ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การใช้แอนท์อัลกอริธึมในการแก้ปัญหาการหาคำตอบที่ดีที่สุด

ANT ALGORITHM FOR OPTIMIZATION

H006363

โดย

ศุภลักษณ์ อโณทัยไพบูลย์

SUPALAK ANOTHAIPAIBOON

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร. อาริต ธรรมโน

หมวดหมู่.....
เลขทะเบียน 06363
วัน,เดือน,ปี 14 ธ.ค. 2554

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

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2552

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ANT ALGORITHM FOR OPTIMIZATION

SUPALAK ANOTHAIPAIBOON

A REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE

REQUIREMENTS OF THE COURSE

SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT

MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

1/ 2009

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2009

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใบรับรองโครงการพัฒนาระบบงาน (SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT)

เรื่อง

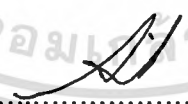
การใช้แอนท์อัลกอริธึมในการแก้ปัญหาการหาคำตอบที่ดีที่สุด

ANT ALGORITHM FOR OPTIMIZATION

นางสาวศุภลักษณ์ อโณทัยไพบูลย์

รหัสประจำตัว 50066424

ขอรับรองว่ารายงานฉบับนี้ ข้าพเจ้าไม่ได้คัดลอกมาจากที่ใด
รายงานฉบับนี้ได้รับการตรวจสอบและอนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของ
การศึกษาวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (เทคโนโลยีสารสนเทศ)
ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2552



.....อาจารย์ที่ปรึกษา

(รศ.ดร. อาริต ธรรมโน)

.....กรรมการสอบ

(รศ.ดร. วรพจน์ กรีสุระเดช)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การใช้แอนท์อัลกอริธึมในการแก้ปัญหาการหาคำตอบที่ดีที่สุด
นักศึกษา	นางสาวศุภลักษณ์ อโณทัยไพบูลย์
รหัสนักศึกษา	50066424
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2552
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

แอนท์อัลกอริธึม (Ant Algorithm) หรือแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization) เป็นวิธีการแก้ปัญหาในการหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยอาศัยการเลียนแบบพฤติกรรมการหาอาหารของมดในการเลือกเส้นทางหาอาหารที่ดีที่สุด ซึ่งอาศัยระดับความเข้มข้นของฟีโรโมนเป็นตัวเลือกเส้นทาง โดยโครงงานนี้นำเสนอการนำเจเนติกอัลกอริธึม (Genetic Algorithm) ซึ่งเป็นวิธีการในการหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยศึกษาจากกระบวนการทางพันธุกรรมของสิ่งมีชีวิต เช่น การสืบทอด การคัดเลือกสายพันธุ์ เป็นต้น เข้ามาผสมผสานให้วิธีการหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยใช้แอนท์อัลกอริธึมมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Ant Algorithm for Optimization
Student	Miss. Supalak Anothaipaiboon
Student ID.	50066424
Degree	Master of Science
Program	Information Technology
Major	Information Science
Academic Year	2009
Advisor	Assoc. Prof. Dr. Arit Thammano

ABSTRACT

Ant Algorithm or Ant Colony Optimization is a methaheuristic that can be used to solve optimization problems. It takes inspiration from foraging behavior of real ants. These ants use the pheromone concentration for finding the best path to forage.

In this project, Genetic Algorithm – a methaheuristic to find a solution for optimization problems that studying biological processes of organism such as inheritance, selection etc. is introduced to increase efficiency of Ant Colony Optimization.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

การจัดทำโครงงานพัฒนาระบบนี้จะไม่สามารถสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีหากปราศจากความช่วยเหลือและสนับสนุนจากบุคคลต่างๆ ดังนี้

ขอขอบคุณ รศ.ดร.อาริต ธรรมโน อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานที่ให้ความช่วยเหลือ และให้คำแนะนำที่ดีในเรื่องการจัดทำโครงงาน ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการพัฒนาโครงงานนี้

ขอบคุณคุณพ่อ คุณแม่ และน้องชาย ที่ให้การสนับสนุน และกำลังใจที่ดีตลอดการทำโครงงานนี้

ขอบคุณ คุณธเนศ วงศ์วาณิชวัฒนา ที่ให้คำปรึกษาและแนะนำในการเขียนโปรแกรม และขอบคุณเพื่อนๆ ทุกคนที่คอยให้กำลังใจ และคำแนะนำที่ดีเสมอมา หวังว่าโครงงานนี้จะให้ประโยชน์แก่ผู้ที่สนใจไม่มากก็น้อย

ศุภลักษณ์ อโณทัยไพบูลย์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....II

กิตติกรรมประกาศ.....III

สารบัญ.....IV

สารบัญตาราง.....VI

สารบัญรูป.....VII

บทที่ 1 บทนำ.....1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....1

1.3 ขอบเขตของการศึกษา.....2

1.4 ขั้นตอนการศึกษา.....2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....2

บทที่ 2 ทฤษฎี Ant Colony Optimization และ Genetic Algorithm.....3

2.1 ทฤษฎีแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization).....3

2.1.1 ความเป็นมาของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน.....3

2.1.2 อัลกอริธึมของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน.....5

2.1.3 การทำงานของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันอัลกอริธึม.....12

2.1.4 ตัวอย่างการทำงานของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันอัลกอริธึม.....17

2.2 ทฤษฎีเจเนติกอัลกอริธึม (Genetic Algorithm).....21

2.2.1 ความเป็นมาของเจเนติกอัลกอริธึม.....22

2.2.2 หลักการพื้นฐานของเจเนติกอัลกอริธึม.....23

2.3 การประยุกต์ใช้เจเนติกอัลกอริธึมในแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน.....28

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการศึกษา.....30

3.1 โครงสร้างการทำงานของระบบ.....30

3.2 การออกแบบโปรแกรมประยุกต์.....30

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.3 ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์.....34
3.4 ขั้นตอนการทดลอง.....34

บทที่ 4 ผลการทดลอง.....37
4.1 การเตรียมเส้นทาง.....37
4.2 การคำนวณหาเส้นทาง.....40
4.3 การเปรียบเทียบและประเมินผล.....50
4.3.1 การทดลองเปลี่ยนค่าตัวแปร.....50
4.3.2 การทดลองเปลี่ยนค่าจำนวนเมือง.....51

บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ.....59
5.1 สรุปผลการทดลอง.....59
5.2 ข้อเสนอแนะ.....59

บรรณานุกรม.....60
ประวัติผู้เขียนผู้เขียนโครงงาน.....61

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

4.1 แสดงเส้นทางเดิน, ระยะทางที่มดแต่ละตัวเดินทางได้ และปริมาณฟีโรโมนบนเส้นทางของผลลัพธ์ในรอบที่ค้นพบเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางแบบปกติ.....41

4.2 แสดงเส้นทางเดิน, ระยะทางที่มดแต่ละตัวเดินทางได้ และปริมาณฟีโรโมนบนเส้นทางของผลลัพธ์ในรอบที่ค้นพบเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางมีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover).....45

4.3 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเปลี่ยนค่าตัวแปรต่างๆ ของการเดินทางปกติ.....50

4.4 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเปลี่ยนค่าตัวแปรต่างๆ ของการเดินทางแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง.....50

4.5 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 10 เมือง.....56

4.6 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 20 เมือง.....57

4.7 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 30 เมือง.....57

4.8 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 40 เมือง.....58

4.9 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 50 เมือง.....58

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 แสดงลักษณะสะพานคู่ (a) สะพานคู่ที่มีความยาวเท่ากัน (b) สะพานคู่ที่มีความยาวต่างกัน.....4

2.2 แสดงการเดินทางของมดบนสะพานคู่ที่มีความยาวต่างกัน.....4

2.3 แสดงกราฟการเดินทางของมดเทียมในการแก้ปัญหาการเดินทางของเซลแมน.....6

2.4 แสดงการสร้างกราฟของปัญหาการเดินทางของเซลแมน.....7

2.5 แสดง The Ant Colony Optimization Metaheuristic.....8

2.6 แสดงการทำงานของอัลกอริธึม AS.....13

2.7 แสดงการทำงานของอัลกอริธึม MMAS.....15

2.8 แสดงการทำงานของอัลกอริธึม ACS.....16

2.9 แสดงค่าเริ่มต้นของตัวอย่าง.....17

2.10 แสดงภาพตารางค่าที่กำหนดให้.....17

2.11 แสดงค่าเริ่มต้นของการสร้างคำตอบในรอบที่ 2.....19

2.12 แสดงตัวอย่างคำตอบ (โครโมโซม) ในปัญหาการจัดของใส่กระเป๋า.....24

2.13 แสดงการคัดเลือกสายพันธุ์โดยใช้วงล้อถ่วงน้ำหนัก.....25

2.14 แสดงวิธีการข้ามสายพันธุ์แบบหนึ่งตำแหน่ง.....26

2.15 แสดงการกลายพันธุ์แบบหนึ่งตำแหน่ง.....26

2.16 แสดงขั้นตอนการทำงานของ GA.....28

2.17 แสดงตัวอย่างการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ของเมืองในการเดินทางของมด.....29

3.1 แสดงหน้าจอหลักของฟังก์ชันการทำงานของโปรแกรม.....31

3.2 แสดงตำแหน่งเมืองตามแนวแกน X และ Y.....32

3.3 แสดงรายงานผลลัพธ์ในรูปแบบตาราง.....33

3.4 แสดงรายงานผลลัพธ์ในรูปแบบกราฟ.....33

3.5 แสดงหน้าจอสำหรับกำหนดค่าในการสร้างแผนที่เมือง.....35

3.6 แสดงหน้าจอสำหรับการนำเข้าข้อมูลแผนที่เมืองที่ได้สร้างไว้แล้ว.....35

3.7 แสดงการกำหนดค่าตัวแปรต่างๆเพื่อใช้ในการคำนวณ.....36

4.1 แสดงการเก็บแผนที่เมืองในลักษณะไฟล์ XML.....37

4.2 แสดงการกำหนดค่าที่จะใช้ในการสร้างแผนที่เมือง.....38

4.3 แสดงลักษณะของแผนที่เมืองที่ใช้ในการทดลอง.....39

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.4 แสดงตำแหน่งของเมืองในแผนที่ที่ใช้ทดลองตามแนวแกน X และ Y.....39

4.5 แสดงแผนที่เมืองที่มดจะทำการเดินทางและค่าตัวแปรที่กำหนด.....40

4.6 แสดงผลลัพธ์ที่ได้หลังจากทำการคำนวณการเดินทางแบบปกติ.....41

4.7 กราฟแสดงเส้นทางที่ดีที่สุดที่มดค้นพบในแต่ละรอบของการเดินทางแบบปกติ.....44

4.8 แสดงผลลัพธ์ที่ได้หลังจากทำการคำนวณการเดินทางแบบมีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover).....45

4.9 กราฟแสดงเส้นทางที่ดีที่สุดที่มดค้นพบในแต่ละรอบของการเดินทางแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover).....48

4.10 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการเดินทางทั้งสองแบบของมด.....49

4.11 แสดงรายงานผลลัพธ์สุดท้ายที่ได้.....49

4.12 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 10 เมือง.....51

4.13 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 10 เมือง ตามแนวแกน X และ Y.....52

4.14 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 20 เมือง.....52

4.15 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 20 เมือง ตามแนวแกน X และ Y.....53

4.16 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 30 เมือง.....53

4.17 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 30 เมือง ตามแนวแกน X และ Y.....54

4.18 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 40 เมือง.....54

4.19 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 40 เมือง ตามแนวแกน X และ Y.....55

4.20 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 50 เมือง.....55

4.21 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 50 เมือง ตามแนวแกน X และ Y.....56

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

แอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization) และเจเนติกอัลกอริธึม (Genetic Algorithm) เป็นวิธีการแก้ปัญหาในการหาคำตอบที่ดีที่สุด โดยแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันเป็นการหาคำตอบโดยการอาศัยการเลียนแบบพฤติกรรมการหาอาหารของมด ซึ่งมดจะเลือกเส้นทางในการหาอาหารที่ดีที่สุด (สั้นที่สุด) โดยอาศัยระดับความเข้มข้นของฟีโรโมนซึ่งเป็นสารเคมีที่มดปล่อยออกมาขณะเดินทางเป็นตัวช่วยในการเลือกเส้นทาง ส่วนเจเนติกอัลกอริธึมนั้นเป็นการหาคำตอบโดยการศึกษาจากกระบวนการทางพันธุกรรมของสิ่งมีชีวิต เช่น การสืบทอด การคัดเลือกสายพันธุ์ เป็นต้น

จากการศึกษาวิธีการแก้ปัญหาทั้งสองวิธีนี้ทั้งแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน และเจเนติกอัลกอริธึม จึงเป็นที่น่าสนใจว่าหากนำเจเนติกอัลกอริธึมเข้ามาผสมผสานกับแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันในการหาคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหา จะช่วยให้วิธีการอย่างแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันนั้นมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้นได้อย่างไร

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อศึกษาวิธีการแก้ปัญหาในการหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยใช้แอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization)
2. เพื่อศึกษาวิธีการแก้ปัญหาในการหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยใช้เจเนติกอัลกอริธึม (Genetic Algorithm)
3. ศึกษาการนำเจเนติกอัลกอริธึม (Genetic Algorithm) เข้ามาผสมผสานกับแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization) เพื่อช่วยให้วิธีการแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3 ขอบเขตของการศึกษา

การศึกษาพัฒนาระบบนี้มีขอบเขตของการศึกษา คือ การศึกษาทฤษฎีแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization) และเจเนติกอัลกอริธึม (Genetic Algorithm) ซึ่งเป็นวิธีการในการแก้ปัญหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุด พร้อมทั้งทำการศึกษาการนำเจเนติกอัลกอริธึมเข้ามาผสมผสานกับแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน เพื่อช่วยให้การทำงานของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น และทำการพัฒนาระบบที่แสดงการทำงานของวิธีการแก้ปัญหาทั้งสองได้ถูกต้องตามทฤษฎีที่ได้ทำการศึกษามา

1.4 ขั้นตอนการศึกษา

1. ศึกษาทฤษฎีการแก้ปัญหาในการคำตอบที่ดีที่สุดโดยใช้วิธีแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization)
2. ศึกษาทฤษฎีการแก้ปัญหาในการคำตอบที่ดีที่สุดโดยใช้เจเนติกอัลกอริธึม Genetic Algorithm)
3. ศึกษาถึงการนำเจเนติกอัลกอริธึมเข้ามาผสมผสานกับแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน เพื่อช่วยให้การทำงานของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น
4. ศึกษาและทำการพัฒนาระบบที่แสดงการทำงานของวิธีแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันและเจเนติกอัลกอริธึม
5. วิเคราะห์และประเมินผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาระบบ

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้รับความรู้และเข้าใจเทคนิควิธีการในการแก้ปัญหาในการหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยใช้วิธีแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization) และเจเนติกอัลกอริธึม (Genetic Algorithm)
2. ได้รับความรู้และเทคนิคในการนำเอาเจเนติกอัลกอริธึมเข้าไปผสมผสานกับแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันเพื่อช่วยให้วิธีการนี้มีประสิทธิภาพในการทำงานยิ่งขึ้น
3. สามารถพัฒนาระบบที่แสดงการทำงานของวิธีการแก้ปัญหาในการหาคำตอบที่ดีที่สุดทั้งสองวิธีได้อย่างถูกต้อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2

ทฤษฎี Ant Colony Optimization และ Genetic Algorithm

2.1 ทฤษฎีแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization)

แอนท์ โคโลนี ออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization : ACO) เป็นวิธีการแก้ปัญหาการหาคำตอบที่ดีที่สุดในปัญหาการจัดเรียงลำดับก่อนหลัง (Combinatorial Optimization Problems) โดยได้รับแรงบันดาลใจจากพฤติกรรมการหาอาหารของมดบางสายพันธุ์ ACO นั้นเป็นส่วนหนึ่งของความฉลาดแบบกลุ่ม (Swarm Intelligence) ซึ่งเป็นวิธีแก้ปัญหาที่ได้รับแรงบันดาลใจมาจากพฤติกรรมของแมลงและสัตว์อื่นๆ เช่น อาณาจักรมด, ฝูงนก และฝูงปลา เป็นต้น ซึ่งมีพฤติกรรมทางสังคมแบบกระจาย และมีการจัดระบบด้วยตัวเอง

วิธีการของ ACO นั้น มดจะปล่อยสารเคมีชนิดหนึ่งชื่อว่า ฟีโรโมน (Pheromone) ไว้บนเส้นทางที่มดเดินทาง เพื่อที่จะทำเครื่องหมายไว้ให้มดตัวอื่นในอาณาจักรเลือกเส้นทางเดียวกัน โดยเส้นทางใดที่มีระดับความเข้มข้นของฟีโรโมนมากก็มีความเป็นไปได้ที่เส้นทางนั้นจะเป็นเส้นทางที่ดีที่สุด (สั้นที่สุด) ที่จะไปยังแหล่งอาหาร หากเส้นทางใดที่มีปริมาณของความเข้มข้นของฟีโรโมนน้อย (มีการระเหยมาก) แสดงว่าเป็นเส้นทางที่ยาว มดก็จะไม่เลือกเส้นทางนั้น

2.1.1 ความเป็นมาของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน

ตามธรรมชาตินั้นแมลงต่างๆ สามารถมีปฏิกิริยาตอบสนองต่อสิ่งใหม่ที่มากระตุ้นได้ ทั้งจากแมลงตัวอื่นผลิตขึ้นมา และจากที่ตัวมันเองผลิตต่อแมลงตัวอื่นๆ ในอาณาจักร ซึ่งเรียกว่าเป็นการใช้ธรรมชาติเป็นสื่อในการติดต่อสื่อสารกันแบบไม่มีสัญลักษณ์ (Stigmergy) ลักษณะสำคัญที่ทำให้การสื่อสารนี้แตกต่างจากแบบอื่นๆ คือ

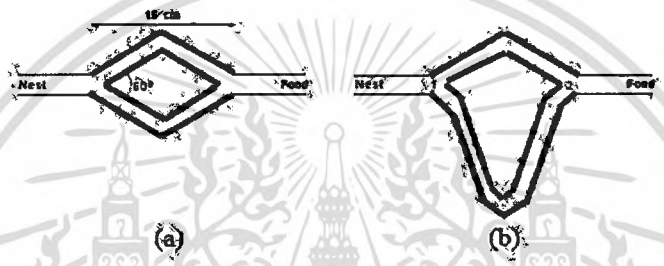
(1) เป็นการสื่อสารแบบทางอ้อม ไม่ใช้สัญลักษณ์ใดๆ แต่จะสร้างสื่อสำหรับติดต่อสื่อสารกันจากธรรมชาติ ซึ่งแมลงจะแลกเปลี่ยนข้อมูลข่าวสารกันโดยการเปลี่ยนแปลงธรรมชาติของมันเพื่อให้ตัวอื่นๆ รับรู้

(2) ข้อมูลข่าวสารที่ได้จากการสื่อสารแบบนี้จะเป็นสิ่งเฉพาะที่สามารถรับรู้ได้เฉพาะแมลงในละแวกที่ข้อมูลถูกปล่อยออกมาเท่านั้น

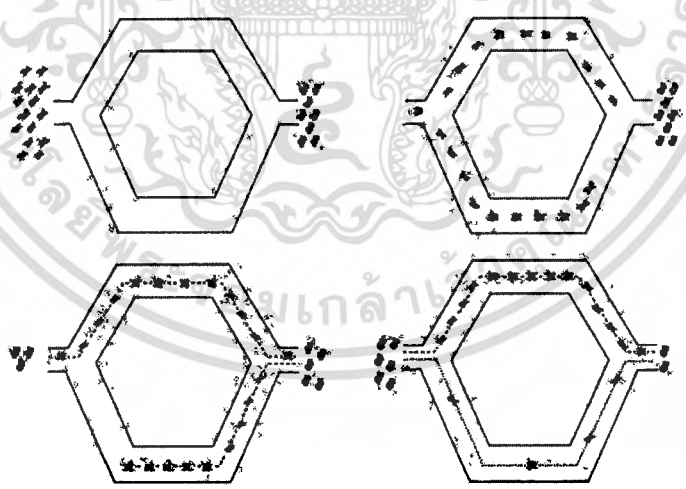
ซึ่งการสื่อสารลักษณะนี้สามารถสังเกตได้จากอาณาจักรของมด เช่น มดหลายสายพันธุ์จะเดินไปยังตำแหน่งของอาหารตามเส้นทางที่มีสารฟีโรโมนซึ่งเป็นสารเคมีที่มีกลิ่นหอมที่ปล่อยออกมาจากตัวมด และมดตัวอื่นสามารถรู้ถึงบริเวณที่มีฟีโรโมนได้ แล้วเดินตามเส้นทางที่มีระดับความเข้มข้นของฟีโรโมนสูง จากวิธีการนี้เองมดจึงสามารถขนถ่ายอาหารไปยังรังของมันได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการทดลองในการไปยังแหล่งอาหารของมดโดยใช้สะพานคู่ที่มีความยาวเท่ากัน (ดังรูปที่ 2.1a) ในตอนเริ่มแรกที่ยังไม่มีการสะสมฟีโรโมน (ระดับความเข้มข้นของฟีโรโมนมีค่าเป็นศูนย์) มดจะทำการเริ่มสำรวจรอบรังแล้วสุ่มเลือกสะพานขึ้นมาเพื่อใช้เดินทาง ระหว่างทางมดแต่ละตัวจะมีการปล่อยสารฟีโรโมนสะสมเอาไว้จนถึงแหล่งอาหาร หลังจากนั้นการเลือกเส้นทางครั้งต่อไปของมดจะแปรผันตามค่าความเข้มข้นของฟีโรโมน โดยสะพานที่มีปริมาณของฟีโรโมนมากกว่าจะดึงดูดมดได้มาก ทำให้ในครั้งต่อๆไปทั้งอาณานิคมมดจะใช้สะพานเส้นนั้นทุกครั้ง ซึ่งกลไกลักษณะที่อิงการเพิ่มขึ้นของปฏิกิริยาเคมีแบบนี้คือ กลไกการย้อนกลับแบบบวก (Positive feedback)



รูปที่ 2.1 แสดงลักษณะสะพานคู่ (a) สะพานคู่ที่มีความยาวเท่ากัน (b) สะพานคู่ที่มีความยาวต่างกัน (Dorigo M., Birattari M. and Stutzle T. 2006 : 28-39)



รูปที่ 2.2 แสดงการเดินทางของมดบนสะพานคู่ที่มีความยาวต่างกัน (Cordon O., Herrera F. and Stutzle T. 2002 : 141-175)

ต่อมามีการทดลองโดยใช้สะพานคู่แต่มีความยาวที่ต่างกัน (ดังรูปที่ 2.1b) มดเลือกเส้นทางที่สั้นได้ในครั้งแรกๆ นั่นเป็นเพราะว่าเส้นทางสั้นมดจะรับรู้ฟีโรโมนได้ใกล้กว่า (ดังรูปที่ 2.2) จึงทำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ให้เพิ่มความเป็นไปได้ที่มดตัวอื่นๆจะเลือกเส้นทางสั้นมากกว่าเส้นทางยาว แสดงออกมาเป็นสมการได้ดังนี้

$$p_1 = \frac{(m_1 + k)^h}{(m_1 + k)^h + (m_2 + k)^h} \tag{1.1}$$

โดยสมมติว่าหลังจากเวลา t ตั้งแต่เริ่มการทดลอง มดจำนวน m_1ใช้สะพานแรก และมดจำนวน m_2 ใช้สะพานที่ 2 ส่วน p_1 คือความน่าจะเป็นที่มดจะเลือกสะพานที่ 1, k และ h คือ ค่าคงที่ที่เหมาะสม ($k \approx 20, h \approx 2$), $p_2 = 1 - p_1$ คือ ความน่าจะเป็นที่มดจะเลือกสะพานที่ 2

2.1.2 อัลกอริธึมของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน

เนื่องจาก ACO ได้รับแรงบันดาลใจมาจากพฤติกรรมของมดจริงในการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสม จึงทำให้เกิดระบบมดเทียม (Artificial ants) ขึ้นใช้เป็นตัวแทนในการคำนวณใน ACO ซึ่งลักษณะที่เหมือนกันระหว่างมดจริงและมดเทียมคือ

- เลือกอาณาจักรที่จะมีปฏิสัมพันธ์ได้เอง
- ทั้งมดจริงและมดเทียมแก้ไขสิ่งแวดล้อมของมันผ่านการติดต่อสื่อสารโดยธรรมชาติด้วยการใช้ฟีโรโมน ซึ่งในมดเทียมร่องรอยฟีโรโมนเทียมนั้นจะเป็นข้อมูลตัวเลข
- ทำการหาเส้นทางที่สั้นที่สุดจากจุดเริ่มต้น (รังมด) ไปยังจุดมุ่งหมาย (อาหาร) เหมือนกัน
- มดเทียมสร้างคำตอบซ้ำๆ ด้วยการประยุกต์กฎการสุ่มคำตอบในการเคลื่อนที่ระหว่าง node ติดกันเหมือนกับมดจริง

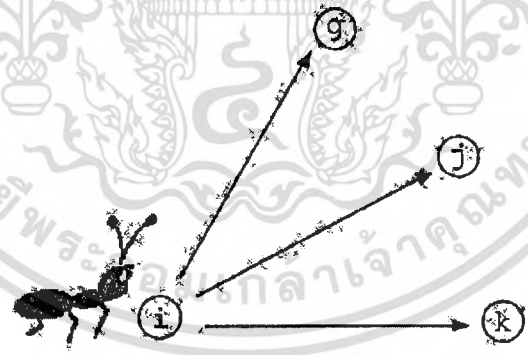
และลักษณะที่แตกต่างกันของมดจริงและมดเทียมคือ

- มดเทียมสามารถใช้สิ่งที่ช่วยในการแก้ปัญหานอกเหนือจากฟีโรโมนได้
- มีความจำไว้เก็บเส้นทางได้
- จำนวนของฟีโรโมนที่สะสมโดยมดเทียมเป็นฟังก์ชันของคุณภาพคำตอบที่พบโดยมดแต่ละตัว โดยเกี่ยวข้องกับเวลาและการสะสมฟีโรโมน มดเทียมมักจะสะสมฟีโรโมนหลังจากสร้างคำตอบที่สมบูรณ์แล้ว
- ใน ACO Algorithm ไม่ได้รวมเรื่องการระเหยของฟีโรโมนเข้าไป เพราะการระเหยของมันทำให้มดเทียมค่อยๆ ลืมเส้นทางที่เก็บสะสมในอดีตไปอย่างช้าๆ และไปหาเส้นทางใหม่ในที่สุด จึงต้องหลีกเลี่ยงเพื่อไม่ให้เกิดการได้คำตอบที่ไม่ดีเท่าที่ควร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เพื่อปรับปรุง ACO Algorithm ให้มีประสิทธิภาพและประสิทธิผลยิ่งขึ้น สามารถเพิ่มประสิทธิภาพให้ได้ เช่น เพิ่มวิธี look ahead, local optimization และ backtracking เข้าไปได้

ระบบมดเทียมนี้นำมาประยุกต์ใช้กับการแก้ปัญหาต่างๆได้ เช่น การเดินทางของเซลแมน (Traveling salesmen problem) โดยปัญหานี้ต้องการหาเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางซึ่งต้องเดินทางให้ครบทุกเมืองและไม่ซ้ำกัน โดยมีการกำหนดเมืองและระยะทางระหว่างเมืองมาให้ ใน ACO นั้นจะแก้ปัญหาโดยให้มดเทียมทำการเคลื่อนที่บนกราฟ แต่ละเมืองแทนด้วยจุดยอดของกราฟและขอบของกราฟแสดงเส้นเชื่อมต่อระหว่าง 2 เมือง ส่วนตัวแปรที่แทนสารฟีโรโมนนั้นจะมีความสัมพันธ์กับขอบและสามารถถูกอ่านค่าและแก้ไขได้โดยมดเทียมเท่านั้น จากการที่ ACO เป็นอัลกอริธึมที่ทำงานซ้ำเป็นรอบๆ แต่ละรอบมดเทียมจะสร้างคำตอบโดยการเดินจากจุดยอดหนึ่งไปยังอีกจุดยอดหนึ่งบนกราฟ ด้วยเงื่อนไขที่ว่าห้ามไปจุดที่ซ้ำกับที่เคยไปมาแล้ว มดเทียมจะเลือกจุดยอดที่จะไปตามวิธีการทางสถิติซึ่งอิงกับค่าฟีโรโมน สมมติว่ามดเลือกจุดยอด i (ดังรูปที่ 2.3) ถ้าจุดยอด j เป็นจุดที่ไม่เคยไปมาก่อน มันมีความน่าจะเป็นที่จะถูกเลือกโดยอิงกับระดับฟีโรโมนที่ขอบ (i, j) และ ณ ตอนสิ้นสุดของแต่ละรอบค่าฟีโรโมนจะถูกปรับปรุงเพื่อใช้อ้างอิงในอนาคต สำหรับให้มดสร้างคำตอบได้ใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุดของรอบที่ผ่านมา



รูปที่ 2.3 แสดงกราฟการเดินทางของมดเทียมในการแก้ปัญหาการเดินทางของเซลแมน (Dorigo M., Birattari M. and Stutzle T. 2006 : 28-39)

ปัญหาในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในการจัดเรียงลำดับ (Combinatorial optimization problem) เป็นอีกหนึ่งปัญหาที่นำระบบมดเทียมมาประยุกต์ใช้ได้ ซึ่งมีแบบจำลองที่ใช้ในการแก้ปัญหาดังนี้

$$p = (S, \Omega, f) \tag{1.2}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่

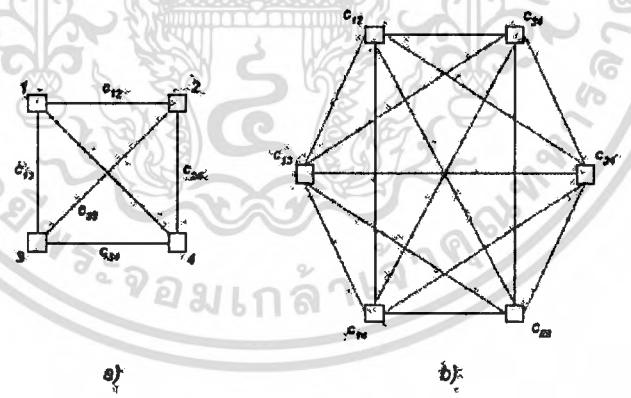
- S คือ พื้นที่ในการค้นหาบนเซตจำกัดของตัวแปรตัดสินใจแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete decision variable) X_i i = 1,..., n ซึ่งมีค่า $D_i = \left\{V_i^1,...,V_i^{|D_i|}\right\}$

- Ω คือ ชุดของเงื่อนไข

- คำตอบที่เหมาะสม s $\in$ S คือ การกำหนดค่าอย่างสมบูรณ์ให้กับเงื่อนไขทั้งหมดใน Ω โดย s* $\in$ S ถูกเรียกว่า ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดทั้งหมด (Global optima) ถ้า $f(s*) \le f(s) \forall s \in S$

แบบจำลองที่กล่าวมาข้างต้นนี้ถูกนำไปใช้กำหนดแบบจำลองฟีโรโมนของ ACO โดยที่ค่าฟีโรโมนจะเกี่ยวข้องกับแต่ละการกำหนดค่าที่เป็นไปได้ให้กับตัวแปร (ชุดของค่าที่เป็นไปได้ของคำตอบแทนด้วย C) ตามรูปแบบแล้วนั้น ค่าฟีโรโมน τ_{ij} จะมีความสัมพันธ์กับส่วนประกอบของคำตอบ c_{ij} ซึ่งประกอบด้วย $X_{ij} = v_i^j$

ใน ACO นั้นมดเทียมสร้างวิธีแก้ปัญหาโดยการเดินเชื่อมต่อกันแบบเต็มจนเป็นกราฟ $G_C(V,E)$ ซึ่ง V คือ ชุดของจุดยอด และ E คือ ชุดของขอบ มดเทียมจะค่อยๆ สร้างวิธีแก้ปัญหาบางส่วนโดยการเดินจากจุดหนึ่งไปจุดหนึ่งตามขอบของกราฟ พร้อมทั้งมีการสะสมจำนวนของฟีโรโมนบนส่วนประกอบของกราฟทั้งบนจุดยอดหรือขอบที่มดเดินผ่าน ซึ่งจำนวนของฟีโรโมน $\Delta\tau$ ขึ้นกับคุณภาพของวิธีแก้ปัญหาที่พบ แล้วมดตัวถัดมาก็จะใช้ข้อมูลของฟีโรโมนที่มีอยู่เป็นสิ่งนำทางไปยังบริเวณที่ต้องการต่อไป



รูปที่ 2.4 แสดงการสร้างกราฟของปัญหาการเดินทางของเซลแมน (Dorigo M., Birattari M. and Stutzle T. 2006 : 28-39)

เมื่อย้อนกลับไปดูปัญหาการเดินทางของเซลแมน คำตอบสามารถแสดงผ่านชุดของตัวแปรได้ โดยที่ตัวแปร n คือ จำนวนของเมือง, ส่วนประกอบของคำตอบถูกจับให้เป็นคู่ของเมืองที่จะไปก่อนและหลัง $c_{ij} = (i,j)$ คือ จะไปที่เมือง j หลังจากที่ไปเมือง i แล้ว ซึ่งในกรณีนี้กราฟที่สร้าง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขึ้นจะมีจุดยอดคือ เมือง และขอบ ซึ่งเป็นส่วนประกอบของคำตอบ (c_{ij}) จึงทำให้ขอบนั้นเป็นที่ไว้สะสมฟีโรโมน (ดังรูปที่ 2.4)

วิธีการ ACO แสดงได้โดยอัลกอริธึม 1 (ดังรูปที่ 2.5) หลังจากมีการกำหนดค่าเริ่มต้นแล้ว แต่ละรอบการหาคำตอบ จำนวนของคำตอบจะถูกสร้างขึ้น (ConstructAntSolutions) โดยมดเทียมจำนวน m ตัว จะสร้างคำตอบจากชุดของส่วนประกอบของคำตอบ $C=\{c_{ij}\}, i=1,...,n, j=1,...,|D_i|$ โดยเริ่มสร้างจากไม่มีคำตอบ $s^p=\varnothing$ ใดๆ แต่ละขั้นของการสร้างคำตอบ ส่วนของคำตอบ (s^p : Partial solution) จะถูกเพิ่มขึ้นด้วยการเพิ่มส่วนประกอบของคำตอบจากชุดของเมืองใกล้เคียงที่เป็นไปได้ $N(s^p)\subseteq C$ ซึ่งมาจากวิธีทางสถิติที่อิงกับฟีโรโมน

กฎการเลือกส่วนของคำตอบนั้นแตกต่างกันตาม ACO อัลกอริธึม แต่ทั้งหมดล้วนอิงจากพฤติกรรมของมดจริง โดยสามารถเพิ่มส่วนของคำตอบได้โดยไม่ต้องมีเงื่อนไข (Ω) ซึ่งกระบวนการในการสร้างคำตอบนี้เปรียบได้กับการเดินบนกราฟ $(G_C=(V,E))$ ต่อมาคำตอบจะถูกปรับปรุงโดยใช้วิธี local search (ApplyLocalSearch) ซึ่งขั้นตอนนี้จะทำหรือไม่ก็ได้ หลังจากนั้นขั้นตอนสุดท้ายฟีโรโมนจะถูกอัพเดท (UpdatePheromones) เพื่อเพิ่มค่าฟีโรโมนให้กับคำตอบที่ดีและลดค่าลงสำหรับคำตอบที่ไม่ดี

Algorithm 1 The Ant Colony Optimization Metaheuristic

```
Set parameters, initialize pheromone trails
while termination condition not met do
  ConstructAntSolutions
  ApplyLocalSearch (optional)
  UpdatePheromones
end while
```

รูปที่ 2.5 แสดง The Ant Colony Optimization Metaheuristic (Dorigo M., Birattari M. and Stutzle T. 2006 : 28-39)

มีอัลกอริธึมมากมายที่ถูกนำเสนอออกมา แต่ในที่นี้จะขอกล่าวถึง 3 อัลกอริธึม คือ อัลกอริธึมดั้งเดิม และ 2 อัลกอริธึมที่ประสบความสำเร็จสูงสุด

(1) *Ant System (AS)* เป็นอัลกอริธึมแรกที่ถูกนำเสนอ ลักษณะของอัลกอริธึมนี้ คือ แต่ละรอบของการหาคำตอบนั้นค่าฟีโรโมนจะถูกอัพเดทด้วยมดทั้งหมด (m) ที่มีการสร้างคำตอบในรอบนั้นๆ แสดงดังสมการ

$$\tau_{ij} \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij} + \sum_{k=1}^{m} \Delta\tau_{ij}^{k} \qquad (1.3)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่

- τ_{ij} คือ ฟีโรโมนตรงขอบระหว่างเมือง i กับ j

- ρ คือ อัตราการระเหยของฟีโรโมน ถูกใช้เพื่อให้มั่นใจว่าฟีโรโมนจะไม่ถูกสะสมอย่างไม่มีขอบเขต เพื่อหลีกเลี่ยงการยุดนิ่ง (Stagnation Behavior) นั่นคือเหตุการณ์ที่มดทั้งหมดสร้างคำตอบเดิมๆ พร้อมทั้งบอกสัดส่วนของฟีโรโมนเดิมที่ถูกนำมาไว้ในรอบถัดไป

- m คือ จำนวนมด

- $\Delta\tau_{ij}^{k}$ คือ ปริมาณของฟีโรโมนต่อหน่วยความยาวที่สะสมอยู่ตรงขอบ (i,j) ด้วยมด k

$$\Delta\tau_{ij}^{k} = \begin{cases} Q/L_k & \text{ถ้า มด k ใช้ขอบ (i,j) ในการเดินทาง} \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \tag{1.4}$$

โดยที่

Q คือ ค่าคงที่

L_k คือ ความยาวของการเดินทางที่ถูกสร้างด้วยมด k

ในการสร้างคำตอบ (Solution) มดเลือกเมืองที่จะเข้าไปด้วยวิธีทางสถิติ (Stochastic mechanism) เมื่อมด k เข้าไปในเมือง i และสร้างส่วนหนึ่งของคำตอบไว้แล้ว ความน่าจะเป็นที่จะไปยังเมือง j เป็น

$$p_{ij}^{k} = \begin{cases} \dfrac{\tau_{ij}^{\alpha} \cdot \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{c_{il} \in allowed_k} \tau_{il}^{\alpha} \cdot \eta_{il}^{\beta}} & \text{ถ้า } C_{ij} \in allowed_k \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \tag{1.5}$$

โดยที่

- $allowed_k$ คือ ชุดของเมืองที่มด k ยังไม่ได้เข้าไป

- l คือ เมืองที่มดยังไม่ได้เข้าไป

- α คือ พารามิเตอร์ที่ควบคุมค่าน้ำหนักที่เกี่ยวข้องกับร่องรอยของฟีโรโมน (τ_{ij}) ซึ่งบอกข้อมูลเกี่ยวกับจำนวนมดในอดีตที่เลือกขอบเดียวกัน หากกำหนดให้ค่า $\alpha = 0$ แสดงว่าจะไม่มีการพิจารณาปริมาณของฟีโรโมนในการเลือกเมืองถัดไปที่จะเดินทาง (มดไม่ใช้ฟีโรโมนในการสื่อสาร) แต่จะพิจารณาเลือกจากเมืองที่ใกล้ที่สุดแทน ทำให้อัลกอริธึมมีลักษณะใกล้เคียงกับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Probabilistic greedy algorithm ซึ่งเป็นอัลกอริธึมที่มีจุดเริ่มต้นได้หลากหลาย ในกรณีของมดนั้น คือ การที่มดถูกวางแบบสุ่มไว้ที่เมืองต่างๆกัน ณ ตอนเริ่มต้นการเดินทางแต่ละรอบ

หากค่า α มีค่าสูง หมายความว่า ปริมาณของฟีโรโมนตามเส้นทางมีความสำคัญมาก ดังนั้น มดมุ่งที่จะเลือกขอบที่ถูกเลือกแล้วด้วยมดตัวอื่นในอดีต

- β คือ พารามิเตอร์ค่าที่ควบคุมค่าน้ำหนักที่เกี่ยวข้องกับค่าการเรียนรู้ (heuristic value) η_{ij} ซึ่งเป็นค่าในการเรียนรู้การเคลื่อนที่จากเมือง i ไปยังเมือง j ดังสมการ

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \tag{1.6}$$

โดยที่ d_{ij} คือ ระยะทางระหว่างเมือง i และ j เป็นการให้ข้อมูลถึงเมืองที่ใกล้ที่สุดที่ควรจะเลือกเดินทางไป หากกำหนดให้ค่า $\beta = 0$ แสดงว่าจะมีแค่ปริมาณฟีโรโมนเท่านั้นที่ถูกพิจารณาเพื่อเป็นแนวทางในกระบวนการสร้างการเดินทาง (คำตอบ) เช่น ถ้าระดับความเข้มข้นของฟีโรโมนตามเส้นทางหนึ่งมีระดับสูงกว่าเส้นทางอื่น มดก็มักที่จะสร้างคำตอบเดิมๆ โดยการเลือกเส้นทางนั้นซึ่งเป็นคำตอบที่ดีสุด

หากค่า β มีค่าสูงมาก ในกรณีนี้ถึงแม้จะมีปริมาณฟรีโรโมนบนเส้นทางเดินสูง มดจะมีความเป็นไปได้สูงที่จะเลือกเมืองอื่นที่ใกล้กว่า

(2) *MAX-MIN Ant System (MMAS)* เป็นอัลกอริธึมที่ปรับปรุงมาจาก Ant System อัลกอริธึม ลักษณะเฉพาะของอัลกอริธึมนี้คือ มดตัวที่ดีที่สุดเท่านั้นที่จะอัพเดทฟีโรโมน และปริมาณของฟีโรโมนนั้นมีขอบเขต การอัพเดทฟีโรโมนแสดงได้ด้วยสมการ

$$\tau_{ij} \leftarrow \left[(1-\rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}^{best} \right]_{\tau_{\min}}^{\tau_{\max}} \tag{1.7}$$

โดยที่ $\tau_{\max}$ และ $\tau_{\min}$ คือ ค่าขอบเขตบนและขอบเขตล่างของฟีโรโมน ซึ่งค่าใน $[\square]$ ถูกกำหนดได้โดย

$$[x]_b^a = \begin{cases} a & \text{ถ้า } x > a \\ b & \text{ถ้า } x < b \\ x & \text{อื่นๆ} \end{cases} \tag{1.8}$$

ซึ่ง $x = \tau_{ij}$, $a = \tau_{\max}$ และ $b = \tau_{\min}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และ $\Delta\tau_{ij}^{best}$ คือ

$$\Delta\tau_{ij}^{best} = \begin{cases} 1/L_{best} & \text{ถ้า (i,j) เป็นการเดินทางที่ดีสุด} \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (1.9)$$

โดย L_{best} คือความยาวของการเดินทางของมดที่ทำได้ดีที่สุด บางครั้งอาจเป็นไปได้ว่าการเดินทางที่ดีที่สุด พบในรอบปัจจุบัน (iteration-best: L_{ib}) หรือพบตั้งแต่เริ่มอัลกอริธึม (best-so-far: L_{bs}) หรือพบได้จากทั้ง 2 ทาง

เกี่ยวกับเรื่องค่าขอบบน, ขอบล่าง ของฟีโรโมน $(\tau_{\max}, \tau_{\min})$ ซึ่ง 2 ค่านี้ได้มาจากการทดลองและปรับให้เข้ากับปัญหาเฉพาะที่กำลังพิจารณา แต่ก็มีบางแนวทางที่นำเสนอการหาค่า $\tau_{\max}, \tau_{\min}$ ด้วยการวิเคราะห์ (คำนวณ)

(3) *Ant Colony System (ACS)* เรื่องที่น่าสนใจของอัลกอริธึมนี้ คือ มีการทำ local pheromone update โดยมดทุกตัว นอกเหนือจากการทำการอัพเดทฟีโรโมนที่ตอนท้ายของกระบวนการสร้างคำตอบ (offline pheromone update)

โดย local pheromone update ถูกทำโดยมดทุกตัวขณะที่มดมีการสร้างคำตอบ ดังสมการ

$$\tau_{ij} = (1-\varphi)\cdot\tau_{ij} + \varphi\cdot\tau_0 \quad (1.10)$$

โดยที่

- $\varphi \in [0,1)$ คือ ค่าคงที่ความเสื่อมของฟีโรโมน
- τ_0 คือ ปริมาณฟีโรโมนเริ่มต้น

จุดมุ่งหมายหลักของการทำ local pheromone update คือ ทำให้การค้นหาคำตอบมีรูปแบบหลากหลาย โดยให้มดที่ตามหลังมาเป็นผู้ทำ โดยลดระดับความเข้มข้นของฟีโรโมนบนขอบที่เดินทางผ่าน มดจะบอกมดที่เดินตามมาให้เลือกขอบอื่น เพื่อสร้างคำตอบที่ต่างกัน จึงทำให้แทบจะไม่มีการสร้างคำตอบที่เหมือนกันใน 1 รอบการหาคำตอบเลย การอัพเดทฟีโรโมนที่ตอนท้ายของการสร้างคำตอบ (offline pheromone update) ในอัลกอริธึมนี้คล้ายกับอัลกอริธึม MMAS ตรงที่ทำที่ตอนท้ายของแต่ละรอบโดยมด 1 ตัว ซึ่งเป็นได้ทั้งแบบ iteration-best หรือ best-so-far ตามที่ได้กล่าวมาแล้วในอัลกอริธึม MMAS แต่สูตรการอัพเดทของอัลกอริธึมนี้จะแตกต่างไป ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\tau_{ij} \leftarrow \begin{cases} (1-\rho)\cdot\tau_{ij}+\rho\cdot\Delta\tau_{ij} & \text{ถ้า (i,j) เป็นการเดินทางที่ดีที่สุด} \\ \tau_{ij} & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (1.11)$$

ซึ่ง $\Delta\tau_{ij} = \frac{1}{L_{best}}$ เหมือนกับใน MMAS คือ L_{best} เป็นได้ทั้ง L_{lib} และ L_{bs}

ข้อแตกต่างอื่นๆที่สำคัญระหว่าง ACS และ AS คือ กฎการตัดสินใจที่มดใช้ในกระบวนการสร้างคำตอบ ใน ACS ที่เรียกว่า pseudorandom proportional rule จะใช้ความน่าจะเป็นในการที่มดเคลื่อนที่จากเมือง i ไปเมือง j ขึ้นกับตัวแปรสุ่ม q กระจายบน $[0,1]$และตัวแปร q_0 ซึ่ง $q_0 \in [0,1]$ ดังสมการ

If $q \le q_0$:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} 1, \text{ if s} = \arg\max_{c_{il} \in allowed_k} \left\{\tau_{il}\cdot\eta_{il}^{\beta}\right\} \\ 0, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (1.12)$$

Else $(q > q_0)$

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \dfrac{\tau_{ij}^{\alpha}\cdot\eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{c_{il} \in allowed_k} \tau_{il}^{\alpha}\cdot\eta_{il}^{\beta}} & \text{ถ้า } C_{ij} \in \text{allowed}_k \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (1.13)$$

2.1.3 การทำงานของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันอัลกอริธึม

(1) *Ant System (AS)* สามารถอธิบายขั้นตอนการทำงาน (ดังรูปที่ 2.6) ได้ดังนี้

1. ที่เฟสเริ่มต้น ณ เวลา t = 0 มดอยู่ที่เมืองต่างๆ มีค่าเริ่มต้นของความเข้มข้นของฟีโรโมนบนชุดของขอบเป็นศูนย์ $(\tau_{ij}(0))$

2. หน่วยความจำของมดแต่ละตัวที่ใช้สำหรับบันทึกเมืองที่มดเดินทางมาแล้ว (Tabu list) จะถูกกำหนดให้เป็นค่าเมืองเริ่มต้นที่มดอยู่

3. หลังจากนั้นมดทุกตัวจะเดินทางจากเมือง i ไปเมือง j โดยใช้ฟังก์ชันความน่าจะเป็นในการเลือกเมืองที่จะเดินทางถัดไป ดังสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$p_{ij}^{k} = \begin{cases} \dfrac{\tau_{ij}^{\alpha} \cdot \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{c_{il} \in allowed_k} \tau_{il}^{\alpha} \cdot \eta_{il}^{\beta}} & \text{ถ้า } C_{ij} \in allowed_k \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (1.14)$$

เมื่อมดเลือกเมืองที่จะเดินทางต่อไปได้แล้ว จะเพิ่มค่าเมืองถัดไปลงไปใน Tabu list

1. Initialize:
   - Set t := 0 {t is the time counter}
   - Set NC := 0 {NC is the cycles counter}
   - For every edge (i,j) set an initial value $\tau_{ij}(t)$ c for trail intensity and $\Delta\tau_{ij} = 0$
   - Place the m ants on the n nodes
2. Set s := 1 {s is the tabu list index}
   - For k := 1 to m do
     - Place the staring town of the kth ant in $tabu_k(s)$
3. Repeat until tabu list is full {this step will be repeated (n-1) times}
   - Set s := s + 1
   - For k := 1 to m do
     - Choose the town j to move to, with probability $p_{ij}^{k}(t)$ given by Eq. (1) {at time t the kth ant is on town i = $tabu_k(s-1)$}
     - Move the kth ant to the town j
     - Insert town j in $tabu_k(s)$
4. For k := 1 to m do
   - Move the kth ant from $tabu_k(n)$ to $tabu_k(1)$
   - Compute the length L_k of the tour described by the kth ant
   - Update the shortest tour found
   - For every edge (i,j)
   - For k := 1 to m do

$$\Delta\tau_{ij}^{k} = \begin{cases} \dfrac{Q}{L_k} & \text{if (i,j) } \in \text{ tour described by tabu}_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

   - $\Delta\tau_{ij} := \Delta\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}^{k};$
5. For every edge (i,j) compute $\tau_{ij}(t+n)$
   - According to equation $\Delta\tau_{ij}(t+n) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}$
   - Set t := t + n
   - Set NC := NC + 1
   - For every edge (i,j) set $\Delta\tau_{ij} = 0$
6. If (NC < NC_{max}) and (not stagnation behavior) then
   - Empty all tabu lists
   - Goto step 2

   else
   - Print shortest tour
   - Stop

รูปที่ 2.6 แสดงการทำงานของอัลกอริธึม AS (Dorico M., Maniezzo V and Colorni A. 1996 : 29-41)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. หลังจากทำการสร้างส่วนของคำตอบจำนวน n รอบ tabu list จะเต็ม ค่าความยาวของการเดินทางที่ถูกสร้างด้วยมด k (L_k) จะถูกคำนวณ และปริมาณของฟีโรโมนที่สะสมอยู่ตรงขอบ (i,j) ด้วยมด k จะถูกอัพเดทตามสมการ

$$\tau_{ij} \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij} + \sum_{k=1}^{m} \Delta\tau_{ij}^{k} \tag{1.15}$$

โดยที่ $\Delta\tau_{ij}^{k}$ มีเงื่อนไขดังสมการ

$$\Delta\tau_{ij}^{k} = \begin{cases} Q/L_k & \text{ถ้า มด k ใช้ขอบ (i,j) ในการเดินทาง} \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \tag{1.16}$$

5. เส้นทางที่สั้นที่สุดที่มดค้นพบในกระบวนการสร้างคำตอบ จะถูกบันทึกไว้ และหน่วยความจำ (Tabu list) จะถูกลบทิ้ง

6. กระบวนการตั้งแต่ข้อ 3-5 จะถูกทำซ้ำจนกว่ารอบการเดินทางจะถึงจุดสูงสุดตามที่ได้กำหนดไว้ $(NC_{\max})$ หรือกระบวนการจะหยุดเมื่อมดทั้งหมดสร้างการเดินทางเหมือนเดิม (Stagnation behavior)

(2) *MAX-MIN Ant System (MMAS)* สามารถอธิบายขั้นตอนการทำงาน (ดังรูปที่ 2.7) ได้ดังนี้

1. ในตอนเริ่มต้นนั้นมดจะทำการเลือกเมืองเริ่มต้นที่จะอยู่ โดยใช้วิธีการสุ่ม

2. ในแต่ละขั้นตอนการสร้างคำตอบ (การไปยังเมืองต่างๆ) มดจะเลือกเมืองที่จะเดินทางถัดไปจากเมืองที่ยังไม่เคยไปมาก่อน โดยใช้สมการความน่าจะเป็นในการเลือกเมืองถัดไปแบบเดียวกับของอัลกอริธึม Ant system (สมการที่ (1)) เมื่อเลือกเมืองถัดไปได้แล้ว มดก็จะทำการบันทึกเมืองที่เคยไปมาแล้วลงใน tabu list

3. หลังจากมดได้ทำการสร้างคำตอบในแต่ละรอบแล้ว และได้ทำการคำนวณความยาวของเส้นทางการเดินทางเรียบร้อย คำตอบของมดตัวนั้นจะถูกปรับปรุงให้ดีขึ้นโดยใช้การทำ local search

4. ถ้าคำตอบของมดตัวนั้นหลังจากที่ถูกปรับปรุงแล้วเป็นคำตอบที่ดีที่สุด มดตัวนั้นก็จะเป็นมดตัวที่ดีที่สุดที่จะทำการอัพเดทฟีโรโมน โดยใช้สมการ

$$\tau_{ij} \leftarrow \left[(1-\rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}^{best}\right]_{\tau_{\min}}^{\tau_{\max}} \tag{1.17}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยการอัพเดทค่าฟีโรโมนแต่ละครั้งจะทำที่ปริมาณน้อยๆก่อน ยกเว้นแต่เป็นกรณีการสร้างคำตอบที่เป็นแบบ Greedy จึงจะทำการอัพเดทปริมาณฟีโรโมนที่ค่า τ_{max} เลย

```
(1) Initialize the pheromone trails and the
    Parameters
(2) while (termination condition not met) do
  for k := 1 to m do
    construct a solution for ant k
  end for;
  Select ants to improve their solution by local
  search
  Apply local search to selected ants
  Update the pheromone trail,
  ∀τ_ij  τ_max ≥ τ_ij ≥ τ_min
(3) return best solution found
end MAX-MIN Ant System;
```

รูปที่ 2.7 แสดงการทำงานของอัลกอริธึม MMAS (Stutzle T. and Hoos H. 1997)

(3) *Ant Colony System (ACS)* สามารถอธิบายขั้นตอนการทำงาน (ดังรูปที่ 2.8) ได้ดังนี้

1. มดจำนวน m ตัว จะอยู่บนตำแหน่งเมืองเริ่มต้น จำนวน n เมือง โดยเลือกตามกฎเริ่มต้น เช่น เลือกโดยการสุ่ม

2. มดแต่ละตัวจะเริ่มสร้างคำตอบ โดยใช้กฎการตัดสินใจในการเปลี่ยนตำแหน่งที่เรียกว่า Pseudorandom proportional rule ดังสมการ

If $q \le q_0$:

$$p_{ij}^{k} = \begin{cases} 1, \text{ if s = arg max}_{c_{il} \in allowed_k} \left\{ \tau_{il} \cdot \eta_{il}^{\beta} \right\} \\ 0, \text{ otherwise} \end{cases} \qquad (1.18)$$

Else $(q > q_0)$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$p_{ij}^{k} = \begin{cases} \dfrac{\tau_{ij}^{\alpha} \cdot \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{c_{il} \in allowed_k} \tau_{il}^{\alpha} \cdot \eta_{il}^{\beta}} & \text{ถ้า } C_{ij} \in allowed_k \\ 0 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (1.19)$$

โดยขณะที่มดกำลังสร้างคำตอบมดก็จะทำการปรับปรุงปริมาณของฟีโรโมนบนขอบที่ทำการเดินทางผ่านด้วย โดยใช้การทำ local pheromone update ดังสมการ

$$\tau_{ij} = (1-\varphi)\cdot\tau_{ij} + \varphi\cdot\tau_0 \quad (1.20)$$

3. เมื่อมดทั้งหมดสร้างคำตอบเสร็จในแต่ละรอบ ปริมาณของฟีโรโมนจะถูกอัพเดทอีกครั้งบนขอบ (offline pheromone update) เพื่อไว้เป็นแนวทางในการบอกถึงระยะทางในการเดินทางแก่มดตัวต่อไป โดยระยะทางที่สั้นก็จะมีปริมาณฟีโรโมนมาก

$$\tau_{ij} \leftarrow \begin{cases} (1-\rho)\cdot\tau_{ij} + \rho\cdot\Delta\tau_{ij} & \text{ถ้า (i,j) เป็นการเดินทางที่ดีที่สุด} \\ \tau_{ij} & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (1.21)$$

```
Initialize
Loop /* at this level each loop is called an
iteration */
    Each ant is positioned on a starting node
    Loop /* at this level each loop is called a
step */
        Each ant applies a state transition rule to
incrementally build a solution
            and a local pheromone updating rule
    Until all ants have built a complete solution
    A global pheromone updating rule is
applied
Until End_condition
```

รูปที่ 2.8 แสดงการทำงานของอัลกอริธึม ACS (Dorico M. and Gambardella L.M. 1997 : 53-66)

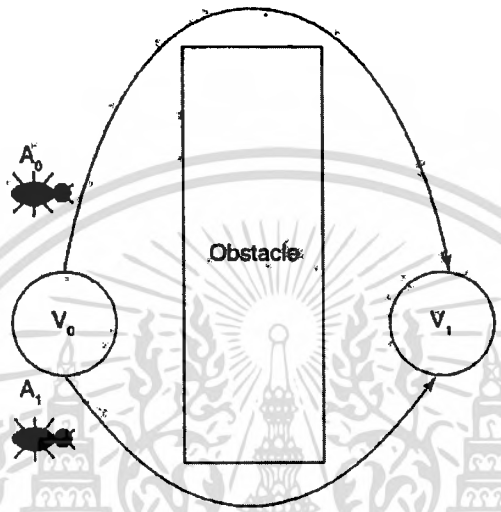
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

2.1.4 ตัวอย่างการทำงานของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันอัลกอริธึม

จากอัลกอริธึมของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน ในที่นี้จะแสดงตัวอย่างการทำงานของอัลกอริธึม Ant System (AS)

ตัวอย่าง กำหนดให้มีมดจำนวน 2 ตัว คือ มด A_0 และมด A_1 และมีเมืองจำนวน 2 เมือง คือ เมือง V_0 และเมือง V_1 ดังรูปที่ 2.9 และมีค่าที่กำหนดมาให้ดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.9 แสดงค่าเริ่มต้นของตัวอย่าง (Jones M.T. 2003)

$\rho = 0.6$

$\alpha = 3.0$

$\beta = 1.0$

	A_0	A_1
Distance Travelled	20	10
Q/Tour	0.5	1.0

รูปที่ 2.10 แสดงภาพตารางค่าที่กำหนดให้ (Jones M.T. 2003)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
06363

การทำงาน ณ เฟสเริ่มต้นมีขั้นตอน ดังนี้

1. ที่เฟสเริ่มต้น มดทั้ง 2 ตัว (มด A_0 และมด A_1) อยู่ที่เมือง V_0 มีค่าความเข้มข้นเริ่มต้นของฟีโรโมนบนขอบการเดินทางเป็นศูนย์ $(\tau_{ij}(0))$

2. หน่วยความจำของมด A_0 และมด A_1 ที่ใช้สำหรับบันทึกเมืองที่มดเดินทางมาแล้ว (Tabu list) กำหนดให้เป็นเมือง V_0

3. มด A_0 และมด A_1 เลือกที่จะเดินทางไปเมือง V_1 เนื่องจากตัวอย่างกำหนดให้ค่าเริ่มต้นของความน่าจะเป็นในการเลือกเมือง V_1 มีค่าเท่ากัน ดังนั้นมดแต่ละตัวจึงทำการเดินทางแยกไปคนละเส้นทาง โดยที่ มด A_0 เลือกเส้นทางบน ส่วนมด A_1 เลือกเส้นทางล่าง จากนั้นทำการเพิ่มเมือง V_1 เข้าไปที่หน่วยความจำของมด A_0 และมด A_1 (Tabu list)

4. เนื่องจากตัวอย่างมีเมืองให้มดเดินทางแค่ 2 เมือง ดังนั้น ณ ขณะนี้ได้มีการสร้างส่วนของคำตอบ (การเดินทาง) ครบแล้ว หน่วยความจำของมด A_0 และมด A_1 เต็ม จะทำการคำนวณค่าความยาวของการเดินทางของมด A_0 และมด A_1 (L_k) ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ความยาวของการเดินทางในเส้นทางบนของมด A_0 มีค่าเท่ากับ 20 และมด A_1 มีค่าเท่ากับ 10 จากนั้นทำการอัพเดทปริมาณของฟีโรโมนที่สะสมอยู่ตรงขอบการเดินทางในเส้นทางบนและล่างของมด A_0 และมด A_1

อัพเดทปริมาณของฟีโรโมนที่ขอบการเดินทางไปยังเมือง V_0 ในเส้นทางบนของมด A_0 ดังสมการ

$$\tau_{ij} \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij} + \sum_{k=1}^{m} \Delta\tau_{ij}^{k} \qquad (1.22)$$

โดยที่ $\Delta\tau_{ij}^{k} = Q/L_k$ ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $\Delta\tau_{V_0V_1}^{A_0} = 0.5$ และ $\Delta\tau_{V_0V_1}^{A_1} = 1.0$ ดังรูปที่ 2.10

ดังนั้น จะได้ปริมาณที่สะสมบนขอบการเดินทางเส้นบนของมด A_0 เป็น

$$\tau_{V_0V_1} = (1-\rho)\tau_{V_0V_1} + \Delta\tau_{V_0V_1}^{A_0}$$
$$\tau_{V_0V_1} = (1-0.6)0 + 0.5 = 0.5$$

และปริมาณที่สะสมบนขอบการเดินทางเส้นล่างของมด A_1 เป็น

$$\tau_{V_0V_1} = (1-\rho)\tau_{V_0V_1} + \Delta\tau_{V_0V_1}^{A_1}$$
$$\tau_{V_0V_1} = (1-0.6)0 + 1.0 = 1.0$$

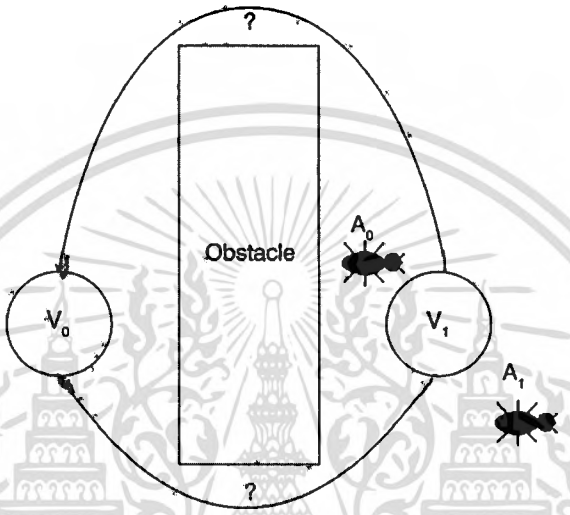
5. บันทึกเส้นทางที่สั้นไว้ ซึ่งก็คือเส้นทางด้านล่างที่เดินทางด้วยมด A_1 ซึ่งมีปริมาณฟีโรโมนที่สะสมอยู่มีค่าเท่ากับ 1.0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. การสร้างคำตอบยังไม่ครบจำนวนรอบสูงสุด คือ 2 รอบ กระบวนการจะถูกทำซ้ำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2-5 และหน่วยความจำ (Tabu list) จะถูกลบทิ้ง

การทำงานในรอบที่ 2 มีขั้นตอน ดังนี้

1. การทำงานในรอบที่ 2 นั้น มด A_0 และมด A_1 อยู่ที่เมือง V_1 จะทำการเดินทางกลับมายังเมือง V_0 ซึ่งค่าเริ่มต้นกำหนดได้ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 แสดงค่าเริ่มต้นของการสร้างคำตอบในรอบที่ 2 (Jones M.T. 2003)

2. หน่วยความจำของมด A_0 และมด A_1 ที่ใช้สำหรับบันทึกเมืองที่มดเดินทางมาแล้ว (Tabu list) จะบันทึกเป็นเมือง V_1

3. มด A_0 และมด A_1 เลือกที่จะเดินทางไปเมือง V_0 ซึ่งความน่าจะเป็นในการที่มด A_0 และมด A_1 จะเลือกเดินทางไปยังเมือง V_0 สามารถคำนวณได้ ดังสมการ

$$p_{ij}^{k} = \frac{\tau_{ij}^{\alpha} \square \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{c_{il} \in allowed_k} \tau_{il}^{\alpha} \square \eta_{il}^{\beta}} \qquad (1.23)$$

ซึ่งค่า $\rho = 0.6$, $\alpha = 3.0$, $\beta = 1.0$ กำหนดไว้ดังรูปที่ 2.10 และค่า η กำหนดดังสมการ $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$ โดยที่ความยาวของการเดินทางของมด A_0 และมด A_1 (L_k) ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ความยาวของการเดินทางในเส้นทางบนของมด A_0 มีค่าเท่ากับ 20 และมด A_1 มีค่าเท่ากับ 10 จะได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\eta_{upper} = \frac{1}{d_{upper}}$$

$$\eta_{upper} = \frac{1}{20} = 0.5$$

และ

$$\eta_{lower} = \frac{1}{d_{lower}}$$

$$\eta_{lower} = \frac{1}{10} = 0.1$$

ดังนั้น ความน่าจะเป็นที่มด A_0 และมด A_1 จะเลือกเดินทางไปยังเมือง V_0 โดยใช้เส้นทางบนเป็น

$$p_{upper} = \frac{\tau_{upper}^{\alpha} \cdot \eta_{upper}^{\beta}}{\left(\tau_{upper}^{\alpha} \cdot \eta_{upper}^{\beta}\right) + \left(\tau_{lower}^{\alpha} \cdot \eta_{lower}^{\beta}\right)}$$

$$p_{upper} = \frac{0.5^{3.0} \cdot 0.5^{1.0}}{\left(0.5^{3.0} \cdot 0.5^{1.0}\right) + \left(1.0^{3.0} \cdot 0.1^{1.0}\right)} = 0.385$$

และความน่าจะเป็นที่มด A_0 และมด A_1 จะเลือกเดินทางไปยังเมือง V_0 โดยใช้เส้นทางล่างเป็น

$$p_{lower} = \frac{\tau_{lower}^{\alpha} \cdot \eta_{lower}^{\beta}}{\left(\tau_{upper}^{\alpha} \cdot \eta_{upper}^{\beta}\right) + \left(\tau_{lower}^{\alpha} \cdot \eta_{lower}^{\beta}\right)}$$

$$p_{lower} = \frac{1.0^{3.0} \cdot 0.1^{1.0}}{\left(0.5^{3.0} \cdot 0.5^{1.0}\right) + \left(1.0^{3.0} \cdot 0.1^{1.0}\right)} = 0.615$$

จากความน่าจะเป็นในการที่มด A_0 และมด A_1 จะเลือกเส้นทางไปยังเมือง V_0 นั้นพบว่ามดทั้ง 2 ตัว จะเลือกเส้นทางล่าง ซึ่งมีความน่าจะเป็นสูงกว่าเส้นทางบน จากนั้นทำการเพิ่มเมือง V_0 เข้าไปที่หน่วยความจำของมด A_0 และมด A_1 (Tabu list)

4. เนื่องจากตัวอย่างมีเมืองให้มดเดินทางแค่ 2 เมือง ดังนั้น ณ ขณะนี้ได้มีการสร้างส่วนของคำตอบ (การเดินทาง) ครบแล้ว หน่วยความจำของมด A_0 และมด A_1 เต็ม จะทำการคำนวณค่าความยาวของการเดินทางของมด A_0 และมด A_1 (L_k) ซึ่งทั้งมด A_0 และมด A_1 เลือกเส้นทางล่างในการเดินทางซึ่งมีความยาวเท่ากับ 10 จากนั้นทำการอัพเดทปริมาณของฟีโรโมนที่สะสมอยู่ตรงขอบการเดินทางในเส้นทางล่างที่มด A_0 และมด A_1 เลือกเดินทาง ดังสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\tau_{ij} \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij} + \sum_{k=1}^{m} \Delta\tau_{ij}^{k} \qquad (1.24)$$

โดยที่ $\Delta\tau_{ij}^{k} = Q/L_k$ ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $\Delta\tau_{V_1V_0}^{A_0} = 0.5$ และ $\Delta\tau_{V_1V_0}^{A_1} = 1.0$ ดังรูปที่ 2.10

ดังนั้น จะได้ปริมาณฟีโรโมนที่สะสมบนขอบการเดินทางเส้นล่างของมด A_0 และมด A_1 เป็น

$$\tau_{V_1V_0} \leftarrow (1-\rho)\tau_{V_1V_0} + \sum_{k=A_0}^{A_1} \Delta\tau_{V_1V_0}^{k}$$

$$\tau_{V_1V_0} = (1-0.6)1.0 + (0.5+1.0) = 1.9$$

5. บันทึกเส้นทางที่สั้นไว้ ซึ่งก็คือเส้นทางด้านล่างที่เดินทางด้วยมด A_0 และมด A_1 ซึ่งมีปริมาณฟีโรโมนที่สะสมอยู่มีค่าเท่ากับ 1.9

6. การสร้างคำตอบครบจำนวนรอบสูงสุด คือ 2 รอบ จากเส้นทางที่บันทึกไว้พบว่าเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางของมด คือ เส้นทางล่าง ที่มดทำการเดินทางจากเมือง V_1 ไปยังเมือง V_0 มีความยาวเท่ากับ 10 และมีปริมาณฟีโรโมนเท่ากับ 1.9 ซึ่งเป็นเส้นทางที่มีปริมาณฟีโรโมนที่สูงกว่าเส้นทางด้านล่างที่มดทำการเดินทางจากเมือง V_0 ไปยังเมือง V_1 เมื่อครบจำนวนรอบสูงสุดและพบเส้นทางที่สั้นที่สุดแล้วอัลกอริธึมจะหยุดทำงาน

2.2 ทฤษฎีเจเนติกอัลกอลิธึม (Genetic Algorithm)

เจเนติก อัลกอริธึม (Genetic Algorithm: GA) เป็นเทคนิคการคำนวณทางวิวัฒนาการ ที่ใช้ในการหาคำตอบในปัญหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งเป็นวิธีการค้นหาค่าที่อิงจากวิวัฒนาการของประชากร โดยได้รับแรงบันดาลใจมาจากวิวัฒนาการทางด้านชีววิทยาของสิ่งมีชีวิต เช่น การถ่ายทอด, การคัดเลือกสายพันธุ์, การข้ามสายพันธุ์, การกลายพันธุ์ เป็นต้น อัลกอริธึมนี้ เริ่มต้นด้วยการสุ่มคำตอบขึ้นมา และทำการค้นหาคำตอบที่ดีที่สุด โดยการปรับปรุงคำตอบไปเรื่อยๆ โดย ใช้หลักการ Survival of The Fittest คือ ผู้ที่มีความเหมาะสมที่สุดเท่านั้นที่จะอยู่รอดในรุ่นต่อไป จุดมุ่งหมายของเจเนติกอัลกอริธึมนั้นต้องการสำรวจคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมดด้วยค่าฟังก์ชันความเหมาะสม (Fitness Value) คำตอบนั้นจะถูกมองเป็นจุด ดังนั้นจึงกล่าวได้ว่าเจเนติกอัลกอริธึมเป็นการต้องการหาจุดที่มีความเหมาะสมที่สุด โดยใช้เครื่องมือที่ได้แรงบัลดาลใจมาจากการคัดเลือกสายพันทางธรรมชาติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.1 ความเป็นมาของเจเนติกอัลกอริธึม

เจเนติก อัลกอริธึม (Genetic Algorithm: GA) เป็นวิธีการปรับตัวที่ใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าที่ดีที่สุด ซึ่งอิงมาจากกระบวนการทางพันธุกรรมของสิ่งมีชีวิต ในประชากรแต่ละรุ่นนั้นจะค่อยๆ มีวิวัฒนาการตามหลักการคัดเลือกสายพันธุ์ตามธรรมชาติ ผู้ที่เหมาะสมที่สุดจะเป็นผู้ที่อยู่รอดต่อไปตามที่ Charles Darwin ได้กล่าวไว้ และด้วยการจำลองกระบวนการนี้มาทำให้ GA สามารถมีวิวัฒนาการของคำตอบไปสู่ปัญหาในโลกของความเป็นจริงได้

GA พัฒนาขึ้นโดย John Holland ในปี ค.ศ. 1975 โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อต้องการสรุปและอธิบายถึงกระบวนการที่ปรับตัวได้ของระบบธรรมชาติอย่างถูกต้องแม่นยำ และต้องการออกแบบระบบเทียม เพื่อรักษากลไกที่สำคัญของระบบธรรมชาติไว้ โดยที่ GA ได้จำลองกระบวนการทางชีววิทยาของประชากรในธรรมชาติซึ่งมีความจำเป็นที่ต้องมีวิวัฒนาการ ในธรรมชาติประชากรแต่ละคนมีการต่อสู้ซึ่งกันและกันเพื่อแย่งชิงทรัพยากรต่างๆ เช่น อาหาร, น้ำ และที่อยู่อาศัย โดยเฉพาะสมาชิกจาก species เดียวกัน มักที่จะต่อสู้กันเพื่อดึงดูดเพศตรงข้าม ส่วนใหญ่นั้นพวกที่ประสบความสำเร็จในการอยู่รอด และหาคู่ได้จะมีจำนวนผู้สืบเชื้อสายค่อนข้างมาก ส่วนพวกที่มีประสิทธิภาพต่ำก็จะผลิตผู้สืบเชื้อสายหรือทายาทในจำนวนน้อยหรือไม่มีเลย ซึ่งหมายความว่ายีนจากสิ่งมีชีวิตที่สามารถปรับตัวได้ หรือมีความเหมาะสมจะแพร่ออกไปเพื่อเพิ่มจำนวนของสิ่งมีชีวิตในรุ่นต่อไป การรวมกันของลักษณะที่ดีจากบรรพบุรุษที่แตกต่างกันนั้น บางครั้งสามารถผลิตทายาทที่มีลักษณะเหมาะสมที่สุดได้ ซึ่งจะมีความสมบูรณ์มากกว่ารุ่นพ่อแม่ จึงทำให้ species เจริญไปเป็นสิ่งมีชีวิตที่มีความเหมาะสมกับธรรมชาติได้มาก

GA ใช้ความเหมือนของพฤติกรรมทางธรรมชาติทำงานกับประชากรแต่ละคน โดยประชากรจะถูกกำหนดค่าความเหมาะสมให้ตามคุณภาพของคำตอบ เช่น โครงสร้างของสะพาน มีค่าความเหมาะสมเป็นสัดส่วนของแรงกับน้ำหนัก ในธรรมชาตินั้นมีค่าเท่ากับการกำหนดผลลัพธ์ของสิ่งมีชีวิตที่แย่งชิงทรัพยากรกัน สิ่งมีชีวิตใดที่มีความเหมาะสมสูงก็จะได้รับโอกาสให้สืบพันธุ์โดยการผสมข้ามสายพันธุ์กับสิ่งมีชีวิตอื่นต่อไป การกระทำนี้จะให้กำเนิดทายาทออกมา ซึ่งแบ่งคุณลักษณะบางอย่างมาจากรุ่นพ่อแม่ ส่วนสิ่งมีชีวิตที่มีความเหมาะสมน้อย ก็จะไม่ค่อยมีโอกาสได้รับเลือกให้สืบพันธุ์ และค่อยๆสูญพันธุ์ไปในที่สุด ประชากรใหม่ทั้งหมดของคำตอบที่เป็นไปได้จะถูกทำให้กำเนิดโดยการคัดเลือกตัวที่ดีที่สุดจากประชากรรุ่นปัจจุบัน และผสมพันธุ์ตัวที่คัดเลือกมาเพื่อให้กำเนิดประชากรชุดใหม่ต่อไป ประชากรรุ่นใหม่นี้จะประกอบไปด้วยสัดส่วนลักษณะเฉพาะของสมาชิกที่ดีในประชากรรุ่นที่แล้วเป็นจำนวนมาก ซึ่งวิธีนี้ทำให้หลายๆรุ่นมีประชากรลักษณะดี ที่ผสมแลกเปลี่ยนลักษณะที่ดีซึ่งกันและกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2 หลักการพื้นฐานของเจเนติกอัลกอริธึม

ก่อนที่ GA จะสามารถทำงานได้สำหรับปัญหาหนึ่งๆ ต้องมีการถอดรหัสที่เหมาะสม แล้วยังต้องการค่าความเหมาะสมให้กับรหัสเหล่านั้นซึ่งกำหนดเป็นจำนวนข้อดีของแต่ละรหัสคำตอบ ขณะทำงานประชากรรุ่นพ่อแม่ต้องถูกเลือกมาเพื่อสืบพันธุ์ และทำการสืบพันธุ์เพื่อสร้างผู้สืบเชื้อสายหรือทายาทต่อไป ซึ่งสามารถอธิบายกระบวนการได้ ดังนี้

1. รูปแบบโครโมโซม (Encoding)

สำหรับปัญหาหนึ่งๆข้อมูลจะถูกสมมติให้เป็นคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งอาจแสดงเป็นชุดของตัวแปร เช่น ความกว้างยาวของคานในการออกแบบสะพาน โดยที่ตัวแปรเหล่านั้นจะถูกรวมเข้าด้วยกันเพื่อสร้างเป็นสายของคำตอบ (String) ซึ่ง Holland ได้เสนอไว้ว่าสายของคำตอบเหล่านั้นจะใช้ในรูปแบบของตัวอักขระไบนารี่ (Binary Alphabet)

เมื่อมองในมุมของนักพันธุศาสตร์ ชุดของตัวแปรที่เรียงต่อกันเป็นสาย (String) ก็คือโครโมโซม (Chromosome) ส่วนตัวแปรที่เป็นบิทหรืออักขระนั้นก็เปรียบเสมือนยีน (Gene) ค่าของอักขระ (Character Value) หรือค่าของบิท (Bit Value) ก็เปรียบเสมือนค่าที่แสดงลักษณะต่างๆ ภายในยีนเรียกว่า แอลลี (Allele) ชุดของตัวแปรเฉพาะเรียกว่า จีโนไทป์ (Genotype) ซึ่งจะประกอบไปด้วยข้อมูลจำเป็นในการสร้างสิ่งมีชีวิตซึ่งจะแสดงลักษณะภายนอกที่ปรากฏเรียกว่า ฟีโนไทป์ (Phenotype) เช่น ถ้าปัญหาคือการหาค่ามากที่สุดของฟังก์ชัน 3 ตัวแปร F(x,y,z) อาจแสดงแต่ละตัวแปรโดยใช้เลขไบนารี่ 10 bit ดังนั้นโครโมโซมนี้จะประกอบด้วย 3 ยีน และมีตัวเลขไบนารี่ 30 bit หรือในงานการออกแบบสะพาน ชุดของตัวแปรที่ระบุการออกแบบเฉพาะจะเป็นจีโนไทป์ (Genotype) ส่วนโครางสร้างที่สร้างเสร็จแล้วจะเป็นฟีโนไทป์ (Phenotype)

2. การกำหนดประชากรเริ่มต้น (Initialization)

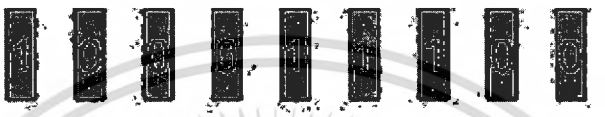
กำหนดปัญหาขึ้นโดยการสุ่มประชากรเริ่มต้น โดยที่ขนาดของประชากรจะขึ้นอยู่กับปัญหาซึ่งอาจเป็นจำนวนร้อยหรือพันก็ได้ ซึ่งจากที่ทำกันมานั้นประชากรจะถูกสุ่มขึ้นมาครอบคลุมขอบเขตของคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมด

3. ฟังก์ชันค่าความเหมาะสม (Fitness Function)

ฟังก์ชันค่าความเหมาะสมต้องถูกกำหนดขึ้นสำหรับปัญหาแต่ละปัญหาที่ต้องการแก้ไข จากโครโมโซม (คำตอบที่เป็นไปได้) ที่ให้มาค่าฟังก์ชันความเหมาะสมจะคืนค่ามาเป็นตัวเลขเดี่ยวๆที่เป็นค่าที่เหมาะสมที่สุด หรือเป็นจำนวนของข้อดีของโครโมโซมนั้น ซึ่งเป็นค่าที่สมมติขึ้นอย่างเหมาะสมกับประโยชน์และความสามารถของแต่ละโครโมโซม ในปัญหาหลายๆปัญหานั้นสามารถเลือกค่าฟังก์ชันความเหมาะสมที่ดีที่สุดได้ ดังนั้นค่าความเหมาะสมก็คือค่าที่ใช้วัดคุณภาพของคำตอบว่าจะสามารถใช้แก้ปัญหาได้ดีเพียงไร ตัวอย่างเช่น ในปัญหาการจัดของใส่กระเป๋านั้นต้องการที่จะจัดของใส่กระเป๋าให้ได้มากที่สุดในพื้นที่ที่จำกัด ตัวแทนของคำตอบ (โครโมโซม) ก็

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คือ Array ของ bit โดยที่แต่ละ bit นั้นจะแสดงแต่ละวัตถุที่จะนำมาใส่ในกระเป๋า ซึ่งมีค่าเป็น 0 หรือ 1 ซึ่ง 0 คือไม่มีวัตถุนั้นในกระเป๋า ส่วน 1 คือมีวัตถุนั้นในกระเป๋า วัตถุทุกๆอย่างนั้นไม่สามารถไปอยู่ในกระเป๋าได้หมดเนื่องด้วยพื้นที่ที่จำกัด ดังนั้นค่าความเหมาะสมของคำตอบก็คือจำนวนของวัตถุทั้งหมดในกระเป๋า โดยการนับจำนวน bit ที่มีค่าเป็น 1 นั่นเอง ดังรูปที่ 2.12 จากภาพนั้นพบว่ามีค่าความเหมาะสมเท่ากับ 4 โดยนับจาก bit ที่มีค่าเป็น 1 ซึ่งก็คือการมีสิ่งของใส่กระเป๋า จะพบว่ากระเป๋าใบนี้มีวัตถุอยู่ด้านในทั้งหมด 4 อย่าง



รูปที่ 2.12 แสดงตัวอย่างคำตอบ (โครโมโซม) ในปัญหาการจัดของใส่กระเป๋า (ปริศนา แช่มสุขขี. 2547)

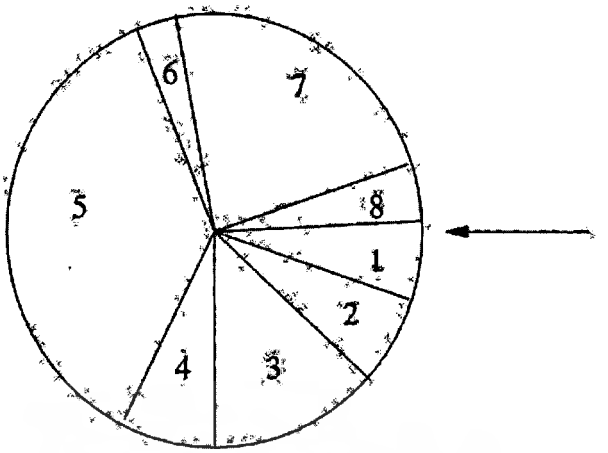
4. <u>การดำเนินการทางพันธุศาสตร์</u> (Genetic Operators)

การดำเนินการทางพันธุศาสตร์ที่มักถูกใช้ คือ การคัดเลือกสายพันธุ์ (Selection), การข้ามสายพันธุ์ (Crossover) และการกลายพันธุ์ (Mutation) ซึ่งจะนำมาใช้กับประชากรของโครโมโซมเพื่อผลิตประชากรรุ่นใหม่ที่เป็นไปได้ต่อไป

4.1 <u>การคัดเลือกสายพันธุ์</u> (Selection) การคัดเลือกสายพันธุ์หรือกระบวนการสืบพันธุ์ จะทำการคัดลอกแต่ละคำตอบ (String) ซึ่งเป็นโครโมโซมพ่อแม่ (Parents Chromosome) ไปในชุดโครโมโซมต้นแบบ (Mating Pool) เพื่อทำกระบวนการทางพันธุศาสตร์ต่อไป จำนวนของการคัดลอกนั้นจะเป็นสัดส่วนโดยตรงกับค่าความเหมาะสม โดยที่โครโมโซมใดมีค่าความเหมาะสมสูงก็มีโอกาสให้กำเนิดทายาทรุ่นต่อไปได้มากกว่า วิธีการคัดเลือกนั้นมีหลายวิธี ตัวอย่างเช่น

- วิธีวงล้อถ่วงน้ำหนัก (Roulette Wheel) วงล้อนี้มีจำนวนหลายช่อง ซึ่งแต่ละช่องแทนขนาดของประชากร P โดยขนาดของช่องนั้นจะเป็นสัดส่วนกับค่าความเหมาะสมของโครโมโซมแต่ละโครโมโซมจะถูกเลือกโดยใช้การหมุนวงล้อ และเมื่อวงล้อหยุดหมุนตำแหน่งของวงล้อที่ตรงกับตัวบ่งชี้ (Marker) จะถูกบันทึกไว้ ดังนั้นจำนวนครั้งที่แต่ละโครโมโซมจะถูกเลือกจึงเป็นสัดส่วนกับค่าความเหมาะสมของตัวมันเอง หรือเป็นสัดส่วนกับขนาดของช่องนั่นเอง ถ้าช่องของวงล้อกว้างก็จะมีค่าความเหมาะสมมากจึงมีโอกาสถูกเลือกได้มาก ดังรูปที่ 2.13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.13 แสดงการคัดเลือกสายพันธุ์โดยใช้วงล้อถ่วงน้ำหนัก (Bandyopadhyay S. 2007)

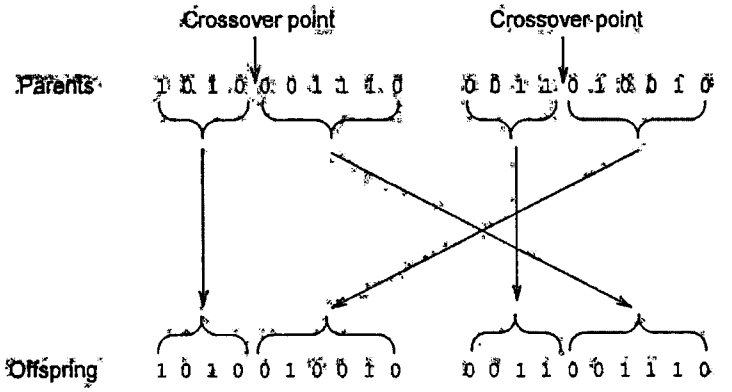
- วิธีคัดเลือกแบบ Binary tournament ทำโดยเลือกโครโมโซม 2 ตัวด้วยวิธีการสุ่ม และตัวใดที่มีค่าความเหมาะสมมากกว่าก็จะถูกเลือกไปใช้ ซึ่งจะทำกระบวนการนี้ไปเรื่อยๆจนกว่าชุดโครโมโซมต้นแบบ (Mating Pool) จะเต็ม

4.2 <u>การข้ามสายพันธุ์</u> (Crossover)

วัตถุประสงค์หลักของการทำการข้ามสายพันธุ์นั้นเพื่อต้องการแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างโครโมโซมต้นแบบ (Parents Chromosome) ที่ถูกเลือกมาแบบสุ่ม ด้วยการผสมส่วนของโครโมโซมต้นแบบ (Parents Chromosome) ทั้ง 2 โครโมโซมเข้าด้วยกันเพื่อผลิตทายาทรุ่นใหม่ออกมา วิธีการที่ใช้ทำการข้ามสายพันธุ์นั้นสามารถทำได้หลายวิธี ไม่ว่าจะเป็นการข้ามสายพันธุ์แบบหนึ่งตำแหน่ง (Single-Point Crossover), การข้ามสายพันธุ์แบบสองตำแหน่ง (Two-Point Crossover), การข้ามสายพันธุ์แบบหลายตำแหน่ง (Multiple-Point Crossover), การข้ามสายพันธุ์แบบสลับ (Shuffle-exchange Crossover) และการข้ามสายพันธุ์แบบตรงกัน (Uniform Crossover) ซึ่งในที่นี้จะขอยกตัวอย่างวิธีการข้ามสายพันธุ์แบบหนึ่งตำแหน่งมาแสดงรายละเอียดดังนี้

การข้ามสายพันธุ์แบบหนึ่งตำแหน่งนั้นอันดับแรกต้องทำการเลือกโครโมโซมต้นแบบ (Parents Chromosome) มา 1 คู่ ด้วยการสุ่มจากชุดของโครโมโซมต้นแบบ (Mating Pool) แล้วทำการตัดสายโครโมโซมที่ตำแหน่งใดๆ (k) ด้วยวิธีการสุ่มที่ตำแหน่งระหว่าง 1 ถึง l-1 โดยที่ l คือความยาวของโครโมโซม ทำให้ในแต่ละโครโมโซมต้นแบบถูกแบ่งออกเป็นส่วนหัวและส่วนหาง ซึ่งส่วนหางจะเริ่มที่ตำแหน่งถัดจากจุดที่ถูกตัด (k+1) ไปจนถึงจุดสุดท้ายของโครโมโซม (l) โดยจะทำการสับเปลี่ยนสายโครโมโซมที่บริเวณส่วนหาง และหลังจากทำการสับเปลี่ยนแล้ว ก็จะได้โครโมโซมชุดใหม่ออกมา 2 โครโมโซม ดังรูปที่ 2.14

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

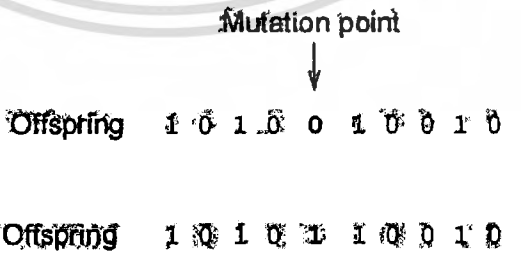


รูปที่ 2.14 แสดงวิธีการข้ามสายพันธุ์แบบหนึ่งตำแหน่ง (Beasley D., Bull D.R and Martin R.R. 1993 : 58-69)

เนื่องจากการข้ามสายพันธุ์จะทำการสุ่มเลือกคู่โครโมโซมต้นแบบ (Parents Chromosome) ขึ้นมา การข้ามสายพันธุ์จึงไม่ได้ถูกใช้กับโครโมโซมทุกคู่ในชุดโครโมโซมต้นแบบ (Mating Pool) ถ้าโครโมโซมคู่ใดไม่มีการข้ามสายพันธุ์เกิดขึ้น การผลิตทายาทรุ่นต่อไปจะทำโดยการทำสำเนามาจากโครโมโซมต้นแบบ (Parents Chromosome) ซึ่งทำให้แต่ละตัวมีโอกาสส่งผ่านยีนของตัวเองโดยปราศจากการถูกแยกยีนออกจากกันโดยการข้ามสายพันธุ์

4.3 <u>การกลายพันธุ์</u> (Mutation)

กระบวนการกลายพันธุ์นั้นจะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลง ทำให้เกิดลักษณะใหม่ๆขึ้น หรือทำให้เกิดคำตอบที่แตกต่างไปจากเดิม กระบวนการนี้จะถูกใช้ในรุ่นลูกแต่ละตัวหลังจากผ่านการทำการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) มาแล้ว โดยโครโมโซมรุ่นลูกจะถูกเปลี่ยนโดยการสุ่มตำแหน่งขึ้นมาแล้วทำการเปลี่ยนค่าที่ตำแหน่งนั้น การกลายพันธุ์นั้นสามารถทำได้ในหลายๆตำแหน่งเช่นเดียวกับการข้ามสายพันธุ์ เช่น หากทำการสุ่มตำแหน่งบนสายโครโมโซมแบบไบนารี่ของรุ่นลูก ได้ตำแหน่งที่ 5 จะทำการเปลี่ยนค่า ณ ตำแหน่งนั้นจาก 0 เป็น 1 หรือ 1 เป็น 0 ดังแสดงในรูปที่ 2.15



รูปที่ 2.15 แสดงการกลายพันธุ์แบบหนึ่งตำแหน่ง (Beasley D., Bull D.R and Martin R.R. 1993 : 58-69)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. ค่าพารามิเตอร์ใน GA (Parameters of Genetic Algorithms)

ใน GA นั้นมีค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องมากมาย ซึ่งเป็นทั้งแบบที่ได้รับการปรับ หรือกำหนดไว้แน่นอนโดยโปรแกรมเมอร์ ตัวอย่างค่าพารามิเตอร์ เช่น ขนาดของประชากร, ความยาวของโครโมโซม, ความน่าจะเป็นในการข้ามสายพันธุ์, ความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์, เงื่อนไขในการหยุดทำงาน และวิธีการแทนที่ประชากร ซึ่งสามารถยกตัวอย่างรายละเอียดของพารามิเตอร์ต่างๆ ได้ดังนี้

- วิธีการแทนที่ประชากร โดยทั่วไปนั้นจะแทนที่ประชากรปัจจุบันทั้งหมดด้วยประชากรรุ่นใหม่ แต่ถ้าหากใช้วิธีการแทนที่ประชากรแบบ Steady-state นั้น จะมีแค่ประชากรที่มีค่าความเหมาะสมน้อยเท่านั้นที่จะถูกแทนที่ด้วยประชากรที่มีค่าความเหมาะสมสูงกว่า ซึ่งในแต่ละรุ่นจะมีประชากรใหม่จำนวนเล็กน้อยเท่านั้นที่ถูกสร้างขึ้น เนื่องจากว่าประชากรรุ่นปัจจุบันที่มีค่าความเหมาะสมต่ำในแต่ละรอบการทำงานมีจำนวนน้อย

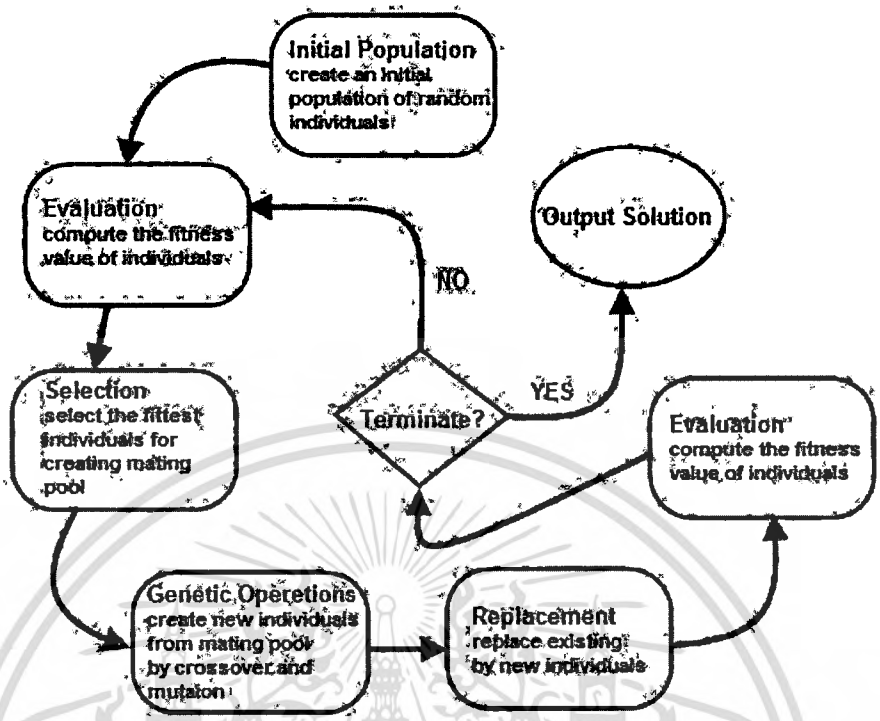
- เงื่อนไขการหยุดทำงานของ GA กระบวนการค้นหาคำตอบจะทำซ้ำไปเรื่อยๆจนกว่าจะถึงเงื่อนไขการหยุดการค้นหา ซึ่งมีได้หลายเงื่อนไข เช่น

- ครบตามจำนวนรอบการทำงานที่กำหนดไว้
- ครบตามจำนวนประชากรใหม่ที่กำหนดไว้
- ได้ค่าความเหมาะสมที่สูงที่สุด หรือมีช่วงการ
- เจริญเติบโตน้อยหรือไม่มีเลย นั่นหมายความว่ารอบในการทำงานต่อๆมาไม่สามารถสร้างคำตอบที่ดีกว่ารอบก่อนได้
- ใช้ต้นทุน เช่น เงินทุน, เวลาในการคำนวณ เป็นต้น ถึงตามที่กำหนดไว้
- คำตอบที่ได้ตรงตามเกณฑ์ที่กำหนดไว้
- ค่าความเหมาะสมเฉลี่ยเข้าใกล้ค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดของประชากรแต่ละตัว
- เมื่อคำตอบถึง 95% มีค่าเหมือนกัน

เป็นต้น

จากหลักการพื้นฐานของ GA ที่ได้กล่าวมาข้างต้น สามารถสรุปออกมาเป็นขั้นตอนการทำงานได้ดังรูปที่ 2.16

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.16 แสดงขั้นตอนการทำงานของ GA

2.3 การประยุกต์ใช้เจเนติกอัลกอริธึมในแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Using Genetic Algorithm in Ant Colony Optimization)

การนำเจเนติกอัลกอริธึมเข้ามาประยุกต์ใช้กับแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันเพื่อช่วยในการหาคำตอบของปัญหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุด สามารถทำได้โดยการนำตัวดำเนินการทางพันธุศาสตร์ คือ การข้ามสายพันธุ์ (Crossover) เข้ามาใช้ร่วมกับวิธีการแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน ซึ่งการข้ามสายพันธุ์นั้นเพื่อต้องการแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างโครโมโซมต้นแบบ ซึ่งทำให้ทายาทรุ่นต่อไปมีโอกาสได้รับยีนที่ดีจากรุ่นพ่อแม่ จะทำให้ทายาทรุ่นต่อไปมีลักษณะที่ดีมากยิ่งขึ้น โดยเมื่อนำมาประยุกต์ใช้กับวิธีแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันในตัวอย่างของการแก้ปัญหาการเดินทางของเซลแมน (Traveling Salesman Problem) สามารถทำได้โดยทำการข้ามสายพันธุ์ชุดของเมืองของมดคู่หนึ่งๆ ด้วยการสุ่มเมืองที่มดตัวหนึ่งใช้เดินทางขึ้นมาเพื่อใช้เป็นตำแหน่งในการตัดสายชุดของเมือง หลังจากนั้นเมืองจะถูกแบ่งออกเป็นส่วนหัวและส่วนหาง แล้วจึงทำการสับเปลี่ยนชุดของเมืองบริเวณส่วนหางจะได้ชุดของเมืองชุดใหม่ขึ้นมา 2 ชุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เนื่องจากกรณีชุดของเมืองนั้นเป็นรายการที่มีลำดับการสลับส่วนหางกันโดยตรงอาจทำให้เกิดการซ้ำกันของลำดับเมืองได้ และจะทำให้เมืองที่จำเป็นหายไป จึงสามารถทำการสลับได้โดยชุดของเมืองจนถึงตำแหน่งที่จะทำการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ให้คงไว้ แล้วทำการคัดลอกมายังชุดเมืองใหม่ของมดตัวใหม่ ส่วนข้อมูลหลังจากจุดข้ามสายพันธุ์ (Crossover) จะถูกจัดเรียงโดยการตรวจดูจากชุดของเมืองต้นแบบอีกชุดในคู่ที่เลือกมา หากเมืองใดยังไม่มีในชุดเมืองชุดใหม่ก็ให้ทำการเพิ่มลงไป แสดงได้ดังตัวอย่าง

สมมติเลือกมดต้นแบบมา 1 คู่ มดแต่ละตัวมีลำดับของเมืองที่เดินทางทั้งหมด 10 เมือง ทำการสุ่มตำแหน่งที่จะข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ได้ตำแหน่งที่ 4 มดรุ่นลูกตัวที่ 1 ลำดับเมือง 4 เมืองแรกจะถูกคัดลอกมาจากมดต้นแบบตัวที่ 1 และมดรุ่นลูกตัวที่ 2 ลำดับเมือง 4 เมืองแรกก็ถูกคัดลอกมาจากมดต้นแบบตัวที่ 2 เช่นกัน จากนั้นข้อมูลหลังจากตำแหน่งข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ของมดรุ่นลูกตัวที่ 1 จะถูกนำมาใส่โดยการตรวจดูจากลำดับเมืองในมดต้นแบบตัวที่ 2 ซึ่งหากเมืองใดมีอยู่แล้วในมดรุ่นลูกตัวที่ 1 ก็จะถูกข้ามไปไม่ต้องนำมาใส่ ส่วนมดรุ่นลูกตัวที่ 2 ข้อมูลหลังจากตำแหน่งข้ามสายพันธุ์ (Crossover) จะถูกนำมาใส่โดยการตรวจดูจากลำดับเมืองของมดต้นแบบตัวที่ 1 หากเมืองใดมีอยู่แล้วในมดรุ่นลูกตัวที่ 2 ก็ไม่ต้องนำมาใส่ จะได้ชุดเมืองใหม่ของมดรุ่นลูกมาอีก 1 คู่ ซึ่งมีเส้นทางการเดินทางส่วนหนึ่งของมดต้นแบบส่งผ่านมายังมดรุ่นลูกด้วย ดังรูปที่ 2.17

(4170258963)+(5892071436)

(4170589236),(5892417063)

รูปที่ 2.17 แสดงตัวอย่างการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ของเมืองในการเดินทางของมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการศึกษา

ในการศึกษาโครงงานนี้ เป็นการนำทฤษฎีแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน ร่วมกับการประยุกต์ใช้ทฤษฎีเจเนติกอัลกอริธึม เพื่อพัฒนาเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์มาทดลองใช้กับการแก้ปัญหาในการหาเส้นทางที่สั้นที่สุดของปัญหาการเดินทางของเซลแมน (Traveling Salesman Problem) โดยการดำเนินงานแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ดังนี้

1. โครงสร้างการทำงานของระบบ
2. การออกแบบโปรแกรมประยุกต์
3. ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์
4. ขั้นตอนการทดลอง

3.1 โครงสร้างการทำงานของระบบ

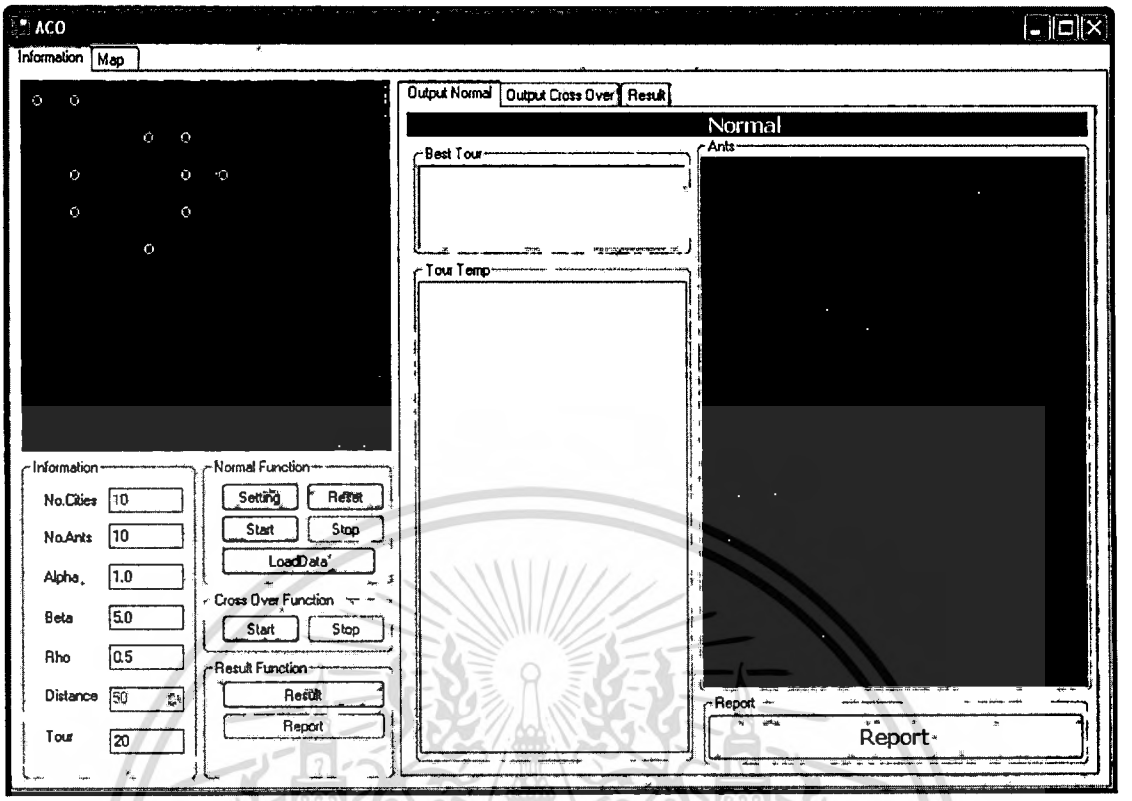
โครงสร้างการทำงานของระบบนั้น เป็นการนำเอาหลักการของแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน (Ant Colony Optimization: ACO) มาใช้ร่วมกันกับหลักการของเจเนติกอัลกอริธึม (Genetic Algorithm: GA) เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาการหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งได้นำมาทดลองใช้กับการแก้ปัญหาการเดินทางของเซลแมน (Traveling Salesman Problem)

ส่วนของการทำงานของ ACO นั้น ทำงานโดยเริ่มจากมดเทียมจะทำการเดินบนกราฟซึ่งแทนเมืองด้วยจุดยอด (โหนด) และเส้นเชื่อมระหว่างจุดยอด (ขอบ) แทนระยะทางระหว่างเมือง หลังจากที่มดเทียมเดินทางครบทุกเมืองแล้ว ก็จะทำการอัพเดทฟีโรโมนและเส้นทางเดินของมดแต่ละตัว หลังจากนั้นในส่วนการทำงานของ GA จะทำการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) เมืองของมดแต่ละตัวที่ได้เดินผ่านมา แล้วให้มดเทียมแต่ละตัวเดินทางใหม่อีกครั้งตามเส้นทางที่ได้ทำการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ไป

3.2 การออกแบบโปรแกรมประยุกต์

การออกแบบโปรแกรมประยุกต์ได้แบ่งหน้าที่การทำงานของโปรแกรมออกเป็นส่วนต่างๆ ดังรูปที่ 3.1

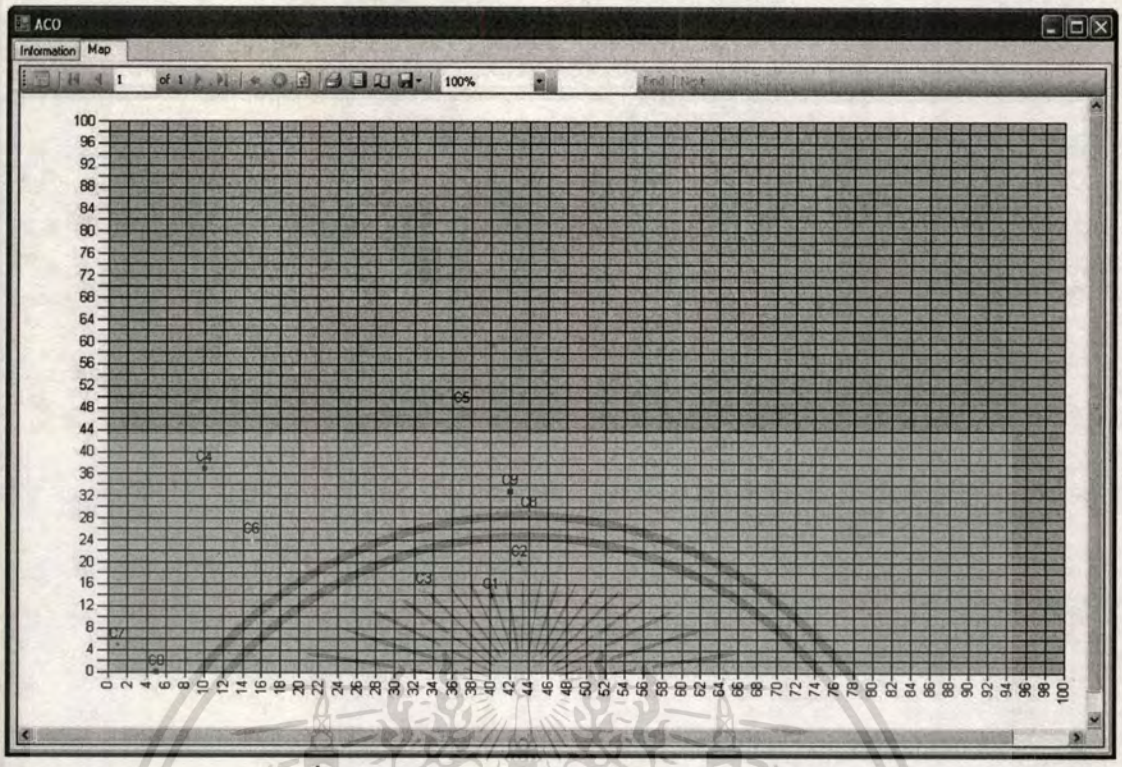
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.1 แสดงหน้าจอหลักของฟังก์ชันการทำงานของโปรแกรม

1. ส่วนการสร้างแผนที่เมืองที่มดจะใช้เดินทาง โดยมีการสร้าง 2 แบบ คือ สร้างแผนที่เก็บไว้ในลักษณะไฟล์ XML ซึ่งสามารถนำเข้ามาใช้ได้อีกภายหลัง โดยที่แผนที่ไม่เปลี่ยนแปลง กับส่วนที่ใช้สร้างและแก้ไขแผนที่เพื่อใช้ ณ ขณะทำการทดลอง ซึ่งแผนที่จะเปลี่ยนไปเรื่อยๆตามที่ผู้ใช้กำหนดค่า โดยตัวแปรที่ผู้ใช้ต้องทำการกำหนดค่า คือ จำนวนเมือง และระยะทาง ซึ่งระยะทางนี้จะใช้กำหนดขนาดของพื้นที่ที่ใช้แสดงกราฟ โดยโปรแกรมจะมีการแสดงแผนที่ของเมืองที่มดใช้ในการเดินทางด้วย เมื่อสร้างแผนที่แล้วสามารถดูตำแหน่งจริงของเมืองตามแนวแกน X และ Y ได้ ดังรูปที่ 3.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.2 แสดงตำแหน่งเมืองตามแนวแกน X และ Y

2. ส่วนที่การคำนวณการเดินทางของมดแบบปกติ ซึ่งผู้ใช้ต้องทำการกำหนดตัวแปรที่ใช้ในการคำนวณ ดังนี้

- จำนวนมด
- ค่า α (Alpha) , ค่า β (Beta) และค่า ρ (Rho)
- ค่า Tour ซึ่งก็คือ ค่าจำนวนรอบในการทำงานของอัลกอริธึม

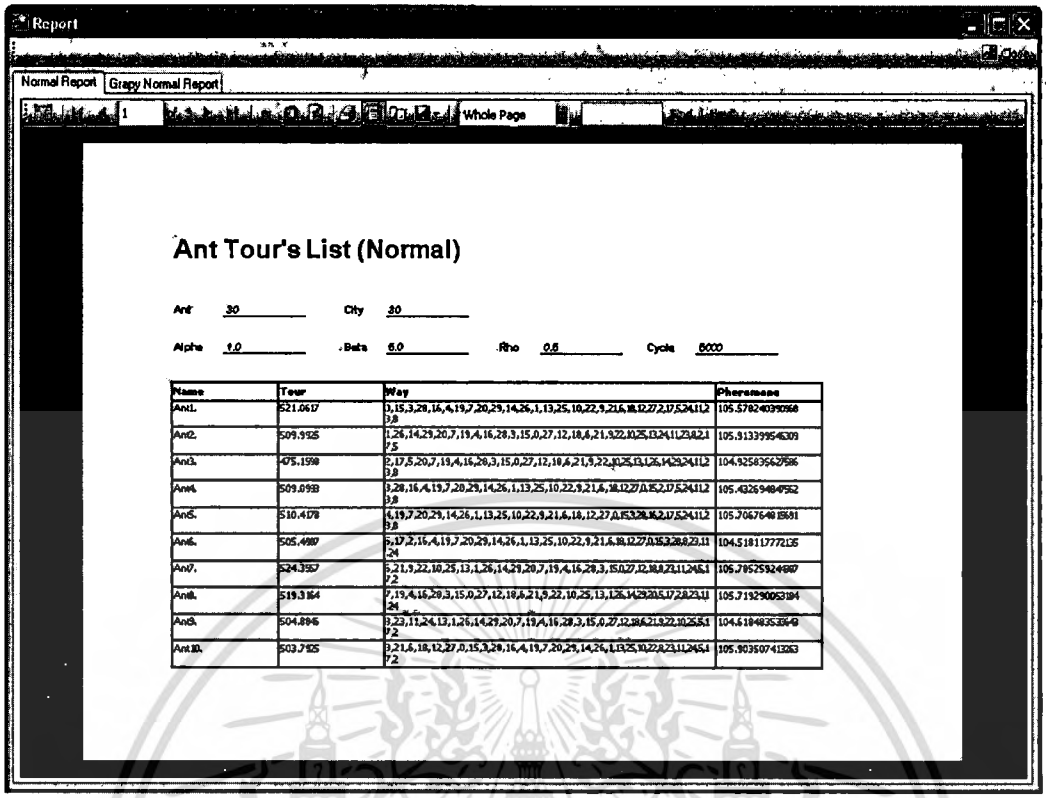
เมื่อกำหนดค่าเรียบร้อยแล้ว ระบบจะคำนวณและได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นความยาวของเส้นทางที่มดแต่ละตัวเดินทางได้ พร้อมทั้งแสดงความยาวของเส้นทางที่สั้นที่สุด, มดตัวที่ค้นพบ, ปริมาณฟีโรโมน และรอบที่ค้นพบเส้นทางนั้น

3. ส่วนการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ใช้ข้ามสายพันธุ์ชุดเมืองของมดแต่ละตัวจะทำให้ได้มดใหม่เกิดขึ้นมา พร้อมกับชุดของเมือง (เส้นทาง) ที่มดใหม่เหล่านี้ใช้ในการเดินทาง

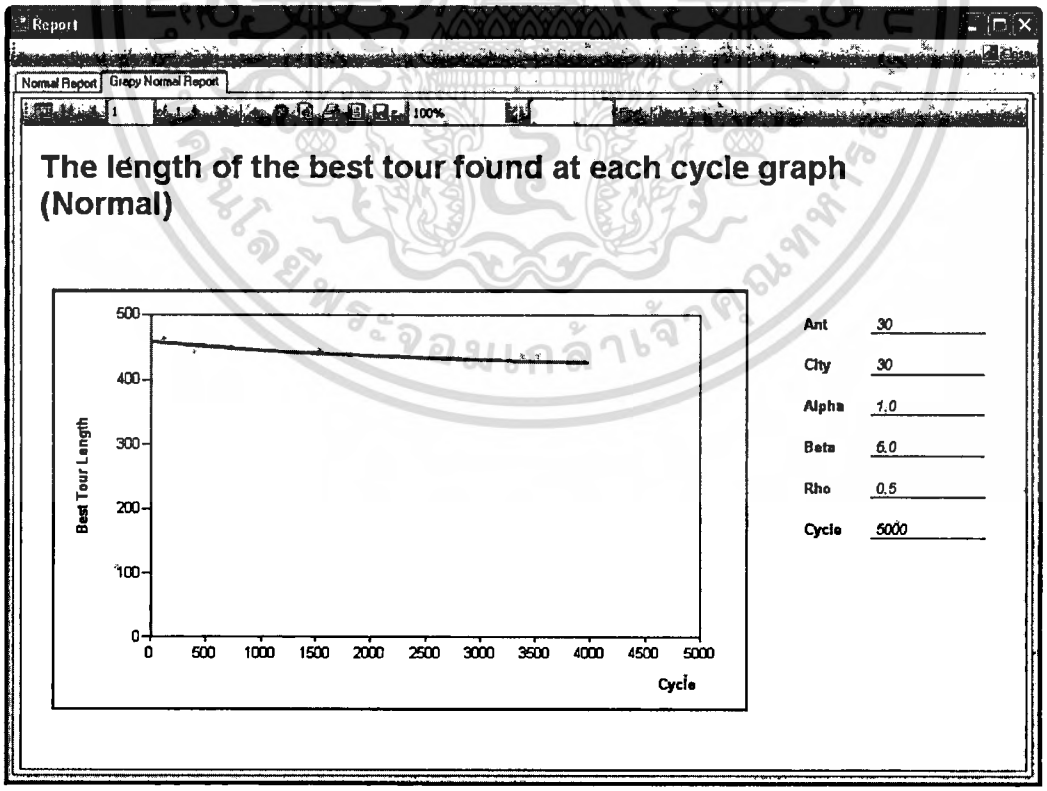
4. ส่วนของการเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างการเดินทางแบบธรรมดา และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover)

5. ส่วนของการออกรายงานผลลัพธ์ในรูปแบบต่างๆ ดังรูปที่ 3.3 และ 3.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.3 แสดงรายงานผลลัพธ์ในรูปแบบตาราง



รูปที่ 3.4 แสดงรายงานผลลัพธ์ในรูปแบบกราฟ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์

การทำงานของโปรแกรมประยุกต์สามารถแสดงได้ ดังนี้

1. สร้างแผนที่ของเมืองที่จะให้มดเดินทาง โดยค่าตัวแปรที่ต้องกำหนดในการสร้างแผนที่ คือ จำนวนเมือง และระยะทางซึ่งจะใช้กำหนดขนาดของพื้นที่ในการแสดงกราฟและใช้คำนวณเส้นทางต่อไป

2. กำหนดค่าตัวแปรต่างๆ ได้แก่ จำนวนมด, ค่า α (Alpha), ค่า β (Beta), ค่า ρ (Rho) และค่า Tour ซึ่งค่านี้จะใช้นำไปกำหนดจำนวนรอบในการทำงานของอัลกอริธึมต่อไป

3. ทำการคำนวณหาเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางของมดแบบปกติ พร้อมทั้งแสดงระยะทาง, ปริมาณฟีโรโมน และเส้นทางที่มดแต่ละตัวทำได้

4. ทำการคำนวณเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางของมดแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้ค่าของตัวแปรต่างๆเหมือนเดิม

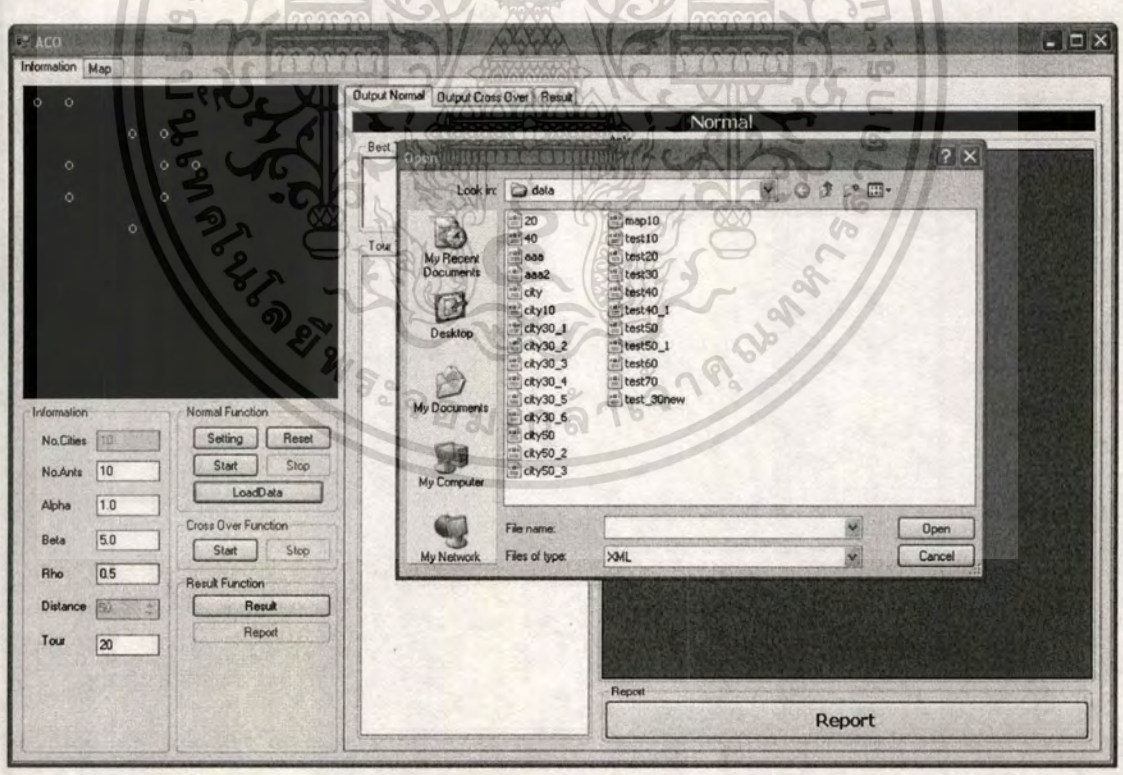
5. เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการเดินทางแบบปกติ และการเดินทางแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง

3.4 ขั้นตอนการทดลอง

1. การทดลองในส่วนของการใช้แอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชันในการหาเส้นทางที่สั้นที่สุดในปัญหาการเดินทางของเซลแมน อันดับแรกต้องทำการสร้างแผนที่เมืองสำหรับให้มดเดินทาง ซึ่งจะทำการสร้างแผนที่เมืองขึ้นมาใหม่ด้วยการกำหนดค่าจำนวนเมือง และระยะทางที่ใช้สำหรับกำหนดพื้นที่ของการแสดงกราฟ ดังรูปที่ 3.5 หรือจะทำการนำเข้าข้อมูลแผนที่เมืองที่ได้สร้างไว้แล้ว ดังรูปที่ 3.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

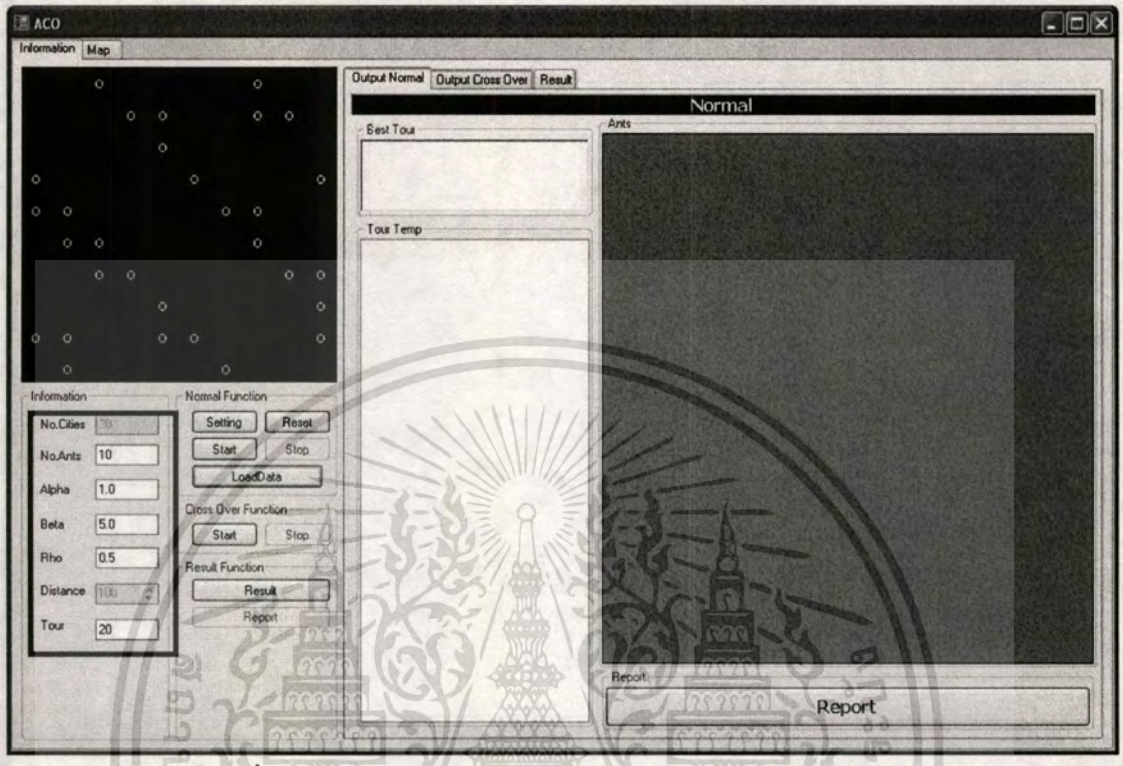
รูปที่3.5 แสดงหน้าจอสำหรับกำหนดค่าในการสร้างแผนที่เมือง



รูปที่3.6 แสดงหน้าจอสำหรับการนำเข้าข้อมูลแผนที่เมืองที่ได้สร้างไว้แล้ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ทำการกำหนดค่าตัวแปร ได้แก่ จำนวนมด, ค่า α (Alpha), ค่า β (Beta), ค่า ρ (Rho) และค่า Tour เพื่อใช้สำหรับการคำนวณหาเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางของมด ดังรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.7 แสดงการกำหนดค่าตัวแปรต่างๆเพื่อใช้ในการคำนวณ

3. คำนวณหาเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางแบบปกติของมด

4. คำนวณหาเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง (ลำดับการเดินทาง) ของมดแต่ละตัวหลังจากที่เดินทางแบบปกติไปแล้ว โดยใช้ค่าตัวแปรต่างๆ เหมือนเดิม

5. เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการเดินทางทั้งสองแบบของมด

6. ทดลองเปลี่ยนค่าตัวแปรต่างๆที่ใช้ในการคำนวณ และเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

ผลการทดลอง

การทดลองได้นำตัวอย่างปัญหาการเดินทางของเซลแมน (Traveling Salesman Problem) มาใช้ในการหาคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งก็คือเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทาง จากการทดลองสามารถแสดงผลการทดลองจากการแก้ปัญหาในการหาเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางของมดโดยสามารถแบ่งการอธิบายเป็นส่วนๆ ดังนี้

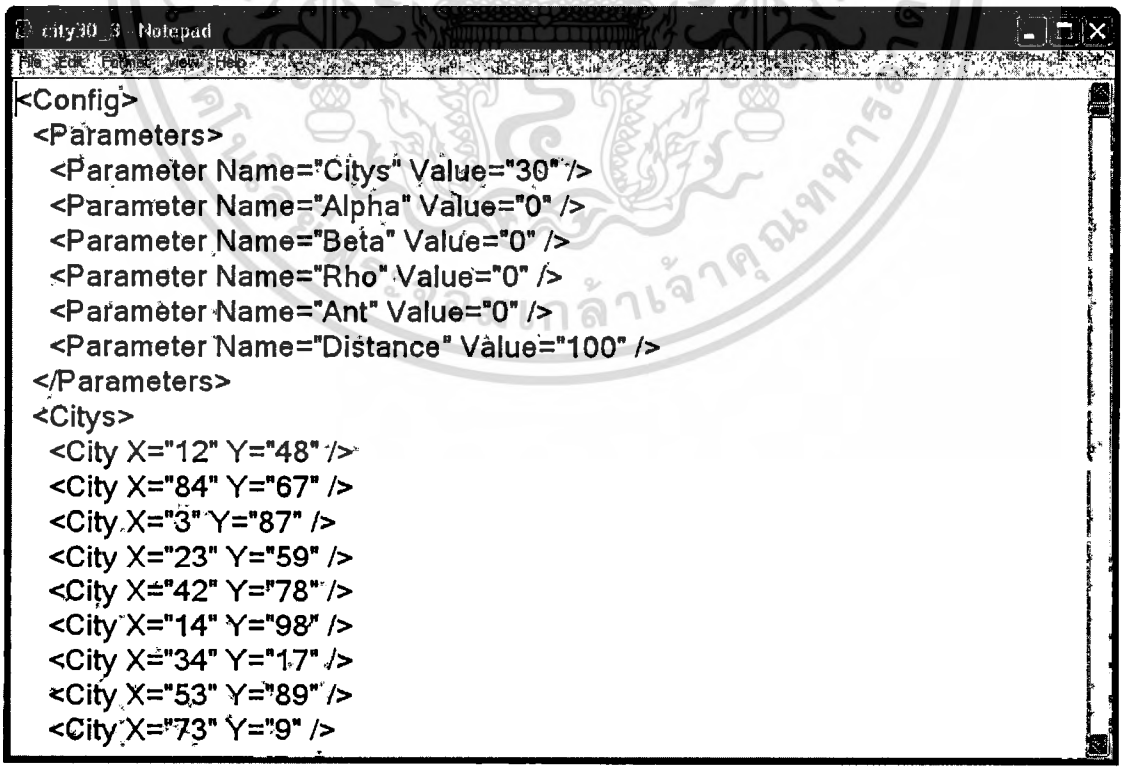
4.1 ส่วนการเตรียมเส้นทาง

4.2 ส่วนของการคำนวณหาเส้นทาง

4.3 ส่วนการเปรียบเทียบและประเมินผลลัพธ์

4.1 การเตรียมเส้นทาง

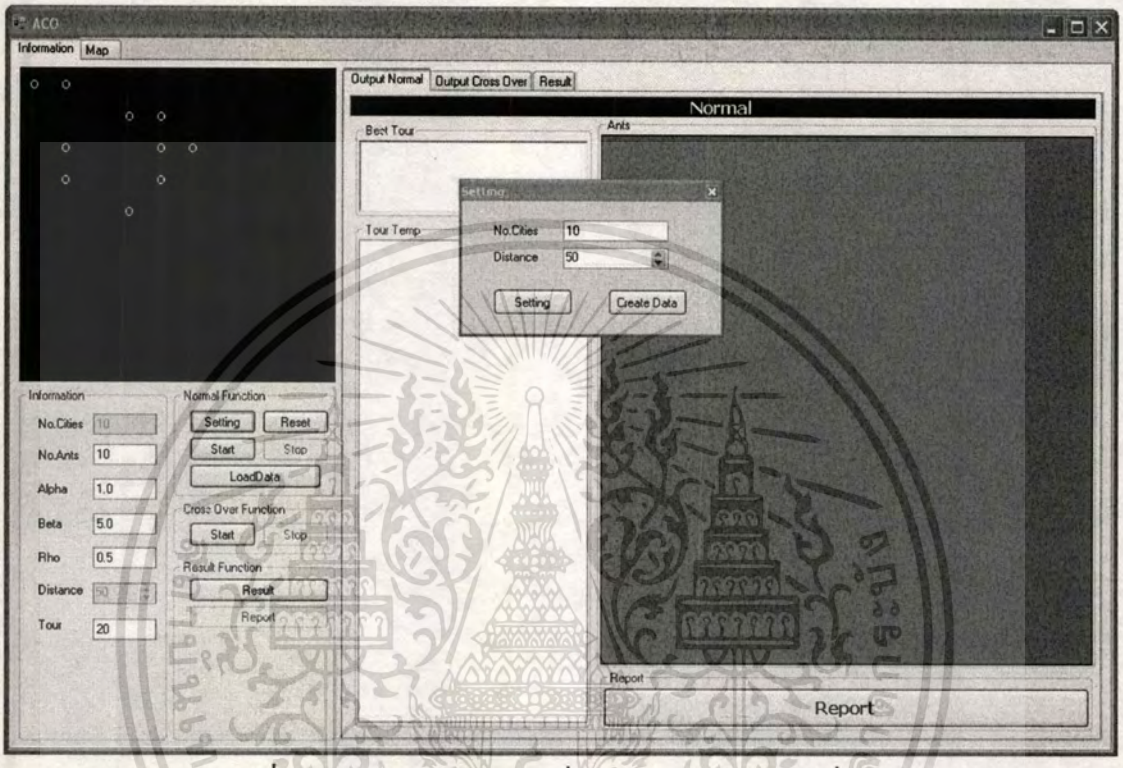
ในการทดลองจะทำการเตรียมแผนที่เมืองสำหรับให้มดเดินทางโดยการนำเข้าแผนที่ที่ได้สร้างไว้ก่อนหน้านี้ในลักษณะไฟล์ XML ซึ่งมีการเก็บตำแหน่งเมืองไว้เป็นตำแหน่งในแนวแกน X และ Y พร้อมทั้งเก็บระยะห่างระหว่างเมืองไว้ด้วย ซึ่งมีรูปแบบ ดังรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 แสดงการเก็บแผนที่เมืองในลักษณะไฟล์ XML

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

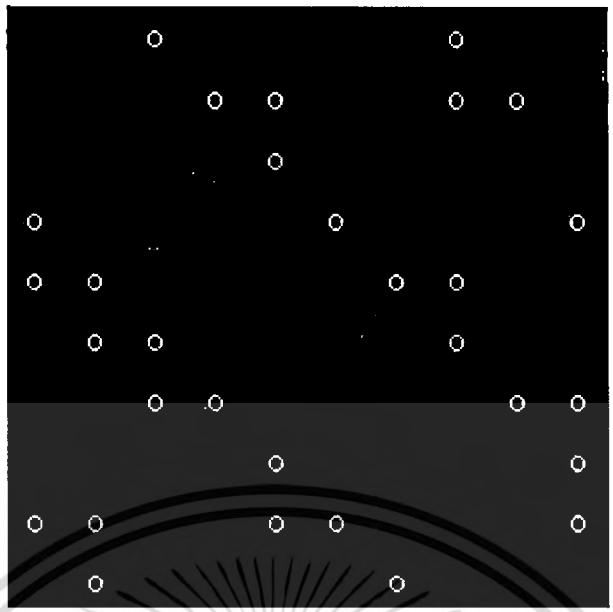
ในการสร้างแผนที่เก็บไว้ในลักษณะไฟล์ XML สามารถทำได้โดยเลือกที่ปุ่ม setting แล้วทำการกำหนดค่าจำนวนเมือง และระยะทาง ซึ่งระยะทางนี้จะใช้ในการกำหนดขนาดของพื้นที่ในการแสดงแผนที่ ดังรูปที่ 4.2 จากนั้นทำการกดที่ปุ่ม Create Data เพื่อทำการสร้างแผนที่เป็นไฟล์ XML บันทึกเก็บไว้ใช้ต่อไป



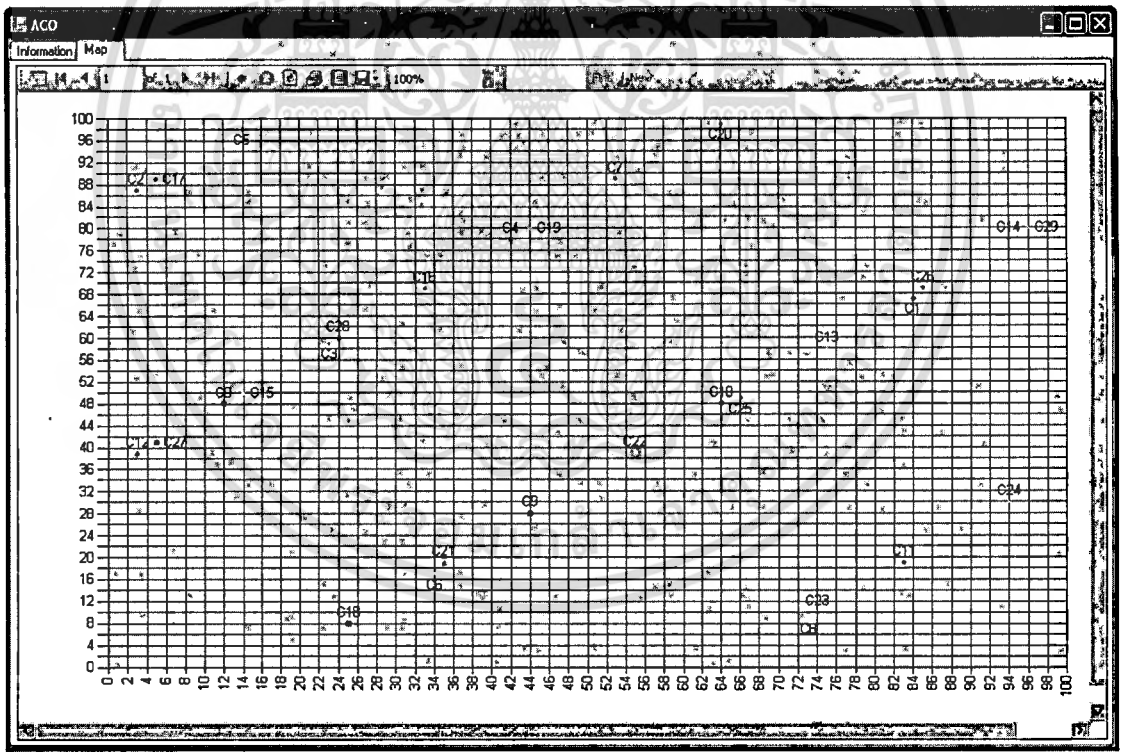
รูปที่ 4.2 แสดงการกำหนดค่าที่จะใช้ในการสร้างแผนที่เมือง

ทำการนำเข้าข้อมูลแผนที่เมืองที่ได้สร้างไว้ในลักษณะของไฟล์ XML ในการทดลองนี้จะใช้ไฟล์ city30_3.xml ซึ่งเป็นแผนที่เมืองที่มีจำนวนเมือง 30 เมือง และค่าระยะทางเป็น 100 ซึ่งค่าระยะทางนี้จะใช้ในการกำหนดพื้นที่ของแผนที่ซึ่งได้เท่ากับ 100x100 จะได้แผนที่ ดังรูปที่ 4.3 และสามารถดูตำแหน่งของเมืองต่างๆตามแนวแกน X และ Y ได้ ดังรูปที่ 4.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 แสดงลักษณะของแผนที่เมืองที่ใช้ในการทดลอง



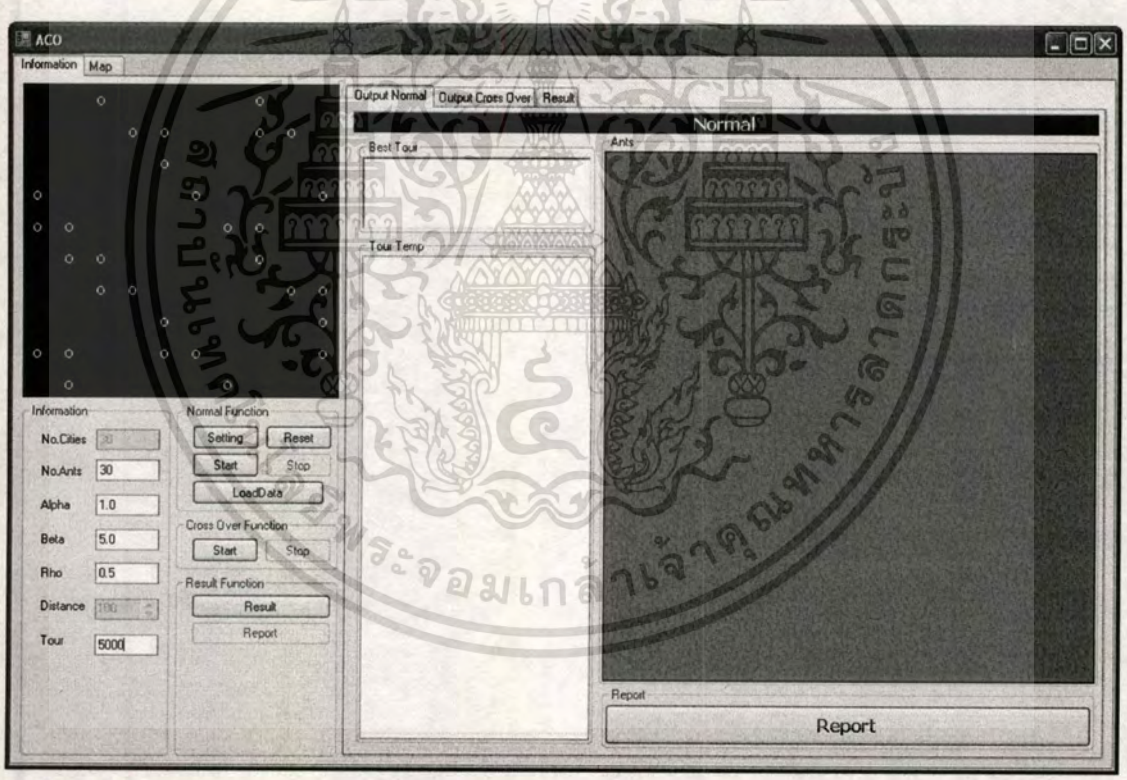
รูปที่ 4.4 แสดงตำแหน่งของเมืองในแผนที่ที่ใช้ทดลองตามแนวแกน X และ Y

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 การคำนวณหาเส้นทาง

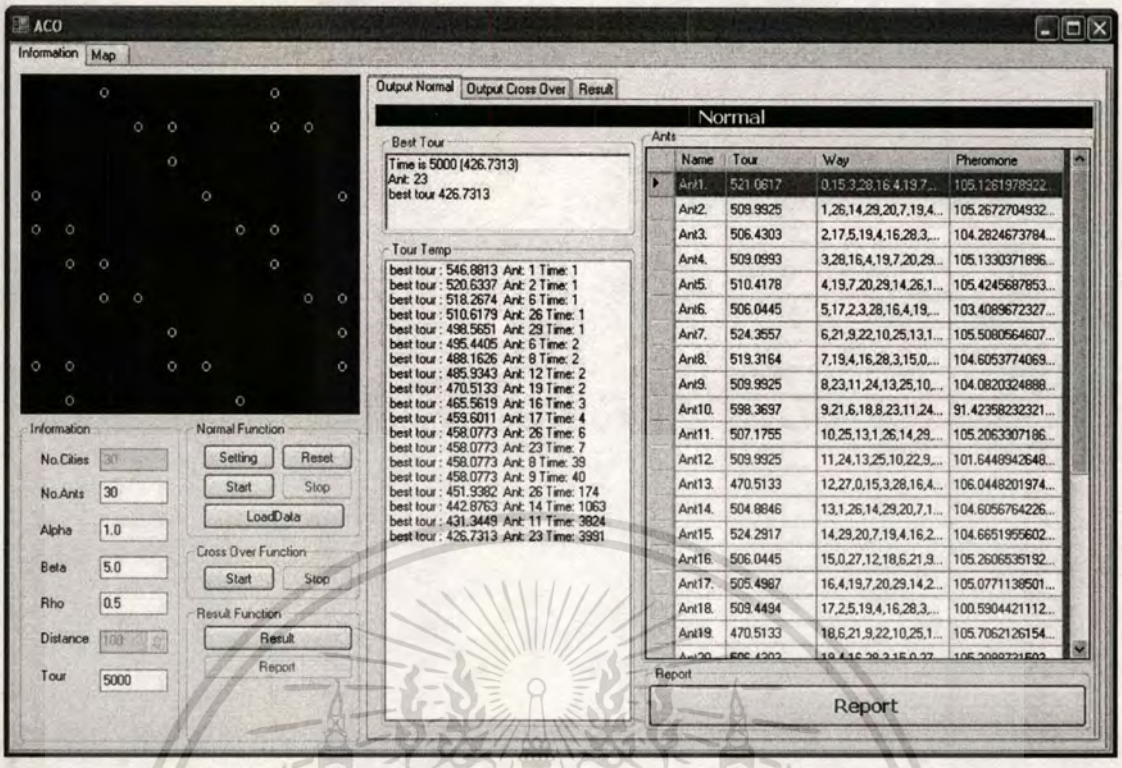
1. ในการคำนวณหาเส้นทางการเดินทางของมดนั้นหลังจากทำการนำเข้าไฟล์แผนที่ที่ได้สร้างไว้แล้ว จะทำการกำหนดค่าจำนวนมดเป็น 30 ตัว เท่ากับจำนวนเมือง, ค่า α (Alpha) เท่ากับ 1.0, ค่า β (Beta) เท่ากับ 5.0, ค่า ρ (Rho) เท่ากับ 0.5 และค่า Tour เท่ากับ 5,000 ซึ่งค่า Tour นี้คือจำนวนรอบของการเดินทาง ซึ่งได้รอบการเดินทางทั้งหมด 5,000 รอบ จะได้แผนที่เมืองและการกำหนดค่าตัวแปรต่างๆ ดังรูปที่ 4.5

การเดินทางของมดแบบปกติ หลังจากทำการคำนวณหาผลลัพธ์แล้ว ผลลัพธ์ที่ได้สุดท้ายจะแสดงออกมาเป็นระยะทางที่สั้นที่สุดที่มดใช้ในการเดินทาง, มดตัวที่ค้นพบเส้นทางนั้น และรอบที่ค้นพบเส้นทางที่สั้นที่สุด ส่วนตารางด้านขวามือแสดงรายการในรอบที่มีการค้นพบเส้นทางที่สั้นที่สุด พร้อมบอกระยะทางที่ได้, เส้นทางเดินของระยะทางนั้น และปริมาณฟีโรโมนบนเส้นทางนั้น ดังรูปที่ 4.6 และตารางที่ 4.1



รูปที่ 4.5 แสดงแผนที่เมืองที่มดจะทำการเดินทางและค่าตัวแปรที่กำหนด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.6 แสดงผลลัพธ์ที่ได้หลังจากทำการคำนวณการเดินทางแบบปกติ

ตารางที่ 4.1 แสดงเส้นทางเดิน, ระยะทางที่มดแต่ละตัวเดินทางได้ และปริมาณฟีโรโมนบนเส้นทางของผลลัพธ์ในรอบที่ค้นพบเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางแบบปกติ

Name	Tour	Way	Pheromone
Ant1.	521.0617	0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,2,17,5,24,11,23,8	105.126197892274
Ant2.	509.9925	1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,24,11,23,8,2,17,5	105.267270493203
Ant3.	506.4303	2,17,5,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,24,11,23,8	104.282467378421
Ant4.	509.0993	3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,2,17,5,24,11,23,8	105.133037189622
Ant5.	510.4178	4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,2,17,5,24,11,23,8	105.424568785384
Ant6.	506.0445	5,17,2,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,8,23,11,24	103.408967232795

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 (ต่อ)

Name	Tour	Way	Pheromone
Ant7.	524.3557	6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,8,23,11,24,5,17,2	105.508056460773
Ant8.	519.3164	7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,5,17,2,8,23,11,24	104.605377406951
Ant9.	509.9925	8,23,11,24,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,5,17,2	104.082032488896
Ant10.	598.3697	9,21,6,18,8,23,11,24,13,25,10,22,2,17,5,19,4,16,28,3,15,0,27,12,14,29,20,7,1,26	91.4235823232155
Ant11.	507.1755	10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,8,23,11,24,5,17,2	105.206330718677
Ant12.	509.9925	11,24,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,5,17,2,8,23	101.644894264822
Ant13.	470.5133	12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,8,23,11,24,5,17,2	106.044820197488
Ant14.	504.8846	13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,5,17,2,8,23,11,24	104.605676422633
Ant15.	524.2917	14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,5,17,2,8,23,11,24	104.665195560203
Ant16.	506.0445	15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,2,17,5,24,11,23,8	105.260653519265
Ant17.	505.4987	16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,8,23,11,24,5,17,2	105.077113850129
Ant18.	509.4494	17,2,5,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,24,11,23,8	100.590442111295
Ant19.	470.5133	18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,2,17,5,24,11,23,8	105.706212615489
Ant20.	506.4303	19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,24,11,23,8,2,17,5	105.209873150319

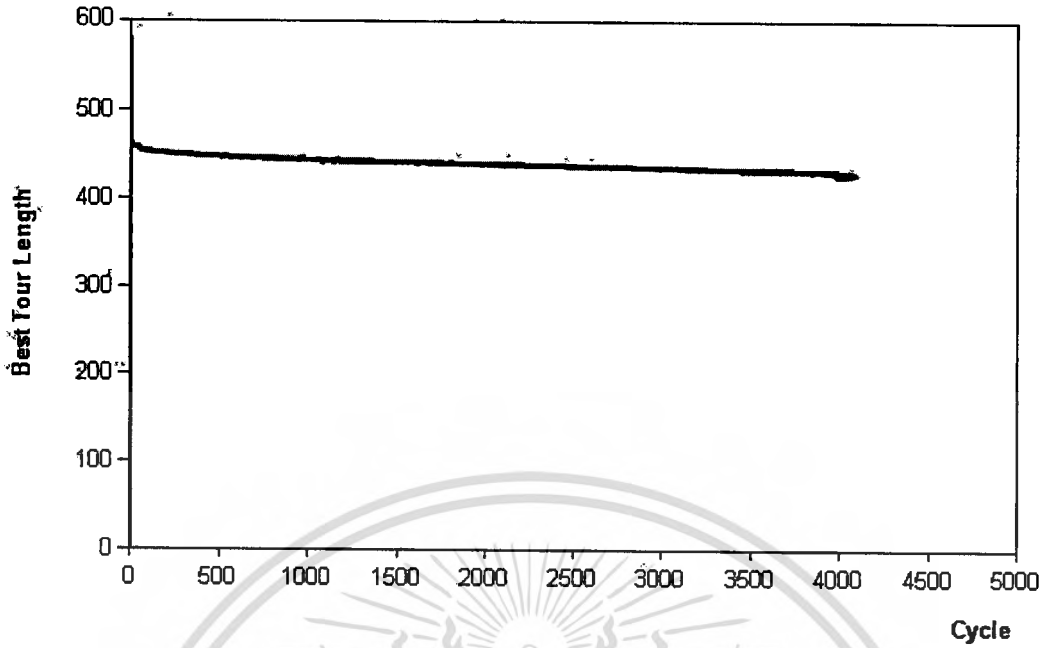
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 (ต่อ)

Name	Tour	Way	Pheromone
Ant21.	475.1598	20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,24,11,23,8,2,17,5	104.629763300059
Ant22.	509.6112	21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,8,23,11,24,5,17,2	105.060424327868
Ant23.	426.7313	22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,4,19,5,17,2,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,8,23,11,24	97.3746606455964
Ant24.	470.5133	23,8,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,2,17,5,24,11	102.494542222893
Ant25.	507.1755	24,11,23,8,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,2,17,5	103.403743834776
Ant26.	504.8846	25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,24,11,23,8,2,17,5	105.069757595586
Ant27.	524.2917	26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,24,11,23,8,2,17,5	104.665195560203
Ant28.	471.3852	27,12,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,8,23,11,24,5,17,2	102.450511368152
Ant29.	505.4987	28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,2,17,5,24,11,23,8	105.355921206403
Ant30.	475.1598	29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,5,17,2,8,23,11,24	104.758317315624

หลังจากมดเดินทางครบ 5,000 รอบตามที่ได้กำหนดไว้สามารถแสดงกราฟเส้นทางที่สั้นที่สุดที่มดค้นพบแต่ละรอบได้ ดังรูปที่ 4.7

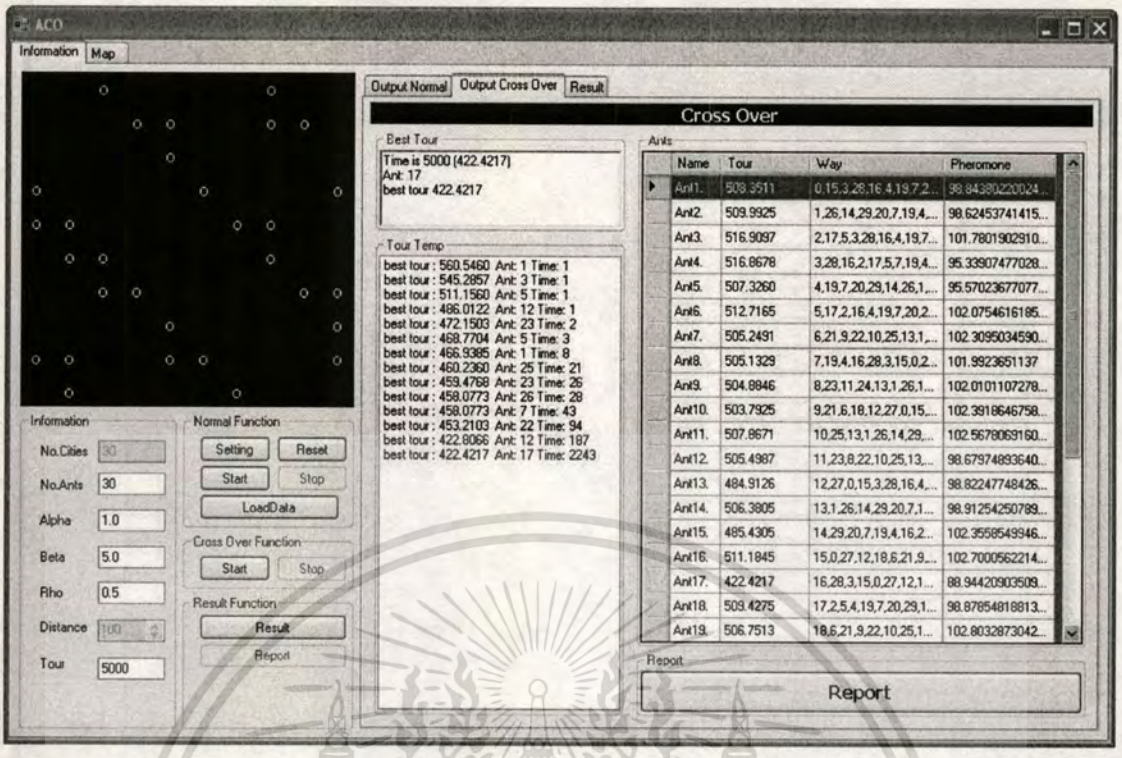
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.7 กราฟแสดงเส้นทางที่ดีที่สุดที่มดค้นพบในแต่ละรอบของการเดินทางแบบปกติ

2. การเดินทางของมดแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) เมืองของมด จะใช้ไฟล์แผนที่ และตัวแปรต่างๆ เช่นเดียวกับการเดินทางของมดแบบปกติ การทำงานใน 1 รอบมดจะทำการเดินทางแบบปกติ แล้วคำนวณระยะทางที่เดินทางออกมา หลังจากนั้นระบบจะทำการสุ่มตำแหน่งที่จะตัดสายเมืองของมด (ลำดับการเดินทาง) เพื่อทำการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) เมื่อทำการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) เมืองของมดชุดเดิมแล้ว จะได้มดและเมืองที่มดแต่ละตัวใช้เดินทางชุดใหม่เพิ่มขึ้นมาให้มดเดินทางและทำการคำนวณหาระยะทางการเดินทาง เมื่อได้ระยะทางในการเดินทางของมดชุดใหม่แล้ว ระบบจะทำการเลือกมดตัวที่มีระยะการเดินทางที่สั้นออกมาจำนวนหนึ่งเพื่อมาทำการปรับโรโมนที่เส้นทางของมดตัวนั้น แล้วเก็บผลลัพธ์ของมดตัวที่ดีที่สุดไว้ ทำการเดินทางใหม่อีกครั้งจนกว่าจะครบตามจำนวนรอบที่ได้กำหนดไว้ในตอนเริ่มต้น ผลที่ได้จะแสดงรายการในรอบที่พบเส้นทางที่สั้นที่สุด พร้อมบอกระยะทางที่ได้, ปริมาณฟีโรโมน และเส้นทางที่มดใช้เดินทาง ดังรูปที่ 4.8 และตารางที่ 4.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.8 แสดงผลลัพธ์ที่ได้หลังจากทำการคำนวณการเดินทางแบบมีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover)

ตารางที่ 4.2 แสดงเส้นทางเดิน, ระยะทางที่มดแต่ละตัวเดินทางได้ และปริมาณฟีโรโมนบนเส้นทางของผลลัพธ์ในรอบที่ค้นพบเส้นทางที่สั้นที่สุดในการเดินทางมีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover)

Name	Tour	Way	Pheromone
Ant1.	508.3511	0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,2,17,24,11,23,8,5	98.8438022002423
Ant2.	509.9925	1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,24,11,2,17,5,8,23	98.6245374141575
Ant3.	516.9097	2,17,5,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,8,23,11,24	101.780190291054
Ant4.	516.8678	3,28,16,2,17,5,7,19,4,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,8,23,11,24	95.3390747702892
Ant5.	507.3260	4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,5,17,2,16,0,15,3,28,24,11,23,8	95.5702367707704
Ant6.	512.7165	5,17,2,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,8,23,11,24	102.075461618526

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

Name	Tour	Way	Pheromone
Ant7.	505.2491	6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,8,23,11,24,2,17,5	102.309503459004
Ant8.	505.1329	7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,2,17,5,8,23,11,24	101.9923651137
Ant9.	504.8846	8,23,11,24,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,5,17,2	102.010110727883
Ant10.	503.7925	9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,8,23,11,24,5,17,2	102.391864675838
Ant11.	507.8671	10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,8,23,11,24,2,17,5	102.567806916069
Ant12.	505.4987	11,23,8,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,24,5,17,2	98.6797489364079
Ant13.	484.9126	12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,18,6,24,11,23,8,2,17,5	98.8224774842626
Ant14.	506.3805	13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,25,10,8,23,11,24,2,17,5	98.9125425078927
Ant15.	485.4305	14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,5,17,2,8,23,11,24	102.355854994606
Ant16.	511.1845	15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,5,17,2,8,23,11,24	102.700056221433
Ant17.	422.4217	16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,8,23,11,24,25,10,13,17,2,5,4,19,7,20,29,14,26,1	88.9442090350932
Ant18.	509.4275	17,2,5,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,24,11,23,8	98.8785481881383
Ant19.	506.7513	18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,5,17,2,8,23,11,24	102.803287304264
Ant20.	510.3332	19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,5,17,2,8,23,11,24	102.29372937412

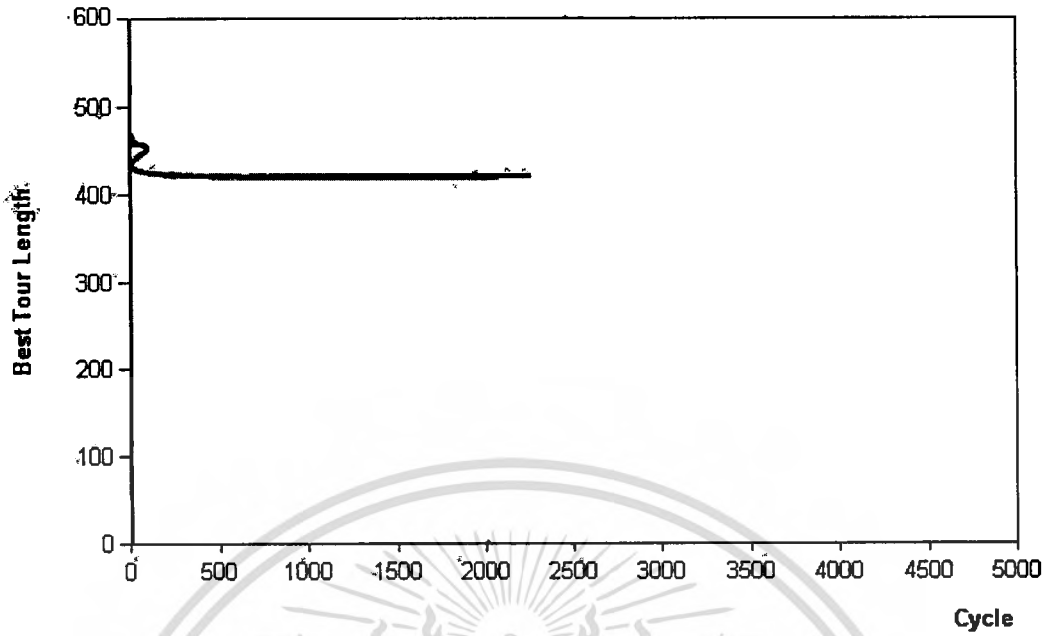
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

Name	Tour	Way	Pheromone
Ant21.	475.1598	20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,24,11,23,8,2,17,5	102.470397746967
Ant22.	509.6112	21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,8,23,11,24,5,17,2	101.954212322033
Ant23.	505.8593	22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,8,23,11,24,2,17,5	102.673922184117
Ant24.	507.7279	23,8,11,24,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,28,2,17,5	94.4348344363084
Ant25.	502.3968	24,11,23,8,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,2,5,17	98.6121807512804
Ant26.	508.9840	25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,24,11,23,8,5,2,17	99.5253545843849
Ant27.	514.0428	26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,8,23,11,24,4,19,7,20,29,14,2,17,5,3,28,16,15,0,27,12	91.9623918218665
Ant28.	485.4305	27,12,0,15,3,28,16,4,19,7,20,29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,8,23,11,24,2,17,5	99.3030982954468
Ant29.	512.7165	28,3,15,0,27,12,18,6,21,9,22,10,25,13,1,26,14,29,20,7,19,4,16,2,17,5,8,23,11,24	102.660639554616
Ant30.	475.1598	29,14,26,1,13,25,10,22,9,21,6,18,12,27,0,15,3,28,20,7,19,4,16,2,17,5,8,23,11,24	99.0638897038603

หลังจากมดเดินทางครบ 5,000 รอบตามที่ได้กำหนดไว้สามารถแสดงกราฟเส้นทางที่สั้นที่สุดที่มดค้นพบแต่ละรอบได้ ดังรูปที่ 4.9

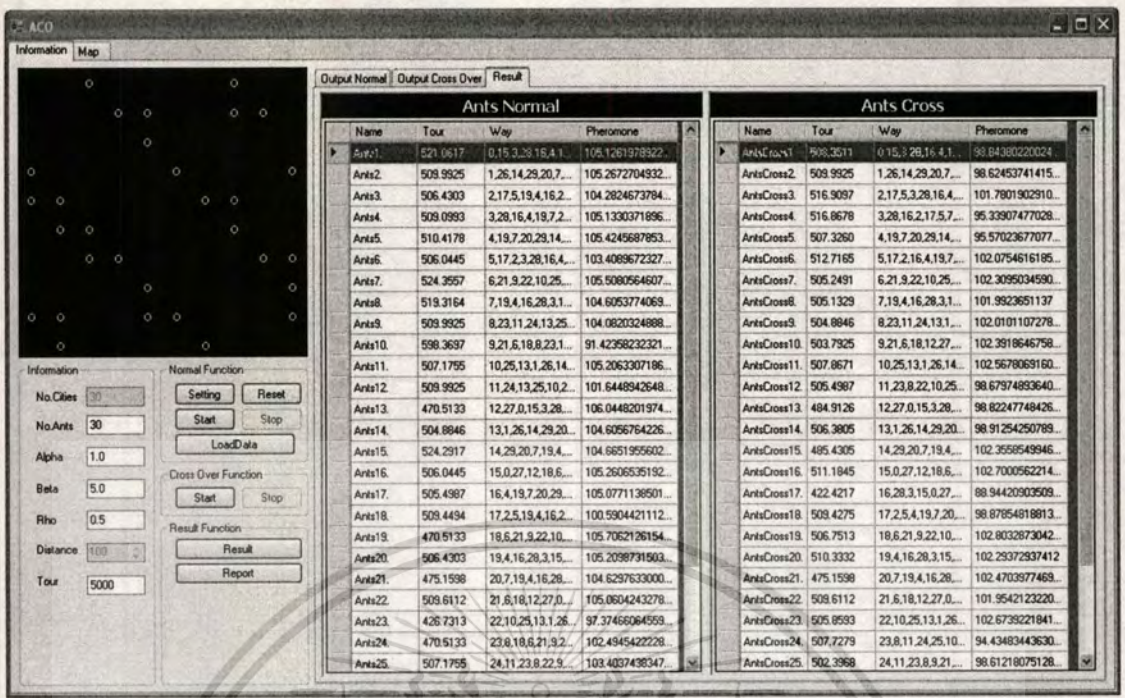
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



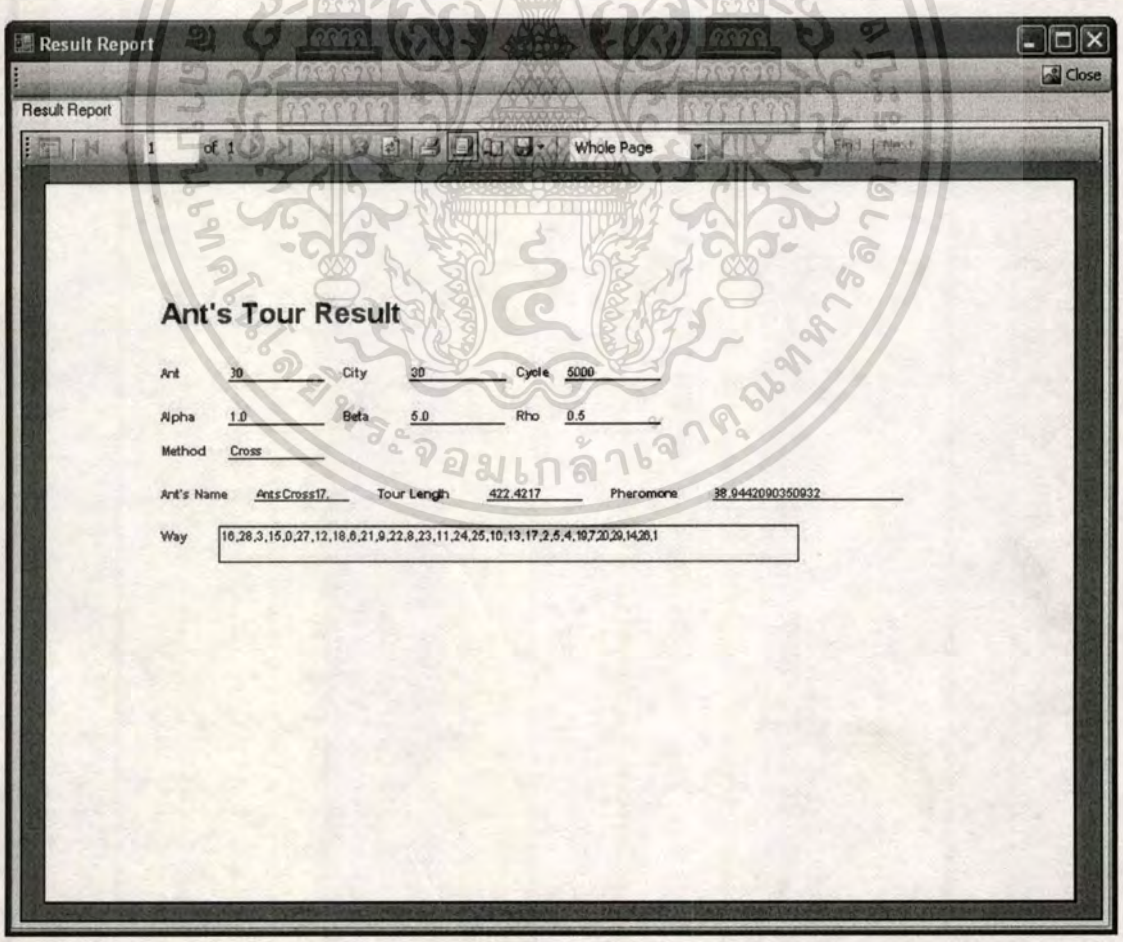
รูปที่ 4.9 กราฟแสดงเส้นทางที่ดีที่สุดที่มดค้นพบในแต่ละรอบของการเดินทางแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover)

3. เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการเดินทางแบบปกติของมด และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง ซึ่งมีการแสดงผลลัพธ์ของการเดินทางทั้งสองแบบไว้ ดังรูปที่ 4.10 และสามารถดูรายงานผลลัพธ์สุดท้ายว่าเส้นทางที่สั้นที่สุดที่ค้นพบนั้นคือเส้นทางใด, ระยะทางเท่าไร, ปริมาณฟีโรโมนบนเส้นทางนั้น และเป็นของการเดินทางแบบใดได้จากการออกรายงาน ดังรูปที่ 4.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.10 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการเดินทางทั้งสองแบบของมด



รูปที่ 4.11 แสดงรายงานผลลัพธ์สุดท้ายที่ได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 การเปรียบเทียบและประเมินผล

4.3.1 การทดลองเปลี่ยนค่าตัวแปร

ทำการทดลองเปลี่ยนค่าตัวแปรต่างๆ ทั้งกับการเดินทางปกติ และการเดินทางแบบมีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง จะใช้ไฟล์แผนที่เมือง city30_3.xml เช่นเดียวกับการทดลองก่อนหน้า จากนั้นกำหนดค่าตัวแปรต่างๆ โดยให้ค่า Default เป็น α (Alpha) = 1.0, β (Beta) = 1.0 และ ρ (Rho) = 0.5 ในการทดลองแต่ละครั้งนั้นจะเปลี่ยนค่าตัวแปรเพียง 1 ค่า และทำการทดลองครั้งละ 10 รอบ แล้วนำมาหาค่าเฉลี่ยของระยะทางที่ได้ ซึ่งค่าตัวแปรต่างๆที่จะใช้ในการทดลองมีดังนี้ $\alpha = \{0, 0.5, 1, 2, 5\}$, $\beta = \{0, 0.5, 1, 2, 5, 10, 20\}$ และ $\rho = \{0.3, 0.5, 0.7, 0.9\}$ ได้ผล ดังตารางที่ 4.3 และตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.3 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเปลี่ยนค่าตัวแปรต่างๆ ของการเดินทางปกติ

α	0	0.5	**1**	2	5		
Avg Length	610.6943	444.5666	**440.4705**	462.0737	470.7415		
β	0	0.5	1	2	**5**	10	20
Avg Length	1000.859	435.8731	440.4705	441.2134	**423.7889**	445.1889	447.6511
ρ	0.3	**0.5**	0.7	0.9			
Avg Length	443.0522	**440.4705**	441.4459	445.2758			

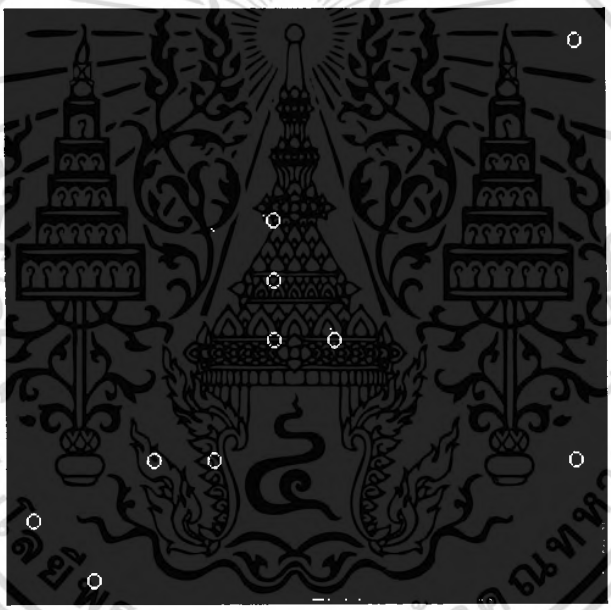
ตารางที่ 4.4 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเปลี่ยนค่าตัวแปรต่างๆ ของการเดินทางแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง

α	0	0.5	**1**	2	5		
Avg Length	611.3435	452.993	**429.9651**	454.1452	509.5425		
β	0	0.5	1	2	**5**	10	20
Avg Length	994.7762	428.1747	429.9651	434.8059	**422.3414**	436.7234	447.7278
ρ	0.3	**0.5**	0.7	0.9			
Avg Length	432.3315	**429.9651**	430.7251	434.2519			

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

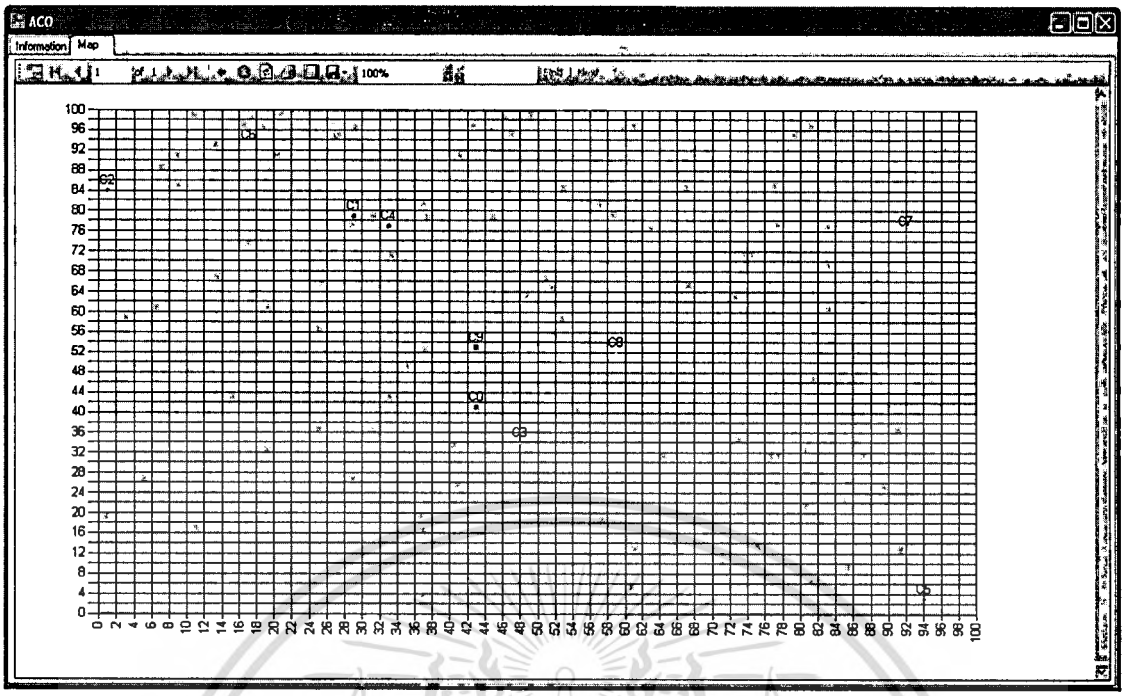
4.3.2 การทดลองเปลี่ยนค่าจำนวนเมือง

ทำการทดลองเปลี่ยนค่าจำนวนเมือง ทั้งกับการเดินทางแบบปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยกำหนดค่าตัวแปรต่างๆ ดังนี้ α (Alpha) = 1.0, β (Beta) = 5.0 และ ρ (Rho) = 0.5 ในการทดลองจะทำการเปลี่ยนจำนวนของเมืองเป็น 10, 20, 30, 40 และ 50 เมือง ตามลำดับ โดยทำการทดลองครั้งละ 5 รอบ แล้วทำการหาค่าเฉลี่ยของระยะทาง, ค่าสูงสุด และค่าต่ำสุดของระยะทาง ไฟล์แผนที่เมืองที่ใช้ในการทดลองจะใช้ไฟล์ map10.xml, ไฟล์ map20.xml, ไฟล์ city30_3.xml, ไฟล์ test40_1.xml และไฟล์ test50_1.xml สำหรับจำนวนเมือง 10} 20, 30, 40 และ 50 ตามลำดับ ดังรูปที่ 4.12, 4.14, 4.16, 4.18 และ 4.20 โดยที่สามารถดูตำแหน่งเมืองตามแนวแกน X และ Y ได้ ดังรูปที่ 4.13, 4.15, 4.17, 4.19 และ 4.21 จะได้ผลลัพธ์แสดงดังตารางที่ 4.5, 4.6, 4.7, 4.8 และ 4.9

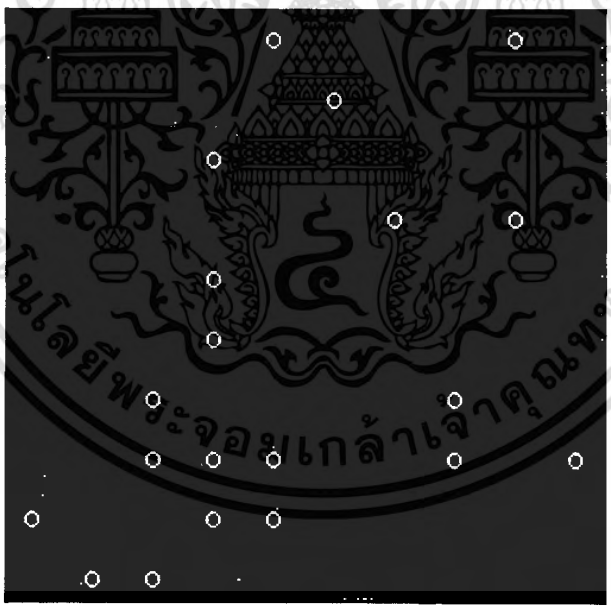


รูปที่ 4.12 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 10 เมือง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

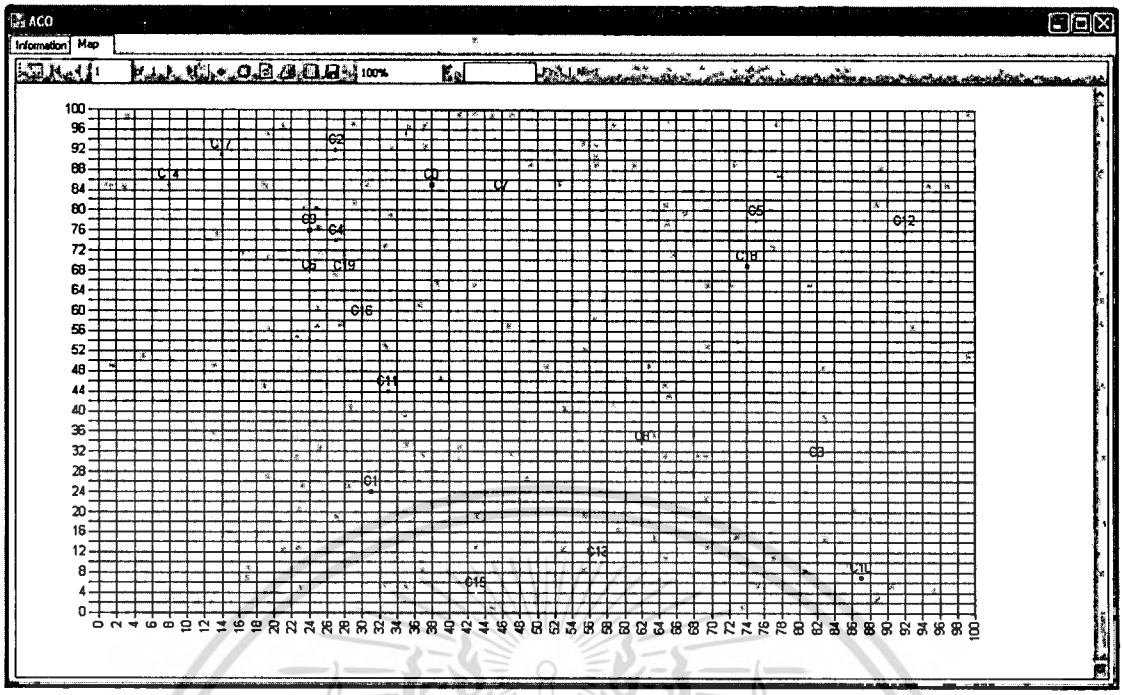


รูปที่ 4.13 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 10 เมือง ตามแนวแกน X และ Y

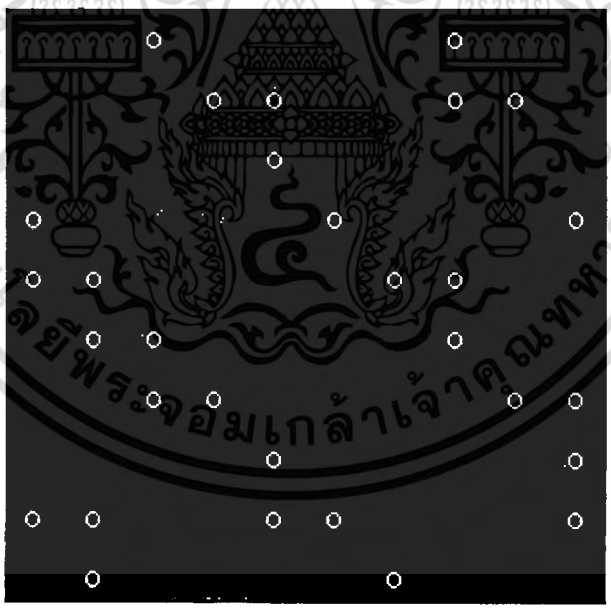


รูปที่ 4.14 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 20 เมือง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

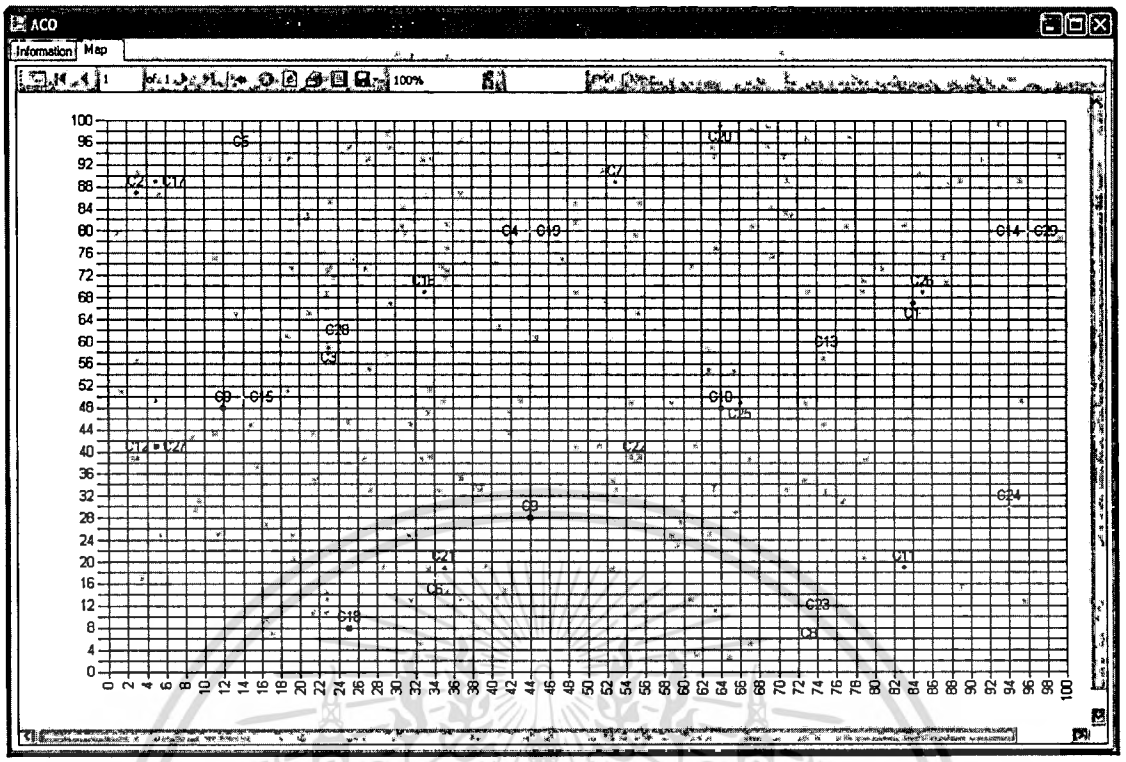


รูปที่ 4.15 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 20 เมือง ตามแนวแกน X และ Y

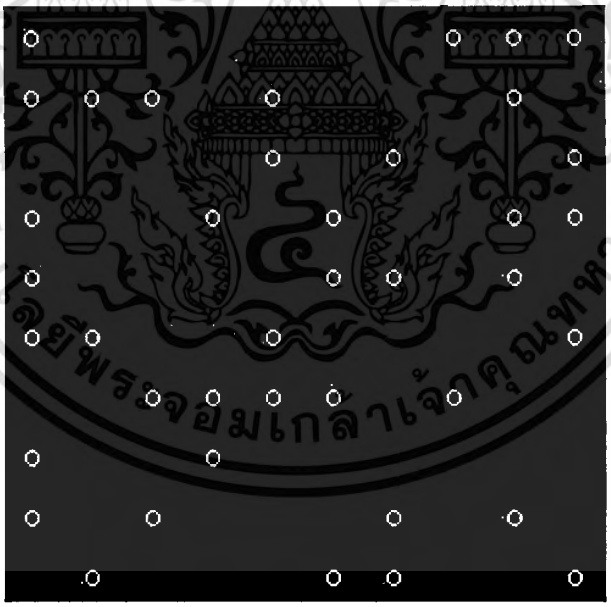


รูปที่ 4.16 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 30 เมือง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

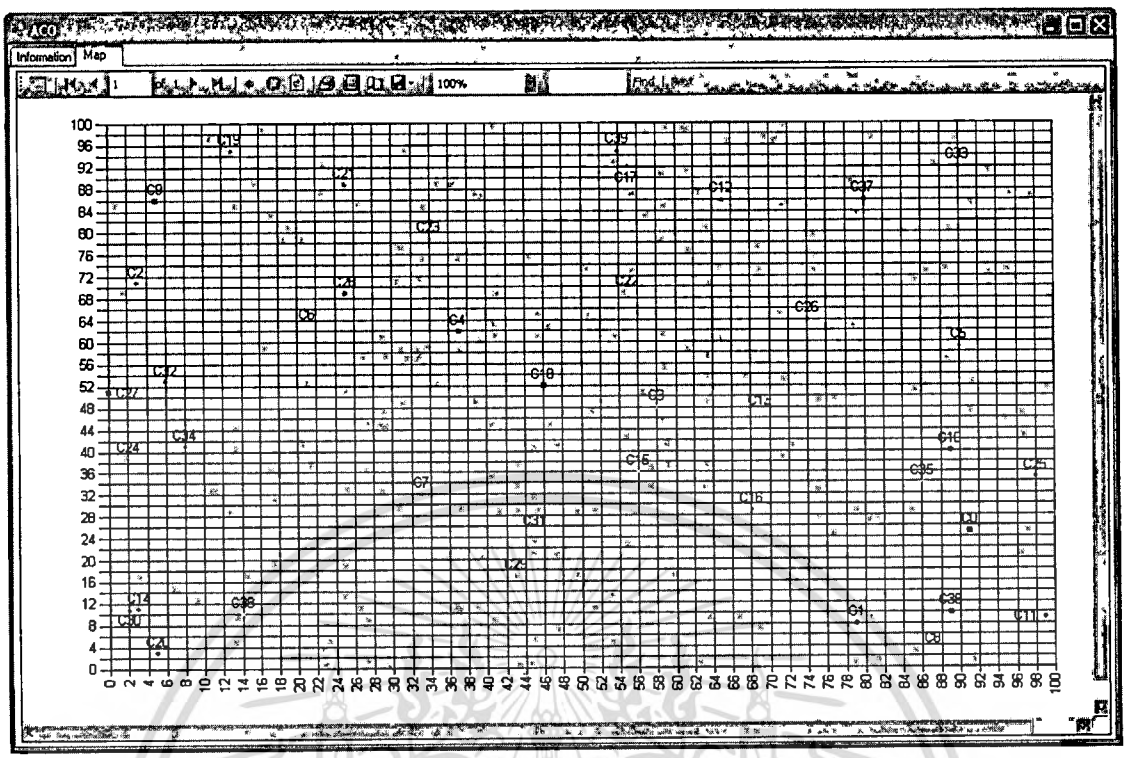


รูปที่ 4.17 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 30 เมือง ตามแนวแกน X และ Y

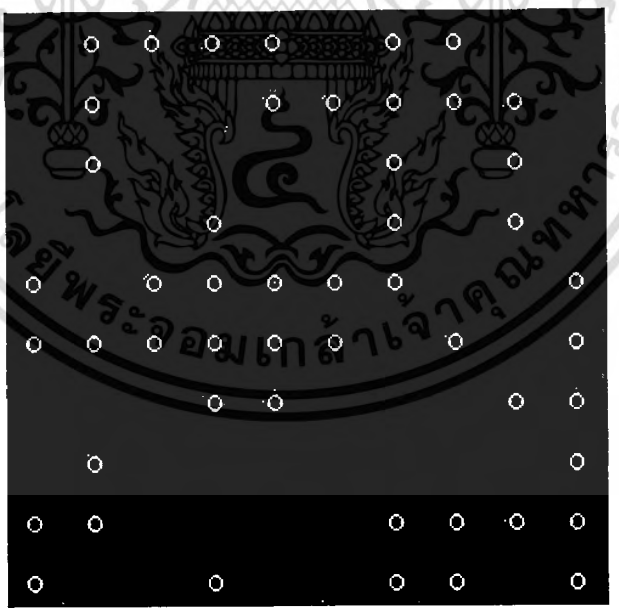


รูปที่ 4.18 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 40 เมือง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

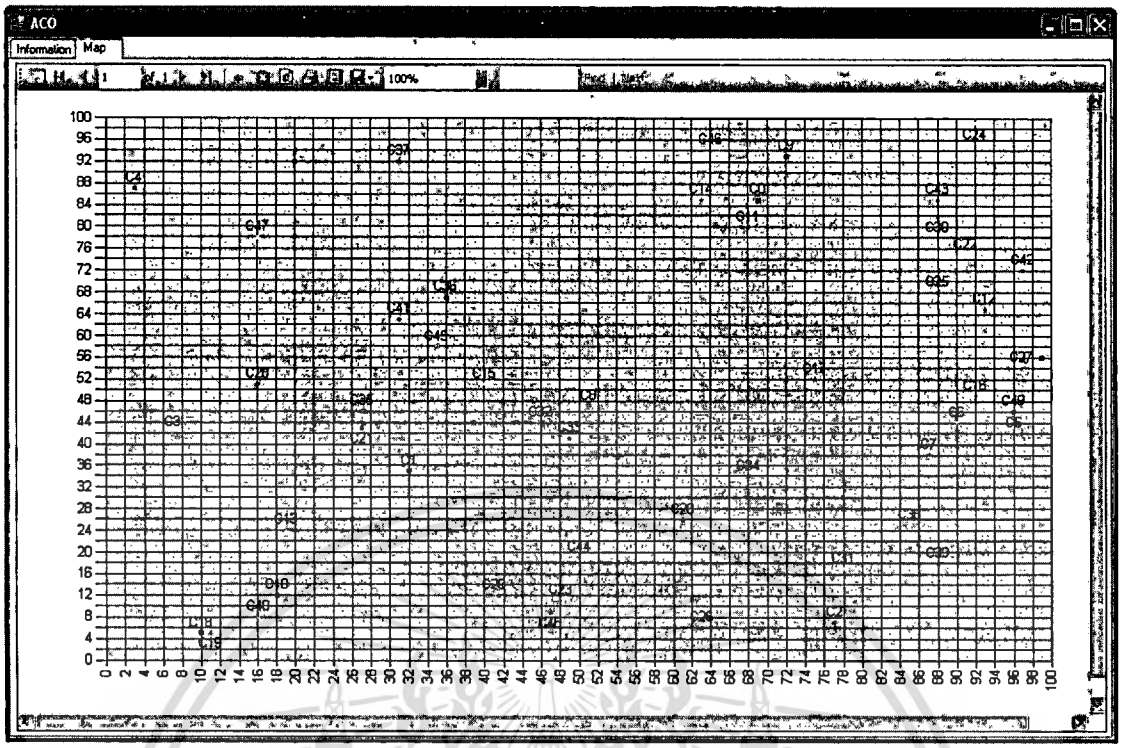


รูปที่ 4.19 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 40 เมือง ตามแนวแกน X และ Y



รูปที่ 4.20 แสดงแผนที่เมืองจำนวน 50 เมือง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.21 แสดงตำแหน่งเมืองจำนวน 50 เมือง ตามแนวแกน X และ Y

ตารางที่ 4.5 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 10 เมือง

ครั้งที่	ระยะทาง	
	การเดินทางปกติ	การเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover)
1	326.7653	324.8967
2	324.8967	324.8967
3	321.9826	324.8967
4	246.5737	324.8967
5	312.3462	324.8967
Max	326.7653	324.8967
Min	246.5737	324.8967
Avg.	306.5129	324.8967

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.6 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 20 เมือง

ครั้งที่	ระยะทาง	
	การเดินทางปกติ	การเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover)
1	350.5885	335.0964
2	341.1992	335.0964
3	335.0964	335.0964
4	341.1992	335.0964
5	335.0964	335.0964
Max	350.5885	335.0964
Min	335.0964	335.0964
Avg.	340.6359	335.0964

ตารางที่ 4.7 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 30 เมือง

ครั้งที่	ระยะทาง	
	การเดินทางปกติ	การเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover)
1	422.8066	423.3264
2	424.8363	421.9018
3	423.3264	423.3264
4	421.4314	420.9116
5	423.3264	421.4314
Max	424.8363	423.3264
Min	421.4314	420.9116
Avg.	423.1454	422.1795

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.8 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 40 เมือง

ครั้งที่	ระยะทาง	
	การเดินทางปกติ	การเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover)
1	565.1954	565.1954
2	569.0483	565.5100
3	565.1954	565.1954
4	555.8661	565.5110
5	565.511	565.1954
Max	569.0483	565.5110
Min	555.8661	565.1954
Avg.	564.1632	565.3214

ตารางที่ 4.9 แสดงผลการทดลองที่ได้จากการเดินทางปกติ และการเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง โดยใช้จำนวนเมือง 50 เมือง

ครั้งที่	ระยะทาง	
	การเดินทางปกติ	การเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover)
1	579.3603	574.1193
2	580.0512	578.3507
3	578.3507	575
4	579.3603	577.8817
5	581.9554	581.9554
Max	581.9554	581.9554
Min	578.3507	574.1193
Avg.	579.8156	577.4614

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาวิธีการหาคำตอบของปัญหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุด โดยใช้วิธีการแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน และการนำเจเนติกอัลกอริธึมในส่วนของการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) มาประยุกต์ใช้ร่วมกัน โดยได้ทำการทดลองกับปัญหาการเดินทางของเซลแมน (Traveling Salesman Problem) สามารถสรุปผลการทดลองรวมถึงข้อเสนอแนะได้ ดังนี้

5.1 สรุปผลการทดลอง

1. ในการทำการทดลองโดยให้มดเดินทางบนแผนที่เมืองที่สร้างขึ้น เมื่อมดเดินทางครบตามจำนวนรอบที่กำหนดไว้แล้ว พบว่ามดจะพบเส้นทางที่ดีที่สุด (สั้นที่สุด) ในรอบท้ายๆของการเดินทาง ทั้งในการเดินทางแบบปกติ และการเดินทางแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมืองที่ใช้เดินทาง

2. การกำหนดค่าตัวแปรต่างๆเพื่อนำมาใช้ในการคำนวณนั้น มีผลต่อเส้นทางที่จะค้นพบ โดยพบว่าค่าตัวแปร α (Alpha) เท่ากับ 1.0, β (Beta) เท่ากับ 5.0 และ ρ (Rho) เท่ากับ 0.5 เป็นชุดของค่าตัวแปรที่เหมาะสมที่สุด ที่ทำให้ค้นพบคำตอบที่ดี (เส้นทางที่สั้น) ได้

3. การเดินทางที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง ซึ่งก็คือลำดับการเดินทางของมดแต่ละตัว จะได้มดตัวใหม่ที่มีลำดับการเดินทางบางส่วนถ่ายทอดมาจากมดต้นแบบ ซึ่งเป็นการเพิ่มความหลากหลายในเส้นทางการเดินทางของมด อาจทำให้มดมีโอกาสค้นพบคำตอบที่ดี (เส้นทางที่สั้น) ได้มากขึ้น

4. ระยะทางที่ได้จากการเดินทางแบบที่มีการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ชุดของเมือง ค่อนข้างดีกว่า (สั้นกว่า) ซึ่งค่าที่ได้จะมีลักษณะเกือบคงที่กว่าการเดินทางแบบปกติ

5.2 ข้อเสนอแนะ

จากการทดลองวิธีการค้นหาคำตอบของปัญหาที่ต้องการคำตอบที่ดีที่สุด โดยทดลองกับปัญหาการเดินทางของเซลแมน เพื่อเป็นการปรับปรุงวิธีการค้นหาให้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น ในอนาคตอาจมีการศึกษาการนำตัวดำเนินการอื่นๆ เช่น การคัดเลือกสายพันธุ์ และการกลายพันธุ์ ในเจเนติกอัลกอริธึมมาประยุกต์ใช้ร่วมกับแอนท์โคโลนีออปติไมซ์เซชัน หรืออาจนำวิธีการหาคำตอบแบบอื่นๆ เช่น พาติเคิลสวอร์มออปติไมซ์เซชัน หรือโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ร่วมกันอีกทางหนึ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

ปริศนา แช่มสุขขี. 2547. "Genetic Algorithm (GA)." เอกสารสัมมนาคอมพิวเตอร์รายวิชาสัมมนาทางคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยบูรพา.

Bandyopadhyay S. 2007. **Classification and Learning Using Genetic Algorithms.** Berlin : Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Beasley D., Bull D.R and Martin R.R. 1993. "An Overview of Genetic Algorithms : Part 1, Fundamentals." **University Computing.** 15(2) : 58-69.

Dorigo M., Birattari M. and Stutzle T. 2006. "Ant Colony Optimization Artificial Ants as a Computational intelligence Technique." **IEEE Computational Intelligence Magazine.** 28-39.

Cordon O., Herrera F. and Stutzle T. 2002. "A Review on the Ant Colony Optimization Methaheuristic: Basic, Models and New Trends." **Mathware & Softcomputing.** 9(3) : 141-175.

Dorigo M. and Di Caco G. 1999. "Ant Algorithms for Discrete Optimization." **Artificial Life , MIT Press.**

Dorico M. and Gambardella L.M. 1997. "Ant Colony System: A Coorperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem." **IEEE Trans. Evol. Comp.** 1(1) : 53-66.

Dorico M., Maniezzo V and Colorni A. 1996. "Ant System: optimization by a Colony of Coorperating Agents." **IEEE Trans. Syst. Man Cybern.** 26(1) : 29-41.

Dorigo M., Maniezzo V. and Colorni A. 1991. "Positive Feedback as a Search Strategy." **Technical Report 91-016, DipRTIMENTO DI Elettronica, Politecnico di Milano, IT.**

Dorigo M. and Socha K. 2007. "An Introduction to Ant Colony Optimization." **IRIDIA-Technical Report Series.** TR/IRIDIA/2006-010.

Jones M.T. 2003. **AI Application Programming.** Massachusetts : Charles River Media, Inc.

Stutzle T. and Hoos H. 1997. "MAX-MIN Ant System and Local Search for Combinatorial Optimization Problems." **2nd Metaheuristic international Conference (MIC-97), Sophia-Antipolis, France.**

Zhao F., Dong J., Li S. and Sun J. 2008. "An Improved Ant Colony Optimization Algorithm with Embedded Genetic Algorithm for the Traveling Salesman Problem." **The7th World Congress on Intelligent Control and Automation, Chongqing, China.**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียนโครงงาน

ชื่อผู้เขียน	นางสาวศุภลักษณ์ อโณทัยไพบูลย์
วันเดือนปีเกิด	8 กุมภาพันธ์ 2528
สถานที่เกิด	นครราชสีมา
ประวัติการศึกษา	วิศวกรรมศาสตร์บัณฑิต สาขาวิชาคอมพิวเตอร์
	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้