภาคแต่ละตัวนั้นจะเป็นการกลายพันธุ์ที่ตำแหน่ง PBest ของอนุภาคนั้นแทนตำแหน่งของอนุภาคเอง เนื่องจากมองว่าตำแหน่ง PBest เป็นตำแหน่งที่ในหลายมิติของตำแหน่งนี้มีค่าที่ดีกว่าตำแหน่งอนุภาคและมีค่าที่ติดอยู่แล้ว จึงต้องการเปลี่ยนแปลงค่าให้แก่ตำแหน่ง PBest เพียงบางมิติก็พอ จากนั้นด้วยกระบวนการเคลื่อนที่ของ PSO จะทำให้อนุภาคมีการลู่เข้าหา PBest เนื่องจากอนุภาคเคลื่อนที่ช้าหรือมีตำแหน่งอยู่ใน Local Optima อาจเป็นไปได้ว่าอนุภาคนั้นมีตำแหน่งใกล้กับ GBest จึงไม่ถูก GBest ดึงดูดให้หลุดจากตำแหน่งที่อยู่ปัจจุบัน

## 1.4 ขอบเขตการวิจัย

วิทยานิพนธ์เล่มนี้เป็นการวิจัยเพื่อเพิ่มปรับปรุงประสิทธิภาพการค้นหาให้แก่ PSO โดยมีขอบเขตการวิจัยดังต่อไปนี้

1.4.1 เพื่อหลีกเลี่ยงการเกิดปัญหา Trap In Local Optima ของ PSO

1.4.2 เพื่อปรับปรุง แก๊ซ และพัฒนาการกลายพันธุ์ของอนุภาค ในช่วงเวลาที่ใช้ในการเปลี่ยนการค้นหาของแต่ละอนุภาค และการเปลี่ยนตำแหน่ง PBest แทนตำแหน่งอนุภาค

1.4.3 เพื่อเปรียบเทียบและวัดประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอกับอัลกอริทึม PSO ด้วยการทดลองกับฟังก์ชันมาตรฐาน

## 1.5 ขั้นตอนการศึกษา

ขั้นตอนการศึกษาของงานวิจัยนี้สามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้

1.5.1 ศึกษาทฤษฎีพื้นฐานของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

1.5.2 ศึกษาและเลือกงานวิจัยเกี่ยวกับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค ที่น่าสนใจ เกี่ยวข้องการแก้ปัญหาโลกออลออปติมัม

1.5.3 ศึกษาฟังก์ชันมาตรฐานที่นำมาใช้ในการทดลอง

1.5.4 ทดสอบและวิเคราะห์ผลลัพธ์ของ PSO และ PSO วิธีการอื่น ๆ

1.5.5 วิเคราะห์ผลลัพธ์ของ PSO, PSO วิธีการอื่น ๆ และออกแบบอัลกอริทึมเพื่อแก้ไข ปัญหาให้กับ PSO

1.5.6 ทดสอบอัลกอริทึมที่ออกแบบ

1.5.7 วิเคราะห์ผลลัพธ์ของอัลกอริทึมที่ออกแบบเพื่อพัฒนาและปรับปรุง

1.5.8 ทำการทดสอบอัลกอริทึมที่ออกแบบ

1.5.9 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

1.5.10 จัดทำวิทยานิพนธ์

## 1.6 เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

1.6.1 เครื่องคอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊ก หน่วยประมวลผลกลาง Intel Core i7 หน่วยความจำหลัก (RAM) 8 GB จำนวน 1 เครื่อง

1.6.2 ระบบปฏิบัติการ Windows 10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 1.6.3 Python 3.7.1

## 1.7 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 10 บท โดยแบ่งเป็นภาคผนวกอยู่ 4 บท แต่ละบทจะมีรายละเอียดดังนี้

**บทที่ 1** อธิบายถึงที่มาของงานวิจัย วัตถุประสงค์ สมมติฐานของการศึกษา ขอบเขตของการวิจัย ขั้นตอนของการศึกษา เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในการวิจัย และโครงสร้างของวิทยานิพนธ์

**บทที่ 2** อธิบายถึงทฤษฎีและความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ การหาค่าความเหมาะสม ปัญหา Trap In Local Optima การทำงานของ PSO การกลายพันธุ์

**บทที่ 3** อธิบายถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ วิธีการเริ่มต้นการทำงานใหม่ของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคด้วยการกลายพันธุ์ของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (The use of Global Best position in rerun of particle swarm optimization : GBPSO), ขั้นตอนวิธีการรวมกลุ่มอนุภาคแบบหลากหลายกลุ่มเพื่อหาค่าความเหมาะสม (Combine multi particle swarm in supporting trapping in local optima และวิธีการรวมและกระจายกลุ่มอนุภาคเพื่อแก้ปัญหาการติดใน Local Optima Merge and split particle swarm in reducing trapping in local optima of PSO (MSPSO)

**บทที่ 4** อธิบายถึงแนวคิด วิธีการที่นำมาใช้ในการปรับปรุงและแก้ไขปัญหานำเสนอ และอัลกอริทึมที่นำเสนอ

**บทที่ 5** อธิบายวิธีการทดลอง โดยทำการทดลองกับฟังก์ชันมาตรฐาน 27 ฟังก์ชันและเปรียบเทียบผลการทดลองกับ PSO วิธีการอื่น ๆ

**บทที่ 6** สรุปผลการทดลอง ข้อเสนอแนะ และแนวทางในการปรับปรุง

ภาคผนวก ก งานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

ภาคผนวก ข อธิบายฟังก์ชันมาตรฐานที่ใช้ในการทดลอง

ภาคผนวก ค การทดลองเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมให้กับวิธีการ IMPSO

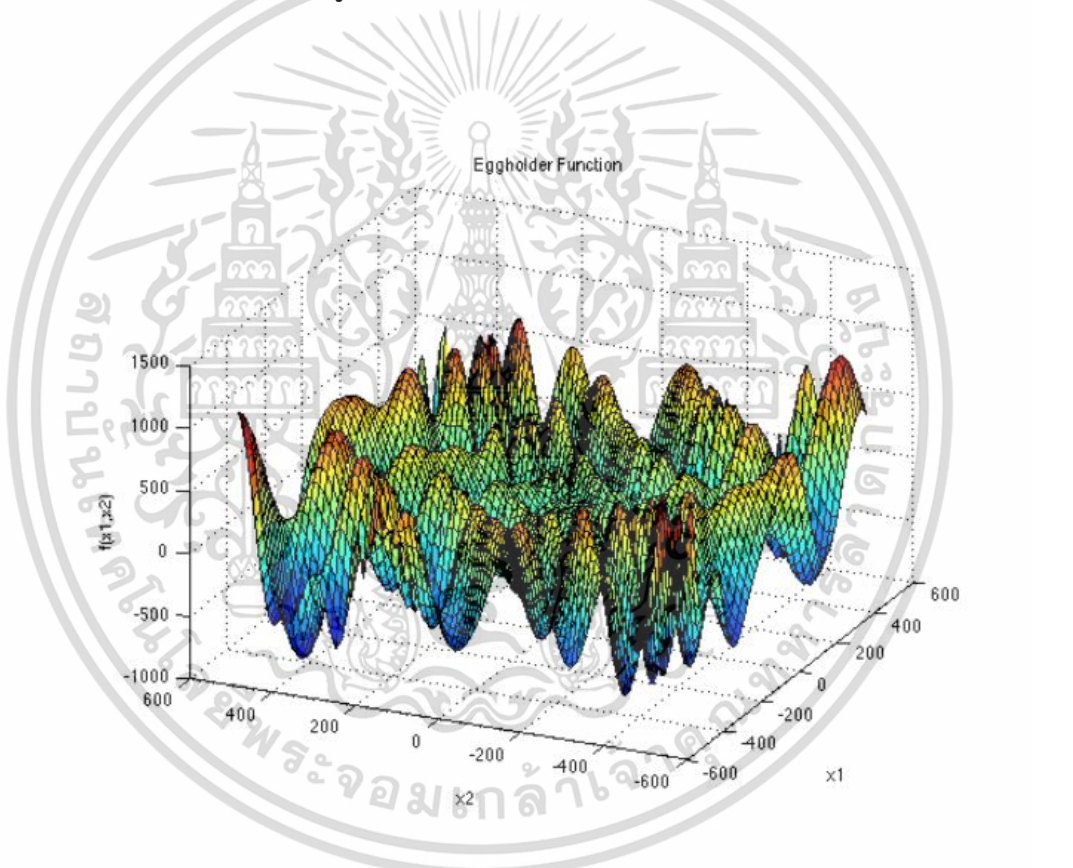
ภาคผนวก ง การทดลองเลื่อนตำแหน่งโดเมนของฟังก์ชันมาตรฐานเพื่อวัดประสิทธิภาพในการค้นหาค่าคำตอบของวิธีที่นำเสนอ และ GBPSO

## บทที่ 2

# ทฤษฎีพื้นฐานที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 การหาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่สุด (Optimization Problem)

ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization Problem) คือการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (การหาค่าที่สูงที่สุด หรือการหาค่าที่ต่ำที่สุด) ในโดเมนของฟังก์ชันวัตถุประสงค์จากโดเมนทั้งหมด โดยฟังก์ชันวัตถุประสงค์นั้นสามารถแสดงให้อยู่ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังตัวอย่างรูปที่ 2.1 และสมการที่ 2.1



รูปที่ 2.1 ฟังก์ชัน Eggholder

$$f(x) = -(x_{d1} + 47) \sin\left(\sqrt{\left|x_{d2} + \frac{x_{d1}}{2} + 47\right|}\right) - x_{d1} \sin(\sqrt{|x_{d1} - (x_{d2} + 47)|}) \quad (2.1)$$

โดยที่  $f(x)$  คือ ฟังก์ชันวัตถุประสงค์

$x$  คือ ตัวแปรควบคุม (Control Variables)

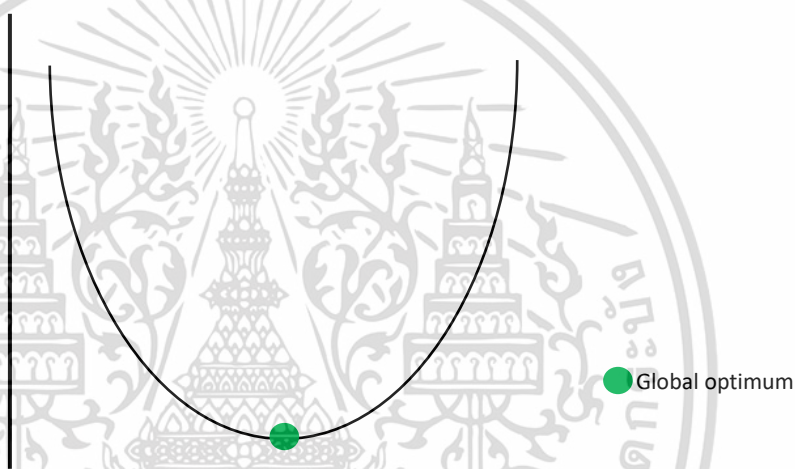
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

d1 คือ มิติที่ 1 ของปัญหา

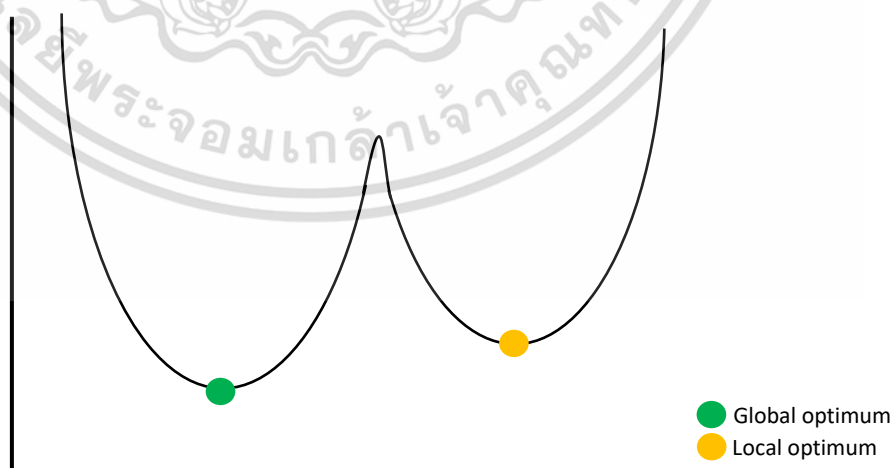
d2 คือ มิติที่ 2 ของปัญหา

ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสามารถแบ่งปัญหาออกเป็น 2 ประเภท

1. Unimodal problem คือ การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดบนฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่มีพื้นที่ที่มีจุด Global optimum และ Local optimum เป็นจุดเดียวกันเพียงจุดเดียว ดังรูปที่ 2.1
2. Multi-modal problem คือ การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดบนฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่มีพื้นที่ที่มีจุด Local optimum มากกว่า 1 จุด และมีจุด Global optimum เพียงจุดเดียวเท่านั้น ดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ Unimodal

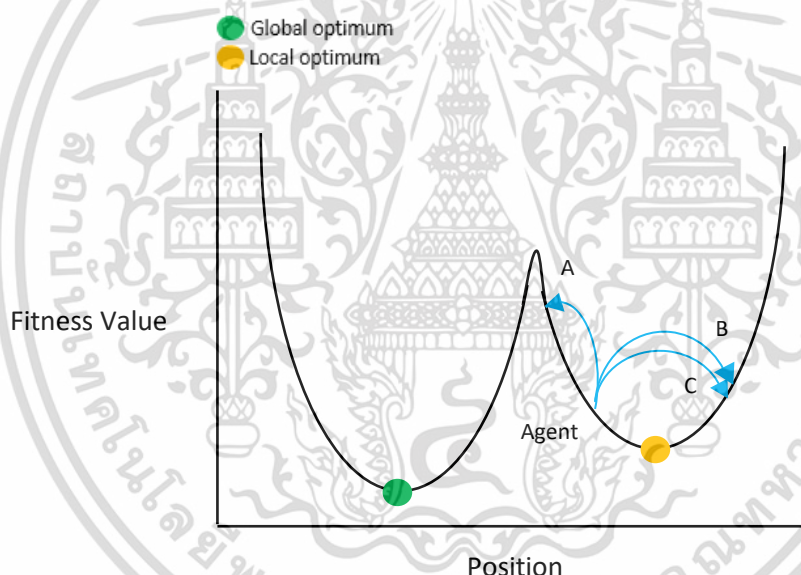


รูปที่ 2.3 ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบ Multi-modal

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.2 ปัญหาการติดอยู่ในตำแหน่งที่ดีที่สุดของพื้นที่เฉพาะ (Trapped in Local Optimum Problem)

ปัญหาการติดในจุดที่ดีที่สุดเฉพาะที่ คือ การที่ตัวแทนการค้นหา (Agent) ไม่สามารถค้นหาตำแหน่งคำตอบที่เป็นจุด Global optima (Global Optimum มีเพียงจุดเดียวบนพื้นที่ค้นหา) ได้ ไม่ว่าจะทำการค้นหาอีกกี่รอบการค้นหาก็กี่ตาม เพราะว่าตัวแทนการค้นหาไม่สามารถหาตำแหน่งที่มีคำตอบดีกว่าจุด Local optimum ได้แล้วนั่นเอง (Local Optimum มีได้มากกว่า 1 จุดบนพื้นที่ค้นหา) ดังตัวอย่างในรูป 2.4 จะเห็นได้ว่าตัวแทนการค้นหามีการค้นหาไปยังบริเวณใกล้เคียง(ตำแหน่ง A, B, และ C) แต่ทว่าพื้นที่การค้นหารอบ ๆ ของตัวแทนการค้นหานั้นไม่มีพื้นที่ไหนที่มีค่าคำตอบ (Fitness Value) ที่ดีกว่าตำแหน่งของตัวแทนการค้นหาลงยทำให้ตัวแทนการค้นหไม่สามารถลู่เข้าหาตำแหน่งคำตอบ( Converge to Global Optima ) ได้

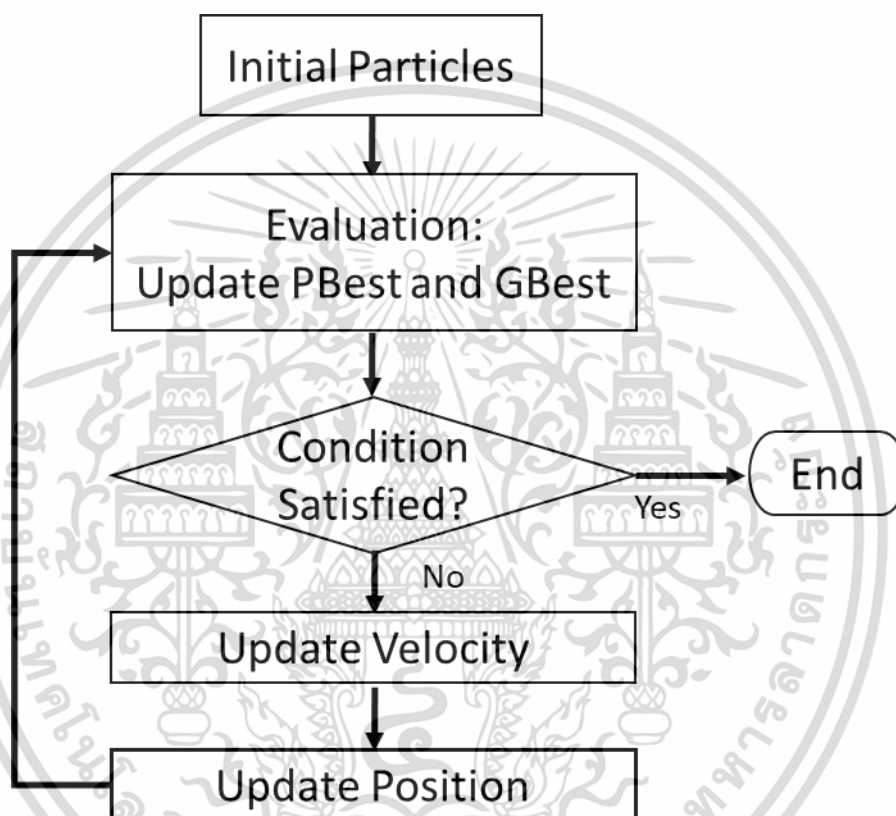


รูปที่ 2.4 ตัวอย่างแสดง ปัญหาการติดอยู่ในตำแหน่งที่ดีที่สุดของพื้นที่เฉพาะ (Trapped in Local Optimum Problem)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.3 กระบวนการค้นหาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization, PSO[1])

PSO เป็นวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคที่ได้รับแรงบันดาลใจมาจากฝูงสัตว์ และเป็นที่ยอมรับมากในกลุ่มนักวิจัย โดยมีการทำงานดังรูปที่ 2.3 นี้



รูปที่ 2.5 กระบวนการทำงานของ PSO

จากรูปที่ 2.5 สามารถอธิบายกระบวนการทำงานของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (PSO) ได้ 5 ขั้นตอนดังนี้

### ขั้นตอนที่ 1

**Initial Particles** : เป็นการกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับทุกอนุภาคของ PSO โดยจะกำหนดทั้งตำแหน่งจากตำแหน่งที่เป็นไปได้ทั้งหมดของโดเมนของฟังก์ชันที่เราต้องการจะหาค่าของ argument  $x$  ของ  $f(x)$  ที่ทำให้  $f(x)$  มีค่า optimum นอกจากนั้นจะกำหนดค่าความเร็วปัจจุบันในการเคลื่อนที่ ของแต่ละอนุภาค โดยมากการกำหนดค่าเริ่มต้นจะใช้วิธีการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ขั้นตอนที่ 2

**Evaluation** : เป็นขั้นตอนการประเมินค่า  $f(x)$  ค่าตำแหน่งของอนุภาค (Fitness Value) ด้วยการนำค่าตำแหน่งของอนุภาค ( $x$ ) มาคำนวณค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์  $f(x)$

**Update PBest** : เป็นขั้นตอนการปรับปรุงค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค โดยขั้นตอนนี้ออนุภาคจะเปรียบเทียบค่า  $f(x)$  ที่ตำแหน่ง  $x$  ของอนุภาคในตำแหน่งปัจจุบันกับค่า  $f(x)$  ของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาคนี้ที่ผ่านมาแล้วในอดีต (ค่าของ PBest) หากค่าตำแหน่งของอนุภาคในปัจจุบันดีกว่า จะกำหนดให้ตำแหน่งของ PBest เป็นตำแหน่งของอนุภาคในปัจจุบัน และค่าของ PBest เป็นค่า  $f(x)$  ที่  $x$  อยู่ที่ตำแหน่งปัจจุบัน

**Update GBest** : เป็นขั้นตอนการปรับปรุงค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (GBest) โดยขั้นตอนนี้จะนำค่า PBest ของทุกอนุภาคในฝูงมาเปรียบเทียบกันหาก PBest ของอนุภาคไหนดีที่สุด GBest จะเท่ากับ PBest ของอนุภาคนั้น

## ขั้นตอนที่ 3

**Condition Satisfied** : เป็นขั้นตอนในการตรวจสอบ GBest ว่าได้ค่าคำตอบที่พึงพอใจแล้วหรือไม่ หากใช่ก็จะจบการทำงานของ PSO และหากไม่ก็จะดำเนินการค้นหาต่อในขั้นตอนที่ 4 ต่อ โดยมากจะใช้การกำหนดว่าถ้าฝูงอนุภาคติดใน Local Optima โดยนับว่ามี การเปลี่ยนตำแหน่งทุกอนุภาคเกินจำนวนรอบที่กำหนดโดยไม่มีการเปลี่ยนค่า GBest ก็ จะหยุดการค้นหา หรืออาจกำหนดจำนวนรอบการค้นหาสูงสุดเมื่อถึงจำนวนรอบนั้นจึงหยุดการ ค้นหา

## ขั้นตอนที่ 4

**Update Velocity** : เป็นการปรับปรุงค่าความเร็วในการเคลื่อนที่ให้กับอนุภาคโดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.2 ซึ่งก็คือค่าที่ต้องนำไปรวมกับตำแหน่งปัจจุบัน  $x$  ที่จะใช้คำนวณค่า  $f(x)$  ที่ออปติ멈ในรอบถัดไป เทียบกับระยะทางที่เพิ่ม(ลด)ของอนุภาคต่อหนึ่งรอบของการเปลี่ยนค่า จากสมการจะเห็นว่าทุกอนุภาคพยายามจะเคลื่อนที่ไปหาตำแหน่ง PBest และ GBest อย่างสุ่มโดยมีตัวแปร  $r_1, r_2$  และมีโมเมนตัมจากความเร็วก่อนหน้าเป็นตัวหวังไม่ให้ทุกอนุภาคเคลื่อนมาที่ตำแหน่งเดียวกันเพื่อเพิ่มพื้นที่การค้นหาของฝูงอนุภาค นอกจากนี้ค่า  $c_1$  และ  $c_2$  มักจะกำหนดเท่ากัน มีค่ามากกว่า 1 เพื่อให้อนุภาคที่เคลื่อนเข้าหาตำแหน่ง PBest และ GBest มีโอกาสค้นหาเลยตำแหน่งที่ดีที่สุดทั้งสองได้กว้างขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$V_{id}^{t+1} = \omega V_{id}^t + c_1 r_1 * (PBest_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 * (GBest_{id} - x_{id}) \quad (2.2)$$

โดยที่

$V_{id}^{t+1}$  คือ ความเร็วในการเคลื่อนที่รอบปัจจุบันของอนุภาค

$V_{id}^t$  คือ ความเร็วในการเคลื่อนที่รอบก่อนหน้าของอนุภาค

$PBest_{id}$  คือ ตำแหน่งที่มีค่าคำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาคนั้น

$GBest_{id}$  คือ ตำแหน่งที่มีค่าคำตอบที่ดีที่สุดของฝูงอนุภาค

$c_1$  คือ ค่าคงที่ขององค์ความรู้

$c_2$  คือ ค่าคงที่ขององค์ความรู้ของสังคม

$\omega$  คือ ค่าคงที่ในการถ่วงน้ำหนักการเคลื่อนที่

$r_1, r_2$  คือ ตัวแปรที่มีค่าอยู่ในช่วง  $[0,1]$

$x_{id}$  คือ ตำแหน่งหรือคำตอบของอนุภาค

ขั้นตอนที่ 5

**Update Position** : เป็นขั้นตอนในการเคลื่อนที่ให้กับอนุภาค โดยนำค่าความเร็วที่คำนวณได้มารวมกับค่าตำแหน่งเดิม แสดงในสมการที่ 2.3 นี้

$$x_{id+1} = x_{id} + v_{id+1} \quad (2.3)$$

โดยที่

$x_{id+1}$  คือ ตำแหน่งใหม่ของอนุภาค

$x_{id}$  : ตำแหน่งของอนุภาคในปัจจุบัน

$v_k^{t+1}$  : ความเร็วในการเคลื่อนที่รอบปัจจุบัน

## 2.4 การค้นหาคำตอบรูปแบบต่าง ๆ

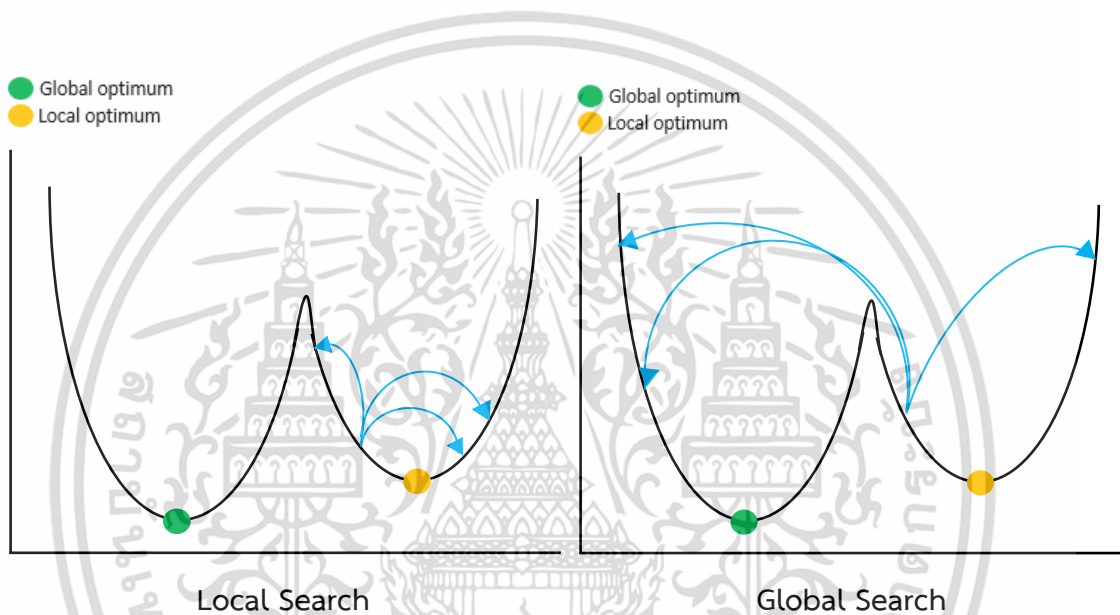
การค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดนั้นสามารถแบ่งการค้นหาอยู่ 2 รูปแบบ คือ

1. การค้นหาเป็นเฉพาะที่ (Local Search)

Local Search เป็นการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดที่สุดในบริเวณที่ใกล้ตำแหน่งของอนุภาค

2. การค้นหาเป็นวงกว้าง (Global Search)

Global Search เป็นการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดในพื้นที่ต่าง ๆ ของพื้นที่การค้นหา



รูปที่ 2.6 การค้นหาแบบ Local Search และ Global Search

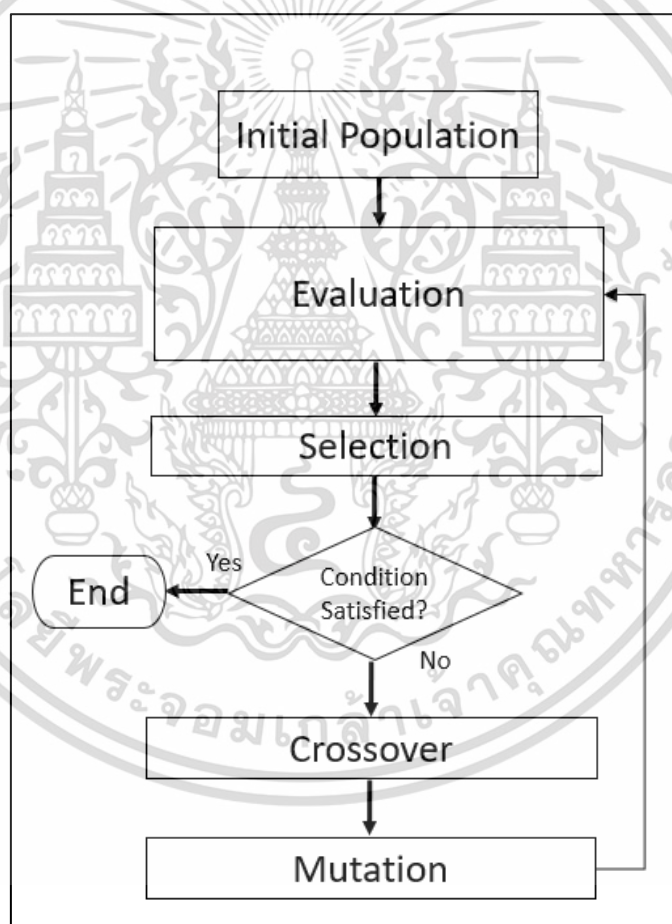
จากสมการที่ 2.2 จะเห็นว่า PSO มีขอบเขตการค้นหาขึ้นกับระยะห่างจากตำแหน่งในขณะนั้นจาก PBest และระยะห่างจากตำแหน่งในขณะนั้นจาก GBest โดยระยะที่อนุภาคจะเคลื่อนที่ใกล้ (local) หรือไกล (Global) ขึ้นกับความห่างของระยะนี้จากนั้นยังมีค่า  $r_1$  และ  $r_2$  ที่จะสุ่มในช่วง 0 ถึง 1 ถ้าสุ่มได้ค่าน้อยก็จะเป็นการค้นหาในระยะใกล้และจะมีการสุ่มใหม่ในทุกมิติ ของตำแหน่ง ดังนั้นในบางมิติ อาจเป็นระยะใกล้หรือไกลขึ้นกับค่าที่สุ่มได้และระยะห่างในมิตินั้น ๆ

ดังนั้นลักษณะการค้นหาของแต่ละอนุภาคจึงขึ้นกับระยะห่างจากตำแหน่งของอนุภาคแต่ละอนุภาคจากตำแหน่งที่ดีที่สุด ซึ่งโดยทั่วไปในตอนต้นของการค้นหาตำแหน่งของอนุภาคจะโดนสุ่มกระจายไปทั่วในโดเมนของฟังก์ชัน ดังนั้นอนุภาคโดยรวมจะเคลื่อนที่ (ค้นหา) ในระยะไกลยกเว้นอนุภาคที่อยู่ใกล้ตำแหน่งที่มีค่าฟังก์ชันดีที่สุด แต่รอบการค้นหาจะมีการเปลี่ยนตำแหน่งของอนุภาคทุกอนุภาค 1 ครั้งถ้ามีอนุภาคใดค้นพบตำแหน่งที่ดีกว่าค่าที่ดีที่สุดเดิม อนุภาคอื่นก็จะเคลื่อนที่เข้าหา

ตำแหน่งค่าที่ดีที่สุดใหม่ไปเรื่อย ๆ โดยในตอนเริ่มต้นอนุภาคส่วนมากมักจะเป็นการเคลื่อนที่ในระยะไกลและใกล้ขึ้นเรื่อย ๆ ในแต่ละรอบจนฝูงอนุภาคติดใน Local Optima ในที่สุด

## 2.5 Genetic Algorithm หรือขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม [9]

ขั้นตอนเชิงพันธุกรรม ( Genetic Algorithm ) คือ วิธีการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหนึ่ง ที่อาศัยหลักการของการคัดเลือกหรือวิวัฒนาการทางธรรมชาติในการค้นหา โดยมีหลักการอยู่ว่า สิ่งมีชีวิตที่มีชีวิตอยู่ได้นั้นเกิดจากการปรับตัวและวิวัฒนาการให้เข้ากับสภาพแวดล้อมได้ และเมื่อ สิ่งมีชีวิตเหล่านั้นมีการผสมพันธุ์จนมีลูก ลูกของสิ่งมีชีวิตเหล่านั้นก็จะได้รับการสืบทอดวิวัฒนาการต่าง ๆ ของพ่อแม่ต่อไป โดยขั้นตอนการทำงานของ Genetic Algorithm มีดังนี้



รูปที่ 2.7 กระบวนการทำงานของ Genetic Algorithm

จากรูปที่ 2.7 สามารถอธิบายขั้นตอนการทำงานของ Genetic Algorithm ได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 1

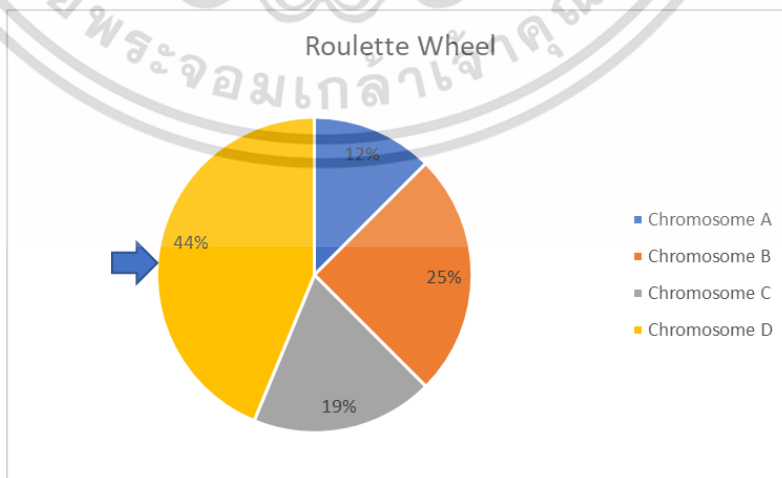
**Initial Population** : ทำการแปลงคำตอบของปัญหาให้อยู่ในรูปแบบของโครโมโซม และให้โครโมโซมมีจำนวนเท่ากับจำนวนประชากรที่กำหนด (ตัวอย่าง Initial Population ดังรูปที่ 2.8) โดยแต่ละโครโมโซมเทียบได้กับอนุภาคใน PSO และมีค่าเริ่มต้นจากการสุ่มในโดเมนของฟังก์ชันที่ต้องการจะค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเช่นเดียวกัน

Population (Chromosomes)						
1	0	1	...	1	0	0
0	1	0	...	0	0	1
...						
1	1	1	...	0	1	0

รูปที่ 2.8 ตัวอย่าง Initial Population

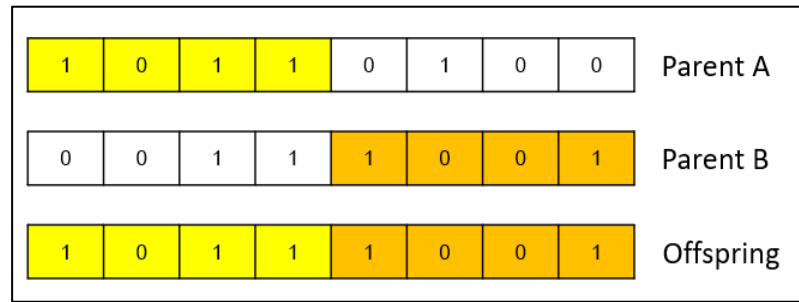
ขั้นตอนที่ 2

**Crossover** : ในขั้นตอนนี้จะสุ่มเลือกประชากรมาเป็นพ่อพันธุ์และแม่พันธุ์ด้วยวิธี Roulette Wheel (โครโมโซมไหนมีค่าความเหมาะสมสูงจะมีโอกาสถูกเลือกมาเป็นพ่อพันธุ์แม่พันธุ์สูง ดังตัวอย่างรูปที่ 2.9) เพื่อนำมาสร้างประชากรลูกด้วยการผสมพันธุ์ ดังตัวอย่างรูปที่ 2.10 ตัวอย่างการ Crossover จะเห็นได้ว่า โครโมโซมลูกจะมียีน (Gene) ของทั้งโครโมโซม Parent A และ Parent B ผสมอยู่



รูปที่ 2.9 ตัวอย่าง Roulette Wheel

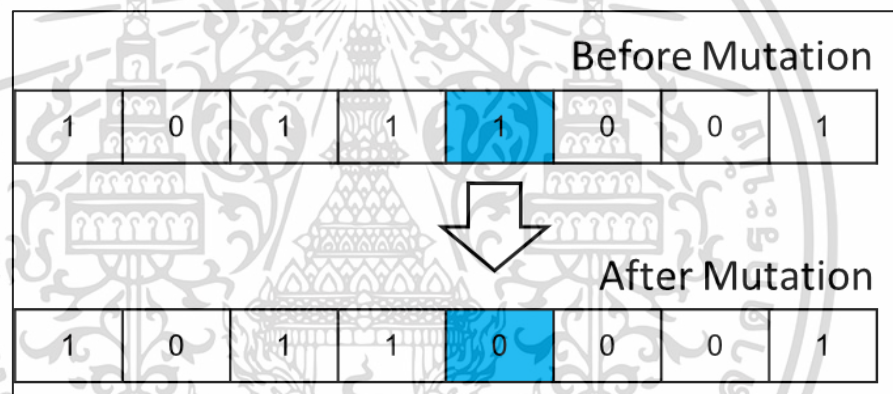
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.10 ตัวอย่างการ Crossover

## ขั้นตอนที่ 3

**Mutation** : หรือการกลายพันธุ์ เป็นการสุ่มเปลี่ยนค่า Gene ในโครโมโซมลูกโดยส่วนใหญ่ความน่าจะเป็นที่จะทำให้เกิดการกลายพันธุ์นั้นจะมีค่าน้อยมาก ดังรูปที่ 2.11 ตัวอย่างการกลายพันธุ์



รูปที่ 2.11 ตัวอย่างการ Mutation

## ขั้นตอนที่ 4

**Selection** : หรือการคัดเลือกประชากร ขั้นตอนนี้จะเป็นการคัดเลือกประชากรที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีเพื่อเป็นประชากรในรอบถัดไป โดยจะคัดเลือกจนเหลือจำนวนประชากรเท่ากับจำนวนที่กำหนดไว้ตั้งแต่ต้น

จะเห็นว่าทั้ง PSO และ Genetic Algorithm(GA) มีการค้นหาตำแหน่งที่ดีที่สุด ในโดเมนของฟังก์ชันที่ต้องการจะค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดและมีวิธีการหาตำแหน่งของอนุภาคและสร้างโครโมโซมใหม่ที่รวดเร็วเช่นเดียวกันโดยอนุภาคจะเคลื่อนไปที่ตำแหน่งใหม่ที่มีค่าที่ดีที่สุดเช่นเดียวกับ GA ที่สร้างโครโมโซมใหม่จากโครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสสูงและมีการ Mutation ต่อเช่นเดียวกัน ทั้งสองวิธีเป็น Stochastic search และพบปัญหา Local Optima เช่นเดียวกัน แต่ในขบวนการสร้างคำตอบใหม่ PSO จะเหมาะกับปัญหาที่โดเมนของฟังก์ชันเป็น continuous ส่วน GA เหมาะกับแบบ discrete

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### บทที่ 3

## งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 3.1 วิธีการเริ่มต้นการทำงานใหม่ของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคด้วยการกลายพันธุ์ของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค ( The use of Global Best position in rerun of particle swarm optimization : GBPSO [2] )

GBPSO เป็นวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคที่ถูกพัฒนามาจาก PSO โดยวิธีการนี้จะนำวิธีการกลายพันธุ์เข้ามาใช้ร่วมกับ PSO เพื่อแก้ไขปัญหา Trap In Local Optimum โดยการทำงานในช่วงเริ่มต้นจะเหมือนกับ PSO ปกติทั้งหมด แต่เมื่อใดที่ฝูงอนุภาคไม่สามารถปรับปรุงค่าตำแหน่ง GBest ติดต่อกันเป็นจำนวนรอบที่กำหนด (ส่วนใหญ่เมื่อเกิดเหตุการณ์นี้ อนุภาคทุกตัวจะไม่สามารถปรับปรุงตำแหน่ง PBest ได้เช่นเดียวกัน) จะถือว่าฝูงอนุภาคติดอยู่ใน Local Optimum จากนั้น GBPSO จะเข้าสู่กระบวนการกลายพันธุ์ โดยการกลายพันธุ์นี้จะเป็นการปรับเปลี่ยนค่าของมิติจำนวน 20% ของมิติทั้งหมดแก่อนุภาคทุกตัว(สมการที่ 3.1) แล้วให้ PBest มีตำแหน่งเดียวกับอนุภาค และจะทำการหาค่าตำแหน่ง PBest ที่ดีที่สุดเพื่อที่จะกำหนดให้เป็นตำแหน่ง GBest จากนั้นจะทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง GBest โดยจะเป็นการปรับเปลี่ยนค่าของมิติจำนวน 30% ของมิติทั้งหมดแก่ GBest ด้วยสมการที่ 3.2 (หรือสามารถอธิบายอีกแบบได้ว่า ตำแหน่ง GBest ในขั้นตอนนี้เกิดจากตำแหน่งเดิมของอนุภาค ณ ตอนติด Local Optimum ที่ถูกทำการกลายพันธุ์ 2 หน) กระบวนการนี้เป็นการหนีออกจาก Local optimum และช่วยให้หาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่สุดได้เร็วยิ่งขึ้น จากนั้นจะกลับไปทำการวนการปกติของ PSO ต่อจนกว่าจะมีการติดใน Local optimum ในครั้งต่อไป หรือหากเจอค่าคำตอบที่ดีที่สุด GBPSO จะทำการหยุดกระบวนการทำงาน

$$X_{id} = \pm(X_{id} \times (0.9 + 0.1 \times rand())) \quad (3.1)$$

$$GBest_d = \pm(GBest_d \times (0.9 + 0.1 \times rand())) \quad (3.2)$$

โดยที่

| คือ ลำดับของอนุภาค

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

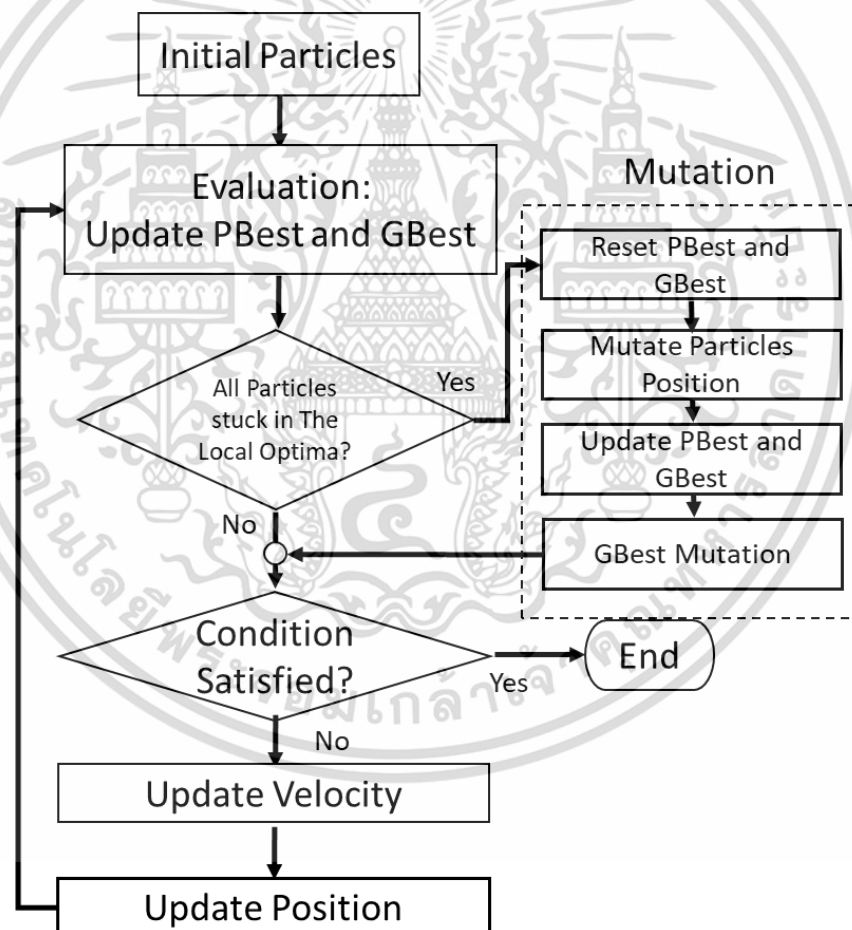
$d$  คือ ลำดับของมิติ

$X$  คือ ตำแหน่งของอนุภาค

GBest คือ ตำแหน่งที่ดีที่สุดที่สุดของฝูงอนุภาค

rand() คือ การสุ่มค่าในช่วง  $[0,1]$

จากสมการที่ 3.1 และ 3.2 หมายความว่า GBest และ  $X$  ในมิติที่มีการกลายพันธุ์ จะปรับเปลี่ยนค่าในมิติอยู่ในช่วง 90%-100% ของค่าเดิมขึ้นอยู่กับค่า rand() ที่สุ่มได้และมีโอกาสถึง 50% ที่จะกลับสัญลักษณ์ค่าในมิตินั้น ๆ จาก + เป็น - หรือ - เป็น +

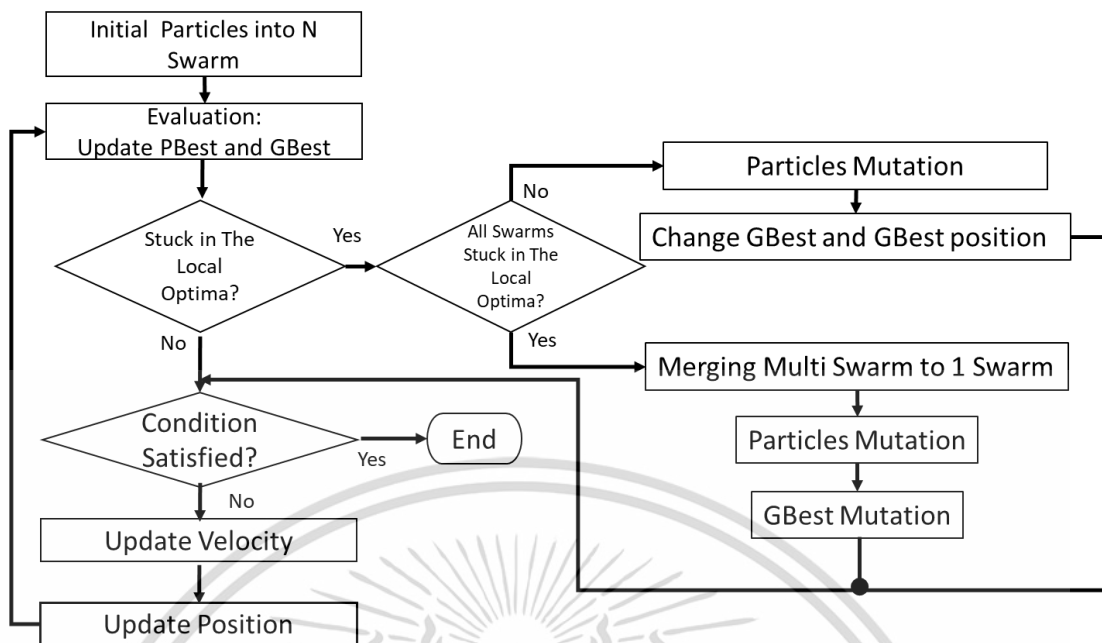


รูปที่ 3.1 ขั้นตอนทำงานของ GBPSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.2 ขั้นตอนวิธีการรวมกลุ่มอนุภาคแบบหลากหลายกลุ่มเพื่อหาค่าความเหมาะสม (Combine multi particle swarm in supporting trapping in local optima, CMPSO [3])

CMPSO เป็นวิธีการที่ถูกพัฒนามาจาก PSO โดยวิธีการนี้จะนำวิธีการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายกลุ่มอนุภาคและการกลายพันธุ์เข้ามาพร้อมกับ PSO โดยมีจุดประสงค์เพื่อหนีออกจาก Local Optimum โดยในตอนเริ่มต้น CMPSO จะแบ่งอนุภาคเป็นหลายกลุ่มอนุภาค(Multi Group) แต่ละกลุ่มจะมี GBest เป็นของตนเองทำให้แต่ละกลุ่มจะค้นหาค่าตอบโดยไม่ข้องเกี่ยวกับระหว่างกลุ่ม กระบวนการนี้จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาแบบ Global Search แต่เมื่อใดมีกลุ่มอนุภาคอย่างน้อย 1 กลุ่มที่ติดอยู่ใน Local optimum จะเข้าสู่กระบวนการเฉพาะของ CMPSO กลุ่มเหล่านั้นจะทำการกลายพันธุ์ โดยการกลายพันธุ์นี้จะเป็นการปรับเปลี่ยนค่าของมิติจำนวน 20% ของจำนวนมิติทั้งหมดแก่อนุภาคทุกตัวด้วยสมการที่ 3.1 (เป็นสมการการกลายพันธุ์เดียวกับวิธี GBPSO) แล้วให้ PBest มีตำแหน่งเดียวกับอนุภาค และกำหนดให้ GBest มีตำแหน่งเดียวกับ GBest ของกลุ่มอื่นที่ไม่ติด Local Optimum ด้วยวิธีการสุ่ม เพื่อหนีจะ Local optimum แต่หากทุกกลุ่มอนุภาคติดอยู่ใน Local Optimum จะรวมอนุภาคเป็นกลุ่มเดียว(Single Group) โดยการกลายพันธุ์ให้แก่อนุภาคทุกตัวในทุกฝูงด้วยสมการที่ 3.1 แล้วกำหนดให้ PBest มีตำแหน่งเดียวกับอนุภาค จากนั้นจะหาตำแหน่ง PBest ที่ดีที่สุดเพื่อกำหนดเป็นตำแหน่ง GBest (ใช้ GBest เพียงตัวเดียวร่วมกันทั้งฝูงอนุภาค) และทำการกลายพันธุ์ให้กับ GBest โดยจะเป็นการปรับค่าของมิติเป็นจำนวน 30% ของมิติทั้งหมดแก่ GBest ด้วยสมการที่ 3.2 จากนั้นกระบวนการต่าง ๆ จะดำเนินการเหมือนวิธี GBPSO (ดำเนินการแบบ Single Group) จนครบรอบการทำงานที่กำหนดหรือหาค่าคำตอบที่ดีที่สุดเจอ



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนการทำงานของ CMPSO

จากรูปที่ 3.2 สามารถอธิบายขั้นตอนการทำงานของ CMPSO ได้ดังนี้

#### ขั้นตอนที่ 1

**Initial Particles** : เป็นการกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับทุกอนุภาคของ CMPSO โดยจะกำหนดทั้งตำแหน่ง และความเร็วในการเคลื่อนที่ด้วยวิธีการสุ่ม ให้กับอนุภาคทั้งหมด 3 กลุ่ม

#### ขั้นตอนที่ 2

**Evaluation** : เป็นขั้นตอนการประเมินค่าคำตอบของอนุภาค (Fitness Value) ให้กับทุกกลุ่มอนุภาค ด้วยการนำค่าคำตอบของอนุภาคคำนวณผ่านฟังก์ชันวัตถุประสงค์

**Update PBest** : เป็นขั้นตอนการปรับปรุงค่าคำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาค โดยขั้นตอนนี้อนุภาคจะเปรียบเทียบค่าคำตอบของอนุภาคกับค่าคำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาคเอง (PBest) หากค่าคำตอบของอนุภาคดีกว่า จะกำหนดให้ PBest มีค่าเท่ากับค่าคำตอบของอนุภาค

**Update GBest** : เป็นขั้นตอนการปรับปรุงค่าคำตอบที่ดีที่สุดของผู้อนุภาค (GBest) โดยขั้นตอนนี้จะนำค่า PBest ของทุกอนุภาคในฝูงมาเปรียบเทียบกันหาก PBest ของอนุภาคไหนดีที่สุด GBest จะเท่ากับ PBest ของอนุภาคนั้น

### ขั้นตอนที่ 3

Update Velocity : เป็นการปรับปรุงค่าความเร็วในการเคลื่อนที่ให้กับอนุภาค

### ขั้นตอนที่ 4

Update Position : เป็นขั้นตอนในการเคลื่อนที่ให้กับอนุภาค

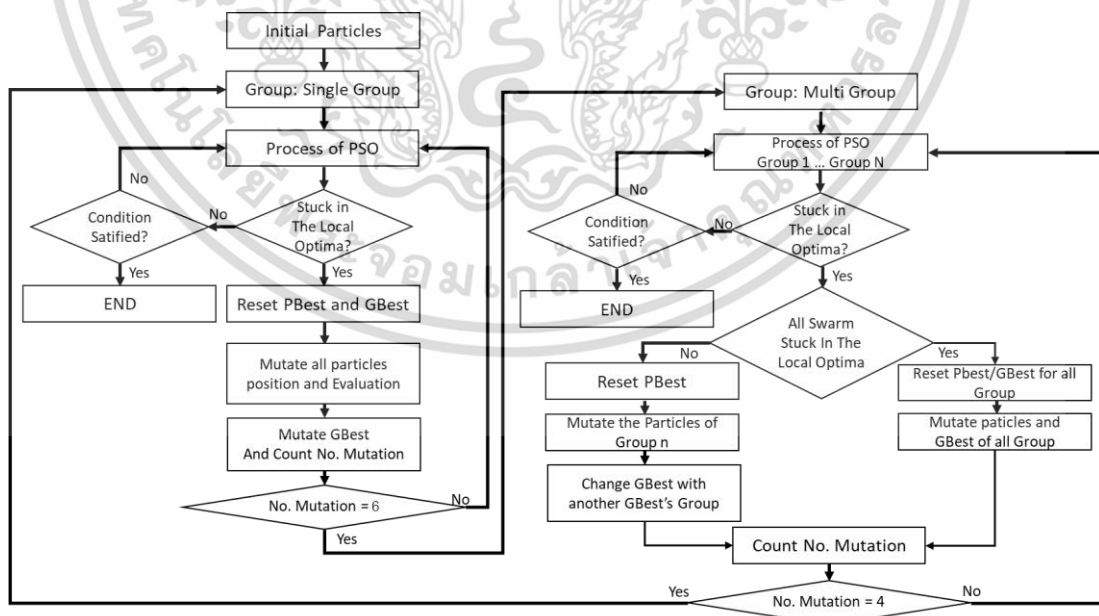
### ขั้นตอนที่ 5

Slightly Mutation : เป็นขั้นตอนการกลายพันธุ์ โดยการกลายพันธุ์ในขั้นตอนนี้จะมี 2 รูปแบบ ดังนี้

1. การกลายพันธุ์กรณีที่มีเพียงบางกลุ่มอนุภาคติดใน Local Optimum (มีกลุ่มที่ติดใน Local Optimum น้อยกว่า 3 กลุ่ม) การกลายพันธุ์รูปแบบนี้จะทำการ Reset PBest ให้กับอนุภาคทุกตัวในกลุ่ม จากนั้นทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่งอนุภาคทุกตัวแล้วทำการปรับปรุง PBest ด้วยตำแหน่งอนุภาค และในขั้นตอนสุดท้ายจะทำการเปลี่ยนตำแหน่ง GBest ของกลุ่มด้วยการสุ่มเลือก GBest ของกลุ่มอื่นที่ไม่ได้ติดอยู่ใน Local Optimum
2. การกลายพันธุ์กรณีที่ทุกกลุ่มอนุภาคที่ติดใน Local Optimum การกลายพันธุ์รูปแบบนี้จะทำการ Reset PBest และ GBest ให้กับทุกกลุ่มอนุภาค จากนั้นจะทำการรวมกลุ่มอนุภาคให้เหลือเพียงกลุ่มเดียว ต่อจากนั้นจะทำการกลายพันธุ์ให้แก่ทุกตำแหน่งอนุภาค แล้วทำการปรับปรุง PBest ด้วยตำแหน่งของอนุภาค จากนั้นขั้นตอนต่อไปคือการหาตำแหน่ง PBest ที่ดีที่สุดเพื่อที่จะทำการปรับปรุงค่าให้ GBest และในขั้นตอนสุดท้ายจะเป็นการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง GBest

### 3.3 วิธีการรวมและกระจายกลุ่มอนุภาคเพื่อแก้ปัญหาการติดใน Local Optimum ของ PSO (Merge and split particle swarm in reducing trapping in local optima of PSO, MSPSO[10])

MSPSO เป็นวิธีการที่พัฒนามาจากวิธีการ CMPSO โดยวิธีการ MSPSO จะเริ่มต้นกระบวนการด้วยกลุ่มเดียว (Single Group) แทนที่จะเป็นหลายกลุ่มแบบ CMPSO การดำเนินการแบบ Single group ในวิธีนี้จะเป็นการดำเนินการที่เหมือนกับวิธี Single Group ของ CMPSO โดยจะดำเนินการแบบ Single group ไปจนกว่าจะจำนวนมีการติดใน Local optimum ครบจำนวนครั้งที่กำหนด (จำนวนการกลายพันธุ์ครบจำนวนครั้งที่กำหนด) กลุ่มอนุภาคจะถูกแบ่งออกไปหลายกลุ่ม (Multi Group) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาแบบ Global Search (วิธีการแบ่งกลุ่มนั้นจะใช้วิธีการนำลำดับของอนุภาค Modulo กับลำดับกลุ่ม เช่น หากจะแบ่งอนุภาคไปกลุ่ม 3 ก็จะนำลำดับของอนุภาค Modulo 3 หากเหลือเศษเท่ากับ 0 อนุภาคลำดับนั้นจะอยู่ที่กลุ่ม 3 เป็นต้น) โดยการดำเนินการแบบ Multi Group ในวิธีนี้จะดำเนินการเหมือนกับ Multi Group ของวิธี CMPSO โดยจะดำเนินการไปจนมีจำนวนที่ติดใน Local Optimum ครบจำนวนที่กำหนด (จำนวนการกลายพันธุ์ครบตามที่กำหนด) แล้วจึงสลับไปดำเนินการแบบ Single Group กระบวนการทั้งหมดจะวนทำงานแบบนี้ไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้ค่าคำตอบที่พอใจหรือครบรอบการทำงานที่กำหนด



รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการทำงานของ MSPSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 3.3 สามารถอธิบายขั้นตอนของ MSPSO ได้ดังนี้

### ขั้นตอนที่ 1

**Initial Particles** : เป็นการกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับทุกอนุภาคของ PSO โดยจะกำหนดทั้งตำแหน่ง และความเร็วในการเคลื่อนที่ด้วยวิธีการสุ่ม

### ขั้นตอนที่ 2

**Process of PSO** : ขั้นตอนนี้จะเป็นขั้นตอนการทำงานทั้งหมดของ PSO

### ขั้นตอนที่ 3

**Slightly Mutation** : เป็นขั้นตอนการกลายพันธุ์ โดยการกลายพันธุ์ในขั้นตอนนี้จะมี 2 รูปแบบ (มีวิธีการกลายพันธุ์เหมือนกับวิธี CMPSO)

### ขั้นตอนที่ 4

การสลับวิธีการค้นหาระหว่าง Single Group และ Multi Group ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการพิจารณาว่าจะทำการค้นหาแบบ Single Group หรือแบบ Multi Group โดยจะพิจารณาจาก 2 เงื่อนไข ดังนี้

#### 1. การเปลี่ยนการค้นหาจาก Single Group เป็น Multi Group ในเงื่อนไข

หากกลุ่มอนุภาคมีการติดใน Local Optimum เป็นจำนวน 6 รอบจะทำการพิจารณาเปลี่ยนรูปแบบการค้นหาจาก Single Group เป็น Multi Group

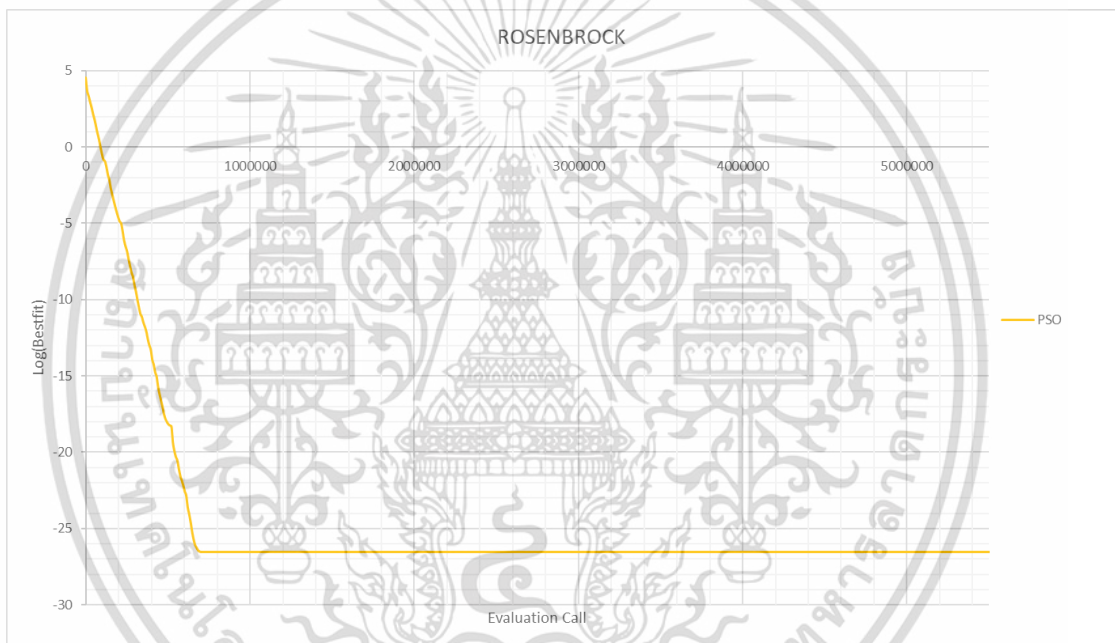
#### 2. การเปลี่ยนการค้นหาจาก Multi Group เป็น Single Group ในเงื่อนไข

หากกลุ่มอนุภาคมีการติดใน Local Optimum เป็นจำนวน 4 รอบจะทำการพิจารณาเปลี่ยนรูปแบบการค้นหาจาก Multi Group เป็น Single Group

## บทที่ 4

### งานวิจัยที่นำเสนอ

PSO เป็นวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคที่ง่ายต่อการใช้งาน แต่ PSO ยังคงมีปัญหาคงการติดใน Local Optimum ค่อนข้างง่าย (ดังรูปที่ 4.1 จะเห็นได้ว่า PSO ลู่เข้าหาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่สุดอย่างรวดเร็วในช่วงแรก ด้วยเหตุนี้ PSO จึงเป็นที่นิยมในหมู่นักวิจัย แต่ถ้าต้องการหาค่าที่ดีกว่า PSO กลับไม่สามารถลู่เข้าหาค่าคำตอบที่ดีที่สุดได้)



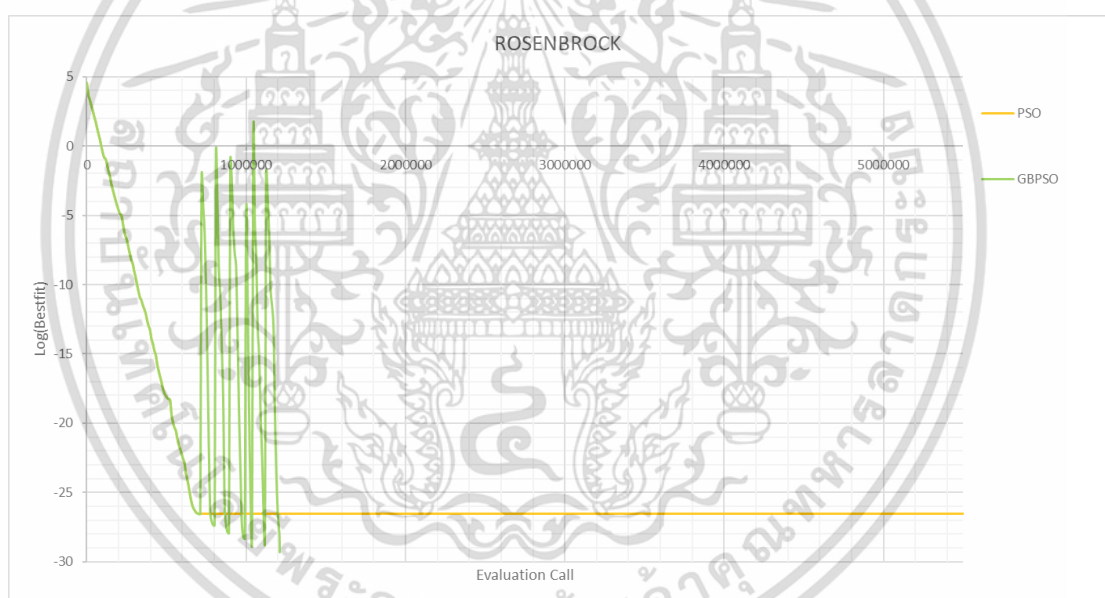
รูปที่ 4.1 กราฟแสดงพฤติกรรมการลู่เข้าหาค่าตอบของ PSO บนสมการ ROSENBROCK

การนำวิธีการกลายพันธุ์ก็เป็นอีกวิธีการหนึ่งที่นิยมนำมาใช้แก้ปัญหานี้ ดังเช่นวิธีการเริ่มต้นการทำงานใหม่ของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคด้วยการกลายพันธุ์ของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค ( The use of Global Best position in rerun of particle swarm optimization, GBPSO ) วิธีการนี้เป็นอีกวิธีการหนึ่งที่นำวิธีการกลายพันธุ์มาช่วยแก้ปัญหาคงการติดอยู่ใน Local Optimum โดยการกลายพันธุ์นี้จะเริ่มทำงานเมื่อฝูงอนุภาคติดอยู่ใน Local Optimum หรือก็คือฝูงอนุภาคไม่สามารถปรับปรุงค่า GBest ให้ดีขึ้นได้ติดต่อกันเป็นจำนวนรอบที่กำหนด(ส่วนใหญ่อนุภาคทุกตัวก็จะไม่สามารถปรับปรุงค่า PBest ของตนเองได้เช่นกัน) ซึ่งการกลายพันธุ์จะเป็นการเปลี่ยนแปลงค่าในมิติต่าง ๆ ของอนุภาคทุกตัวจำนวน 20% ของมิติทั้งหมดและในจำนวน 20%

มีโอกาส 50% ที่จะเปลี่ยนค่ามิติที่กลายพันธุ์ของอนุภาคจาก + เป็น - หรือ - เป็น + จากนั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการใช้งานเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กำหนดให้ตำแหน่ง PBest มีตำแหน่งเดียวกับอนุภาค แล้วหา PBest ที่ดีที่สุดของทุกอนุภาคเพื่อ กำหนดเป็น GBest แล้วจึงทำการเปลี่ยนแปลงค่ามิติต่าง ๆ ของ GBest เป็นจำนวน 30% ของมิติ ทั้งหมดและมีโอกาส 50% ที่จะเปลี่ยนค่ามิติที่กลายเป็นของ GBest เช่นเดียวกับกรณีการกลายพันธุ์ ของอนุภาค ซึ่งวิธีการกลายพันธุ์นี้จะเป็นการเพิ่มความสามารถด้านการค้นหาแบบ Local Search และการค้นหาแบบ Global Search โดยในทุกครั้งที่ทำการกลายพันธุ์จะทำให้ค่าคำตอบที่ดีที่สุดในกลุ่มอนุภาคแย่ง เนื่องจากตำแหน่งของอนุภาคและตำแหน่งของ GBest เปลี่ยน ดังรูปที่ 4.2 จะเห็น ได้ว่าในช่วงแรก GBPSO และ PSO มีการลู่เข้าหาคำตอบได้เร็วในช่วงแรกแต่เมื่อถึงจุดที่ค่าคำตอบที่ดี ที่สุดของทั้งสองวิธีเริ่มหยุดการลู่เข้าหาคำตอบ GBPSO จะทำการกลายพันธุ์มีผลให้ค่าคำตอบกลับไป แยกแต่จะกลับมาได้คำตอบที่ดีกว่าเดิมในที่สุด แตกต่างจาก PSO ที่ยังคงหยุดการลู่เข้าหาคำตอบจน ครบรอบการทำงานที่กำหนดเพราะ PSO ไม่มีกลไกเฉพาะเพื่อหนีออกจาก Local Optimum



รูปที่ 4.2 กราฟเปรียบเทียบการติด Local Optimum ระหว่าง PSO กับ GBPSO ในการค้นหา คำตอบของฟังก์ชัน ROSENBRUCK

จากวิธีการ GBPSO ในรูปที่ 4.2 นั้น ในช่วงแรกของการทำงาน อนุภาคจะทำการค้นหา เหมือน PSO ปกติ แต่เมื่อค้นหาไปซึกพักฝูงอนุภาคเกิดการติดอยู่ใน Local Optimum GBPSO จึง เริ่มเข้าสู่ขั้นตอนการกลายพันธุ์ ด้วยกระบวนการนี้จะเปลี่ยนค่าตำแหน่งของอนุภาคในบางมิติทำให้ อนุภาคหนีออกจาก Local optimum และยังเป็นแรงเร่งให้อนุภาคเจอคำตอบเร็วยิ่งขึ้นอีกด้วย แต่ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การกลายพันธุ์ด้วยวิธีนี้จำเป็นต้องรอให้ GBest ไม่ถูกปรับปรุงติดต่อกันเป็นจำนวนรอบที่กำหนดก่อน (ส่วนใหญ่เมื่อเกิดเหตุการณ์นี้อนุภาคก็จะไม่สามารถปรับปรุง PBest ได้ด้วยเช่นกัน) จึงเข้าสู่วิธีการกลายพันธุ์ ทางผู้วิจัยสังเกตเห็นถึงปัญหาและทำการปรับปรุงวิธีการกลายพันธุ์ด้วยวิธีการพิจารณาการกลายพันธุ์ให้แก่อนุภาค โดยหากอนุภาคตัวไหนไม่สามารถปรับปรุง PBest ให้ดีขึ้นได้เป็นจำนวนรอบที่กำหนดก็จะทำการกลายพันธุ์โดยจะนำ PBest ของอนุภาคนั้น ๆ เข้าสู่การกลายพันธุ์(ไม่จำเป็นต้องรอให้ทุกอนุภาคปรับปรุงค่า PBest ไม่ได้) ซึ่งการกลายพันธุ์นี้จะเป็นการปรับเปลี่ยนค่าในมิติของ PBest เป็นจำนวน 10% ของจำนวนมิติทั้งหมดและมิติที่ถูกปรับค่านั้นจะมีโอกาสอีก 50% ที่จะเปลี่ยนค่าจะ + เป็น - หรือ - เป็น + วิธีการนี้จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาเฉพาะที่ (Local Search) และการค้นหาแบบวงกว้าง (Global Search) โดยวิธีการนี้มีชื่อว่า การเพิ่มพูนประสิทธิภาพการค้นหาของพีเอสโอด้วยวิธีการกลายพันธุ์รายอนุภาคของพีเอสโอ ( Individual Mutation of Particle Swarm Optimization, IMPSO)

IMPISO มีขั้นตอนทำงานที่สำคัญดังต่อไปนี้

### 1. Individual Particle Mutation

Individual Particle Mutation หรือวิธีการกลายพันธุ์รายอนุภาคของพีเอสโอ เป็นขั้นตอนการพิจารณาปรับเปลี่ยนตำแหน่งของอนุภาคโดยการเปลี่ยนตำแหน่งที่ดีที่สุด(PBest)แทนการเปลี่ยนตำแหน่งของอนุภาคโดยตรง เพื่อเป็นการหลีกเลี่ยงปัญหาการติดอยู่ใน Local Optimum และเป็นการเร่งให้เจอคำตอบที่ดีที่สุดเร็วขึ้น โดยมีข้อสังเกตว่า ก่อนที่ฝูงอนุภาคจะติดอยู่ใน Local Optimum จะมีอนุภาคหลายตัวที่ไม่สามารถหาคำตอบที่ดีกว่า PBest ของตัวเองอยู่ก่อนแล้วและมักจะมี PBest ที่อยู่ตำแหน่งเดียวกันหรือใกล้เคียงกับ GBest วิทยานิพนธ์เล่มนี้จึงได้ทำการปรับเปลี่ยนเงื่อนไขในการกลายพันธุ์โดยให้พิจารณาแต่ละอนุภาค หรือก็คือหากอนุภาคตัวไหนไม่สามารถหาคำตอบได้ดีกว่า PBest ของตัวเองได้ติดต่อกันเป็นจำนวนที่กำหนดจะทำการกลายพันธุ์ทันที (ดังรูปที่ 4.3 กราฟแสดงพฤติกรรมการกลายพันธุ์ของอนุภาคตัวหนึ่ง ในช่วงรอบการค้นหาที่ 100 ถึง 200 ของฟังก์ชัน Rosenbrock)



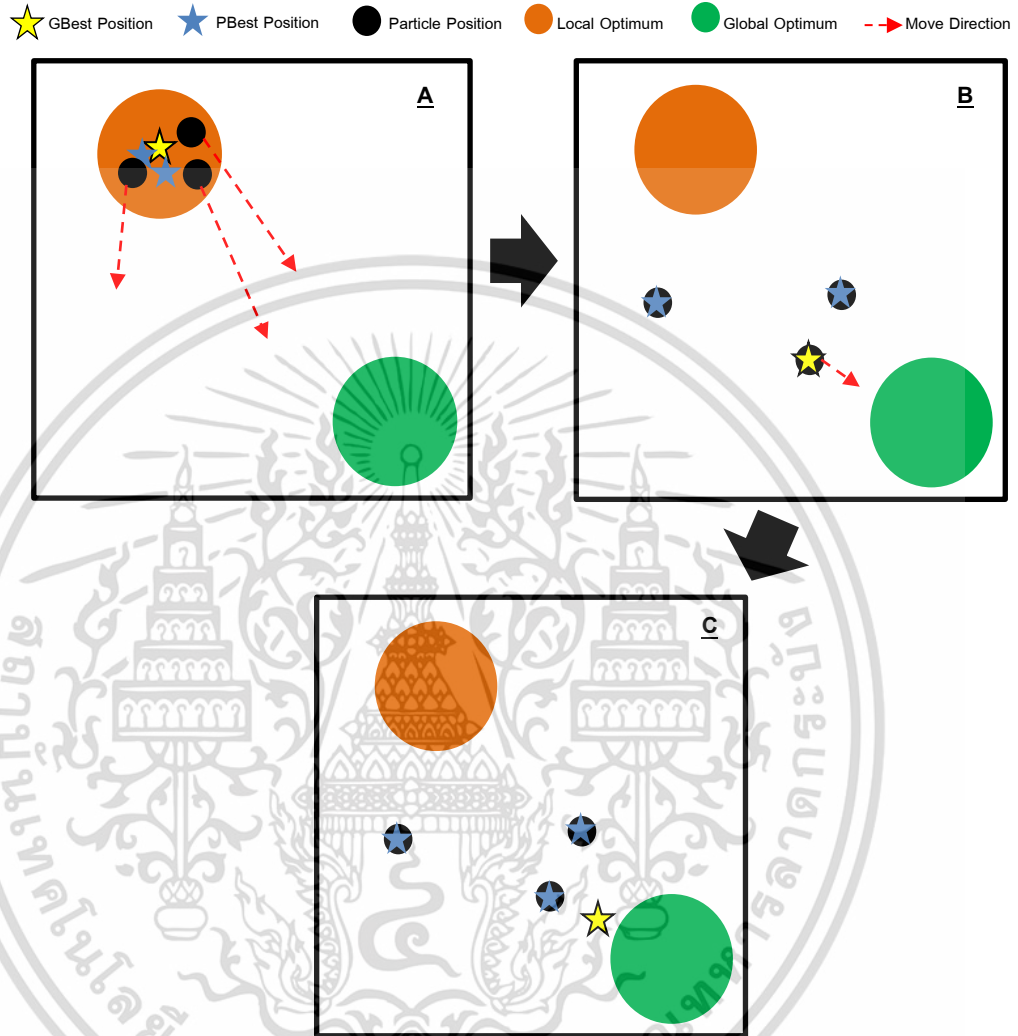
รูปที่ 4.3 กราฟแสดงพฤติกรรมของการกลายพันธุ์ของอนุภาคตัวหนึ่ง ในช่วงรอบการค้นหาค่าที่ 100 ถึง 200 บนฟังก์ชัน Rosenbrock

จากรูปที่ 4.3 กราฟแสดงพฤติกรรมของการกลายพันธุ์ของอนุภาค จะเห็นได้ว่า PBestFitness หรือ ค่าคำตอบของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (เส้นสีแดงทึบ) ไม่มีการปรับปรุงค่าติดต่อกันจนครบจำนวนรอบที่กำหนด (30 รอบ) จากนั้นก็เข้าสู่กระบวนการกลายพันธุ์ (เส้นสีแดงแฉก) เป็นตัวบอกว่าการกลายพันธุ์ โดยการกลายพันธุ์นี้จะไม่มีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของอนุภาครวมทั้งตำแหน่งของ GBest แต่จะมีการเปลี่ยนตำแหน่งของ PBest แทน โดยเป็นการเปลี่ยนแปลงค่าของมิติจำนวน 10% ของจำนวนมิติทั้งหมดให้แก่ PBest ทำให้ค่า PBestFitness แ่ลง (เนื่องจากมิติจำนวน 10% มีค่าที่ดีอยู่ พอถูกปรับเปลี่ยนค่า PBest Fitness จึงแ่ลง) ต่อมาค่า X\_Fitness หรือค่าคำตอบของตำแหน่งอนุภาคก็แ่ตามไปด้วยเพราะอนุภาคทำการเคลื่อนที่ไปยังระแวกตำแหน่ง PBest ซึ่งสาเหตุที่อนุภาคเคลื่อนไปหาระแวกตำแหน่ง PBest เกิดจากระยะห่างระหว่างตำแหน่งของอนุภาค (X) กับตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (PBest) มีระยะที่ห่างมากกว่าระยะห่างของตำแหน่งของอนุภาค (X) กับตำแหน่งที่ดีที่สุดของฝูง (GBest) ซึ่งพฤติกรรมนี้สามารถอธิบายได้ตามสมการที่ 4.1 (Velocity Update) ซึ่งสมการนี้จะเป็นตัวกำหนดทิศทางและระยะในการเคลื่อนที่ของอนุภาค และอนุภาคจะทำการเคลื่อนที่ในสมการที่ 4.2 (Move)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$v_{id+1} = \omega v_{id} + c_1 r * (PBest_{id} - x_{id}) + c_2 r * (GBest_{id} - x_{id}) \tag{4.1}$$

$$x_{id+1} = x_{id} + v_{id+1} \tag{4.2}$$

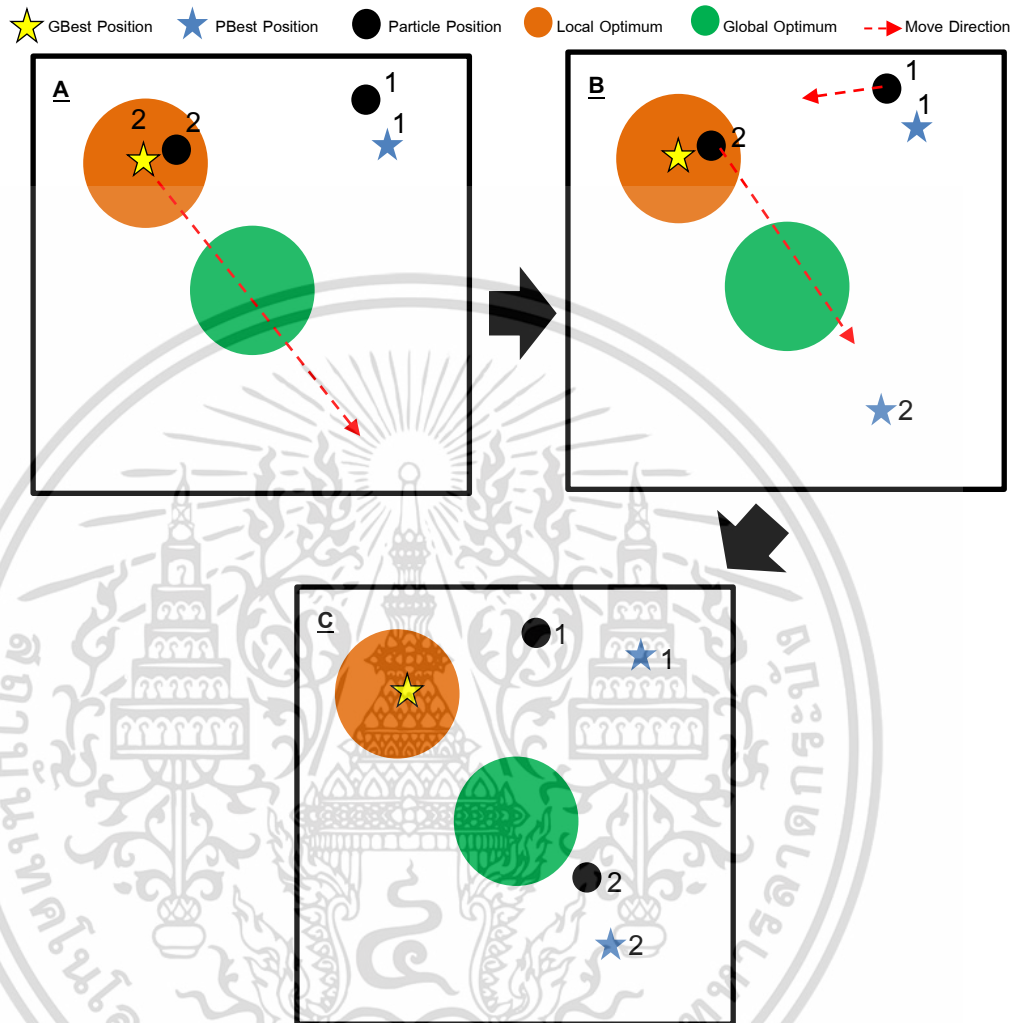


รูปที่ 4.4 รูปแสดงพฤติกรรมของการกลายพันธุ์ของวิธีการ GBPSO, CMPSO, MSPO

จากรูปที่ 4.4 รูปแสดงพฤติกรรมของการกลายพันธุ์ของวิธีการ GBPSO, CMPSO, MSPO หากมองที่กล่อง A จะเห็นได้ว่าวิธีการพิจารณาการกลายพันธุ์นี้ต้องรอให้อนุภาคทุกตัว(วงกลมสีดำ)ติดอยู่ใน Local Optimum (GBest ไม่มีการปรับปรุงติดต่อกันเป็นจำนวนรอบที่กำหนด) จึงเริ่มเข้าสู่ขั้นตอนการกลายพันธุ์โดยจำเป็นต้องลืค่า PBest และ GBest เดิม เพื่อไม่ให้อนุภาคกลับไปติดอยู่ในตำแหน่ง Local Optimum เดิมจากนั้นจึงกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่งของอนุภาคทุกตัว(สังเกตได้จากลูกศรสีแดงที่ชี้ไปยังตำแหน่งใหม่ของอนุภาคหลังจากทำการกลายพันธุ์) โดยที่กล่อง B มีการรีเซ็ตตำแหน่งให้แก่ PBest และ GBest แล้วจึงได้ย้ายอนุภาคไปตำแหน่งใหม่ จากนั้นทำการอัปเดต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

PBest ใหม่ให้เป็นตำแหน่งเดียวกับอนุภาค และได้ทำการอัปเดต GBest แล้วทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง GBest (กล่อง C) เพื่อให้ตำแหน่ง GBest หนีจากตำแหน่ง Local Optimum ออกไปอีก



รูปที่ 4.5 รูปแสดงพฤติกรรมกลายพันธุ์ของ IMPSO

จากรูปที่ 4.5 แสดงพฤติกรรมกลายพันธุ์ของ IMPSO หากพิจารณาที่กล่อง A จะเห็นว่าเมื่อมีอนุภาคใดอนุภาคหนึ่ง(อนุภาค 2)เคลื่อนที่เข้าหรือติดอยู่ใน Local Optima (อนุภาคไม่ปรับปรุงตำแหน่ง PBest ของตนเองเป็นจำนวนรอบที่กำหนด) อนุภาคจะเข้าสู่ขั้นตอนการกลายพันธุ์ทันที(ไม่จำเป็นต้องรอทุกอนุภาคติดใน Local Optimum แล้วจึงทำการกลายพันธุ์) โดยการกลายพันธุ์จะเป็นการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest ของอนุภาค หากสังเกตที่อนุภาค 2 ในกล่อง A จะเห็นว่าตำแหน่ง PBest(ดาวสีฟ้า) ของอนุภาคถูกทับด้วยตำแหน่ง GBest (ดาวสีเหลือง) เนื่องจาก PBest ของอนุภาคนี้อยู่ตำแหน่งที่ดีที่สุดที่ผุ่อนุภาคเคยเจอ และจากนั้นจึงทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest (ตำแหน่งใหม่ของ PBest สามารถสังเกตได้จากลูกศรสีแดงที่ชี้ไปยังตำแหน่งใหม่ของ PBest)

ซึ่งกระบวนการกลายพันธุ์ครั้งนี้จะจบลงเท่านั้นโดยที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของอนุภาคและเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นไปใช้ประโยชน์ในทางที่ไม่ถูกต้องใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตำแหน่งของ GBest โดยตรงในขั้นตอนนี้ แต่จะมีผลกับอนุภาคในระยะยาว สามารถสังเกตได้ที่กล่อง B จะเป็นการเคลื่อนที่ปกติของ PSO โดยหากสังเกตที่อนุภาค 2 จะเห็นว่าอนุภาคจะเคลื่อนที่เข้าหาตำแหน่ง PBest ของตนเองมากเป็นผลมาจากสมการ Velocity (สมการที่ 4.1) ของ PSO ที่เป็นสมการที่กำหนดระยะและทิศทางในการเคลื่อนที่ของอนุภาค จากสมการจะพบว่าหากอนุภาคอยู่ห่างจากตำแหน่งไหนระหว่าง PBest หรือ GBest มากกว่าจะมีโอกาสเคลื่อนที่ไปยังทิศทางเดียวกับตำแหน่งนั้นมาก แต่ตอนที่ทำการกลายพันธุ์ตำแหน่ง GBest และ PBest อยู่ที่ตำแหน่งเดียวกันและใกล้กับตำแหน่งของอนุภาค เมื่อมีการเปลี่ยนตำแหน่ง PBest จึงเป็นการเพิ่มระยะห่างจากอนุภาคไปที่ตำแหน่ง PBest แต่ระยะระหว่างอนุภาคกับ GBest คงเดิมและมีระยะน้อยกว่า จึงบังคับให้อนุภาคเคลื่อนที่ไปทาง PBest มากกว่า GBest ด้วยกระบวนการนี้จะทำให้อนุภาคสามารถหนีออกจาก Local Optimum ได้และเพิ่มโอกาสเจอตำแหน่งที่ดีกว่าเดิม วิธีการกลายพันธุ์อนุภาคผ่านการกลายพันธุ์ PBest นี้เป็นทางเดียวที่จะกลายพันธุ์เฉพาะอนุภาคบางตัวได้ โดยไม่รบกวนการดูเข้าหา GBest ของอนุภาคตัวอื่น ด้วยเหตุนี้จึงไม่สามารถกลายพันธุ์ GBest ที่มีผลกับอนุภาคทุกตัวในฝูงอนุภาคที่ยังปรับปรุงดีขึ้น โดยสามารถคงแนวทางการค้นหาเดิมได้ และถ้ามีการปรับตำแหน่งอนุภาคแทนการปรับ PBest อนุภาคก็ยังคงเคลื่อนที่กลับไปตำแหน่งเดิมเนื่องจากมีทั้ง PBest และ GBest ตั้งอยู่ (สมการ 4.1 และ 4.2)

ตารางที่ 4.1 และ 4.2 เป็นผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างวิธี IMPSO ที่มี การกลายพันธุ์บางอนุภาคกับวิธี IMPSO(1) ที่ใช้วิธีการกลายพันธุ์แบบเดียวกัน แต่จะเปลี่ยนอนุภาคพร้อมกัน (โดยจะกลายพันธุ์ทุกอนุภาคเมื่อ GBest ไม่ถูกปรับปรุงติดต่อกันเป็นจำนวน 100 รอบ แล้วจึงทำการกลายพันธุ์ให้แก่ PBest ของอนุภาคทุกตัว), และ IMPSO(2) ที่มีกระบวนการกลายพันธุ์เช่นเดียวกับ IMPSO(1) แต่มีการลิมค่า GBest เพื่อไม่ให้กลับไปติดที่ Local Optimum เดิม (เปลี่ยนกระบวนการกลายพันธุ์ โดยจะกลายพันธุ์เมื่อ GBest ไม่ถูกปรับปรุงติดต่อกันเป็นจำนวน 100 รอบ แล้วจึงทำการรีเซ็ต GBest แล้วทำการกลายพันธุ์ให้แก่ PBest ของอนุภาคทุกตัวด้วย จากนั้นอัปเดต GBest แล้วทำการกลายพันธุ์ให้แก่ GBest อีกครั้ง) โดยได้ทำการทดลองทั้งหมด 10 รอบ

ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดระหว่างวิธีการ IMPSO, IMPSO(1) และ IMPSO(2)

NO	Function	IMPSO	IMPSO(1)	IMPSO(2)
		Evaluation Call	Evaluation Call	Evaluation Call
1	ACKLEY	<u>1,968,821</u>	5,835,952	5,354,479
2	GRIEWANK	<u>354,382</u>	592,003	540,235
3	RASTRIGIN	<u>1,034,214</u>	4,196,737	5,863,960
4	ROSENBROCK	<u>1,948,092</u>	90,889,876	90,009,370
5	SCHWEFEL	24,631,717	<u>17,603,758</u>	90,030,943
6	COSINEMIXTURE	<u>348,837</u>	695,917	683,749
7	EXPONENTIAL	<u>675,615</u>	1,513,783	1,211,554
8	LEVY	<u>1,545,030</u>	82,072,639	18,391,717
9	MICHALEWICZ	<u>65,884</u>	121,411	134,443
10	DIXON-PRICE	<u>9,039</u>	11,755	9,406
11	STEP	<u>100,542</u>	133,795	143,110
12	SCHAFFER	<u>23,787</u>	28,090	35,173
13	HOLDER	18,349	13,177	<u>13,096</u>
14	BEALE	32,650	<u>31,834</u>	32,248
15	SHUBERT	6,312	<u>6,211</u>	6,490
16	GOLDSTEIN-PRICE	<u>11,883</u>	11,908	11,917
17	SIX-HUMPCAMEL	<u>2,326</u>	2,350	2,521
18	SPHERE	<u>5,312,789</u>	8,287,615	8,342,965
19	Parallel	<u>5,357,988</u>	8,299,468	8,337,871
20	Rotated	<u>5,264,152</u>	8,086,366	8,234,425
21	CIGAR	<u>5,345,748</u>	8,391,610	8,339,671
22	BROWN	<u>5,306,954</u>	8,273,962	8,357,446
23	MULTIMOD	<u>13,923,337</u>	26,473,609	59,244,076
24	ZAKHAROV	<u>26,918,558</u>	84,186,127	84,636,262
25	TRID	90,737,162	81,832,699	<u>312,157</u>
26	EASOM	17,653	<u>17,281</u>	17,659
27	EGGHOLDER	<u>38,121,753</u>	48,622,978	59,487,913

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**ตารางที่ 4.2** ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดระหว่างวิธีการ IMPSO, IMPSO(1) และ IMPSO(2) (ต่อ)

NO	Function	IMPSO	IMPSO(1)	IMPSO(2)
		BEST FITNESS	BEST FITNESS	BEST FITNESS
1	ACKLEY	0	0	0
2	GRIEWANK	0	0	0
3	RASTRIGIN	0	0	0
4	ROSENBROCK	0	6.53102E-26	3.64602E-28
5	SCHWEFEL	0	0	2,297.414964
6	COSINEMIXTURE	0	0	0
7	EXPONENTIAL	0	0	0
8	LEVY	0	5.69515E-27	0
9	MICHALEWICZ	0	0	0
10	DIXON-PRICE	0	0	0
11	STEP	0	0	0
12	SCHAFFER	0	0	0
13	HOLDER	0	0	0
14	BEALE	0	0	0
15	SHUBERT	0	0	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	0	0	0
17	SIX-HUMPCAMEL	0	0	0
18	SPHERE	0	0	0
19	Parallel	0	0	0
20	Rotated	0	0	0
21	CIGAR	0	0	0
22	BROWN	0	0	0
23	MULTIMOD	0	0	0
24	ZAKHAROV	0	0	0
25	TRID	3.78956E-12	4.63842E-12	0
26	EASOM	0	0	0
27	EGGHOLDER	11.29705203	37.10177858	37.37399082

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.1 จะเห็นได้ว่าวิธี IMPSO สามารถหาคำตอบได้เร็วที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีอื่น ๆ บนฟังก์ชันนั้น ๆ ถึง 21 ฟังก์ชัน ในขณะที่ IMPSO(1) ได้ 4 ฟังก์ชัน และ IMPSO(2) ได้ 2 ฟังก์ชัน และหากพิจารณาที่ตาราง 4.2 จะพบว่า IMPSO ไม่สามารถหาคำตอบให้กับฟังก์ชัน 2 ฟังก์ชัน ในขณะที่ IMPSO(1) ไม่สามารถหาคำตอบได้ 4 ฟังก์ชัน และ IMPSO(2) ไม่สามารถหาคำตอบได้ 3 ฟังก์ชัน จึงสรุปได้ว่าวิธีการ IMPSO ที่มีการกลายพันธุ์บางอนุภาคดีกว่า IMPSO(1), (2) ที่มีการกลายพันธุ์ทุกอนุภาคพร้อมกันเนื่องจาก IMPSO มีการพิจารณาการกลายพันธุ์ให้กับ PBest ของแต่ละอนุภาคจึงทำให้อนุภาคไหนที่ติดใน Local Optimum ถูก Reposition(กลายพันธุ์) ออกไปก่อน ด้วยกระบวนการนี้จึงทำให้อนุภาคสามารถหลีกเลี่ยง Local Optimum ได้อย่างรวดเร็วและยังเป็นการกระจายการค้นหาคำตอบไปในตัวอีกด้วย แตกต่างจากวิธี IMPSO(1) และ IMPSO(2) ที่จำเป็นต้องรอให้ทุกอนุภาคติดใน Local Optimum ก่อนจึงทำการกลายพันธุ์ให้แก่ PBest ของอนุภาคทุกตัว ทำให้อนุภาคที่ติด Local Optimum อยู่ก่อนแล้วไม่สามารถค้นหาคำตอบที่ตำแหน่งอื่นได้จนกว่าจะเกิดการกลายพันธุ์

## 2. Slightly Mutation

Slightly Mutation หรือขั้นตอนการกลายพันธุ์อย่างช้า ๆ เป็นวิธีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งให้แก่ตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (PBest) เพื่อเป็นการเพิ่มโอกาสที่จะเจอคำตอบที่ดีขึ้นโดยสังเกตว่าก่อนที่จะมีการกลายพันธุ์ ค่าตำแหน่งในมิติต่าง ๆ ของ PBest นั้น หลาย ๆ มิติมีค่าที่ดีอยู่แล้ว (จะไม่ทำการกลายพันธุ์ที่ตำแหน่งของอนุภาคเหมือนกับวิธี GBPSO เพราะในหลาย ๆ มิติของอนุภาคไม่ได้มีค่าที่ดีอยู่แล้ว) วิทยานิพนธ์ฉบับจึงเปลี่ยนตำแหน่งของ PBest โดยจะมีจำนวนมิติที่กลายพันธุ์เพียง 10% ของจำนวนมิติทั้งหมดเพื่อที่จะเป็นการไล่เปลี่ยนแปลงค่าของตำแหน่งอนุภาคไปที่ละน้อย และมีการกระจายตำแหน่งอยู่ในช่วง 0.9 – 1 ของตำแหน่งเดิม ซึ่งค่าในแต่ละมิติที่ถูกกลายพันธุ์ยังมีโอกาส 50%(±) ที่จะเปลี่ยนเครื่องหมายเพื่อเพิ่มความสามารถในการค้นหาแบบวงกว้าง โดยสามารถแสดงในรูปแบบสมการที่ 4.3

$$PBest_{id} = \pm(PBest_{id} \times (0.9 + 0.1 \times rand())) \quad (4.3)$$

กระบวนการเพิ่มพูนประสิทธิภาพการค้นหาของพีเอสโอด้วยวิธีการกลายพันธุ์เฉพาะตัวของอนุภาค หรือ IMPSO แสดงดัง รูปที่ 4.6 และแผนผังการทำงานแสดงดังรูปที่ 4.7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

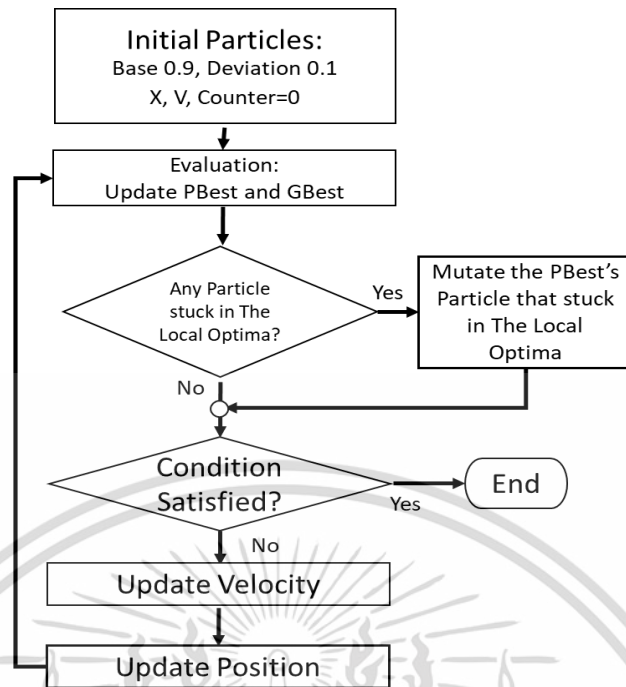
```

(1) //**Initial particles, counter of each particle, Base and Deviation **
(2) Initial V, X, PBest to 90 particle
(3) All Particle in the Swarm provided Base = 0.90, Deviation =0.1, Threshold = 30, and Counter = 0
(4) //***** End Initial particles*****
(5) While (Iteration < MaxGeneration):
(6)     PSO Move()
(7) //*****PBest/GBest Updating
(8)     for i= 0 to SwarmSize: //Update PBest and GBest
(9)         if (Fitness(X(i)) < Fitness(PBest(i))):
(10)             PBest(i) = X(i) //Improve. Update PBest
(11)             Counter(i) = 0 //reset Counter
(12)         else://No improvement
(13)             Counter(i) = Counter(i) +1
(14)         if (Counter(i) > Threshold)://Mutation and reset Counter
(15)             Counter = 0
(16)             Mutate 10% of PBest(i)'s Dimension with eq(4.1)
(17)         if(Fitness(PBest(i))<Fitness(GBest)):
(18)             GBest = PBest(i)
(19) //*****End PBest/GBest Updating*****
(20) If (satisfied condition):
(21)     Break
(22) Iteration = Iteration +1

```

#### รูปที่ 4.6 รหัสจำลองแสดงการทำงานของ IMPSO

จากรูปที่ 4.6 รหัสจำลองแสดงการทำงานของ IMPSO ในช่วงเริ่มต้นของการทำงาน ฟังก์ชันจะทำงานเหมือนกับ PSO ปกติ จนเมื่ออนุภาคตัวใดตัวหนึ่งไม่สามารถหาค่าคำตอบที่ดีกว่าค่าคำตอบที่ดีที่สุดของอนุภาค (PBest) ติดต่อกันเป็นจำนวนรอบที่กำหนด จะเริ่มเข้าสู่ขั้นตอนการกลายพันธุ์ (บรรทัดที่ 14 - 16) โดยจะทำการกลายพันธุ์ให้กับตำแหน่ง PBest ของอนุภาคนั้นตามสมการที่ 4.1 ทั้งนี้ขั้นตอนการค้นหาของ IMPSO จะทำการพิจารณาและกลายพันธุ์ให้แก่แต่ละอนุภาคไปจนกว่าจะเจอค่าคำตอบที่ดีที่สุดหรือครบรอบการทำงานที่กำหนด



รูปที่ 4.7 แผนผังการทำงานของ IMPSO

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 5

### การทดลอง

ในบทนี้จะอธิบายถึงวิธีการทดลอง, ผลการทดลองของวิธีที่นำเสนอ, และวิธีก่อนหน้าโดยจะมีการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของแต่ละวิธีเพื่อวัดประสิทธิภาพในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดบนฟังก์ชันมาตรฐาน 27 ฟังก์ชัน โดยวิธีการต่าง ๆ ที่จะใช้ในการทดลองมีดังนี้

1. วิธีการเริ่มต้นการทำงานใหม่ของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคด้วยการกลายพันธุ์ของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค(The use of Global Best position in rerun of particle swarm optimization, GBPSO)
2. ขั้นตอนวิธีการรวมกลุ่มอนุภาคแบบหลากหลายกลุ่มเพื่อหาค่าความเหมาะสม (Combine multi particle swarm in supporting trapping in local optima, CMPSO)
3. วิธีการรวมและกระจายกลุ่มอนุภาคเพื่อแก้ปัญหาการติดใน Local Optimum ของ PSO(Merge and split particle swarm in reducing trapping in local optima of PSO, MSPSO)
4. วิธีการกลายพันธุ์รายอนุภาคของพีเอสโอ (Individual Mutation of Particle Swarm Optimization, IMPSO)

#### 5.1 พารามิเตอร์

ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่ถูกใช้ในการทดลองนี้จะเป็นค่าที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของแต่ละวิธี โดยจะมีค่าพารามิเตอร์ดังตารางที่ 5.1 ด้านล่างนี้

ตารางที่ 5.1 ค่าพารามิเตอร์พื้นฐานที่ใช้ทดลองกับฟังก์ชันมาตรฐาน

พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์
จำนวนอนุภาค สำหรับ1กลุ่มอนุภาค	90 อนุภาค
จำนวนกลุ่มอนุภาคสำหรับวิธีที่ใช้หลายกลุ่มอนุภาค	3 กลุ่ม
จำนวนอนุภาค สำหรับหลายกลุ่มอนุภาค	30 อนุภาค/กลุ่ม

พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์
จำนวนรอบที่ใช้ในการประมวลผลการทดลอง	10 ครั้ง
ค่าความเฉื่อย $\omega$	0.72984
ค่าคงที่การเรียนรู้ (C1, C2)	1.496172
จำนวนมิติของแต่ละฟังก์ชัน (Dimension)	ตารางที่ 5.2
จำนวนรอบการค้นหาที่กำหนด (Generation)	1,000,000 รอบ
จำนวนรอบที่นับว่าฝูงอนุภาคติดใน LocalOptima	100
จำนวนรอบที่นับว่าอนุภาคติดใน LocalOptima	30
จำนวนครั้งในการกระจายของอนุภาคสำหรับ 1 กลุ่มอนุภาค	6
จำนวนครั้งในการกระจายของอนุภาคสำหรับหลายกลุ่มอนุภาค	4

## 5.2 วิธีการทดลอง

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองและเปรียบเทียบเพื่อวัดประสิทธิภาพระหว่างวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด 5 วิธี ดังนี้ PSO, GBPSO, CMPSO, MSPSO, และวิธีการที่นำเสนอ (IMPSSO) โดยวิธีการทั้งหมดจะทำการทดลองบนฟังก์ชันมาตรฐานทั้งหมด 27 ฟังก์ชัน (ภาคผนวก)

## 5.3 ฟังก์ชันมาตรฐาน

การวิจัยครั้งนี้วิจัยได้ผ่านทำการทดลองบนฟังก์ชันมาตรฐานทั้งหมด 27 ฟังก์ชัน (ภาคผนวก) โดยฟังก์ชันที่มีพื้นผิวแบบ Multimodal จำนวน 18 ฟังก์ชัน และฟังก์ชันที่มีพื้นผิวแบบ Unimodal จำนวน 9 ฟังก์ชันโดยมีรายละเอียดตามตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 ลักษณะพื้นผิวและจำนวนมิติของฟังก์ชันมาตรฐาน

ลำดับ	ชื่อฟังก์ชัน	จำนวนมิติ	ลักษณะพื้นผิวของฟังก์ชัน
1	ACKLEY	100	Multimodal
2	GRIEWANK	100	Multimodal
3	RASTRIGIN	100	Multimodal
4	ROSENBROCK	100	Unimodal
5	SCHWEFEL	100	Multimodal
6	COSINEMIXTURE	100	Multimodal
7	EXPONENTIAL	100	Multimodal

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลำดับ	ชื่อฟังก์ชัน	จำนวน มิติ	ลักษณะพื้นผิวของฟังก์ชัน
8	LEVY	100	Multimodal
9	MICHALEWICZ	10	Multimodal
10	DIXON-PRICE	10	Multimodal
11	STEP	100	Multimodal
12	SCHAFFER	2	Multimodal
13	HOLDER	2	Multimodal
14	BEALE	2	Multimodal
15	SHUBERT	2	Multimodal
16	GOLDSTEIN-PRICE	2	Multimodal
17	SIX-HUMPCAMEL	2	Multimodal
18	SPHERE	100	Unimodal
19	PARALLELHYPER-ELLIPSOID	100	Unimodal
20	ROTATEDHYPER-ELLIPSOID	100	Unimodal
21	CIGAR	100	Unimodal
22	BROWN	100	Unimodal
23	MULTIMOD	100	Unimodal
24	ZAKHAROV	100	Unimodal
25	TRID	10	Unimodal
26	EASOM	2	Unimodal
27	EGGHOLDER	2	Multimodal

#### 5.4 ผลการทดลอง

ผลจากการทดลองในข้อที่ 5.2 สามารถแสดงผลในตารางที่ 5.3 โดยจะเป็นการเปรียบเทียบผลลัพธ์การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดทั้งหมด 5 วิธีการ คือ PSO, GBPSO, CMPSO, MSPSO และ วิธีการที่นำเสนอ (IMPSO) โดยตัวแปรจะถูกกำหนดตามตารางที่ 5.1 และวิธีการทั้งหมดจะถูกทดลองบนฟังก์ชันมาตรฐาน 27 ฟังก์ชัน ซึ่งมีรายละเอียดตามตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.3 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดระหว่างวิธีการที่มีการทำงานแบบ 1 กลุ่มอนุภาค PSO, GBPSO, IMPSO และวิธีการที่ทำงานหลายกลุ่มอนุภาค CMPSO, และ MSPSO

NO	Function	PSO	GBPSO	CMPSO	MSPSO	IMPISO
		Evaluation Call	Evaluation Call	Evaluation Call	Evaluation Call	Evaluation Call
1	ACKLEY	90,000,180.00	3,135,697.00	2,958,060.00	2,930,509.00	<u>1,968,821.67</u>
2	GRIEWANK	90,000,180.00	460,581.00	391,325.00	383,057.00	<u>354,382.17</u>
3	RASTRIGIN	90,000,180.00	3,836,991.00	3,169,668.00	3,947,736.00	<u>1,034,214.83</u>
4	ROSENBROCK	90,000,180.00	1,171,471.00	1,097,672.00	<u>1,006,174.00</u>	1,948,092.50
5	SCHWEFEL	90,000,180.00	28,652,968.00	29,740,709.00	25,644,435.00	<u>24,631,717.17</u>
6	COSINEMIXTURE	90,000,180.00	483,072.00	496,443.00	489,148.00	<u>348,837.33</u>
7	EXPONENTIAL	90,000,180.00	731,974.00	682,240.00	693,692.00	<u>675,615.67</u>
8	LEVY	90,000,180.00	2,397,063.00	2,280,170.00	1,933,746.00	<u>1,545,030.50</u>
9	MICHALEWICZ	90,000,180.00	176,389.00	119,337.00	163,624.00	<u>65,884.83</u>
10	DIXON-PRICE	<u>8,340.00</u>	13,317.00	10,016.00	9,212.00	9,039.83
11	STEP	90,000,180.00	123,529.00	121,235.00	120,291.00	<u>100,542.50</u>
12	SCHAFFER	<u>7,260.00</u>	171,236.00	140,682.00	52,690.00	23,787.17
13	HOLDER	<u>8,280.00</u>	17,822.00	18,261.00	13,267.00	18,349.33
14	BEALE	<u>12,210.00</u>	32,291.00	32,317.00	32,353.00	32,650.17
15	SHUBERT	<u>2,220.00</u>	6,248.00	6,061.00	5,745.00	6,312.67
16	GOLDSTEIN-PRICE	<u>4,140.00</u>	12,025.00	11,949.00	10,919.00	11,883.00
17	SIX-HUMPCAMEL	<u>1,020.00</u>	2,197.00	2,412.00	2,081.00	2,326.17
18	SPHERE	90,000,180.00	5,435,301.00	5,412,248.00	5,406,769.00	<u>5,312,789.00</u>
19	Parallel	90,000,180.00	5,438,400.00	5,453,967.00	5,398,414.00	<u>5,357,988.83</u>
20	Rotated	90,000,180.00	5,371,351.00	5,348,542.00	5,333,830.00	<u>5,264,152.17</u>
21	CIGAR	90,000,180.00	5,442,806.00	5,407,171.00	5,428,116.00	<u>5,345,748.00</u>
22	BROWN	90,000,180.00	5,373,773.00	5,385,187.00	5,416,673.00	<u>5,306,954.17</u>
23	MULTIMOD	90,000,180.00	14,777,380.00	14,356,234.00	14,522,362.00	<u>13,923,337.83</u>
24	ZAKHAROV	90,000,180.00	88,409,486.00	84,659,455.00	84,884,260.00	<u>26,918,558.67</u>
25	TRID	90,000,180.00	360,485.00	404,130.00	<u>299,442.00</u>	90,737,162.17
26	EASOM	<u>8,910.00</u>	17,415.00	17,581.00	18,085.00	17,653.00
27	EGGHOLDER	55,788,409.00	83,461,070.00	90,547,904.00	84,394,263.00	<u>38,121,753.33</u>

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับใช้ภายในเท่านั้น ไม่ควรเผยแพร่สู่สาธารณะโดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.4 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดระหว่างวิธีการที่มีการทำงานแบบ 1 กลุ่มอนุภาค PSO, GBPSO, IMPSO และวิธีการที่ทำงานหลายกลุ่มอนุภาค CMPSO, และ MSPSO (ต่อ)

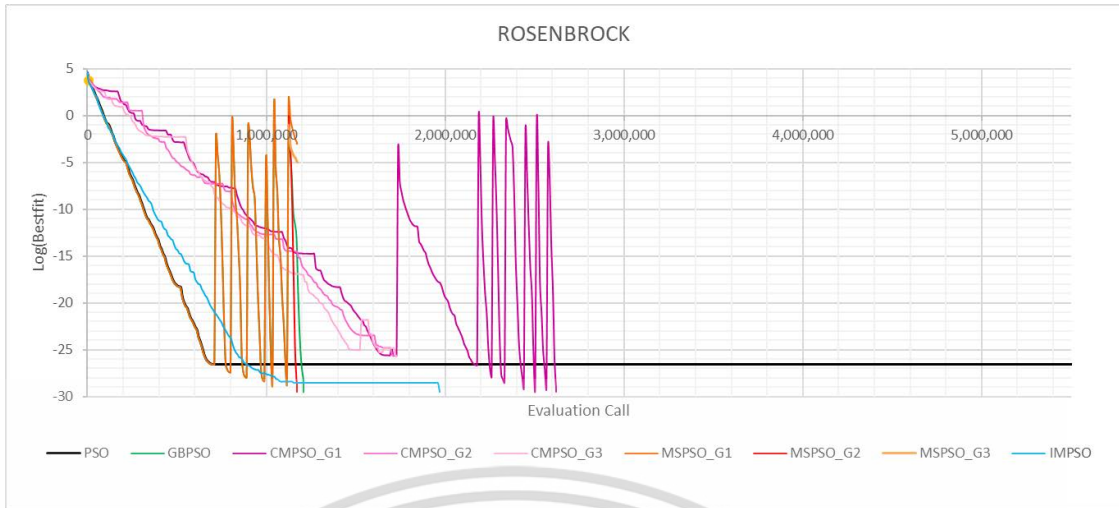
NO	Function	PSO	GBPSO	CMPSO	MSPSO	IMPISO
		BEST FITNESS	BEST FITNESS	BEST FITNESS	BEST FITNESS	Evaluation Call
1	ACKLEY	10.719	0	0	0	0
2	GRIEWANK	0.078	0	0	0	0
3	RASTRIGIN	525.336	0	0	0	0
4	ROSENBROCK	1.33E-25	0	0	0	0
5	SCHWEFEL	11745.4	0	0	0	0
6	COSINE MIXTURE	6.499	0	0	0	0
7	EXPONENTIAL	4.55E-10	0	0	0	0
8	LEVY	98.566	0	0	0	0
9	MICHALEWICZ	0.538	0	0	0	0
10	DIXON-PRICE	0	0	0	0	0
11	STEP	328	0	0	0	0
12	SCHAFFER	0	0	0	0	0
13	HOLDER	0	0	0	0	0
14	BEALE	0	0	0	0	0
15	SHUBERT	0	0	0	0	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	0	0	0	0	0
17	SIX-HUMP CAMEL	0	0	0	0	0
18	SPHERE	6.92E-322	0	0	0	0
19	Parallel	6.45E-321	0	0	0	0
20	Rotated	1.33E-320	0	0	0	0
21	CIGAR	2.16E-316	0	0	0	0
22	BROWN	1.44E-320	0	0	0	0
23	MULTIMOD	4.32E-246	0	0	0	0
24	ZAKHAROV	2.52E-84	7.3418e-321	0	0	0
25	TRID	9.09E-12	0	0	0	3.78956E-12
26	EASOM	7080	0	0	0	0
27	EGGHOLDER	26.56866629	0.0030044	0.004243	0.003645	11.29705203

จากผลการทดลองในตารางที่ 5.3 จะแสดง Evaluation Call หรือจำนวนที่ทำการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของในแต่ละฟังก์ชัน โดยหากวิธีหาค่าที่เหมาะสมที่สุดวิธีไหนมีจำนวนการค้นหาค่าที่เหมาะสมเยอะที่สุด นั่นแปลว่าวิธีการนั้นหาค่าตอบได้ช้าที่สุดบนฟังก์ชันนั้น และหากวิธีการไหนมีจำนวนการค้นหาประมาณ 90 ล้านนั่นแปลว่าวิธีการนั้นไม่สามารถหาค่าที่เหมาะสมที่สุดบนฟังก์ชัน

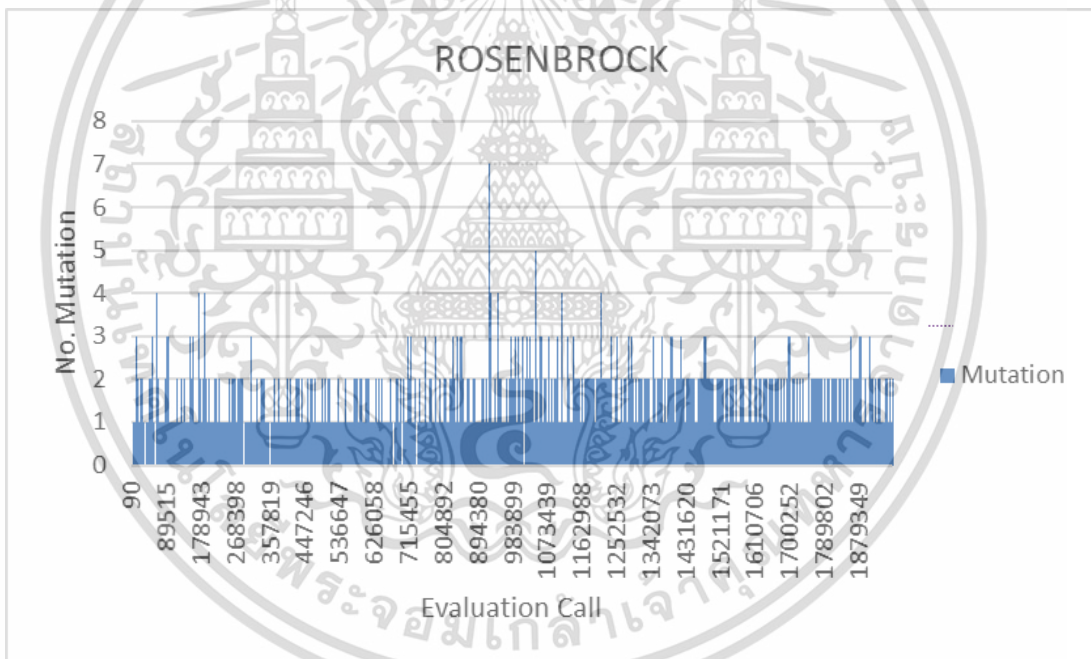
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นั้นได้ เนื่องจากฝูงอนุภาคมีจำนวนประชากร 90 ตัวและกำหนดรอบการค้นหาไว้ที่ 1 ล้านรอบ ทำให้จำนวนที่ทำการค้นหาค่าที่เหมาะสมเป็นไปได้มากที่สุดที่ประมาณ 90 ล้าน หรือในทางตรงกันข้าม หากวิธีการไหนมีจำนวนการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่น้อยที่สุด จะหมายความว่าวิธีการนั้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดได้เร็วกว่าวิธีการอื่น ๆ บนฟังก์ชันนั้น

หากมาพิจารณาผลการทดลองทีละวิธี จะพบว่าวิธี PSO นั้นสามารถหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุดบนฟังก์ชันต่าง ๆ ได้น้อยกว่าวิธีอื่น สาเหตุมาจากการที่ PSO ไม่มีวิธีการหลีกเลี่ยงออกจาก Local Optimum ทำให้เมื่อติดอยู่ใน Local Optimum แล้วจะติดอยู่ในนั้นไปจนกว่าจะครบรอบการค้นหาที่กำหนด ต่อมาในส่วนของวิธี GBPSO นั้นสามารถหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุดบนฟังก์ชันต่าง ๆ ได้ถึง 25 ฟังก์ชัน เนื่องจาก GBPSO มีกระบวนการกลายพันธุ์ ทำให้สามารถหลีกเลี่ยงปัญหาการติดใน Local Optimum และหาค่าตอบได้ดีกว่า PSO แต่เมื่อนำวิธีการ GBPSO ไปเทียบจำนวนครั้งในการค้นหาค่าตอบกับวิธีการอื่น ๆ ที่มีการใช้วิธีการกลายพันธุ์นั้น เกือบจะทุกฟังก์ชันที่ใช้ในการทดสอบ GBPSO จะหาค่าที่เหมาะสมที่สุดได้ช้ากว่าทุกวิธี ในส่วนของวิธี CMPSO, และ MSPSO นั้น ในหลาย ๆ ฟังก์ชันจะสามารถหาค่าตอบได้ดีกว่า GBPSO เนื่องจาก CMPSO และ MSPSO นั้น เป็นวิธีการที่ใช้การกลายพันธุ์และการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบหลายกลุ่มอนุภาคมาใช้ในการค้นหา ทำให้ CMPSO และ MSPSO สามารถหลีกเลี่ยงปัญหาการติดใน Local Optimum และยังเพิ่มความสามารถในการค้นหาทั้งแบบ กว้าง (Global Search) และแบบแคบ (Local Search) ทำให้ค้นหาได้เร็วกว่าวิธี GBPSO ในวิธีการที่นำเสนอ หรือ IMPSO วิธีการนี้สามารถหาค่าค่าตอบที่เหมาะสมที่สุดได้ถึง 25 ฟังก์ชันและเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการอื่น ๆ IMPSO จะมีจำนวนการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่น้อยที่สุดถึง 16 ฟังก์ชัน(หาค่าตอบได้เร็วที่สุด) เนื่องจากวิธี IMPSO นั้นใช้วิธีการกลายพันธุ์รายอนุภาค หรือก็คือการพิจารณาค่าค่าตอบที่ดีที่สุดของแต่ละอนุภาคว่าอนุภาคไหนสมควรเข้าสู่ขั้นตอนการกลายพันธุ์ตอนไหน (ไม่จำเป็นต้องรอให้ทุกอนุภาคหาค่าค่าตอบที่ดีที่สุดไม่ได้เหมือนกับวิธีอื่น) ด้วยเหตุนี้ทำให้ IMPSO มีฟังก์ชันที่สามารถหาค่าตอบได้เร็วที่สุดจำนวนมากที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีการอื่น ๆ โดยเมื่อพิจารณาทุกฟังก์ชันจะพบว่าทุกวิธีการที่ใช้ในการทดลองนี้ไม่สามารถหาค่าตอบที่ดีที่สุดให้แก่ฟังก์ชัน EGGHOLDER ได้



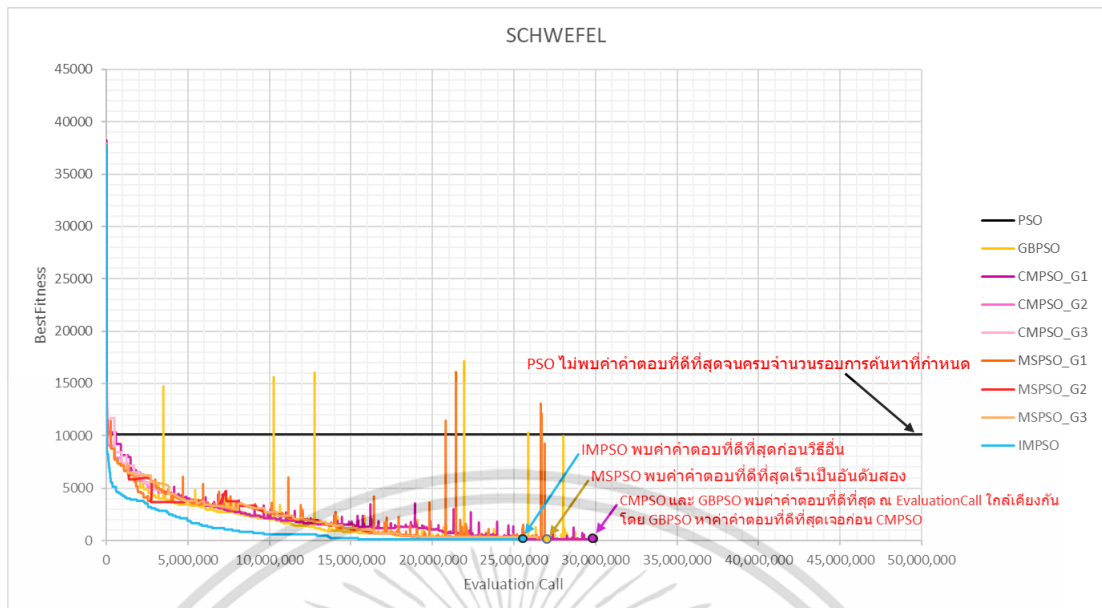
รูปที่ 5.1 กราฟแสดงพฤติกรรมการค้นหาคำตอบของวิธี PSO, GBPSO, CMPSO, MSPSO, IMPSO บนฟังก์ชัน ROSENBROCK



รูปที่ 5.2 กราฟแสดงจำนวนการกลายพันธุ์ ณ Evaluation Call ต่าง ๆ ของวิธี IMPSO บนฟังก์ชัน ROSENBROCK

จากรูปที่ 5.1 กราฟแสดงพฤติกรรมการค้นหาคำตอบของวิธีการต่าง ๆ บนฟังก์ชัน ROSENBROCK โดยมีแกน X คือ Evaluation Call (ใช้วัดความเร็วในการค้นหาคำตอบของแต่ละวิธี) และแกน Y คือค่า Best Fitness(ค่าคำตอบที่ดีที่สุดที่หาเจอ) หากพิจารณาจากกราฟในตอนต้นจะมี 3 วิธี (PSO, GBPSO, MSPSO) ที่ลู่อู่เข้าหาค่าตอบอย่างต่อเนื่องในลักษณะเดียวกันแต่เมื่อทำการค้นหาเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ไปถึงจุดหนึ่งจะพบว่า PSO นั้นจะไม่สามารถหาค่าคำตอบที่ดีขึ้นไปจนจบการทำงานนั้นหมายความว่า PSO เกิดปัญหาการติดอยู่ใน Local Optimum แตกต่างจาก วิธี GBPSO และ MSPSO ที่เมื่อเริ่มติดอยู่ใน Local Optimum แล้วจะมีวิธีการในการหลีกเลี่ยง Local Optimum โดยหากเริ่มดูที่วิธี GBPSO จะเห็นว่าเมื่อมีติดอยู่ใน Local Optimum แล้วจะมีการกลายพันธุ์ทำให้ค่าคำตอบที่ดีที่สุดกลับไปแยะแล้วทำการลู่เข้าหาค่าตอบใหม่ที่ดีขึ้นในภายหลังจนในที่สุดก็สามารถหาค่าคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันนี้ได้ ต่อมา MSPSO จะเห็นได้ว่าเมื่อมีการติด Local Optimum แล้วจะมีการกลายพันธุ์เช่นเดียวกับวิธี GBPSO แต่เมื่อมีจำนวนการกลายพันธุ์ครบตามจำนวนที่กำหนดแล้วจะทำการกระจายกลุ่มอนุภาคออกไปเป็น 3 กลุ่ม (MSPSO\_G1, MSPSO\_G2, และ MSPSO\_G3) แยกกันหาค่าตอบจนเจอคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันนี้ ซึ่ง 3 วิธีนี้จะมีการทำงานเหมือนกันในช่วงเริ่มต้นแต่จะแตกต่างเมื่อมีการติดใน Local Optimum เพราะแต่ละวิธีจะเริ่มใช้วิธีการกลายพันธุ์เพื่อหลีกเลี่ยง Local Optimum ยกเว้น PSO ที่ไม่มีการจัดการปัญหานี้ ต่อมาวิธี CMPSO จะเห็นว่าในช่วงแรกของการทำงานจะมีการลู่เข้าหาค่าตอบได้ช้าเนื่องจาก CMPSO จะเริ่มการทำงานด้วยการแบ่งอนุภาคเป็น 3 กลุ่ม (CMPSO\_G1, CMPSO\_G2, และ CMPSO\_G3) แยกกันค้นหาค่าตอบทำให้อนุภาคของแต่ละกลุ่มมีน้อย และเมื่อ CMPSO ติดอยู่ใน Local Optimum จะทำการรวมกลุ่มอนุภาคจาก 3 กลุ่มเป็น 1 กลุ่มแล้วทำการกลายพันธุ์ทำให้ค่าคำตอบที่ดีที่สุดกลับไปแยะแล้วจึงลู่เข้าหาค่าตอบใหม่ที่ดีขึ้นในภายหลังจนในที่สุดจึงสามารถหาค่าคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันได้ และสุดท้ายวิธี IMPSO จะเห็นได้ว่าในช่วงเริ่มต้นของการทำงานจะลู่เข้าหาค่าตอบได้ช้ากว่า PSO, GBPSO, และ MSPSO เนื่องจากมีบางอนุภาคที่ทำการกลายพันธุ์ไปแล้ว (สามารถดูได้จากรูปที่ 5.2 ที่จะแสดงให้เห็นถึงจำนวนการกลายพันธุ์ของวิธี IMPSO บนฟังก์ชัน ROSENBROCK ณ Evaluation Call ต่าง ๆ) ทำให้มีบางอนุภาคกลับไปมีค่าคำตอบที่แยะ(การกลายพันธุ์ส่วนมากในช่วงแรกจะทำให้ค่าคำตอบที่ได้แยะกว่าตอนยังไม่กลายพันธุ์) แต่ด้วยการที่ IMPSO มีการกลายพันธุ์อย่างต่อเนื่องทำให้ในที่สุดก็สามารถหาค่าคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันเจอและไม่ติดอยู่ใน Local Optimum เช่นเดียวกับ PSO



รูปที่ 5.3 กราฟแสดงพฤติกรรมการค้นหาคำตอบของวิธี PSO, GBPSO, CMPSO, MSPSO, IMPSO บนฟังก์ชัน SCHWEFEL

จากรูปที่ 5.3 กราฟแสดงพฤติกรรมการค้นหาคำตอบของวิธีการต่าง ๆ บนฟังก์ชัน SCHWEFEL โดยมีแกน X คือ Evaluation Call และแกน Y คือค่า Best Fitness จะเห็นได้ว่าวิธี PSO จะติดใน Local Optimum ตั้งแต่ช่วงแรก ๆ ของการค้นหา และไม่สามารถหาค่าตอบที่ดีที่สุดได้จนจบการทำงาน แตกต่างจากวิธีการอื่นที่มีวิธีการหลีกเลี่ยง Local Optimum โดยวิธี IMPSO (เส้นสีฟ้า) ลู่เข้าหาค่าตอบได้เร็วกว่าวิธีอื่น รองลงมาคือวิธี MSPSO, GBPSO, และ CMPSO ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 6

# สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

### 6.1 สรุปผลการทดลอง

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้ทำการพัฒนาและปรับปรุงวิธีหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคเพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาการติดอยู่ใน Local Optimum ด้วยวิธีการพิจารณาการกลายพันธุ์ให้แก่อนุภาคแต่ละตัวร่วมกับวิธีการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest แต่ละตัว เพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาและเป็นการเพิ่มความเร็วในการค้นหาคำตอบ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้ทำการทดสอบและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของวิธีการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุดระหว่างวิธีต้นแบบ (PSO) และวิธีอื่น ๆ (GBPSO, CMPSO, MSPSO, และ IMPSO) ที่ถูกพัฒนาต่อยอดมาจาก PSO บนฟังก์ชันมาตรฐานทั้งหมด 27 ฟังก์ชัน ที่ประกอบไปด้วยฟังก์ชันที่เป็นรูปแบบ Single Local Minima และ Many Local Minima โดยหากพิจารณาผลการทดลองในบทที่ 5 ที่หัวข้อ 5.4 จะพบว่าถึงแม้ IMPSO จะสามารถหาคำตอบได้เพียง 25 ฟังก์ชันจาก 27 ฟังก์ชัน (น้อยกว่าวิธีที่หาคำตอบเจอเยอะที่สุด 1 ฟังก์ชัน คือวิธี CMPSO และ MSPSO ที่หาได้ 26 ฟังก์ชัน) แต่ IMPSO หาคำตอบได้เร็วที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีอื่นถึง 17 ฟังก์ชัน (โดยวิธี MSPSO, CMPSO, GBPSO, และ PSO สามารถหาคำตอบได้เร็วที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีอื่นถึง 4, 1, 0, และ 6 ฟังก์ชันตามลำดับ)

### 6.2 ข้อเสนอแนะ

IMPSO เป็นวิธีที่พัฒนามาจากวิธี GBPSO โดย IMPSO นั้นถูกพัฒนาให้ค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดได้เร็วยิ่งขึ้น ซึ่งหัวใจสำคัญที่ทำให้ IMPSO ค้นหาได้เร็วขึ้นก็คือ กระบวนการพิจารณาปรับเปลี่ยนตำแหน่งของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค โดยกระบวนการนี้จะเป็นการพิจารณาการกลายพันธุ์ให้กับแต่ละอนุภาค ซึ่งข้อดีคือทำให้ IMPSO ไม่จำเป็นต้องรอให้ GBest ไม่ถูกปรับปรุงเป็นจำนวนรอบที่กำหนดก่อนเพื่อที่จะทำการกลายพันธุ์เหมือนกับวิธี GBPSO ทำให้เมื่อมีอนุภาคไหนเคลื่อนที่เข้าก็จะถูกปรับปรุงหรือกลายพันธุ์ได้ทันที แต่กระบวนการนี้มีข้อเสียอยู่คือหากทำการกลายพันธุ์เร็วเกินไปก็อาจจะทำให้อนุภาคไม่สามารถลู่เข้าหาคำตอบได้ และในการทดลองปรับเปลี่ยนตำแหน่งที่ดีที่สุดของฟังก์ชันนั้นจะเห็นได้ว่า IMPSO และ GBPSO นั้นมีความสามารถในการค้นหาที่ใกล้เคียงกันโดยทั้งสองวิธีนั้นสามารถหาคำตอบได้เร็วขึ้นในหลายฟังก์ชันแต่ก็มีหลายฟังก์ชันที่ค้นหาคำตอบได้ช้าลง

เช่นกัน ตรงจุดนี้จำเป็นต้องทำการวิจัย, พัฒนาและทดลองปรับเปลี่ยนเงื่อนไขหรือวิธีการในการกลายพันธุ์ เพื่อให้สามารถค้นหาคำตอบได้เร็วและดียิ่งขึ้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง

- [1] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", IEEE International Conference on Neural Networks, pp.1942-1948, 1995.
- [2] V. Cheypoca, K. Siriboon, and B. Kruatrachue, "The use of Global Best position in rerun of particle swarm optimization," Applied Sciences and technology , pp.610-613, 2018.
- [3] L. Poempool, B. Kruatrachue, and K. Siriboon, "Combine multi particle swarm in supporting trapping in local optima," Applied Sciences and technology , pp.416-419, 2018.
- [4] E. Adsawinnawanawa, B. Kruatrachue, and K. Siriboon, "Enhance Particle's Exploration of Particle Swarm Optimization With Individual Particle Mutation", the 7th International Electrical Engineering Congress, pp.CIT49-CIT52, 2019
- [5] A. Banharsakun, T. Achalakul, B. Sirinaovakul, "The best-so-far selection in Artificial Bee Colony algorithm," Applied Soft Computing, pp.2888-2991, 2011
- [6] J. J. Liang , P. N. Suganthan and K. Deb, "Novel Composition Test Functions for Numerical Global Optimization" Proceedings 2005 IEEE Swarm Intelligence Symposium, 2005
- [7] G. Venter, "Review of Optimization Techniques, " Encyclopedia of Aerospace Engineering, 2010
- [8] Information on <https://www.sfu.ca/~ssurjano/optimization.html>
- [9] Kyun Ho Lee, Ki Wan Kim, "Performance comparison of particle swarm optimization and genetic algorithm for inverse surface radiation problem," International Journal of Heat and Mass Transfer, pp.330-337, 2015
- [10] ลักณา เพิ่มพูล, "วิธีการรวมและกระจายกลุ่มอนุภาคเพื่อแก้ปัญหาการติดในโลคอลออปติ멈ของพีเอสโอ", วิทยานิพนธ์ วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้า เจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2561.

## ภาคผนวก ก

### ฟังก์ชันมาตรฐาน (Benchmark Function)

ฟังก์ชันมาตรฐาน คือ ฟังก์ชันที่มีไว้สำหรับทดสอบประสิทธิภาพในการค้นหาที่เหมาะสมที่สุด (Optimization Problem) ของวิธีการหรืออัลกอริทึมต่าง ๆ โดยในการทดลองของวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้ทำการทดสอบวิธีการค้นหาที่เหมาะสมที่สุดวิธีต่าง ๆ บนฟังก์ชันมาตรฐานทั้งหมด 27 ฟังก์ชัน และค่าคำตอบของแต่ละฟังก์ชันจะอยู่ในรูป  $f(x)$  ซึ่ง  $x$  นั้นจะเป็นค่าของมิติต่าง ๆ ของคำตอบ เช่น ถ้ากำหนดให้ฟังก์ชันมี 100 มิติก็หมายความว่า จะมี  $x$  ทั้งหมด 100 ตัว ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) เป็นต้น โดยฟังก์ชันมาตรฐานสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท ดังนี้

1. Unimodal Function คือ การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดบนฟังก์ชันมาตรฐานที่มีพื้นที่ที่มีจุด Global Optimum และ Local Optimum เป็นจุดเดียวกันและมีเพียงจุดเดียว โดยฟังก์ชันลักษณะนี้นั้นอาจจะดูเหมือนสามารถค้นหาค่าตอบที่ดีที่สุดได้ง่าย แต่ในความเป็นจริงแล้วในหลาย ๆ ฟังก์ชันที่มีลักษณะเป็น Unimodal จะมีพื้นผิวการค้นหาที่ราบเรียบผสมอยู่กับพื้นผิวการค้นหาแบบลาดชัน ทำให้การจะเจอค่าตอบที่ดีที่สุดนั้นเป็นเรื่องค่อนข้างยาก

2. Multi-modal Function คือ การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดบนฟังก์ชันมาตรฐานที่มีพื้นที่ที่มีจุด Local Optimum มากกว่า 1 จุด และมีจุด Global Optimum เพียงจุดเดียวเท่านั้นทำให้ฟังก์ชันนี้มีความซับซ้อนและหาค่าตอบที่ดีที่สุดได้ยากกว่าฟังก์ชันที่มีลักษณะเป็น Unimodal

โดยฟังก์ชันมาตรฐานทั้ง 27 ฟังก์ชันมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ตารางที่ ก.1 รายละเอียดของฟังก์ชันมาตรฐานที่ใช้ในการทดสอบ

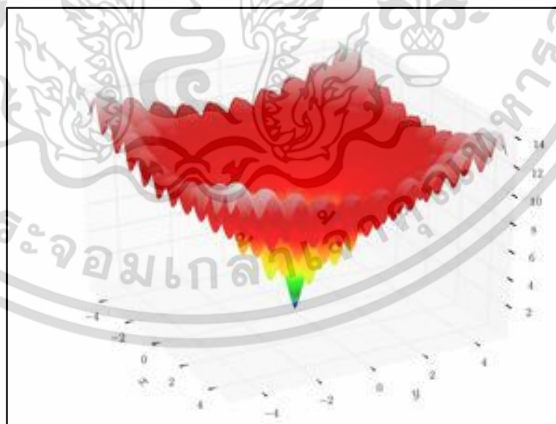
ชื่อฟังก์ชันมาตรฐาน	ประเภทฟังก์ชัน	จำนวนมิติ	ขอบเขตการค้นหา ( $X_{min}, X_{max}$ )	ค่าในมิติต่าง ๆ ของตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุด ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ )	ค่าคำตอบที่ดีที่สุด $f(x)$
ACKLEY	Multimodal	100	[-32.768, 32.768]	(0, ..., 0)	0
GRIEWANK	Multimodal	100	[-300, 300]	(0, ..., 0)	0
RASTRIGIN	Multimodal	100	[-5.12, 5.12]	(0, ..., 0)	0
ROSENBROCK	Unimodal	100	[-2.048, 2.048]	(1, ..., 1)	0
SCHWEFEL	Multimodal	100	[-500, 500]	(420.9687, ..., 420.9687)	0
COSINE MIXTURE	Multimodal	100	[-1, 1]	(0, ..., 0)	0
EXPONENTIAL	Multimodal	100	[-5.12, 5.12]	(0, ..., 0)	0
LEVY	Multimodal	100	[-5.12, 5.12]	(1, ..., 1)	0
MICHALEWICZ	Multimodal	100	[-65.536, 65.536]	(2.20, ..., 1.57)	0
DIXON-PRICE	Multimodal	10	[0, $\pi$ ]	(0, ..., 0)	0
STEP	Multimodal	100	[-100, 100]	(0.5, ..., 0.5)	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ใช้เฉพาะในวงประชุมเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ในวงกว้างโดยเด็ดขาด

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชื่อฟังก์ชันมาตรฐาน	ประเภทฟังก์ชัน	จำนวนมิติ	ขอบเขตการค้นหา ( $X_{min}, X_{max}$ )	ค่าในมิติต่าง ๆ ของตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุด ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ )	ค่าคำตอบที่ดีที่สุด $f(x)$
SCHAFFER	Multimodal	2	[-100, 100]	(0, 0)	0
HOLDER	Multimodal	2	[-10, 10]	(-8.05502, 9.66459)	0
BEALE	Multimodal	2	[-4.5, 4.5]	(3, 0.5)	0
SHUBERT	Multimodal	2	[-10, 10]	(0, 0)	0
GOLDSTEIN-PRICE	Multimodal	2	[-2, 2]	(0, -1)	0
SIX-HUMP CAMEL	Multimodal	2	[-2, 2]	(0.0898, -0.7126)	0
SPHERE	Unimodal	100	[-5.12, 5.12]	(0, ..., 0)	0
PARALLEL	Unimodal	100	[-5.12, 5.12]	(0, ..., 0)	0
ROTATED	Unimodal	100	[-65.536, 65.536]	(0, ..., 0)	0
CIGAR	Unimodal	100	[-10, 10]	(0, ..., 0)	0
BROWN	Unimodal	100	[-1, 4]	(0, ..., 0)	0
MULTIMOD	Unimodal	100	[-10, 10]	(0, ..., 0)	0
ZAKHAROV	Unimodal	100	[-5, 10]	(0, ..., 0)	0
TRID	Multimodal	10	[-5, 10]	(-d <sup>2</sup> , ..., d <sup>2</sup> )	0
EASOM	Unimodal	2	[-100, 100]	(0, ..., 0)	0
EGGHOLDER	Multimodal	2	[-5.12, 5.12]	(512, 404.3219)	0

## 1. ฟังก์ชันมาตรฐาน ACKLEY



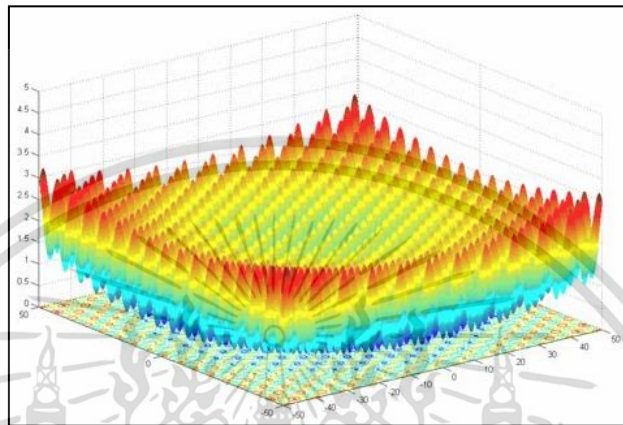
รูปที่ ก.1 ฟังก์ชันมาตรฐาน ACKLEY

ฟังก์ชันมาตรฐาน ACKLEY เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ถึงแม้ฟังก์ชันนี้ จะมีการกระจายตัวของ Local Optimum ค่อนข้างสูง แต่ทว่าระดับของ Local Optimum ก็จะไม่ค่อย ง่าย ๆ ลาดชันลงไปเรื่อย ๆ จนไปถึงตำแหน่ง Global Optima โดยฟังก์ชันสามารถแสดงเป็นรูปแบบสมการได้ดังสมการ ก.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$f(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + e \quad (\text{ก.1})$$

## 2. ฟังก์ชันมาตรฐาน GRIEWANK

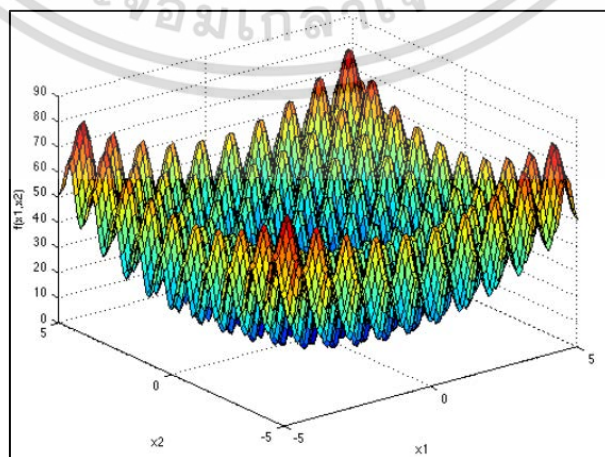


รูปที่ ก.2 ฟังก์ชันมาตรฐาน GRIEWANK

ฟังก์ชันมาตรฐาน GRIEWANK เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ฟังก์ชันนี้มี Local Optimum กระจายตัวอยู่ทั่วพื้นที่การค้นหา และมีขอบเขตการค้นหาค่อนข้างกว้าง โดยฟังก์ชันนี้สามารถแสดงออกมาในรูปแบบของสมการ ดังสมการ ก.2

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

## 3. ฟังก์ชันมาตรฐาน RASTRIGIN



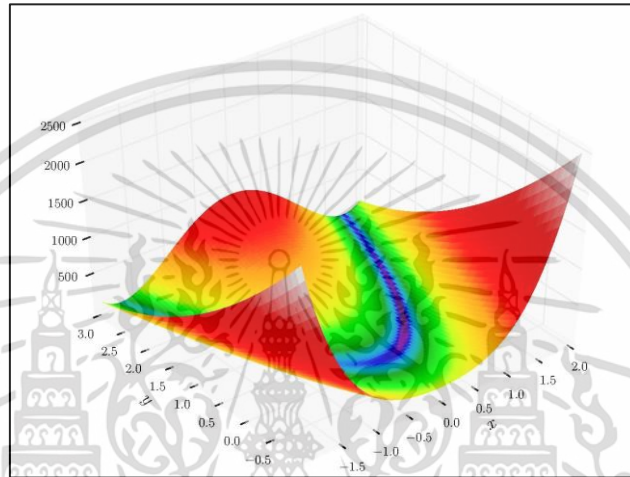
รูปที่ ก.3 ฟังก์ชันมาตรฐาน RASTRIGIN

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชันมาตรฐาน RASTRIGIN เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ฟังก์ชันนี้มี การกระจายของ Local Optimum คล้ายกับฟังก์ชันมาตรฐาน GRIEWANK แต่มีพื้นที่การค้นหาที่ แคบกว่า โดยฟังก์ชันนี้สามารถแสดงในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.3

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

#### 4. ฟังก์ชันมาตรฐาน ROSENBROCK

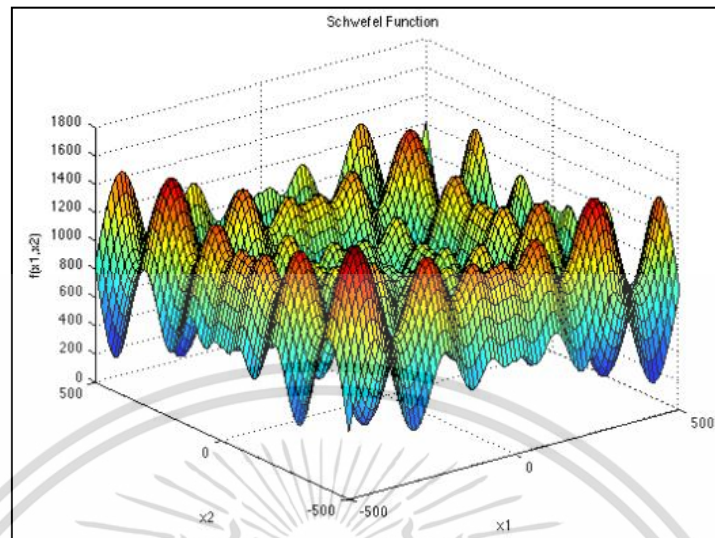


รูปที่ ก.4 ฟังก์ชันมาตรฐาน ROSENBROCK

ฟังก์ชันมาตรฐาน ROSENBROCK เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Unimodal ที่มีพื้นผิว ฟังก์ชันเหมือนกับร่องระหว่างภูเขา (รูปที่ ก.4) ซึ่งดูเหมือนจะสามารถหาคำตอบได้โดยง่ายแต่ทว่าร่อง แนวยาวระหว่างหุบเขานั้นมีค่าคำตอบที่ค่อนข้างดีเป็นช่วงแคบ ๆ ตลอดเส้นหุบเขา ทำให้หาคำตอบ ได้ยาก โดยฟังก์ชันนี้สามารถแสดงในรูปแบบสมการได้ดังสมการ ก.4

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

## 5. ฟังก์ชันมาตรฐาน SCHWEFEL



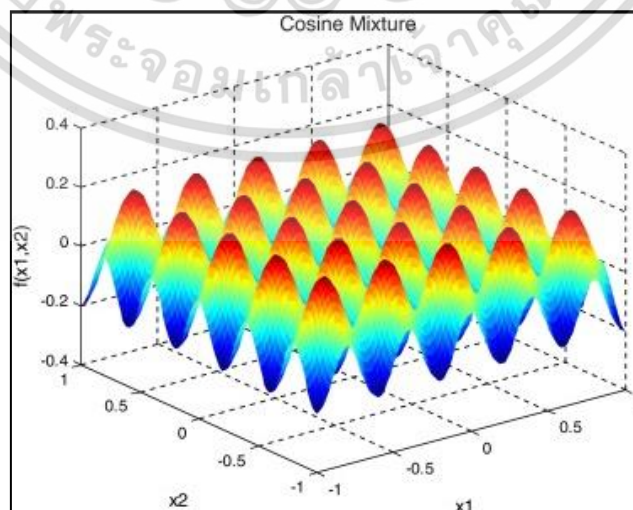
รูปที่ ก.5 ฟังก์ชันมาตรฐาน SCHWEFEL

ฟังก์ชันมาตรฐาน SCHWEFEL เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal โดยฟังก์ชันนี้จะมีการกระจายของ Local Optimum ที่ค่อนข้างยุ่งเหยิง และมีหลาย Local Optimum ที่ให้ค่าคำตอบที่ดีทำให้เป็นยากที่จะเจอคำตอบที่ดีที่สุด ฟังก์ชันนี้สามารถแสดงในรูปแบบของสมการได้ดังสมการ ก.5

$$f(x) = 418.9829 \times n + \sum_{i=1}^n (x_i \times \sin(\sqrt{|x_i|}))$$

(ก.5)

## 6. ฟังก์ชันมาตรฐาน COSINE MIXTURE



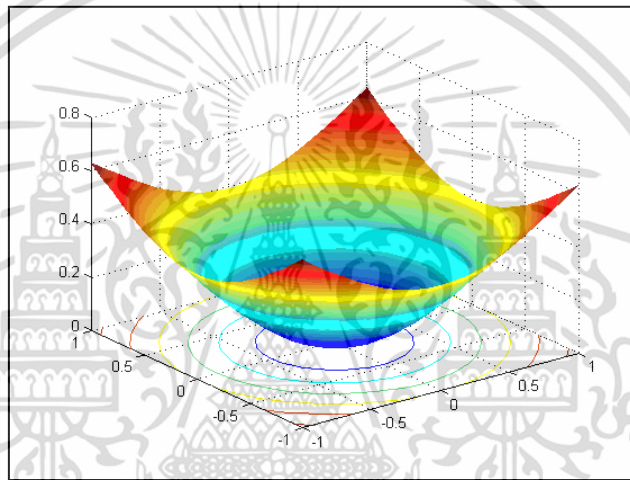
รูปที่ ก.6 ฟังก์ชันมาตรฐาน COSINE MIXTURE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชันมาตรฐาน COSINE MIXTURE เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal โดยฟังก์ชันนี้จะมีการกระจายตัวของ Local Optimum ที่ค่อนข้างสม่ำเสมอ ฟังก์ชันนี้สามารถแสดงในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.6

$$f(x) = -0.1 \times \sum_{i=0}^n \cos(5\pi x_i) + \sum_{i=0}^n x^2 + 0.1n \quad (\text{ก.6})$$

## 7. ฟังก์ชันมาตรฐาน EXPONENTIAL



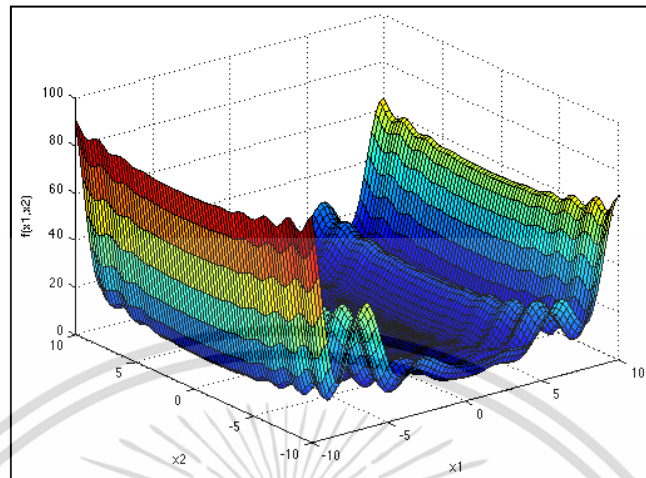
รูปที่ ก.7 ฟังก์ชันมาตรฐาน EXPONENTIAL

ฟังก์ชันมาตรฐาน EXPONENTIAL เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal โดยฟังก์ชันนี้สามารถแสดงในรูปแบบสมการดังสมการ ก.7

$$f(x) = -\exp(-0.5 \sum_{i=1}^n x_i^2) + 1 \quad (\text{ก.7})$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 8. ฟังก์ชันมาตรฐาน LEVY



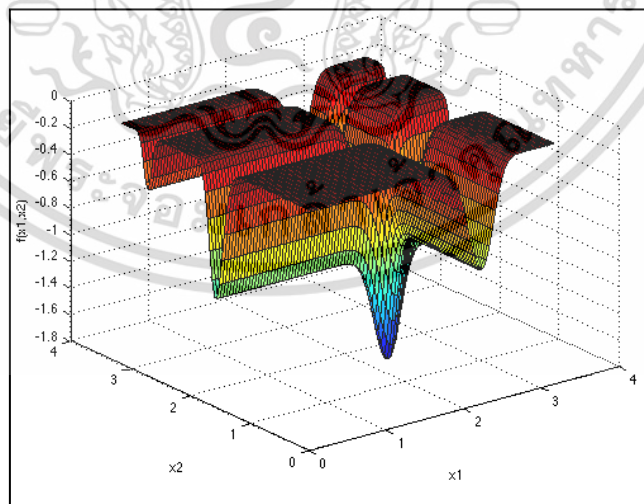
รูปที่ ก.8 ฟังก์ชันมาตรฐาน LEVY

ฟังก์ชันมาตรฐาน LEVY เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ฟังก์ชันนี้ถึงแม้จะมี Local Optimum ไม่เยอะเหมือนกับฟังก์ชันอื่น ๆ แต่ทว่ากลับมีพื้นการค้นหาที่ราบเรียบปนอยู่ทำให้เป็นการยากที่จะลู่เข้าหาคำตอบที่ดีที่สุด โดยสามารถแสดงอยู่ในของฟังก์ชันดังสมการ ก.8

$$f(x) = \sin^2(\pi w_1) + \sum_{i=1}^{d-1} (w_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi w_i + 1)] + (w_d - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi w_d)] \quad (ก.8)$$

$$w_i = 1 + \frac{x_i - 1}{4}, \text{ for all } i = 1, \dots, d$$

## 9. ฟังก์ชันมาตรฐาน MICHALEWICZ



รูปที่ ก.9 ฟังก์ชันมาตรฐาน MICHALEWICZ

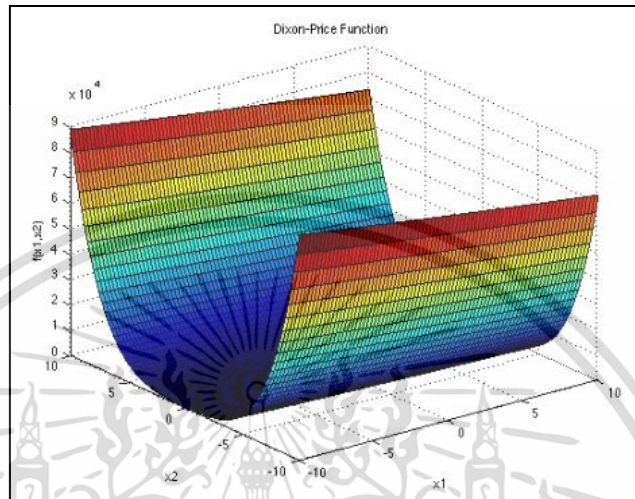
ฟังก์ชันมาตรฐาน MICHALEWICZ เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ฟังก์ชันนี้มีพื้นผิวการค้นหาที่ราบเรียบปนอยู่ทำให้ยากต่อการลู่เข้าหาคำตอบที่ดีที่สุด โดยสามารถแสดงอยู่ใน

รูปของสมการได้ดังสมการ ก.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$f(x) = -\sum_{i=1}^d \sin(x_i) \sin^{2m}\left(\frac{ix_i^2}{\pi}\right) \quad (ก.9)$$

## 10. ฟังก์ชันมาตรฐาน DIXON-PRICE

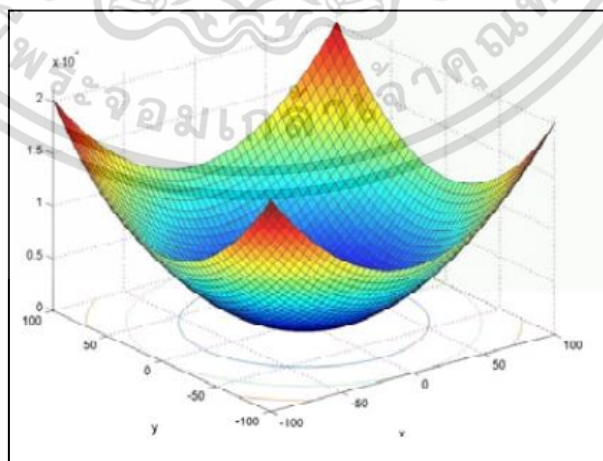


รูปที่ ก.10 ฟังก์ชันมาตรฐาน DIXON-PRICE

ฟังก์ชันมาตรฐาน DIXON-PRICE เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal สามารถเขียนอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.10

$$f(x) = (x_1 - 1)^2 + \sum_{i=2}^d i(2x_i^2 - x_{i-1})^2 \quad (ก.10)$$

## 11. ฟังก์ชันมาตรฐาน STEP



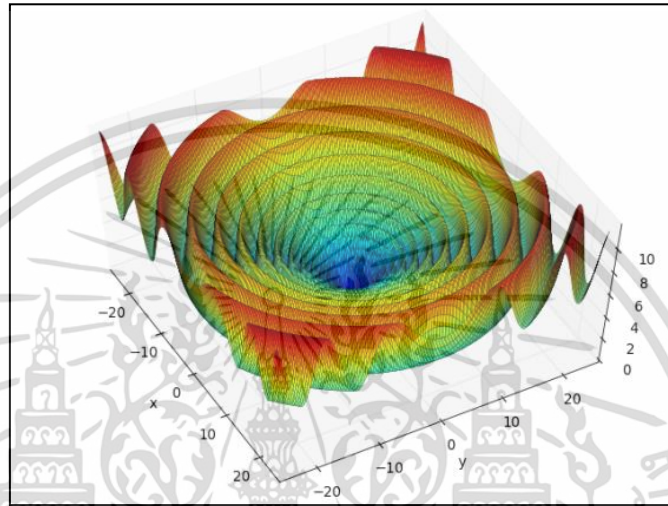
รูปที่ ก.11 ฟังก์ชันมาตรฐาน STEP

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชันมาตรฐาน STEP เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ฟังก์ชันนี้มีพื้นผิวการค้นหาค่าเป็นขั้นบันไดลาดลงไปถึงจุด Global Optimum สามารถแสดงในรูปของสมการดังสมการ ก.11

$$f(x) = \sum_{i=0}^{n-1} (\lfloor x_i \rfloor + 0.5)^2 \quad (\text{ก.11})$$

## 12. ฟังก์ชันมาตรฐาน SCHAFFER

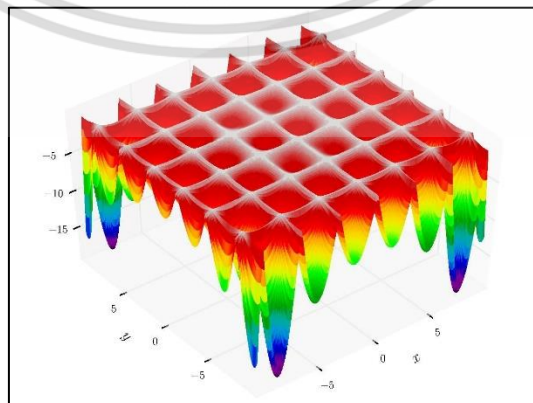


รูปที่ ก.12 ฟังก์ชันมาตรฐาน SCHAFFER

ฟังก์ชันมาตรฐาน SCHAFFER เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ฟังก์ชันนี้มีพื้นผิวการค้นหาค่าที่ค่อนข้างเหวี่ยงขึ้นลงสลับไปมา สามารถแสดงในรูปของสมการดังสมการที่ ก.12

$$f(x) = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5}{(1.0 + 0.001 \times (x^2 + y^2))^2} \quad (\text{ก.12})$$

## 13. ฟังก์ชันมาตรฐาน HOLDER

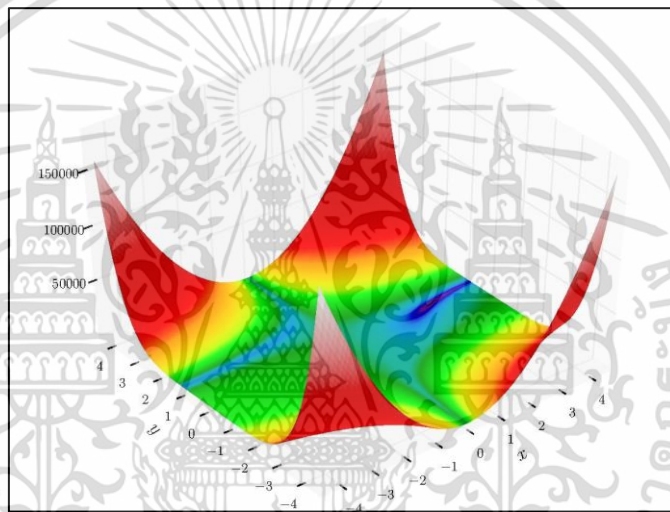


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการรูปที่ ก.13 ฟังก์ชันมาตรฐาน HOLDER  
 ใช้งานในเชิงวิชาการเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชันมาตรฐาน HOLDER เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ฟังก์ชันนี้เป็นฟังก์ชันที่มีการกระจายตัวของ Local Optimum อยู่ทั่วพื้นที่การค้นหา โดยจะมีตำแหน่ง Global Optimum อยู่ที่มุมพื้นที่การค้นหา สามารถแสดงออกมาในรูปของสมการดังสมการ ก.13

$$f(x) = \left| \sin(x_1) \cos(x_2) e^{\left(1 - \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2}{\pi}}\right)} \right| \quad (\text{ก.13})$$

#### 14. ฟังก์ชันมาตรฐาน BEALE

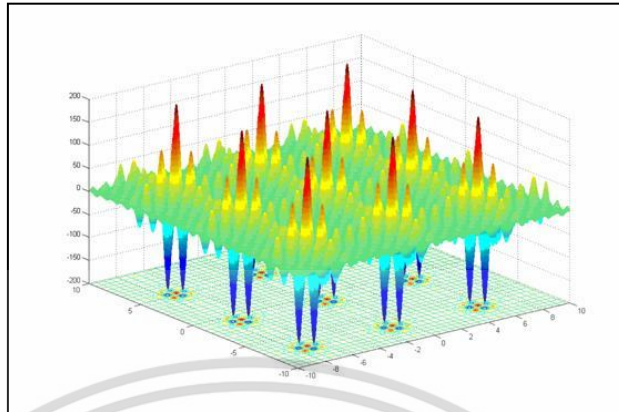


รูปที่ ก.14 ฟังก์ชันมาตรฐาน BEALE

ฟังก์ชันมาตรฐาน BEALE เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ฟังก์ชันนี้มีจุดเด่นที่มุมของพื้นที่การค้นหาจะมีพื้นที่ที่สูงมาก ฟังก์ชันนี้สามารถแสดงในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.14

$$f(x) = (1.5 - x_1 + x_1 x_2)^2 + (2.25 - x_1 + x_1 x_2^2)^2 + (2.625 - x_1 + x_1 x_2^3)^2 \quad (\text{ก.14})$$

## 15. ฟังก์ชันมาตรฐาน SHUBERT

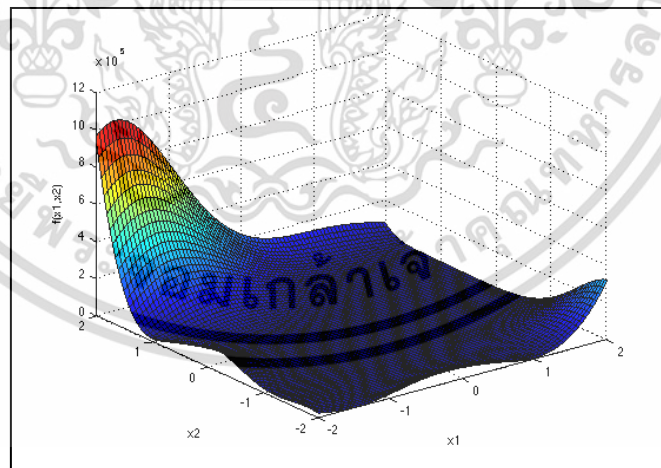


รูปที่ ก.15 ฟังก์ชัน SHUBERT

ฟังก์ชันมาตรฐาน SHUBERT เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal ฟังก์ชันนี้มีการกระจายตัวของ Local Optima อยู่ทั่วพื้นที่การค้นหา โดยสามารถแสดงในรูปแบบสมการได้ดังสมการ ก.15

$$f(x) = \sum_{i=1}^5 i \cos((i+1)x_1 + i) \left( \sum_{i=1}^5 i \cos((i+1)x_2 + i) \right) \quad (\text{ก.15})$$

## 16. ฟังก์ชันมาตรฐาน GOLDSTEIN-PRICE



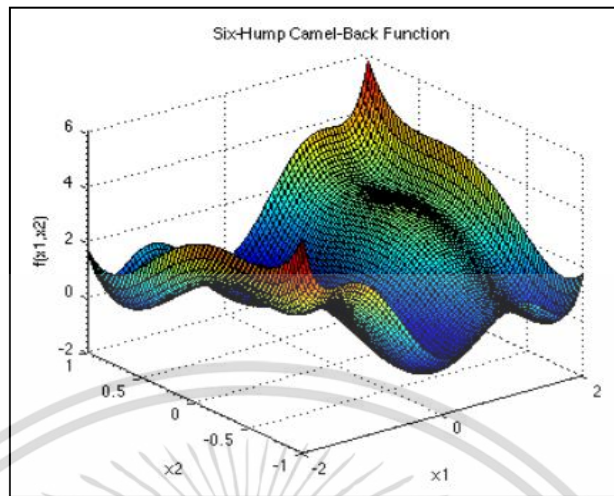
รูปที่ ก.16 ฟังก์ชันมาตรฐาน GOLDSTEIN-PRICE

ฟังก์ชันมาตรฐาน GOLDSTEIN-PRICE เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal สามารถแสดงให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.16

$$f(x^*) = [1 + (x_1 + x_2 + 1)^2 (19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2)] \times [30 + (2x_1 - 3x_2)^2 (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2)] \quad (\text{ก.16})$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 17. ฟังก์ชันมาตรฐาน SIX-HUMP CAMEL

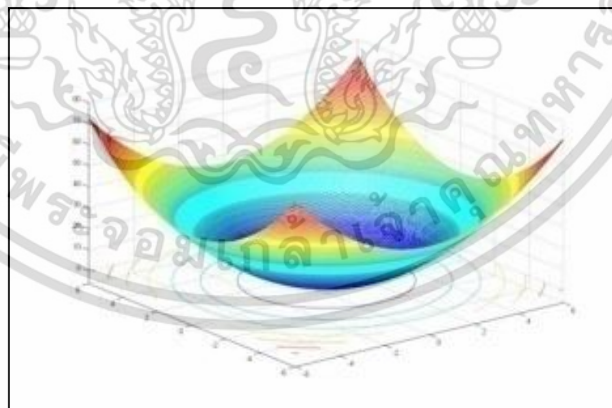


รูปที่ ก.17 ฟังก์ชันมาตรฐาน SIX-HUMP CAMEL

ฟังก์ชันมาตรฐาน SIX-HUMP CAMEL เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal โดยฟังก์ชันนี้จะมีจุดเด่นคือจะมี Local Optimum ถึง 6 จุดด้วยกัน โดยสามารถแสดงฟังก์ชันให้อยู่ในรูปแบบสมการได้ดังสมการ ก.17

$$f(x) = \left( 4 - 2.1x_1^2 + \frac{x_1^4}{3} \right) x_1^2 + x_1 x_2 + (-4 + 4x_2^2) \quad (\text{ก.17})$$

## 18. ฟังก์ชันมาตรฐาน SPHERE



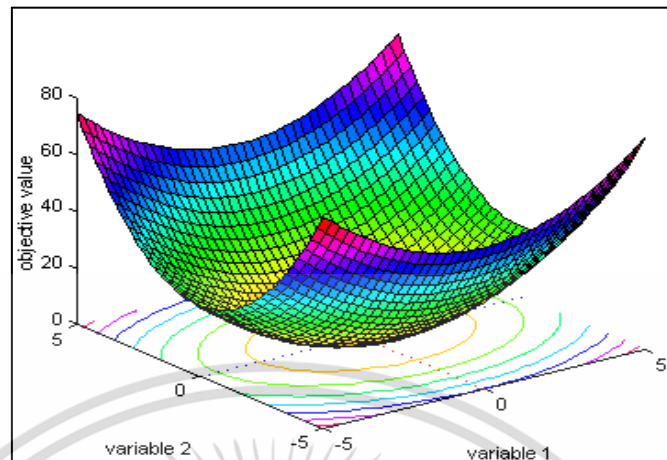
รูปที่ ก.18 ฟังก์ชันมาตรฐาน SPHERE

ฟังก์ชันมาตรฐาน SPHERE เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Unimodal โดยสามารถแปลงให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.18

$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (\text{ก.18})$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 19. ฟังก์ชันมาตรฐาน PARALLEL ELLIPSOID

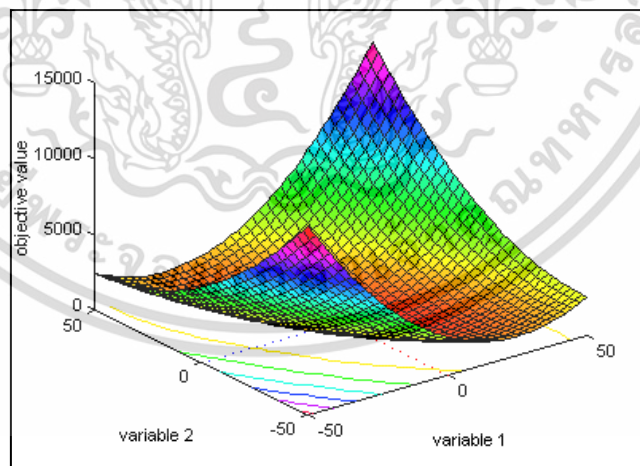


รูปที่ ก.19 ฟังก์ชันมาตรฐาน PARALLEL ELLIPSOID

ฟังก์ชันมาตรฐาน PARALLEL ELLIPSOID เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Unimodal ฟังก์ชันนี้มีลักษณะคล้ายกับฟังก์ชัน SPHERE โดยสามารถแสดงในรูปแบบสมการได้ดังสมการ ก.19

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (i \times x_i^2) \quad (\text{ก.19})$$

## 20. ฟังก์ชันมาตรฐาน ROTATED ELLIPSOID



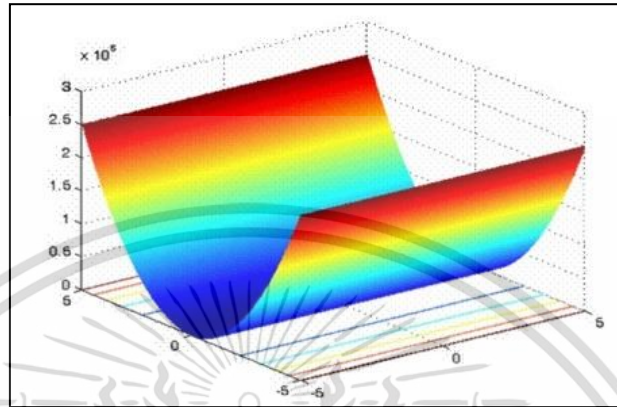
รูปที่ ก.20 ฟังก์ชัน ROTATED ELLIPSOID

ฟังก์ชันมาตรฐาน ROTATED ELLIPSOID เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Unimodal โดยจุดเด่นของฟังก์ชันนี้ คือ จะมี 2 มุมของพื้นที่การค้นหาที่มีพื้นที่สูงมาก สามารถแสดงได้อยู่ในรูปของสมการ ก.20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j^2) \quad (\text{ก.20})$$

## 21. ฟังก์ชันมาตรฐาน CIGAR

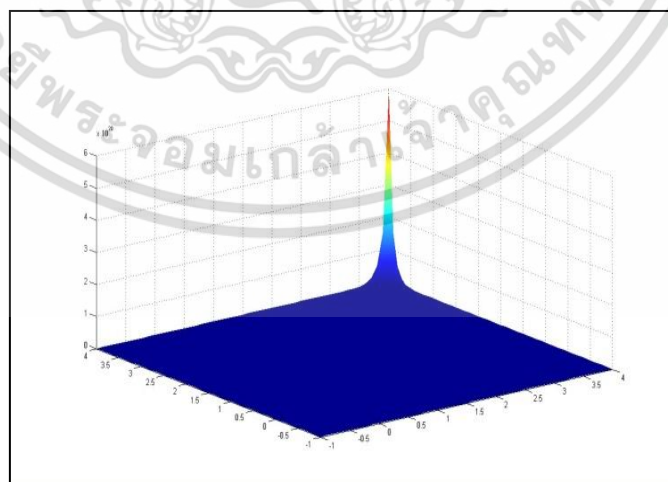


รูปที่ ก.21 ฟังก์ชันมาตรฐาน CIGAR

ฟังก์ชันมาตรฐาน CIGAR เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Unimodal สามารถแสดงอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.21

$$f(x) = x_0^2 + 10^6 \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (\text{ก.21})$$

## 22. ฟังก์ชันมาตรฐาน BROWN



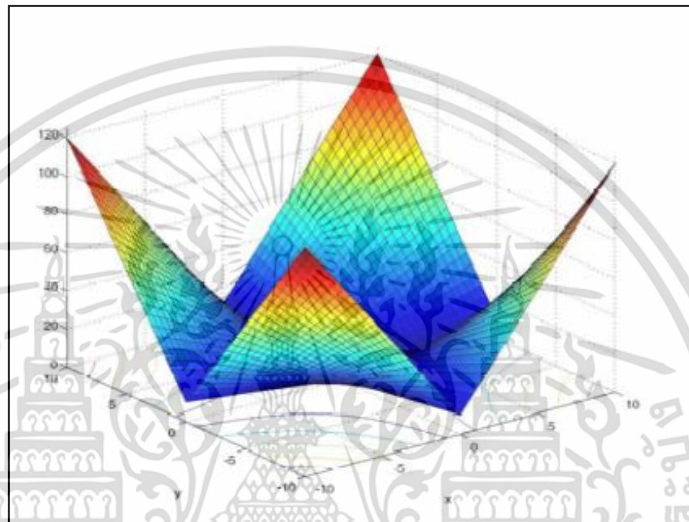
รูปที่ ก.22 ฟังก์ชันมาตรฐาน BROWN

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชันมาตรฐาน BROWN เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Unimodal โดยจุดเด่นของฟังก์ชันนี้คือมีมุมหนึ่งของพื้นที่การค้นหาที่มีพื้นที่สูงมาก ฟังก์ชันนี้สามารถแสดงในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.22

$$f(x) = \sum_{i=0}^{n-1} [(x_i^2)^{(x_{i+1}^2+1)} + (x_{i+1}^2)^{(x_i^2+1)}] \quad (\text{ก.22})$$

### 23. ฟังก์ชันมาตรฐาน MULTIMOD

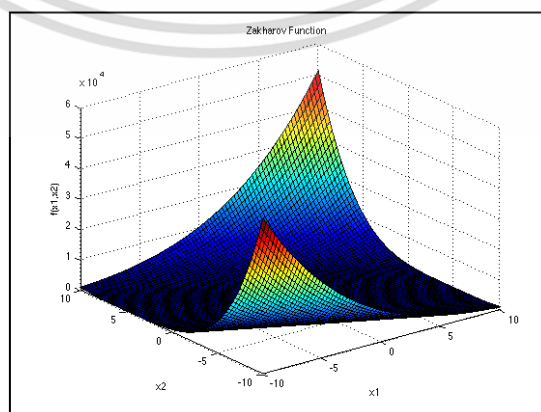


รูปที่ ก.23 ฟังก์ชันมาตรฐาน MULTIMOD

ฟังก์ชันมาตรฐาน MULTIMOD เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Unimodal สามารถแสดงอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.23

$$f(x) = \sum_{i=1}^n |x_i| \times \prod_{i=1}^n |x_i| \quad (\text{ก.23})$$

### 24. ฟังก์ชันมาตรฐาน ZAKHAROV



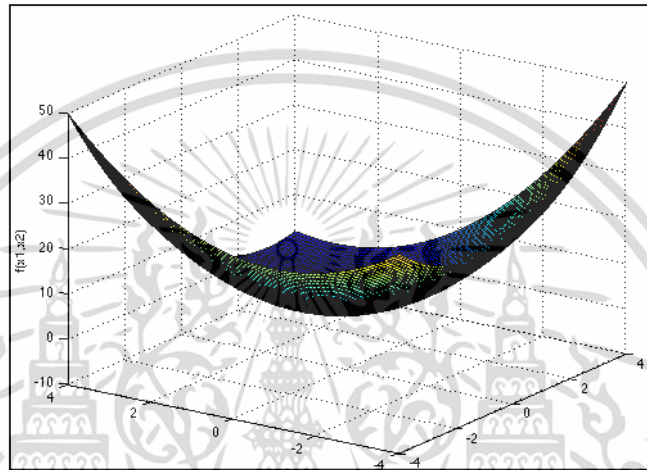
รูปที่ ก.24 ฟังก์ชันมาตรฐาน ZAKHAROV

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชันมาตรฐาน ZAKHAROV เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Unimodal โดยแสดงอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.24

$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 + \left[ \sum_{i=1}^n \frac{i}{2} x_i \right]^2 + \left[ \sum_{i=1}^n \frac{i}{2} x_i \right]^4 \quad (\text{ก.24})$$

## 25. ฟังก์ชันมาตรฐาน TRID

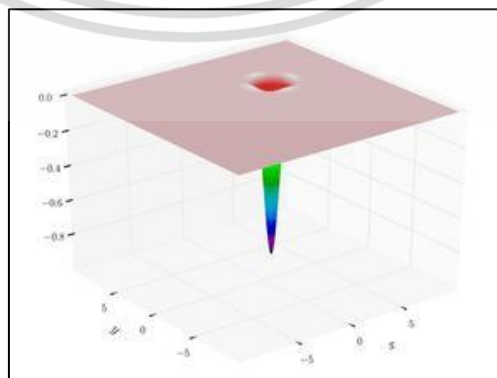


รูปที่ ก.25 ฟังก์ชันมาตรฐาน TRID

ฟังก์ชันมาตรฐาน TRID เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal โดยฟังก์ชันนี้สามารถแสดงอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.25

$$f(x) = \sum_{i=1}^d (x_i - 1)^2 - \sum_{i=2}^d x_i x_{i-1} \quad (\text{ก.25})$$

## 26. ฟังก์ชันมาตรฐาน EASOM



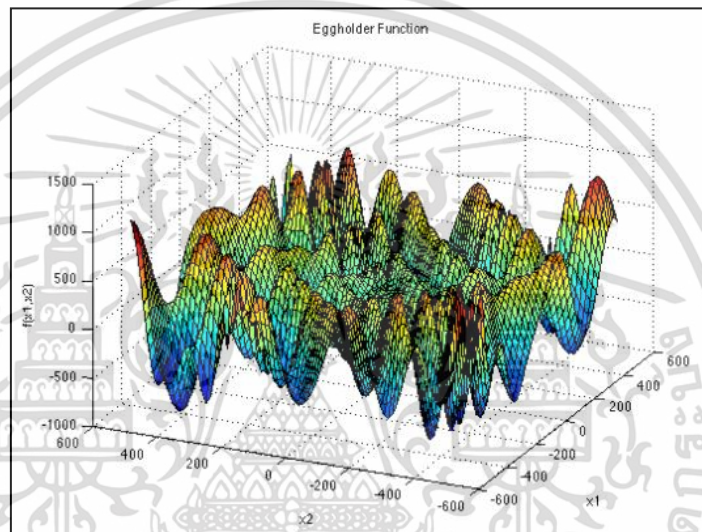
รูปที่ ก.26 ฟังก์ชันมาตรฐาน EASOM

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชันมาตรฐาน EASOM เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Unimodal โดยฟังก์ชันนี้มีพื้นที่การค้นหาที่ราบเรียบค่อนข้างเยอะและมีจุดเด่นคือมีหลุมลึกและเล็กมากอยู่ตรงกลางของพื้นที่การค้นหา ฟังก์ชันนี้สามารถแสดงอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.26

$$f(x) = -\cos(x_1) \cos(x_2) \exp(-(x_1 - \pi)^2 - (x_2 - \pi)^2) \quad (\text{ก.26})$$

## 27. ฟังก์ชันมาตรฐาน EGGHOLDER



รูปที่ ก.27 ฟังก์ชันมาตรฐาน EGGHOLDER

ฟังก์ชันมาตรฐาน EGGHOLDER เป็นฟังก์ชันที่ถูกจัดอยู่ในประเภท Multi-modal โดยฟังก์ชันนี้จะมี Local Optimum ที่เป็นหลุมลึกและกระจายอยู่ทั่วพื้นที่การค้นหาทำให้ยากที่จะหาคำตอบที่ดีที่สุดเจอ ฟังก์ชันนี้สามารถแสดงให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการ ก.27

$$f(x) = -(x_2 + 47) \sin\left(\sqrt{\left|x_2 + \frac{x_1}{2} + 47\right|}\right) - x_1 \sin\sqrt{|x_1 - (x_2 + 47)|} \quad (\text{ก.27})$$



ภาคผนวก ข

**ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์**

Ekkarat Adsawinnawanawa, Boontee Kruatrachue, and Kritawan Siriboon, “Enhance Particle’s Exploration of Particle Swarm Optimization With Individual Particle Mutation”, the 7<sup>th</sup> International Electrical Engineering Congress, 6-8 March 2019, Cham, Thailand, pp.CIT49-CIT52.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# Enhance Particle's Exploration of Particle Swarm Optimization With Individual Particle Mutation

Ekkarat Adsawinnawanawa, \*Boontee Kruatrachue, and Kritawan Siriboon  
 Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering  
 King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang  
 Bangkok, Thailand

E-mail: Ekkaratadsawinnawanawa@gmail.com, \*Corresponding Author: boontee.kr@kmitl.ac.th,  
 kritawan.si@kmitl.ac.th

**Abstract:** This paper proposed the restart of slow improvement particle with Mutation of its position. This can alleviate the trapped in local optima problem of Particle swarm optimization (PSO). The main characteristic of this method is the gradually restart of particle instead of restart all particle at the same time (rerun). This seems to maintain fast convergence of PSO and avoid overhead of restart the whole swarm. The performance of the proposed method is compared to others algorithms with 26 benchmark test functions. The results confirm the faster convergence with optimum results of the proposed method in most test functions.

**Keywords—** Particle Swarm Optimization; trapping in local optima; mutation;

## I. INTRODUCTION

PSO is a popular optimization problems method used by many researchers[1]. It has been inspired by the behavior of animal swarm. Each particle in a swarm has its own memory of its best position and its current position. Each individual particle in the swarm slightly converges to the best position among all particles in the swarm. This contributes to PSO fast convergence and simple to implement. On the other hand, it tends to cause all particle stuck in the same position (trapped in local optima).

This paper proposed another way to extend PSO search and avoid trapping in local optima problem. Many researchers use rerun or restart of PSO new search with random or mutation of all particle positions when global best particle position (GBEST) has no fitness improvement. This research use particle best position (PBest) as an indicator to restart each individual particle. Also, PBest is mutated instead of directly mutate particle position. This has a drastically different effect since not all particle restart at the same time and the overall search continue in the same direction and tends to wider the

search from its current position toward the muted PBEST and the current GBEST. In the case that all particle's PBest stuck in global optima (all particle has no PBEST improvement for some duration) those particle can restart at the same time and move toward their muted PBESTs and previous GBEST.

This paper is divided into five parts. The first part is this introduction. The second part is the related works. The third part is the detail description of the proposed method. The fourth part is the experiment results of the proposed and some other related methods on some benchmark functions and the final part is the conclusion.

## II. RELATED WORKS

### A. Particle Swarm Optimization; PSO

The PSO is a popular optimization problem method that has a trap in local optima problem. The PSO was inspired from bird foraging behavior. By the PSO' particle will find the best position of food source (global optima) which each the particle has an own memory for remembering the best proper position of its life (PBest) and they will share position information to the other particles. If any particle found the best food source of the swarm (GBest). The other particles will move (EQ. (1), (2)) toward the best food source position.

$$V_i = (\omega \times V_i) + C1 \times R1 \times (GB - X_i) + C2 \times R2 \times (PB_i - X_i) \quad (1)$$

$$X_i = V_i + X_i \quad (2)$$

Where  $i$  is a particle,  $V_i$  is a particle's velocity,  $X_i$  is a particle's current position,  $PB_i$  is PBest,  $GB$  is GBEST,  $\omega$  is inertia weight,  $R1$  and  $R2$  are random weight between  $[0,1]$ ,  $C1$  is social parameter and  $C2$  is cognitive.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### A. The use of Global Best position in rerun of particle swarm optimization; GBPSO

This research extends PSO searching using restart PSO by reset PBEST then slightly mutation of GBEST and all particles at trapping position[2]. The slightly mutation is only mutation some dimension of position (20% of all particle position dimension and 30% of all GBEST position) and the amount of mutation is small in the percentage of current position (from 0.85 to 1.15 of current position dimension  $X_i$  as in EQ.(3), (4)). The main assumption and strategy of this paper is that PSO trapped position has most dimension in correct position, so alter only some dimension randomly and only in some small randomly amount will leads to the global optimum solution. It use randomly and slightly mutation of particle position and GBEST to attract particle to the optima position.

$$X_i = \pm(X_i \times (0.85 + 0.3 \times rand(0,1))) \quad (3)$$

$$GBest = \pm(GBest \times (0.85 + 0.3 \times rand(0,1))) \quad (4)$$

### B. Combine multi particle swarm in supporting trapping in local optima; CMPSO

This research extends PSO search by divide particle swarm into multiple sub-swarms[3]. Each sub-swarm search independently with its own GBEST and PBEST. This wider the search globally across search space at the cost of local search due to less number of particles in each sub-swarm. To gain advantage of both multiple and single swarm, the method starts with multiple swarm and when a single swarm trap in local optima the GBEST is set to those of un-trapped swarm randomly. This change of GBEST and particle mutation (EQ.(5), (6)) will pull the trapped sub-swarm from its trapping position. In case of all swarm trapped, they are merged into single swarm to emphasis on local search.

$$X_i = \pm(X_i \times (0.9 + 0.1 \times rand(0,1))) \quad (5)$$

$$GBest = \pm(GBest \times (0.9 + 0.1 \times rand(0,1))) \quad (6)$$

## II. THE PROPOSED METHOD

To avoid PSO trap in local optimum and enhance its convergence, this research use mutation to alter particle position when it PBEST trapped. Each particle has a counter keep tracking the number of consecutive PBEST un-improvement in each iteration. Each particle also has different mutation range from its current position with its Base and Deviation parameters. The 70% of all dimension particle's PBEST position is

changed using mutation in EQ.(7) when its counter is greater than its threshold. Only slowly converge particles will reposition other particles that consistently converge will not be changed. This is designed to maintain fast convergence of PSO and also increases exploration and convergence. Also only PBEST is changed not the particle position nor GBEST. This affects only the slow improvement particles without effect the whole swarm

$$PBest_i = \pm(PBest_i \times (Base_i + Deviation_i \times rand(0,1))) \quad (7)$$

The Pseudo Code of this strategy is as follow:

```

/**Initial particles, counter of each particle, Base and Deviation **
Initial V, X to 30 particle
Counter = 0
Particle 10% of Swarm provided Base = 0.70, Deviation = 0.6
Particle 20% of Swarm provided Base = 0.85, Deviation = 0.3
Particle 70% of Swarm provided Base = 0.90, Deviation = 0.1
***** End Initial particles*****
Threshold = 30
While (Iteration < MaxGeneration):
    PSO Move() //according to eq (1) and (2)
    *****PBEST/GBest Updating
    for i=0 to SwarmSize: //Update PBEST and GBest
        if (Fitness(X(i)) < Fitness(PBEST(i))):
            PBEST(i) = X(i) //Improve. Update PBEST
            Counter(i) = 0 //reset Counter
        else://No improvement
            Counter(i) = Counter(i) + 1
    if (Counter(i) > Threshold)://Mutation and reset Counter
        Counter = 0
        Mutate 70% of PBEST(i)'s Dimension with eq[7]
    if (Fitness(PBEST(i)) < Fitness(GBEST)):
        GBEST = PBEST(i)
    *****End PBEST/GBest Updating*****
    If (satisfied condition):
        Break
    Iteration = Iteration + 1

```

The behavior of the PSO in each iteration when optimized 30-Dimensions Rosenbrock equation is shown using graphs (figure 1-5) below:

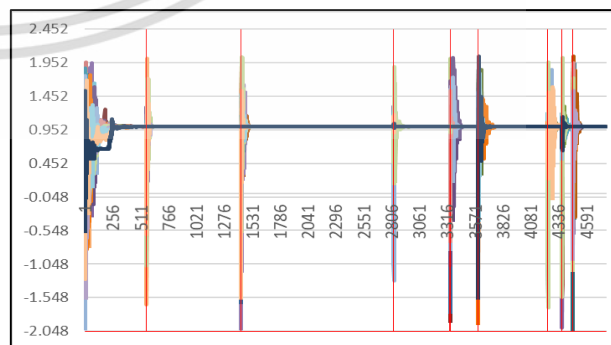


Figure 1 Particle 1's position in the 4,775 iteration.

Figure 1 shows the behavior of only the first particle's position in its 30-Dimensions. The x-axis is iteration number and the y-axis is position from -2.048 to 2.048 (Rosenbrock equation). Each iteration shows the position of each dimension in different color. In the beginning the vertical line is long since all dimension position scatter across search space. The line is shorter and finally close to 1 in all dimensions where particle rarely moving around its local optimal position (at 1 for Rosenbrock equation). The red color vertical line indicates the iteration numbers with reposition of the first particle occur. At the reposition point, first particle PBEST is mutated that cause changes in particle position due to the distance between PBest and particle position as in eq. (1) and (2).

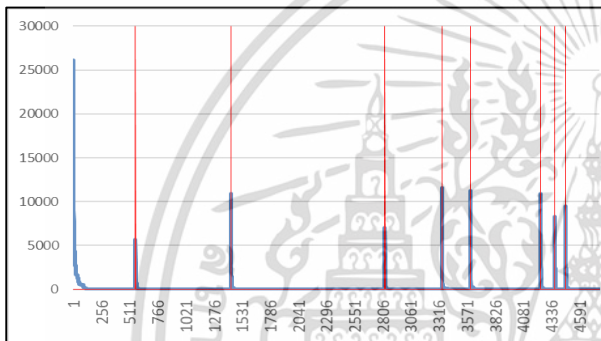


Figure 2 Particle 1 PBEST in the first 4,775 iteration with its reposition iterations in RED.

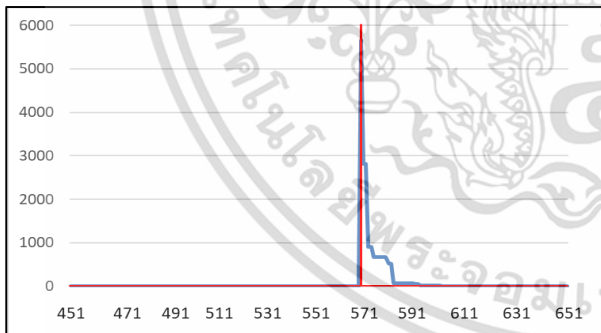


Figure 3 Particle 1 PBEST in range 450 - 650 iteration with its reposition iterations.

Figure 2 and 3 shows the first particle PBEST convergent (y axis) at each iteration (x axis). The PBest fitness value start with very high and converge to optimum value 0 very fast (before 256 iterations). Then PBest change very slowly. The red vertical lines mark the iterations that first particle reposition occur since there were no PBest improvement exceeding the threshold (30 consecutive iterations). The PBest value increase sharply due to its position mutation. After some iteration it converge to 0 again due to the PSO

movement of the particle. This reposition and convergence is repeated until PBEST converge to optimum around 4600 iterations.

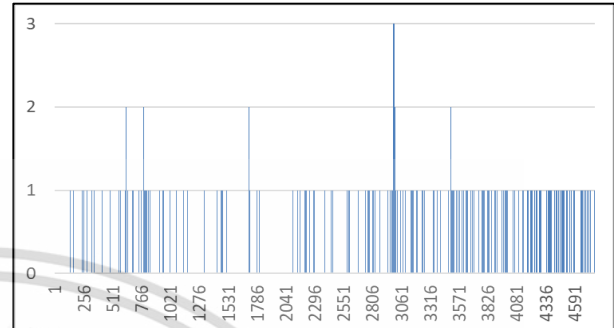


Figure 4 Number of particle reposition in each iteration.

Figure 4 is the bar graph indicate the number of particles that has reposition in each iteration. The X-axis is iteration and Y-axis is the number particle with reposition in that iteration. It shows that only few particles from all 30 particles are reposition in each iteration. This reposition has spread in many iteration and not occur in every iteration. Most iteration with reposition has only single particle reposition.

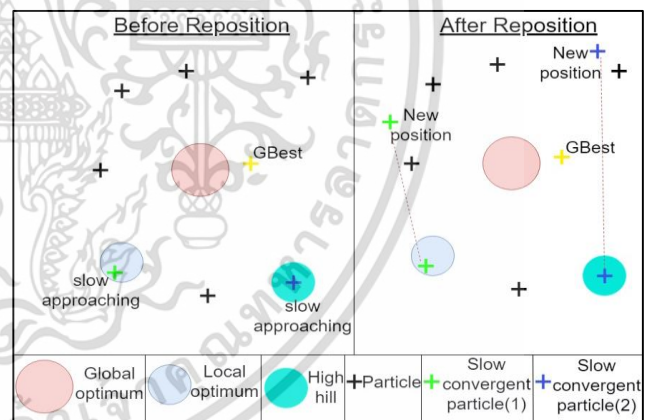


Figure 5 Slow convergent particles reposition and convergence.

Fig 5 shows the situation of swarm position where reposition of slow convergence particles help improve locating of global optima. The picture illustrated situation of swarm position before and after unimproved particles (two lower particles) reposition. The particles with slow convergence due to low gradient in their positions are reposition to other location to wider the search. This contributes to faster converge since only the very slow movement particles get reposition without changing the whole swarm movement. Their reposition create wider new search.

## I. EXPERIMENT

### A. Benchmark Functions

The proposed method, PSO, GBPSO, and CMPSO are tested with 26 benchmark test functions. The details of each function are shown in Table 1.

TABLE I BENCHMARK FUNCTIONS

No.	Equations	Dim	Search Space	Best Fitness
1	ACKLEY	100	[-32.768,32.768]	0
2	GRIEWANK	100	[-300,300]	0
3	RASTRIGIN	100	[-5.12,5.12]	0
4	ROSENBROCK	100	[-2.048,2.048]	0
5	SCHWEFEL	100	[-500,500]	0
6	COSINE MIXTURE	100	[-1,1]	0
7	EXPONENTIAL	100	[-1,1]	0
8	LEVY	100	[-10,10]	0
9	MICHALEWICZ	10	[-0,π]	0
10	DIXON-PRICE	10	[-10,10]	0
11	STEP	100	[-5.12,5.12]	0
12	SCHAFFER	2	[-100,100]	0
13	HOLDER	2	[-10,10]	0
14	BEALE	2	[-4.5,4.5]	0
15	SHUBERT	2	[-10,10]	0
16	GOLDSSTEIN-PRICE	2	[-2,2]	0
17	SIX-HUMP CAMEL	2	[-2,2]	0
18	SPHERE	100	[-5.12,5.12]	0
19	PARALLEL HYPER-ELLIPSOID	100	[-5.12,5.12]	0
20	ROTATED HYPER-ELLIPSOID	100	[-65.536,65.536]	0
21	CIGAR	100	[-10,10]	0
22	BROWN	100	[-1,4]	0
23	MULTIMOD	100	[-10,10]	0
24	ZAKHAROV	100	[-5,10]	0
25	TRID	10	[-100,100]	0
26	EASOM	2	[-100,100]	0

### B. Experiment setup

The Parameter of PSO, GBPSO, CMPSO and proposed method are C1, C2, W, Iteration, and Swarm Size, By C1 and C2 are set to be 1.496180, W is set to be 0.729844, MAX Iteration is 3,000,000 and the size of the swarm is 30. The number of experiments of all function is 10 times.

### C. Experiment Results

The performances of each algorithms are compared in Table 2, where evaluation call is the total number of benchmark function revoke to find the fitness value of particular particle positions when the GBEST are located. Even though the proposed method fails to find global optima in 2 benchmark test functions, it locates global optima very much faster in half of the test functions. This is due to both gradually reposition of particle and the mutation of its trap positions.

TABLE II THE RESULTS OF PERFORMANCE COMPARISON BETWEEN PSO, GBPSO, CMPSO, ECPSO

No.	PSO		CMPSO		GBPSO		ECPSO	
	Evaluation Call	Best Fitness Value	Evaluation Call	Best Fitness Value	Evaluation Call	Best Fitness Value	Evaluation Call	Best Fitness Value
1	90,000,000	16.09617	6,681,260	0	1,728,575	0	287,631	0
2	90,000,000	0.132201	989,420	0	263,522	0	137,401	0
3	90,000,000	519.3665	3,485,140	0	1,667,378	0	1,001,991	0
4	90,000,000	4.08E-19	46,362,352	0	27,744,252	0	2,049,929	0
5	90,000,000	11824.32	90,068,868	94.5486	25,882,358	0	90,370,839	4,421
6	90,000,000	7.525656	1,398,090	0	338,815	0	121,415	0
7	90,000,000	3.55E-09	873,530	0	350,866	0	129,455	0
8	90,000,000	132.2282	2,423,806	0	3,397,121	0	3,193,544	0
9	90,000,000	0.617303	130,460	0	165,691	0	258,984	0
10	1,470	0	4,380	0	3,454	0	40,382	0
11	90,000,000	15260	87,200	0	64,838	0	44,432	0
12	7,530	0	163,990	0	33,226	0	11,229	0
13	1,830	0	10,740	0	38,225	0	5,983	0
14	11,310	0	13,830	0	11,471	0	13,511	0
15	1,560	0	2,610	0	2,333	0	2,360	0
16	2,880	0	3,750	0	4,195	0	4,444	0
17	450	0	780	0	1,031	0	891	0
18	90,000,000	4.94066e-324	16,680,320	0	4,371,905	0	2,088,656	0
19	90,000,000	2.47033e-323	16,647,120	0	4,239,304	0	2,096,375	0
20	90,000,000	2.96439e-323	16,874,290	0	4,231,611	0	2,094,132	0
21	90,000,000	4.94066e-320	16,983,720	0	4,232,024	0	2,086,651	0
22	90,000,000	4.94066e-324	16,746,530	0	4,300,548	0	2,094,790	0
23	90,000,000	3.31997e-319	11,242,697	0	11,059,917	0	4,660,137	0
24	90,000,000	1.57353E-51	90,000,607	4.63E-53	53,506,857	0	9,551,552	0
25	90,000,000	5.18412E-12	89,302	0	148,066	0	90,439,850	5.0022E-12
26	3,660	0	7,740	0	6,819	0	7,186	0

## II. CONCLUSION

This paper proposed the gradually reposition of very slow convergent particles along with mutation. These two techniques work very well together to improve trapping local optima problem and facilitate much faster convergent to locate the global optima that cannot be founded using conventional PSO. It also finds global optima much faster in comparing to other modified PSO. It is still needed improvement to find global optima of the Schwefel and Trid functions.

## REFERENCES

1. J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", IEEE International Conference on Neural Networks, pp.1942-1948, 1995.
2. V. Cheypoca, K. Siriboon, and B. Kruatrachue, "The use of Global Best position in rerun of particle swarm optimization," Applied Sciences and technology , pp.610-613, 2018.
3. L. Poempool, B. Kruatrachue, and K. Siriboon, "Combine multi particle swarm in supporting trapping in local optima," Applied Sciences and technology , pp.416-419, 2018.

## ภาคผนวก ค

### การทดลองปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ของวิธี IMPSO

การทดลองในบทนี้จะเป็นการทดลองปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ให้กับวิธี IMPSO เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด โดยการทดลองในบทนี้พารามิเตอร์ถูกกำหนดให้มีค่าเหมือนกับการทดลองในบทที่ 5 (ตารางที่ 5.1) จะมีการปรับเปลี่ยนเฉพาะพารามิเตอร์ที่ใช้ทดลองในหัวข้อต่าง ๆ ของบทนี้เท่านั้น และเป็นการทดสอบการทำงาน 1 รอบการทำงานโดยมีการทดลองดังต่อไปนี้

#### ค.1 การทดลองปรับเปอร์เซ็นต์ของจำนวนมิติการกลายพันธุ์ที่ตำแหน่ง PBest ของอนุภาค

วิธีการการกลายพันธุ์ของ IMPSO นั้นจะเป็นการสุ่มกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest ของอนุภาคเพียงแค่ 10% ของจำนวนมิติทั้งหมดเท่านั้น เนื่องจากหลาย ๆ มิติของ PBest มีค่าที่ดีอยู่แล้ว ซึ่งหากทำการกลายพันธุ์ทุกมิติจะทำให้ตำแหน่งของ PBest เคลื่อนที่เยอะเกินไปและจะเป็นการเปลี่ยนมิติที่มีค่าที่ดีอยู่แล้วให้แย่ลง โดยวิธีการกลายพันธุ์ของ IMPSO นั้นจะเกิดขึ้นเมื่ออนุภาคใดอนุภาคหนึ่งไม่สามารถปรับปรุงตำแหน่ง PBest ได้ติดต่อกันเป็นจำนวนรอบที่กำหนด การทดลองในหัวข้อนี้จะเป็นการทดลองปรับเปลี่ยนเปอร์เซ็นต์การสุ่มจำนวนมิติที่จะทำการกลายพันธุ์ โดยรายละเอียดการทดลองจะมีดังนี้

การเปรียบเทียบผลการปรับเปอร์เซ็นต์การสุ่มจำนวนมิติที่จะทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest ของอนุภาค โดยทำการปรับเปลี่ยนเปอร์เซ็นต์การสุ่มจำนวนมิติดังนี้ 10%, 20%, 30%, 50%, 70% และ 100% ซึ่งจะแสดงผลตามตารางที่ ค.1

ตารางที่ ค.1 ตารางผลปรับเปอร์เซ็นต์การสุ่มจำนวนมิติที่จะทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest ของอนุภาค

NO	Function	10%		20%		30%	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	1,999,600	0	1,221,809	0	985,834	0
2	GRIEWANK	325,595	0	326,621	0	295,547	0
3	RASTRIGIN	1,032,020	0	1,168,477	0	964,014	0
4	ROSENBROCK	2,148,655	0	3,577,766	0	2,183,237	0
5	SCHWEFEL	32,619,299	0	90,394,233	828.7796151	90,385,150	2486.9163

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

NO	Function	10%		20%		30%	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
6	COSINE MIXTURE	361,158	0	334,265	0	313,510	0
7	EXPONENTIAL	691,640	0	436,949	0	359,842	0
8	LEVY	930,403	0	2,559,632	0	984,294	0
9	MICHALEWICZ	83,690	0	47,233	0	55,063	0
10	DIXON-PRICE	10,306	0	7,401	0	5,859	0
11	STEP	99,499	0	151,159	0	81,076	0
12	SCHAFFER	26,491	0	22,626	0	18,820	0
13	HOLDER	5,812	0	7,106	0	5,078	0
14	BEALE	32,903	0	32,262	0	30,650	0
15	SHUBERT	4,878	0	6,146	0	6,423	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	12,901	0	12,628	0	12,545	0
17	SIX-HUMP CAMEL	2,251	0	2,521	0	2,341	0
18	SPHERE	5,302,422	0	4,846,608	0	4,607,995	0
19	Parallel	5,307,624	0	4,825,814	0	4,576,683	0
20	Rotated	5,249,335	0	4,818,753	0	4,627,950	0
21	CIGAR	5,333,011	0	4,864,130	0	4,604,364	0
22	BROWN	5,321,306	0	4,875,771	0	4,637,777	0
23	MULTIMOD	13,894,740	0	11,709,856	0	10,610,053	0
24	ZAKHAROV	26,784,684	0	24,241,929	0	23,145,163	0
25	TRID	90,735,164	2.72848E-12	90,580,202	1.27329E-11	90,524,920	6.3665E-12
26	EASOM	19,394	0	17,789	0	18,860	0
27	EGGHOLDER	92,998,903	2.721768375	92,999,162	65.06109961	92,999,221	65.0610996

ตารางที่ ค.2 ตารางผลปรับเปอร์เซ็นต์การสุ่มจำนวนมิติที่จะทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest ของอนุภาค (ต่อ)

NO	Function	50%		70%		100%	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	789,789	0	674,255	0	569,993	0
2	GRIEWANK	296,008	0	272,387	0	263,000	0
3	RASTRIGIN	947,237	0	972,729	0	1,035,365	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

NO	Function	50%		70%		100%	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
4	ROSENBROCK	1,832,673	0	1,488,959	0	2,191,481	0
5	SCHWEFEL	90,378,765	3079.107973	90,376,407	4855.682992	90,368,677	4145.052984
6	COSINE MIXTURE	271,643	0	268,980	0	252,485	0
7	EXPONENTIAL	302,723	0	284,974	0	265,060	0
8	LEVY	2,243,275	0	3,707,970	0	2,783,669	0
9	MICHALEWICZ	63,878	0	66,837	0	167,638	0
10	DIXON-PRICE	9,835	0	8,397	0	22,549	0
11	STEP	83,482	0	79,230	0	93,188	0
12	SCHAFFER	21,324	0	21,803	0	37,300	0
13	HOLDER	29,257	0	15,264	0	8,578	0
14	BEALE	35,085	0	33,529	0	33,731	0
15	SHUBERT	7,149	0	6,601	0	4,967	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	12,900	0	12,638	0	12,000	0
17	SIX-HUMP CAMEL	2,161	0	1,351	0	2,611	0
18	SPHERE	4,398,405	0	4,276,836	0	4,226,677	0
19	Parallel	4,416,749	0	4,339,128	0	4,218,847	0
20	Rotated	4,389,782	0	4,262,360	0	4,201,911	0
21	CIGAR	4,317,943	0	4,281,858	0	4,236,390	0
22	BROWN	4,402,655	0	4,279,925	0	4,198,853	0
23	MULTIMOD	9,314,771	0	8,296,346	0	7,845,413	0
24	ZAKHAROV	22,397,255	0	22,282,645	0	22,506,832	0
25	TRID	90,473,596	2.72848E-12	90,449,080	3.63798E-12	90,434,845	5.45697E-12
26	EASOM	18,220	0	17,389	0	16,935	0
27	EGGHOLDER	11,235,645	0	91,867,884	0.000860206	91,868,608	4.38187E-05

จากผลการทดลองการปรับเปอร์เซ็นต์การสุ่มจำนวนมิติที่จะทำการกลายพันธุ์ในตารางที่ ค.1 และ ค.2 จะเห็นได้ว่าในหลาย ๆ ฟังก์ชันผลการใช้เปอร์เซ็นต์การกลายพันธุ์ที่มากกว่า 10 เปอร์เซ็นต์ขึ้นไปจะหาคำตอบเจอได้เร็ว แต่ทว่าไม่มีผลการใช้เปอร์เซ็นต์การกลายพันธุ์ไหนเลยยกเว้น 10 เปอร์เซ็นต์ที่สามารถหาคำตอบเจอในฟังก์ชันที่มีความซับซ้อนสูงและมีพื้นที่การค้นหาที่กว้างมากอย่างฟังก์ชัน SCHWEFEL

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ค.2 การเปรียบเทียบผลการปรับจำนวนมิติให้แก่ฟังก์ชันมาตรฐาน

ฟังก์ชันมาตรฐานที่ใช้ในการทดลองในงานวิจัยนี้ได้ถูกกำหนดให้ฟังก์ชันที่สามารถปรับจำนวนมิติ (16 ฟังก์ชันจาก 27 ฟังก์ชัน) ได้มีมิติอยู่ที่ 100 มิติ การทดลองในหัวข้อนี้จึงเป็นการปรับเปลี่ยนจำนวนมิติให้แก่ฟังก์ชันมาตรฐาน (โดยปกติแล้วยังจำนวนมิติเยอะ ความซับซ้อนหรือความยากของฟังก์ชันมาตรฐานจะยิ่งเพิ่มขึ้นด้วยเช่นกัน) โดยมิติที่จะใช้ในการทดลองนี้จะมี 3 ค่าคือ 30, 60, และ 100 มิติ สามารถดูผลการทดลองได้ที่ตาราง ค.3

ตารางที่ ค.3 ตารางแสดงผลการปรับจำนวนมิติให้แก่ฟังก์ชันมาตรฐาน

NO	Function	30 Dimension		60 Dimension		100 Dimension	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	1,051,389	0	1,318,052	0	2,006,782	0
2	GRIEWANK	220,397	0	292,396	0	338,189	0
3	RASTRIGIN	166,480	0	491,361	0	1,112,104	0
4	ROSENBROCK	165,758	0	687,259	0	4,289,240	0
5	SCHWEFEL	551,796	0	3,424,230	0	18,366,391	0
6	COSINE MIXTURE	78,428	0	168,582	0	318,157	0
7	EXPONENTIAL	108,560	0	406,329	0	670,784	0
8	LEVY	130,970	0	389,283	0	1,055,479	0
9	MICHALEWICZ	36,608	0	41,905	0	46,393	0
10	DIXON-PRICE	11,006	0	11,731	0	10,306	0
11	STEP	21,373	0	51,557	0	94,234	0
12	SCHAFFER	20,097	0	29,957	0	22,324	0
13	HOLDER	52,346	0	8,665	0	5,444	0
14	BEALE	30,084	0	33,450	0	32,082	0
15	SHUBERT	5,780	0	9,652	0	6,791	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	12,179	0	12,628	0	12,639	0
17	SIX-HUMP CAMEL	3,067	0	2,793	0	2,881	0
18	SPHERE	1,159,703	0	2,679,851	0	5,344,092	0
19	Parallel	1,134,842	0	2,697,477	0	5,304,550	0
20	Rotated	1,108,514	0	2,669,502	0	5,333,046	0
21	CIGAR	1,146,298	0	2,714,546	0	5,275,331	0
22	BROWN	1,131,012	0	2,620,032	0	5,329,826	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

NO	Function	30 Dimension		60 Dimension		100 Dimension	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
23	MULTIMOD	2,432,469	0	7,870,240	0	13,876,069	0
24	ZAKHAROV	4,681,032	0	14,020,138	0	26,809,630	0
25	TRID	90,736,477	4.5475E-12	90,737,605	1.81899E-12	90,738,132	6.36646E-12
26	EASOM	17,912	0	15,988	0	20,363	0
27	EGGHOLDER	3,974,082	0	92,999,264	65	1,520,389	0

จากผลการเปรียบเทียบผลการปรับจำนวนมิติให้แก่ฟังก์ชันมาตรฐานในตาราง ค.3 จะเห็นได้ว่ายิ่งจำนวนมิติมากขึ้นก็ยิ่งทำให้หาคำตอบได้ยากขึ้นเช่นกัน

### ค.3 การปรับเปลี่ยน Threshold ในการพิจารณาปรับเปลี่ยนตำแหน่งของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (PBest)

วิธีการกลายพันธุ์รายอนุภาคของพีเอสโอในงานวิจัยฉบับนี้ใช้ Threshold ในการพิจารณาการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest ของอนุภาคอยู่ที่ 30 รอบการค้นหา หรือก็คือเมื่อ PBest ไม่ถูกปรับปรุงค่าติดต่อกันจนครบ 30 รอบการค้นหาจะทำการกลายพันธุ์ให้แก่ตำแหน่ง PBest ของอนุภาค การทดลองในหัวข้อนี้จึงเป็นการทดลองและเปรียบเทียบผลการปรับเปลี่ยน Threshold เป็นค่าต่างๆ โดยค่าของ Threshold ที่จะใช้ในการทดลองนี้มี 4 ค่าคือ 30, 50, 100, และ 150 สามารถดูผลการทดลองในหัวข้อนี้ที่ ตาราง ค.4

### ตารางที่ ค.4 ตารางผลการปรับเปลี่ยน Threshold ในการพิจารณาปรับเปลี่ยนตำแหน่งของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (PBest)

NO	Function	30TH		50TH		100TH		150TH	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	2,006,782	0	3,239,857	0	10,705,769	0	13,114,374	0
2	GRIEWANK	338,189	0	436,372	0	549,042	0	653,161	0
3	RASTRIGIN	1,112,104	0	1,152,746	0	2,889,526	0	2,983,976	0
4	ROSENBROCK	4,289,240	0	3,016,901	0	5,448,340	0	1,235,887	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

NO	Function	30TH		50TH		100TH		150TH	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
5	SCHWEFEL	18,366,391	0	24,112,792	0	40,476,034	0	24,494,732	0
6	COSINE MIXTURE	318,157	0	596,122	0	840,127	0	931,889	0
7	EXPONENTIAL	670,784	0	937,524	0	1,506,680	0	2,142,379	0
8	LEVY	1,055,479	0	1,898,382	0	2,599,867	0	2,858,694	0
9	MICHALEWICZ	46,393	0	62,787	0	94,053	0	92,794	0
10	DIXON-PRICE	10,306	0	10,535	0	9,361	0	7,831	0
11	STEP	94,234	0	131,501	0	165,794	0	173,529	0
12	SCHAFFER	22,324	0	26,180	0	20,383	0	20,983	0
13	HOLDER	5,444	0	7,502	0	36,715	0	11,251	0
14	BEALE	32,082	0	30,525	0	33,031	0	33,661	0
15	SHUBERT	6,791	0	5,855	0	6,301	0	5,761	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	12,639	0	12,424	0	11,791	0	13,231	0
17	SIX-HUMP CAMEL	2,881	0	2,881	0	2,521	0	3,331	0
18	SPHERE	5,344,092	0	7,228,335	0	8,376,956	0	8,683,417	0
19	Parallel	5,304,550	0	7,363,070	0	8,538,346	0	8,476,293	0
20	Rotated	5,333,046	0	7,184,319	0	8,047,403	0	8,481,683	0
21	CIGAR	5,275,331	0	7,306,235	0	8,245,236	0	8,160,415	0
22	BROWN	5,329,826	0	7,243,173	0	8,572,251	0	8,617,916	0
23	MULTIMOD	13,876,069	0	22,562,366	0	25,702,418	0	26,825,923	0
24	ZAKHAROV	26,809,630	0	34,711,126	0	46,359,070	0	54,998,300	0
25	TRID	90,738,132	6.36646E-12	90,479,628	5.45697E-12	90,342,486	4.5475E-12	1,463,919	0
26	EASOM	20,363	0	17,958	0	15,248	0	18,926	0
27	EGGHOLDER	1,520,389	0	91,799,427	65	7,036,956	0	90,599,666	65

จากผลการเปรียบเทียบผลการปรับเปลี่ยน Threshold ในการพิจารณาปรับเปลี่ยนตำแหน่งของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (PBest) ในตาราง ค.6 จะเห็นได้ว่าการปรับเปลี่ยน Threshold ใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การพิจารณาปรับเปลี่ยนตำแหน่งของตำแหน่งที่ดีที่สุดของอนุภาค (PBest) นั้นค่อนข้างมีผลต่อความสามารถในการค้นหาคำตอบในหลาย ๆ ฟังก์ชันอย่างมาก โดยหากจำนวน Threshold ยิ่งเยอะจะยิ่งใช้ Evaluation Call เยอะ หรือก็คือยิ่ง Threshold เยอะความเร็วในการค้นหาคำตอบยิ่งช้าลง

#### ค.4 การทดลองปรับเปลี่ยนค่าให้แก่ตัวแปรในสมการการกลายพันธุ์

ในงานวิจัยนี้วิธีการกลายพันธุ์เป็นอีกกระบวนการหนึ่งที่มีผลอย่างมากกับตัวงานวิจัย การทดลองในหัวข้อนี้จึงเป็นการทดลองปรับเปลี่ยนค่าให้แก่ตัวแปรในสมการการกลายพันธุ์(สมการ ค.1)

$$PBest_{id} = \pm(PBest_{id} \times (Base + Deviation \times rand())) \quad (ค.1)$$

ตัวแปรที่จะใช้ในการทดลองนี้มี 2 ชุดตัวแปรคือ ชุดที่หนึ่ง Base: 0.9, Deviation: 0.1(ชุดเดียวกับงานวิจัยที่น่าเสนอ), และชุดที่สอง Base: 0.9, Deviation: 0.2 โดยตัวแปรชุดที่หนึ่งจะสามารถเปลี่ยนแปลงค่าของตำแหน่ง PBest ให้อยู่ในช่วง 90%-100% ของตำแหน่ง PBest เดิมและมีโอกาส 50% ที่จะกลับค่าจาก + เป็น - หรือ - เป็น + ส่วนตัวแปรชุดที่สองจะสามารถเปลี่ยนแปลงค่าตำแหน่งของ PBest ให้อยู่ในช่วง 90%-110% ของตำแหน่ง PBest เดิมและมีโอกาสอีก 50% ที่จะกลับค่าจาก + เป็น - หรือ - เป็น + ซึ่งการทดลองในครั้งนี้จะทดลองทั้งหมด 10 รอบแล้วนำผลลัพธ์มาเฉลี่ยกัน โดยผลลัพธ์การทดลองสามารถดูได้ที่ตารางที่ ค.5

ตารางที่ ค.5 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการทดลองปรับเปลี่ยนค่าให้แก่ตัวแปรในสมการการกลายพันธุ์ระหว่างตัวแปรชุดที่หนึ่ง Base: 0.9, Deviation: 0.1(ชุดเดียวกับงานวิจัยที่น่าเสนอ), และชุดที่สอง Base: 0.9, Deviation: 0.2

NO	Function	ชุดที่หนึ่ง		ชุดที่สอง	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	<u>1,968,821</u>	0	80,996,785	1.18424E-15
2	GRIEWANK	<u>354,382</u>	0	370,935	0
3	RASTRIGIN	<u>1,034,214</u>	0	1,827,716	0
4	ROSENBROCK	<u>1,948,092</u>	0	2,724,040	0
5	SCHWEFEL	<u>24,631,717</u>	0	28,345,523	0
6	COSINE MIXTURE	<u>348,837</u>	0	353,734	0
7	EXPONENTIAL	<u>675,615</u>	0	19,526,291	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

NO	Function	ชุดที่หนึ่ง		ชุดที่สอง	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
8	LEVY	<b>1,545,030</b>	0	1,414,893	0
9	MICHALEWICZ	65,884	0	<b>55,211</b>	0
10	DIXON-PRICE	<b>9,039</b>	0	10,544	0
11	STEP	100,542	0	<b>95,927</b>	0
12	SCHAFFER	<b>23,787</b>	0	29,002	0
13	HOLDER	<b>18,349</b>	0	20,671	0
14	BEALE	32,650	0	<b>32,583</b>	0
15	SHUBERT	<b>6,312</b>	0	6,439	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	<b>11,883</b>	0	12,046	0
17	SIX-HUMP CAMEL	<b>2,326</b>	0	2,988	0
18	SPHERE	<b>5,312,789</b>	0	5,395,752	0
19	Parallel	5,357,988	0	<b>5,339,995</b>	0
20	Rotated	<b>5,264,152</b>	0	5,309,545	0
21	CIGAR	5,345,748	0	<b>5,335,971</b>	0
22	BROWN	<b>5,306,954</b>	0	5,325,937	0
23	MULTIMOD	<b>13,923,337</b>	0	14,175,246	0
24	ZAKHAROV	<b>26,918,558</b>	0	27,085,819	0
25	TRID	<b>90,737,162</b>	3.78956E-12	90,736,459	6.36646E-12
26	EASOM	<b>17,653</b>	0	17,997	0
27	EGGHOLDER	38,121,753	11.29705203	23,271,913	10.84329657

จาก ตารางที่ ค.5 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการทดลองปรับเปลี่ยนค่าให้แกตัวแปรในสมการการกลายพันธุ์ระหว่างตัวแปรชุดที่หนึ่งและชุดที่สอง จะพบว่า การปรับเปลี่ยนตัวแปรให้แกสมการการกลายพันธุ์นั้นมีผลต่อทั้งความเร็วในการค้นหาคำตอบและความสามารถในการหาคำตอบ โดยตัวแปรชุดที่หนึ่งสามารถหาคำตอบได้เร็วที่สุด 21 สมการและสามารถหาคำตอบได้ 25 สมการ และตัวแปรชุดที่สองสามารถหาคำตอบได้เร็วที่สุด 5 สมการและสามารถหาคำตอบได้ 24 สมการ หากพิจารณาที่ความเร็วในการหาคำตอบ จะพบว่าในหลาย ๆ สมการถึงแม้ตัวแปรแต่ละชุดจะหาคำตอบได้เร็วกว่ากันแต่ก็ไม่ได้เร็วกว่ากันมาก ยกเว้นสมการ EXPONENTIAL ที่ตัวแปรชุดที่หนึ่งสามารถหาคำตอบเจอได้เร็วกว่ามาก และสมการ ACKLEY ที่ตัวแปรชุดที่สองไม่สามารถหาคำตอบได้โดยทั้งสองสมการนี้มีตำแหน่ง GLOBAL OPTIMA อยู่ที่ตำแหน่ง 0 ในทุกมิติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ภาคผนวก ง

### การเปลี่ยนตำแหน่งคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันมาตรฐาน

การทดลองในบทนี้จะเป็นการปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหา เพื่อทดสอบดูว่าวิธีการที่นำเสนอสามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดเจอหรือไม่เมื่อฟังก์ชันต่าง ๆ ไม่ได้มีตำแหน่งที่ดีที่สุดอยู่ที่เดิม โดยการทดลองในบทนี้ถูกกำหนดค่าพารามิเตอร์เหมือนกับการทดลองในบทที่ 5 (ตารางที่ 5.1) และทำการทดลองทั้งหมด 5 รอบแล้วนำผลลัพธ์มาเฉลี่ยกัน ซึ่งการทดลองมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### ง.1 การทดลองปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาไปยังตำแหน่งอื่นของวิธี IMPSO

จากผลการทดลอง(บทที่5) วิธีการ IMPSO นั้นสามารถหาคำตอบเจอได้เร็วที่สุดถึง 16 ฟังก์ชัน และสามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ถึง 25 ฟังก์ชัน ในการทดลองครั้งนี้จึงได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพของวิธี IMPSO โดยการปรับเปลี่ยนตำแหน่งที่ดีที่สุดของแต่ละฟังก์ชัน โดยการทดลองจะมี 2 วิธีการหลัก คือ

1. การทดลองปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบด้วยการบวกค่าคงที่ให้แก่ตำแหน่งคำตอบที่ดีที่สุดของแต่ละฟังก์ชัน โดยค่าคงที่มีดังนี้ 0.1, 0.01, 0.00001, และ 25% ของ Upper Limit (ตาราง ง.1)
2. การทดลองปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบด้วยการบวกตัวเลขสุ่มโดยในแต่ละมิติที่มีค่าไม่เท่ากัน (Random Shift) ดังตารางด้านล่าง (ตาราง ง.2)

ตาราง ง.1 ตารางผลการทดลองปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันต่าง ๆ ด้วยการบวกค่าคงที่

NO	Function	0.1		0.01		0.00001	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	90,313,517	5.04E-14	90,328,894	4.33E-14	90,397,968	4.69E-14
2	GRIEWANK	587,713	0	391,590	0	349,167	0

NO	Function	0.1		0.01		0.00001	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
3	RASTRIGIN	65,297,001	9.1E-14	61,231,836	1.592E-13	64,004,918	9.1E-14
4	ROSENBROCK	6,854,264	0	2,226,810	0	4,221,361	0
5	SCHWEFEL	33,383,590	0	21,695,284	0	26,434,516	0
6	COSINE MIXTURE	90,449,427	2.8E-15	90,495,916	2.487E-15	90,762,033	2.1E-15
7	EXPONENTIAL	90,453,160	5.55E-16	90,501,670	4.88E-16	90,776,596	5.33E-16
8	LEVY	1,037,641	0	1,462,089	0	1,582,002	0
9	MICHALEWICZ	53,841	0	46,195	0	63,495	0
10	DIXON-PRICE	91,261,333	0.1361	91,478,407	0.0027077	91,813,328	3.34E-09
11	STEP	93,474	0	96,289	0	94,514	0
12	SCHAFFER	43,152	0	1,339,982	0	31,773	0
13	HOLDER	6,684	0	7,856	0	20,600	0
14	BEALE	32,371	0	32,451	0	33,023	0
15	SHUBERT	6,328	0	6,909	0	6,537	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	12,052	0	12,251	0	11,130	0
17	SIX-HUMP CAMEL	1819	0	2,433	0	2,215	0
18	SPHERE	860,223	0	906,530	0	1,004,498	0
19	Parallel	872,655	0	903,925	0	986,213	0
20	Rotated	943,454	0	927,912	0	1,029,864	0
21	CIGAR	903,424	0	901,342	0	1,034,472	0
22	BROWN	854,668	0	860,996	0	1,024,804	0
23	MULTIMOD	1,036,670	0	1,108,265	0	1,182,876	0
24	ZAKHAROV	90,980,323	1.88E-17	90,977,640	1.15E-19	90,980,090	1.22E-25
25	TRID	72,729,135	5.6E-12	90,738,192	4.729E-12	72,606,242	4.5E-12
26	EASOM	19,859	0	17,642	0	17,111	0
27	EGGHOLDER	74,718,821	61.1705	37,328,962	1.0847307	39,442,091	13.5564

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตาราง ง.2 ตารางผลการทดลองปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันต่าง ๆ ด้วยการบวกค่าคงที่ และการบวกค่าสุ่มตัวเลขในแต่ละมิติให้ไม่เท่ากัน

NO	Function	Shift 25% of Upper limit		Random shift		IMPSO Original	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	90,285,270	4.97E-14	90,293,441	5.12E-14	1,968,822	0
2	GRIEWANK	23,653,841	0.002463215	18,886,356	0.0014792	354,382	0
3	RASTRIGIN	24,956,040	0	90,458,980	2.5868935	1,034,215	0
4	ROSENBROCK	2,921,703	0	7,644,375	0	1,948,093	0
5	SCHWEFEL	34,896,815	0	13,796,241	0	24,631,717	0
6	COSINE MIXTURE	90,431,538	3.19744E-15	90,451,758	2.487E-15	348,837	0
7	EXPONENTIAL	90,435,594	5.55E-16	90,456,288	4.88E-16	675,616	0
8	LEVY	851,033	0	806,138	0	1,545,031	0
9	MICHALEWICZ	55,870	0	79,246	0	65,885	0
10	DIXON-PRICE	91,959,714	8.34872509	90,964,749	0.2403151	9,040	0
11	STEP	103,390	0	122,806	0	100,543	0
12	SCHAFFER	21,356	0	21,487	0	23,787	0
13	HOLDER	145	0	1354.6	0	18,349	0
14	BEALE	33,458	0	32,340	0	32,650	0
15	SHUBERT	6,253	0	5,969	0	6,313	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	10,436	0	11,566	0	11,883	0
17	SIX-HUMP CAMEL	2359	0	2125.4	0	2,326	0
18	SPHERE	827,025	0	859,329	0	5,312,789	0
19	Parallel	820,139	0	862,292	0	5,357,989	0
20	Rotated	807,549	0	829,032	0	5,264,152	0
21	CIGAR	827,776	0	843,055	0	5,345,748	0
22	BROWN	91,687,762	0.757357231	848,028	0	5,306,954	0
23	MULTIMOD	923,596	0	981,870	0	13,923,338	0
24	ZAKHAROV	91,030,273	2.06E-14	90,986,006	3.28E-16	26,918,559	0
25	TRID	89,974,609	2.91038E-12	90,761,178	4.366E-12	90,737,162	3.8E-12
26	EASOM	17,676	0	18,730	0	17,653	0
27	EGGHOLDER	18,600,805.4	0	1,639	0	38,121,753	11.2971

จากผลการทดลองในตาราง ง.1 และ ง.2 จะเห็นได้ว่าการปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันมาตรฐานไปยังตำแหน่งอื่นนั้นมีผลกับการหาคำตอบของวิธี IMPSO โดยปกติ IMPSO เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะสามารถหาคำตอบเจอถึง 25 ฟังก์ชัน(จาก 27 ฟังก์ชัน) แต่เมื่อมีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งค่าคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันแล้วพบว่า IMPSO จะหาคำตอบเจอเพียง 19 ฟังก์ชัน หรือก็คือไม่สามารถหาคำตอบได้ถึง 8 ฟังก์ชันซึ่งฟังก์ชันส่วนใหญ่เป็นประเภท Multi-modal ที่มีความซับซ้อนสูงอยู่แล้ว

## ง.2 การทดลองเปรียบเทียบ การปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาไปยังตำแหน่งอื่นของวิธีการ GBPSO(30 อนุภาค), GBPSO(90 อนุภาค), MSPSO(90 อนุภาค) และ IMPSO(90 อนุภาค)

ตาราง ง.3 ตารางผลการทดลองเปรียบเทียบ การปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาไปยังตำแหน่ง 25% ของขอบเขตการค้นหาด้านบน (Upper Limit) ของวิธีการ GBPSO(30 อนุภาค), GBPSO(90 อนุภาค), MSPSO(90 อนุภาค) และ IMPSO(90 อนุภาค)

NO	Function	GBPSO (30)		GBPSO (90)		MSPSO(90)		IMPSO(90)	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	30,011,045	3.91E-14	90,122,082	2.8422E-14	90,113,228	2.84E-14	90,285,270	4.97E-14
2	GRIEWAN K	3,768,588	0	16,602,189	0	2,145,092	0	23,653,841	0.002463215
3	RASTRIGIN	30,015,705	1.98992	16,423,044	0	19,888,830	0	24,956,040	0
4	ROSENBR OCK	30,007,521	2.47E-30	1,453,961	0	1,046,760	0	2,921,703	0
5	SCHWEFE L	773,649	0	598,345	0	253,220	0	34,896,815	0
6	COSINE MIXTURE	29,580,683	1.78E-15	3,334,295	0	4,077,945	0	90,431,538	3.19744E-15
7.	EXPONEN TIAL	30,025,260	3.33E-16	90,213,510	2.2205E-16	90,212,490	3.33E-16	90,435,594	5.55E-16
8.	LEVY	4,784,018	0	3,179,031	0	3,440,608	0	851,033	0
9.	MICHALE WICZ	117,230	0	213,305	0	235,770	0	55,870	0
10.	DIXON- PRICE	30,292,413	507.1195	90,885,557	505.169	90,892,363	505.169	91,959,714	8.34872509
11.	STEP	156,122	0	170,057	0	207,654	0	103,390	0
12.	SCHAFFER	6,646	0	314,933	0	31,611	0	21,356	0
13.	HOLDER	27	0	71	0	64	0	145	0
14.	BEALE	11,777	0	32,437	0	30,890	0	33,458	0
15.	SHUBERT	2,166	0	6,084	0	5,766	0	6,253	0
16.	GOLDSTEIN- PRICE	30,149,097	6.92E-08	90,415,655	1.1175E-08	90,456,082	1.44E-09	10,436	0
17.	SIX-HUMP CAMEL	39	0	24	0	42	0	2359	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

NO	Function	GBPSO (30)		GBPSO (90)		MSPSO(90)		IMPSO(90)	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
18	SPHERE	1,216,435	0	853,324	0	<u>831,432</u>	0	827,025	0
19.	Parallel	561,975	0	803,967	0	844,132	0	820,139	0
20.	Rotated	1,588,820	0	854,944	0	<u>769,933</u>	0	807,549	0
21.	CIGAR	3,190,619	0	870,580	0	<u>828,087</u>	0	827,776	0
22.	BROWN	30,140,085	6593.705	90,372,198	2,935.57	90,354,281	558.776	91,687,762	0.757357231
23.	MULTIMOD	30,157,148	5E+09	90,460,093	1E+10	90,506,375	1.00E+10	923,596	0
24.	ZAKHAROV	30,215,256	1E+10	90,622,881	1E+10	90,630,857	1.00E+10	91,030,273	2.06E-14
25.	TRID	169,527	0	196,046	0	537,131	0	89,974,609	2.91038E-12
26.	EASOM	6,555	0	17,151	0	15,177	0	17,676	0
27.	EGGHOLDER	83	0	58	0	59	0	18,600,805.4	0

ตาราง ง.4 ตารางผลการทดลองเปรียบเทียบ การปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันไปยังตำแหน่งอื่น ด้วยการบวกตัวเลขสุ่มโดยในแต่ละมิติที่มีค่าไม่เท่ากัน ของวิธีการ GBPSO(30 อนุภาค), GBPSO(90 อนุภาค), MSPSO(90 อนุภาค) และ IMPSO(90 อนุภาค)

NO	Function	GBPSO (30)		GBPSO (90)		MSPSO (90)		IMPSO(90)	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	30,011,279	4.61853E-14	90,127,597	2.84217E-14	90,113,228	2.84E-14	90,293,441	5.12E-14
2	GRIEWANK	20,050,143	0	435,057	0	<u>2,145,092</u>	0	18,886,356	0.0014792
3	RASTRIGIN	30,022,767	0.99496	90,190,333	0.994959	19,888,830	0	90,458,980	2.5868935
4	ROSENBRUCK	30,007,208	1.30655E-28	90,099,176	1.54074E-29	<u>1,046,760</u>	0	7,644,375	0
5	SCHWEFEL	30,023,356	4,665.21	90,069,904	2,963.49	<u>253,220</u>	0	13,796,241	0
6	COSINE MIXTURE	30,027,672	1.77636E-15	2,784,075	0	4,077,945	0	90,451,758	2.487E-15
7.	EXPONENTIAL	30,030,574	4.44089E-16	90,225,885	2.22045E-16	90,212,490	3.33E-16	90,456,288	4.88E-16
8.	LEVY	3,891,261	0	2,852,403	0	3,440,608	0	806,138	0
9.	MICHALEWICZ	162,463	0	250,286	0	235,770	0	79,246	0
10.	DIXON-PRICE	30,169,389	0.511376	90,769,322	0.1066281	90,892,363	505.169	90,964,749	0.2403151

ไม่ว่าการณ์ใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

NO	Function	GBPSO (30)		GBPSO (90)		MSPSO (90)		IMPSO(90)	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
11.	STEP	142,355	0	159,208	0	207,654	0	122,806	0
12.	SCHAFFER	269,188	0	19,696	0	31,611	0	21,487	0
13.	HOLDER	46	0	183	0	64	0	1354.6	0
14.	BEALE	11,201	0	31,671	0	30,890	0	32,340	0
15.	SHUBERT	1,977	0	6,533	0	5,766	0	5,969	0
16.	GOLDSTEIN-PRICE	3,808	0	11,163	0	90,456,082	1.44E-09	11,566	0
17.	SIX-HUMP CAMEL	47	0	283	0	42	0	2125.4	0
18.	SPHERE	4,027,797	0	825,767	0	831,432	0	859,329	0
19.	Parallel	1,739,006	0	833,126	0	844,132	0	862,292	0
20.	Rotated	30,032,429	251,895.5 0	90,175,049	290,769	769,933	0	829,032	0
21.	CIGAR	940,544	0	807,307	0	828,087	0	843,055	0
22.	BROWN	9,166,348	0	843,343	0	90,354,281	558.776	848,028	0
23.	MULTIMOD	4,976,291	0	1,476,241	0	90,506,375	1.00E+10	981,870	0
24.	ZAKHAROV	30,000,250	9.18078E-24	90,004,479	8.62E-30	90,630,857	1.00E+10	90,986,006	3.28E-16
25.	TRID	156,199	0	287,507	0	537,131	0	90,761,178	4.366E-12
26.	EASOM	6,840	0	17,854	0	15,177	0	18,730	0
27.	EGGHOLDER	15,246,915	9.2369	90,335,863	2.72177	59	0	1,639	0

จากผลการทดลองในตาราง ง.3 และ ง.4 พบว่าเมื่อมีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันไปยังตำแหน่งอื่นด้วยการบวกตัวเลขสุ่มโดยในแต่ละมิติที่มีค่าไม่เท่ากัน ทำให้ทุกวิธี ( GBPSO(30), GBPSO(90), MSPSO(90), IMPSO(90) ) มีฟังก์ชันที่ไม่สามารถหาคำตอบได้เพิ่มขึ้นหลายฟังก์ชัน และบางฟังก์ชันที่เจอคำตอบกลับหาคำตอบได้เร็วกว่าเดิม (หาคำตอบเจอได้เร็วกว่าการค้นหาแบบไม่มีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชัน) และมีบางฟังก์ชันที่เจอคำตอบแต่กลับหาคำตอบได้ช้ากว่าเดิมเช่นกัน (หาคำตอบเจอช้ากว่าการค้นหาแบบไม่มีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งคำตอบที่ดีที่สุด) โดยจากผลการทดลองในตาราง ง.3 พบว่า GBPSO(30) ไม่สามารถหาคำตอบได้ถึง 10 ฟังก์ชัน, GBPSO(90) และ MSPSO(90) ไม่สามารถหาคำตอบได้ถึง 7 ฟังก์ชัน, ในขณะที่ IMPSO(90) ไม่สามารถหาคำตอบได้ 8 ฟังก์ชัน ต่อมาจากการทดลองในตาราง ง.4 พบว่า GBPSO(30) ไม่สามารถหาคำตอบได้ถึง 10 ฟังก์ชัน, GBPSO(90) ไม่สามารถหาคำตอบได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ถึง 9 ฟังก์ชัน, MSPSO(90) ไม่สามารถหาคำตอบได้ถึง 7 ฟังก์ชัน ในขณะที่ IMPSO ไม่สามารถหาคำตอบได้ 8 ฟังก์ชัน จากทั้งสองผลการทดลอง(ตาราง ง.3 และตาราง ง.4) ทำให้ได้ข้อสรุปว่าเมื่อมีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันวิธี GBPSO, MSPSO และ IMPSO จะหาคำตอบเจอน้อยลงเมื่อเทียบกับผลการค้นหาแบบไม่มีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งที่ดีที่สุดของฟังก์ชันของทั้งสองวิธี(ผลการค้นหาแบบไม่มีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งที่ดีที่สุดของฟังก์ชันดูได้ที่ ตารางที่ 5.3 และตารางที่ 5.4 ในบทที่ 5) และวิธี MSPSO, GBPSO และ IMPSO นั้นมีความสามารถในการค้นหาเมื่อมีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งที่ดีที่สุดของฟังก์ชันใกล้เคียงกัน

ง.3 การทดลองปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันไปยังตำแหน่งอื่นด้วยการบวก 0.1 แล้วทำการทดสอบด้วยวิธี IMPSO ที่มีการปรับเปลี่ยนตัวแปรด้วยตัวแปรชุดที่หนึ่ง Base: 0.9, Deviation: 0.1 และตัวแปรชุดที่สอง Base: 0.9, Deviation: 0.2 (รายละเอียดและผลการทดสอบตัวแปรทั้งสองชุดแบบไม่มีการปรับเปลี่ยนตำแหน่งที่ดีที่สุด สามารถพิจารณาได้ที่ ภาคผนวก ค หัวข้อ ค.4)

ตาราง ง.5 ตารางแสดงผลการปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันไปยังตำแหน่งอื่นด้วยการบวก 0.1 แล้วทำการทดสอบด้วยวิธี IMPSO ที่มีการปรับเปลี่ยนสมการกลายพันธุ์ด้วยตัวแปรชุดที่หนึ่ง Base: 0.9, Deviation: 0.1 และตัวแปรชุดที่สอง Base: 0.9, Deviation: 0.2

NO	Function	ชุดที่หนึ่ง		ชุดที่สอง	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
1	ACKLEY	90,313,517	5.04E-14	90,312,773	4.9738E-14
2	GRIEWANK	<b>587,713</b>	0	754,994	0
3	RASTRIGIN	65,297,001	9.1E-14	42,415,881	9.09495E-14
4	ROSENBROCK	6,854,264	0	<b>4,977,660</b>	0
5	SCHWEFEL	33,383,590	0	<b>28,623,309</b>	0
6	COSINE MIXTURE	90,449,427	2.8E-15	90,448,485	3.19744E-15
7	EXPONENTIAL	90,453,160	5.55E-16	90,452,130	4.44089E-16
8	LEVY	<b>1,037,641</b>	0	1,057,210	0
9	MICHALEWICZ	<b>53,841</b>	0	75,241	0
10	DIXON-PRICE	91,261,333	0.1361	73,009,877	0.113131116
11	STEP	<b>93,474</b>	0	94,982	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

NO	Function	ชุดที่หนึ่ง		ชุดที่สอง	
		Evaluation Call	Best Fitness	Evaluation Call	Best Fitness
12	SCHAFFER	43,152	0	<b>24,847</b>	0
13	HOLDER	<b>6,684</b>	0	43,093	0
14	BEALE	<b>32,371</b>	0	33,473	0
15	SHUBERT	<b>6,328</b>	0	6,449	0
16	GOLDSTEIN-PRICE	<b>12,052</b>	0	12,446	0
17	SIX-HUMP CAMEL	<b>1,819</b>	0	2,612	0
18	SPHERE	<b>860,223</b>	0	916,069	0
19	Parallel	872,655	0	<b>868,340</b>	0
20	Rotated	<b>943,454</b>	0	945,438	0
21	CIGAR	903,424	0	<b>887,978</b>	0
22	BROWN	<b>854,668</b>	0	891,247	0
23	MULTIMOD	<b>1,036,670</b>	0	1,047,912	0
24	ZAKHAROV	90,980,323	1.88E-17	90,981,016	1.43437E-17
25	TRID	72,729,135	5.6E-12	76,768,823	3.27418E-12
26	EASOM	19,859	0	<b>17,033</b>	0
27	EGGHOLDER	74,718,821	61.1705	55,929,730	38.98371967

จากตาราง ง.5 ตารางแสดงผลการปรับเปลี่ยนตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันไปยังตำแหน่งอื่น ด้วยการบวก 0.1 แล้วทำการทดสอบด้วยวิธี IMPSO ที่มีการปรับเปลี่ยนสมการกลายพันธุ์ด้วยตัวแปรชุดที่หนึ่งและชุดที่สอง จะพบว่าตัวแปรชุดที่หนึ่งสามารถหาคำตอบได้เร็วกว่าตัวแปรชุดที่สอง 13 ฟังก์ชัน ในขณะที่ตัวแปรชุดที่สองสามารถหาคำตอบได้เร็วกว่าตัวแปรชุดที่หนึ่ง 6 ฟังก์ชัน และตัวแปรทั้งสองชุดนั้นสามารถหาคำตอบให้แก่ฟังก์ชันได้ทั้งหมด 19 ฟังก์ชันเหมือนกัน ซึ่งหากพิจารณาและเปรียบเทียบผลลัพธ์ของตัวแปรทั้งสองชุด จะพบว่าในการทดลองนี้ การปรับเปลี่ยนตัวแปรให้แก่สมการกลายพันธุ์มีผลต่อความเร็วในการค้นหาคำตอบมาก แต่ไม่พบความแตกต่างที่สำคัญสำหรับความสามารถในการค้นหาคำตอบเจอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นายเอกรัฐ อัครินนวนาวา  
 วัน เดือน ปีเกิด 5 กันยายน 2536  
 ประวัติการศึกษา 2556 ระดับอุดมศึกษา  
 คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
 มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์  
 ประสบการณ์การทำงาน  
 พ.ศ.2561-2562 ตำแหน่งนักวิจัยข้อมูล (Data Science)  
 บริษัท ฟีดแบค180 จำกัด



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้