

การประยุกต์วิธีการหาค่าเหมาะสมภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนาร่วมกับวิธีการหาค่า
เหมาะสมของวาฬหลังค่อมสำหรับปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งที่มีช่วงเวลายืดหยุ่น

Hybrid Coronavirus Herd Immunity Optimizer with Whale Optimization

Algorithm for Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows

ศิริชัย ยศวังใจ^{1*} และ กิตติพงษ์ ม้าลำพอง²

¹ภาควิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมอุตสาหกรรม, วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม,
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ วงศ์สว่าง บางซื่อ กรุงเทพมหานคร 10800

²โรงเรียนเตรียมวิศวกรรมศาสตร์ ไทย-เยอรมัน, วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม,
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ วงศ์สว่าง บางซื่อ กรุงเทพมหานคร 10800

Sirichai Yodwangjai^{1*} and Kittipong Malampong²

¹Department of Industrial Engineering, College of Industrial Technology,
King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Wongsawang, Bangsue, Bangkok, 10800, Thailand

²Thai-German Pre-Engineering School, College of Industrial Technology,
King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Wongsawang, Bangsue, Bangkok, 10800, Thailand

*Corresponding Author E-mail: sirichai.y@cit.kmutnb.ac.th

Received: Oct 05, 2022; Revised: Nov 29, 2022; Accepted: Dec 13, 2022

บทคัดย่อ

ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งแบบมีช่วงเวลารับสินค้า (Vehicle Routing Problem with Time Windows: VRPTW) เป็นหนึ่งในปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเชิงการจัด (Combinatorial Optimization Problem) โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อหากลุ่มของเส้นทางที่ขนพาหนะเดินทางไปบริการลูกค้าตามจำนวนความต้องการสินค้าภายในช่วงเวลารับสินค้า บทความนี้นำเสนอการประยุกต์วิธีการหาค่าเหมาะสมภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนาร่วมกับวิธีการหาค่าเหมาะสมของวาฬหลังค่อม (Hybrid Coronavirus Herd Immunity Optimizer with Whale Optimization Algorithm: HCHIO-WOA) สำหรับแก้ปัญหา VRPTW วิธีการหาค่าเหมาะสมภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนา (CHIO) เลียนแบบกลไกการเว้นระยะห่างทางสังคมในการสร้างภูมิคุ้มกัน พารามิเตอร์ของวิธี CHIO ถูกควบคุมด้วยอัตราการแพร่เชื้อ และเกณฑ์อายุสูงสุดของการติดเชื้อ วิธีเรียงลำดับค่ามากใช้สร้างตัวแทนคำตอบเริ่มต้น ในกรณีที่เลขสุ่มมีค่ามากกว่าอัตราการแพร่เชื้อ วิธีการหาค่าเหมาะสมของวาฬหลังค่อมถูกใช้ในการสร้างคำตอบใหม่เพื่อหลีกเลี่ยงการติดคำตอบท้องถิ่น วิธีการปรับปรุงคำตอบประกอบด้วยวิธีสองตัวดำเนินการ (2-Operator) วิธีการแลกเปลี่ยนแบบแลมดดา (Lambda-Interchange) และวิธีการสลับสายพันธุ์แบบเปลี่ยนขอบ (Alternating Edges Crossover) วิธีการที่เสนอนำไปทดสอบกับโจทย์ปัญหาเทียบเคียงของโซโลมอนที่มีขนาดลูกค้าต่างกันและเปรียบเทียบกับวิธีที่ผ่านมา ผลการทดลองพบว่า วิธี HCHIO-WOA มีค่าเฉลี่ยของค่าคำตอบมากกว่าค่าคำตอบที่ดีที่สุด (Best Known Solution) ในโจทย์ปัญหาเทียบเคียงขนาดเล็กและขนาดกลางที่ 0.32 เปอร์เซ็นต์ และ 2.06 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ และโจทย์ปัญหาเทียบเคียงขนาดใหญ่มีค่าคำตอบที่ดีที่สุดจำนวน 9 ข้อ จากทั้งหมด 11 ข้อ และมีค่าคำตอบมากกว่าค่าคำตอบที่ดีที่สุด 0.08 เปอร์เซ็นต์

คำสำคัญ: วิธีการหาค่าเหมาะสมภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนา, วิธีการหาค่าเหมาะสมของวาฬหลังค่อม, ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง, ช่วงเวลารับสินค้า

Abstract

Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW) is one of the combinatorial optimization problems that objective is to find the optimal set of routes for a fleet of vehicles to service a set of customers, a given set of demands within time window. This paper presents the hybrid the Coronavirus Herd Immunity Optimizer with Whale Optimization Algorithm (HCHIO-WOA) for solving VRPTW. The Coronavirus Herd Immunity Optimizer (CHIO) mimics the mechanism the social distancing in the herd immunity strategy. The parameters of CHIO are controlled by basic reproduction rate (BR_r) and maximum age of infected cases (Max_{Age}). The Largest Rank Value (LRV) is used for generating the initial solution. In other case, the random number is larger than BR_r that WOA is used for selecting the new solution to avoid trapped in local optimal. The local search comprised 2-Operator, Lambda-Interchange method and Alternating Edges Crossover (AEX) for solution improvement. The proposed method has been tested in Solomon instance in different size problems and compared with other existing algorithms. The experiment result shows that the average gap of HCHIO-WOA is larger than Best Known Solution for small and medium problems which are 0.32% and 2.06%, respectively. The large problem found 9 out of 11 instances in Best Known Solution that is large value at 0.08%.

Keywords: Coronavirus Herd Immunity Optimizer, Whale Optimization Algorithm, Vehicle Routing Problem, Time Windows

1. ที่มาและความสำคัญ

ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง (Vehicle Routing Problem: VRP) เป็นปัญหาที่สำคัญในการขนส่ง การกระจายสินค้า และระบบโลจิสติกส์ แต่เดิม Dantzig and Ramser [1] ได้ศึกษาปัญหาการเดินทางของยานพาหนะที่พิจารณาความต้องการสินค้าและปริมาณความจุของยานพาหนะ ปัญหา VRP มีข้อจำกัดหลักอยู่ 3 ข้อ ประกอบด้วย ยานพาหนะเมื่อออกจากคลังสินค้าจะต้องกลับเข้าคลังสินค้าตามเดิม ลูกค้าน้ำจะได้รับสินค้าทั้งหมดครั้งเดียวจากการขนส่งด้วยยานพาหนะคันเดียวเท่านั้น และปริมาณสินค้าน้ำรวมทั้งหมดแล้วไม่เกินความจุของยานพาหนะ ช่วงเวลาในการรับสินค้าของลูกค้า (Time Windows) เป็นหนึ่งในข้อจำกัดที่เกิดขึ้นจริงในภาคอุตสาหกรรมการผลิต เนื่องจากแต่ละอุตสาหกรรมจะมีเวลาในการทำงานที่แตกต่างกัน เช่น 8 ชั่วโมง 16 ชั่วโมง หรือ 24 ชั่วโมง ต่อ 1 วัน โดยวัตถุดิบที่นำเข้ามาใช้ในการผลิตจะต้องสอดคล้องกับเวลาทำการผลิตสินค้า โดยลูกค้าแต่ละรายจะมีช่วงเวลาในการรับสินค้าที่แตกต่างกัน การจัดส่งสินค้าให้กับลูกค้าแต่ละรายที่กระจายอยู่รอบ

คลังสินค้าถือเป็นหน้าที่หลักของผู้วางแผนจัดส่งเส้นทางให้ยานพาหนะเดินทาง เพื่อให้มีต้นทุนการขนส่งที่ต่ำที่สุดหรือระยะทางขนส่งที่สั้นที่สุด ช่วงเวลารับสินค้าสามารถแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบ คือ ช่วงเวลายืดหยุ่น (Soft Time Windows) เป็นเงื่อนไขที่ยอมให้ยานพาหนะเดินทางมาถึงตำแหน่งลูกค้าก่อนเวลารับสินค้า แต่ต้องจอดรอจนกว่าจะถึงช่วงเวลาเริ่มต้นของการรับสินค้าและไม่มีการคิดค่าปรับในการจอดรอคอย และอีกรูปแบบหนึ่งเป็นช่วงเวลาเคร่งครัด (Hard Time Windows) ซึ่งยานพาหนะจำเป็นต้องเดินทางมาถึงตำแหน่งลูกค้าและพร้อมให้บริการภายในช่วงเวลาในการรับสินค้าเท่านั้น ในบางกรณีมีทั้งช่วงเวลายืดหยุ่นและเคร่งครัดร่วมกันในลูกค้าแต่ละราย [2-4]

ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งที่มีช่วงเวลาในการรับสินค้า (Vehicle Routing Problem: VRPTW) มีการพัฒนาออกไป 2 แนวทาง คือ การพัฒนาลักษณะของปัญหา และการพัฒนาของวิธีการแก้ปัญหา ส่วนของลักษณะปัญหาจะคิดค่าปรับเมื่อละเมิดข้อจำกัดด้านเวลา [5] การผสมกันของช่วงเวลารับสินค้า [3] หรือมีการเพิ่มเป็นหลายวัตถุประสงค์ [6] ในอีกแนวทางหนึ่งของวิธีการแก้ปัญหา VRPTW

เนื่องจากเป็นปัญหาที่อยู่ในกลุ่มปัญหาเอ็นพีฮาร์ด (NP-Hard Problem) จะใช้วิธีการแม่นยำ (Exact method) แก้ไขปัญหาขนาดเล็ก เมื่อปัญหามีขนาดใหญ่ขึ้นมีการพัฒนาวิธีฮิวริสติก (Heuristic) จนไปถึงวิธีเมตาฮิวริสติก (Metaheuristics) วิธีการที่นิยมนำมาแก้ปัญหาคือ ประกอบด้วย วิธีอบเหนียวจำลอง (Simulated Annealing) [7] วิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm) [8] วิธีอาณานิคมมด (Ant Colony Optimization: ACO) [9] วิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO) [10] วิธีอาณานิคมผึ้งเทียม (Artificial Bee Colony Algorithm: ABC) [11] และวิธีหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบหิ่งห้อย (Firefly Algorithm) [12] เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีที่สุดมีการพัฒนาวิธีหาค่าตอบร่วมกันมากกว่า 1 วิธี [13] กระบวนการค้นหาคำตอบในแต่ละวิธีจะมีลักษณะเด่นที่แตกต่างกัน โดยแต่ละวิธีจะมีกระบวนการค้นหาแบบ สุ่ม กระจาย (Exploration Mechanism) กับ กระบวนการค้นหาคำตอบใกล้เคียง (Exploitation Mechanism) ซึ่งสองกระบวนการนี้จะต้องมีความสมดุลกัน เพื่อให้ได้คำตอบที่เหมาะสมภายในระยะเวลาที่ต้องการ

ในปี ค.ศ. 2021 [14] มีการพัฒนาวิธีการหาค่าที่เหมาะสมภูมิคุ้มกันหมู่ (Coronavirus Herd Immunity Optimizer: CHIO) ซึ่งเป็นวิธีที่ได้รับแรงบันดาลใจจากความต้องการพื้นฐานของมนุษย์ (Human-based Algorithm) ในการป้องกันการติดเชื้อไวรัสโคโรนา วิธีการจะเลียนแบบกลยุทธในการสร้างภูมิคุ้มกันหมู่ โดยใช้อัตราการแพร่กระจายเชื้อไวรัสระหว่างผู้ป่วยกับคนใกล้ชิดเพื่อสร้างภูมิคุ้มกันของแต่ละคนผ่านเงื่อนไขของการเว้นระยะห่างทางสังคม เพื่อควบคุมการระบาดและปกป้องบุคคลที่ไม่มีภูมิคุ้มกัน การเว้นระยะห่างทางสังคมเป็นกระบวนการหนึ่งในการพัฒนาคำตอบที่อยู่แบบ Exploit Mechanism และเมื่ออัตราภูมิคุ้มกันไม่สามารถพัฒนาให้ดีขึ้นได้ก็จะสร้างภูมิคุ้มกันชุดใหม่ขึ้นมาแทนด้วย Exploration Mechanism ส่วนใหญ่วิธี CHIO มีการประยุกต์ใช้แก้ปัญหาทางวิศวกรรมไฟฟ้า [15–16] ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ [17–20] ปัญหาเชิงการจัด [21],[22]

และประยุกต์ใช้กับวิธีการอื่น ๆ [23] ซึ่งพบว่ามีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาเป็นที่น่าพอใจ

นอกจากนี้ วิธีการหาค่าเหมาะสมของวาฬหลังค่อม (Whale Optimization Algorithm: WOA) [24] ยังพัฒนามาจากแนวคิดการหาค่าตอบตามความฉลาดของกลุ่ม (Swarm Intelligence Algorithm) ที่เลียนแบบพฤติกรรมกรล่าเหยื่อของวาฬหลังค่อม เมื่อพบเหยื่อจะทำการล้อมเหยื่อและโจมตีเหยื่อด้วยฟองอากาศ ซึ่งจะพยายามบีบวงล้อมของเหยื่อและเคลื่อนที่เข้าหาเหยื่อแบบเกลียว เมื่อเหยื่อถูกล่าแล้ววาฬหลังค่อมจะหาเหยื่อใหม่อีกครั้ง กลไกการทำงานของวิธีนี้จะอาศัยตำแหน่งระหว่างวาฬหลังค่อมกับเหยื่อเป็นตำแหน่งของคำตอบ และจะอัปเดตตำแหน่งใหม่เมื่อได้ตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุดในแต่ละรอบการค้นหาเหยื่อ จากวิธี WOA พบว่า กลไกการโจมตีเหยื่อด้วยฟองอากาศเป็น Exploit Mechanism และเมื่อวาฬหลังค่อมหาเหยื่อใหม่เป็น Exploration Mechanism งานวิจัยที่ผ่านมาพบว่า วิธี WOA ที่ประยุกต์ร่วมกับวิธีการค้นหาคำตอบอื่น ๆ มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหา [25–28] และเมื่อนำวิธีดังกล่าว ร่วมกับวิธีการค้นหาคำตอบหลักอื่น ๆ มีทั้งการประยุกต์ใช้รูปแบบ Exploit Mechanism ในวิธี ABC [29] และรูปแบบ Exploration Mechanism ในวิธีหาค่าตอบแบบราเมือก (Slime Mould Algorithm) [30] ผลการทดลองพบว่า การประยุกต์วิธี WOA ร่วมด้วยสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการหาค่าตอบ

วิธี CHIO นี้ถือเป็นวิธีหาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่ยังไม่เป็นที่แพร่หลายมากนัก แต่ค่าอัตราการแพร่เชื้อ (BR_r) และเกณฑ์อายุสูงสุดของการติดเชื้อ (Max_{Age}) เป็นหนึ่งในพารามิเตอร์ที่ต้องปรับให้เกิดความสมดุลระหว่าง Exploitation Mechanism กับ Exploration Mechanism ในทางกลับกันวิธี WOA มีจุดเด่นที่พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลองมีจำนวน 2 ค่า ประกอบด้วยจำนวนวาฬหลังค่อม (N) และจำนวนรอบค้นหาคำตอบ ($MaxIter$) และมีลักษณะพิเศษในการปรับปรุงคำตอบที่สัมพันธ์กันระหว่างรอบการค้นหาคำตอบปัจจุบันกับจำนวนรอบสูงสุดของการค้นหาคำตอบ แต่มีข้อด้อยในการลู่เข้าหาค่าตอบช้าและมีโอกาสติดคำตอบท้องถิ่น [31]

ดังนั้น งานวิจัยนี้ทำการแก้ปัญหา VRPTW ด้วยการประยุกต์วิธี CHIO ร่วมกับวิธี WOA และเรียกวิธีดังกล่าวว่า วิธี HCHIO-WOA โดยเบื้องต้นใช้วิธีเรียงลำดับค่ามากในการสร้างตัวแทนคำตอบ ขั้นตอนการหาคำตอบจะใช้ขั้นตอนหลักของวิธี CHIO และใช้วิธี WOA ในขั้นตอนการพัฒนาคำตอบที่ไม่ผ่านเกณฑ์การคัดเลือก แล้วนำไปทดสอบกับโจทย์ปัญหาที่เทียบเคียง ผู้วิจัยคาดหวังว่างานวิจัยนี้จะเป็นแนวทางในการแก้ปัญหา VRPTW ได้อย่างเหมาะสม

2. แบบจำลองทางคณิตศาสตร์

ปัญหา VRPTW เป็นปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงการจัด (Combinatorial Optimization Problem) ที่ประกอบด้วย 2 เซตย่อย คือ เซตยานพาหนะ และ เซตของลูกค้า ปัญหา VRP สามารถแสดงได้ด้วยกราฟ $G = (V, A)$ ซึ่ง V แทนเซตของจุดลูกค้าทั้งหมด $V = \{0, 1, 2, \dots, N\}$ A แทนเซตของเส้นเชื่อมระหว่างจุดทั้งหมด $A = \{(v_i, v_j) : 0 \leq i, j \leq n, v_i \text{ เป็นลูกค้าซึ่ง } i = \{1, 2, \dots, N\}\}$ กำหนดให้ v_0 คือ คลังสินค้า และลูกค้า $v_i \in V$

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ประกอบด้วย กลุ่มของดัชนี (Indices) พารามิเตอร์ (Parameters) ตัวแปรตัดสินใจ (Decision Variables) ฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Function) สมการข้อจำกัด (Constraints) โดยมีรายละเอียด ดังต่อไปนี้

ดัชนีและเซต

i, j	แทนหมายเลขลูกค้า
k	แทนหมายเลขยานพาหนะ
N	เซตของลูกค้า
K	เซตของยานพาหนะ

พารามิเตอร์

d_{ij}	ระยะทางขนส่งจากลูกค้าที่ i ไปยัง j
t_{ij}	เวลาขนส่งจากลูกค้า i ไปยัง j
q_i	ปริมาณความต้องการสินค้าของลูกค้าที่ i
Q_k	ความจุของยานพาหนะคันที่ k
t_i	ระยะเวลาการให้บริการที่ลูกค้า i
e_i	เวลาเริ่มต้นของช่วงเวลาในการบริการลูกค้าที่ i
l_i	เวลาสิ้นสุดของช่วงเวลาในการบริการลูกค้าที่ i

a_i	เวลามาถึงของยานพาหนะที่ตำแหน่งลูกค้าที่ i
w_i	เวลารอคอยในการบริการลูกค้าที่ i
M	จำนวนบวกที่มีค่ามาก

ตัวแปรตัดสินใจ

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{ยานพาหนะคันที่ } k \text{ ขนส่งสินค้าจาก } i \text{ ไปยัง } j \\ 0 & \text{กรณีอื่น ๆ} \end{cases}$$

$$st_i \quad \text{เวลาเริ่มต้นในการให้บริการลูกค้าที่ } i$$

แบบจำลอง

$$\text{Min } \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N d_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

ข้อจำกัด

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^N x_{ijk} = 1 \quad \forall j = 1, \dots, N \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=0}^N x_{ijk} = 1 \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{0jk} = 1 \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (4)$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N q_i x_{ijk} \leq Q_k \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{0jk} \leq 1 \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (6)$$

$$\sum_{j=0}^N x_{0jk} = \sum_{i=0}^N x_{i0k} \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (7)$$

$$\sum_{i=0}^N x_{ilk} - \sum_{j=0}^N x_{ljk} = 0 \quad \forall l = 1, \dots, N, \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (8)$$

$$st_i + t_i + t_{ij} + w_i - M(1 - x_{ijk}) \leq st_j \quad \forall i, j = 1, \dots, N, \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (9)$$

$$e_i \leq st_i + w_i \leq l_i \quad \forall i = 1, \dots, N, \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (10)$$

$$w_i = \max\{e_i - a_i, 0\} \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (11)$$

$$a_i \leq st_i \quad \forall i = 1, \dots, N, \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (12)$$

$$st_i \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (13)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j = 1, \dots, N, \quad \forall k = 1, \dots, K \quad (14)$$

จากตัวแบบจำลองคณิตศาสตร์ข้างต้น ในสมการที่ (1) แสดงระยะทางรวมทั้งหมดที่ต่ำที่สุด สมการ (2) และ (3) เป็นเงื่อนไขบังคับให้มียานพาหนะเข้าและออกได้เพียงหนึ่งคันสำหรับลูกค้าแต่ละราย สมการ (4) เป็นเงื่อนไขที่กำหนดว่ายานพาหนะจะต้องเดินทางออกจากคลังสินค้า สมการ (5) เป็นเงื่อนไขบังคับให้ปริมาณสินค้านำรวมที่ จะต้องขนส่งต้องไม่เกินความจุของยานพาหนะ สมการที่

(6)–(7) กำหนดว่ายานพาหนะที่เดินทางออกจากคลังสินค้า จะต้องเดินทางกลับมาสิ้นสุดที่คลังสินค้าเดิม อสมการที่ (8) เป็นเงื่อนไขกำหนดว่ายานพาหนะที่เข้าและออกแต่ละจุดต้องเป็นยานพาหนะคันเดียวกัน อสมการที่ (9) กำหนดความสัมพันธ์ระหว่างเวลาเริ่มขนส่งสินค้าของลูกค้าที่มีเส้นทางรถขนส่งต่อเนื่องกัน อสมการที่ (10) กำหนดให้เวลาในการให้บริการต้องเริ่มหลังช่วงเวลาเริ่มต้นและไม่เกินหลังช่วงเวลาที่กำหนด สมการที่ (11) เป็นเงื่อนไขกำหนดเวลาให้บริการ อสมการที่ (12) กำหนดเวลาเริ่มต้นการให้บริการหลังเวลาการมาถึงของยานพาหนะ อสมการที่ (13) และ (14) กำหนดคุณสมบัติของตัวแปรตัดสินใจที่เกี่ยวข้อง

3. การหาค่าเหมาะสมภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนา

วิธีการหาค่าเหมาะสมภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนาถูกพัฒนามาจากแนวความคิดการป้องกันการแพร่ระบาดของเชื้อไวรัสโคโรนา อัตราการแพร่เชื้อขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ระหว่างผู้ป่วยโรคโควิดและบุคคลทั่วไป การเว้นระยะห่างทางสังคมเป็นแนวทางการป้องกันการแพร่เชื้อ โดยในปี 2021 งานวิจัยของ Al-Betar et al. [14] นำเสนอแนวความคิดการเว้นระยะห่างทางสังคมมาประยุกต์ในการหาค่าคำตอบ โดยแบ่งขั้นตอนการค้นหาค่าตอบออกเป็น 6 ขั้นตอน โดยมีรายละเอียดดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดพารามิเตอร์ (Initial the CHIO Parameter)

พารามิเตอร์ของวิธี CHIO ประกอบด้วย พารามิเตอร์ของวิธีการหาค่าที่เหมาะสม (Algorithmic Parameters) และพารามิเตอร์ของกระบวนการหาค่าตอบ (Operational Parameters) โดยพารามิเตอร์ทั้งหมดของวิธี CHIO มี 6 ค่า ประกอบด้วย จำนวนผู้ป่วยที่ติดเชื้อเริ่มต้น (Infected Case, c_0) จำนวนประชากร (HIS) จำนวนรอบสูงสุดในการค้นหาค่าตอบ ($MaxIter$) และขนาดของปัญหา (Problem Dimension, n) อัตราการแพร่เชื้อ (BR_r) และ เกณฑ์อายุสูงสุดของการติดเชื้อ ($MaxAge$)

ขั้นตอนที่ 2 การสร้างภูมิคุ้มกันหมู่ (Generate Herd Immunity Population, HIP)

ขั้นตอนการสร้างภูมิคุ้มกันหมู่ จะเป็นการสร้างกลุ่มตัวแทนคำตอบตามจำนวนประชากร (HIS) รูปแบบตัวแทนคำตอบจะอยู่ในรูปของเมทริกซ์ 2 มิติ ซึ่งขนาดของ HIP เท่ากับ $n \times HIS$ โดยแต่ละแถว j ในเมทริกซ์กลุ่มตัวแทนคำตอบแสดงด้วยตัวแทนคำตอบ x^j โดยในแต่ละ x^j จะมีค่า x_i^j เป็นอัตราภูมิคุ้มกันที่สร้างมาจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของแต่ละปัญหา เช่น $lb_i + (ub_i - lb_i) \times U(0, 1) \forall i = 1, 2, \dots, n$ ดังสมการที่ (15)

$$HIP = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_n^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_n^2 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_1^{HIS} & x_2^{HIS} & \dots & x_n^{HIS} \end{bmatrix} \quad (15)$$

นอกจากนี้มีการระบุสถานะของ x^j ด้วยค่าเวกเตอร์ S แทนกรณีความเสี่ยงติดเชื้อไวรัสโคโรนาด้วย 0 และกรณีที่ติดเชื้อแล้วด้วย 1 ซึ่งจำนวนสถานะเวกเตอร์ S จะมีจำนวนเท่ากับ c_0 โดยเริ่มต้นจะกำหนดให้ S_j เท่ากับ 0 และเกณฑ์อายุเริ่มต้น A_j เท่ากับ 0

ขั้นตอนที่ 3 วิวัฒนาการภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนา (Coronavirus Herd Immunity Evolution)

ขั้นตอนวิวัฒนาการภูมิคุ้มกันหมู่เป็นการหาค่าตอบใหม่ $x^j(t + 1)$ ที่ได้รับอิทธิพลมาจากยีนส์ x_i^j ในตัวแทนคำตอบ x^j การหาค่าตอบใหม่จะใช้กฎการเว้นระยะห่างทางสังคม (Social Distancing) เพื่อหาค่าตอบในแต่ละกรณีด้วยค่า BR_r ที่เปรียบเทียบกับค่า r โดยเป็นค่าเลขที่ได้จากการสุ่มระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งจะแบ่งในแต่ละกรณีตามสมการที่ (16)

$$x_i^j(t + 1) \leftarrow \begin{cases} x_i^j(t) & r \geq BR_r \\ C(x_i^j(t)) & r < \frac{1}{3}BR_r \\ N(x_i^j(t)) & r < \frac{2}{3}BR_r \\ R(x_i^j(t)) & r < BR_r \end{cases} \quad (16)$$

กรณีติดเชื้อไวรัส (Infected Case)

ค่ายีนส์ $x_i^j(t + 1)$ มีผลมาจากระยะห่างทางสังคม ซึ่งมีความต่างระหว่างยีนส์ปัจจุบันกับยีนส์ที่มีการติดเชื้อโดยค่า $r \in \left[\frac{0,1}{3BR_r}\right)$ ค่า $x^c(t)$ เป็นการสุ่มเลือกจาก x^c ของเวกเตอร์ $S, c = \{i|S_i = 1\}$ ซึ่ง ค่า $x_i^j(t + 1)$ และ $C(x_i^j(t))$ คำนวณจากสมการที่ (17)–(18)

$$x_i^j(t + 1) = C(x_i^j(t)) \tag{17}$$

$$C(x_i^j(t)) = x_i^j(t) + r \times (x_i^j(t) - x_i^c(t)) \tag{18}$$

กรณีเสี่ยงต่อการติดเชื้อไวรัส (Susceptible Case)

ค่าขึ้นส์ $x_i^j(t + 1)$ มีผลมาจากระยะห่างทางสังคมจากค่า $r \in \left[\frac{1}{3BR_r}, \frac{2}{3BR_r}\right)$ ซึ่งเป็นความคลาดเคลื่อนระหว่างขึ้นส์ปัจจุบันกับขึ้นส์ที่ไม่พบเชื้อ x^m ค่า $x_i^m(t)$ เป็นการกระจายของ x^m อย่างสุ่ม และเป็นศูนย์กลางของเวกเตอร์ $S, m = \{i|S_i = 0\}$ ซึ่งค่า $x_i^j(t + 1)$ และ $N(x_i^j(t))$ คำนวณจากสมการที่ (19)–(20)

$$x_i^j(t + 1) = N(x_i^j(t)) \tag{19}$$

$$N(x_i^j(t)) = x_i^j(t) + r \times (x_i^j(t) - x_i^m(t)) \tag{20}$$

กรณีมีภูมิคุ้มกันจากไวรัส (Immune Case) ค่าขึ้นส์ใหม่ $x_i^j(t + 1)$ มีอิทธิพลมาจากระยะห่างทางสังคม จากค่า $r \in \left[\frac{2}{3BR_r}, BR_r\right]$ ซึ่งเป็นความคลาดเคลื่อนระหว่างขึ้นส์ปัจจุบันกับขึ้นส์ที่ไม่พบเชื้อ x^v ค่า $x_i^v(t)$ เป็นการกระจายของกรณีที่มีความต้านทานเชื้อโรค x^v อย่างสุ่ม และเป็นศูนย์กลางของเวกเตอร์ S ซึ่ง $f(x_i^v) = \operatorname{argmin}_j \{k|S(k) = 2\} f(x_i^j)$ ซึ่งหาค่า $x_i^j(t + 1)$ และ $R(x_i^j(t))$ คำนวณจากสมการที่ (21)–(22)

$$x_i^j(t + 1) = R(x_i^j(t)) \tag{21}$$

$$R(x_i^j(t)) = x_i^j(t) + r \times (x_i^j(t) - x_i^v(t)) \tag{22}$$

นอกจาก 3 กรณี ข้างต้นที่กล่าวไป เมื่อทำการสุ่มค่า r ที่มีค่ามากกว่า BR_r จะแทนค่าขึ้นส์ $x_i^j(t + 1)$ ด้วย $x_i^j(t)$ ในรอบนั้น ๆ

$$S_j \leftarrow \begin{cases} 1 & f(x^j(t + 1)) < \frac{f(x)^j(t+1)}{\Delta f(x)} \wedge S_j = 0 \wedge is_corona(x^j(t + 1)) \\ 2 & f(x^j(t + 1)) > \frac{f(x)^j(t+1)}{\Delta f(x)} \wedge S_j = 1 \end{cases} \tag{23}$$

4. การหาค่าเหมาะสมของวาพหลังค่อม

วาพหลังค่อมถือเป็นสัตว์นักล่าชนิดหนึ่งที่มีพฤติกรรมทางสังคมที่อาศัยอยู่ทั้งเป็นกลุ่มและลำพังตัวเดียว อาหาร

ชั้นตอนที่ 4 อัปเดตภูมิคุ้มกันหมู่ (Update Herd Immunity Population)

กำหนดให้ค่าอัตราภูมิคุ้มกัน $f(x^j(t + 1))$ เป็นค่าวัตถุประสงค์ของตัวแทนคำตอบ $x^j(t + 1)$ โดยตัวแทนคำตอบปัจจุบัน $x^j(t)$ จะถูกแทนที่ด้วย $x^j(t + 1)$ ในกรณีที่ตัวแทนคำตอบดีกว่า $f(x^j(t + 1)) < f(x^j(t))$ ค่าเวกเตอร์ S_j ของแต่ละตัวแทนคำตอบ x^j จะอัปเดตตามเกณฑ์ภูมิคุ้มกันด้วยสมการที่ (23) $is_corona(x^j(t + 1))$ มีค่าเป็นไบนารีซึ่งขึ้นอยู่กับประเภทของ $x^j(t + 1)$ ในกรณีที่ $x^j(t + 1)$ ถูกยืนยันว่าเป็นตัวแทนคำตอบที่ติดเชื้อค่า $is_corona(x^j(t + 1))$ จะเท่ากับ 1 โดยค่า $\Delta f(x) = \frac{\sum_{i=1}^{HIS} f(x_i)}{HIS}$ ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยของอัตราภูมิคุ้มกันหมู่ อัตราภูมิคุ้มกันของกลุ่มตัวแทนคำตอบขึ้นอยู่กับระยะห่างทางสังคมที่คำนวณได้ก่อนหน้าถ้าอัตราภูมิคุ้มกันใหม่ดีกว่าอัตราภูมิคุ้มกันเฉลี่ย แสดงให้เห็นว่าประชากรมีภูมิคุ้มกันไวรัส และค่าเวกเตอร์อายุ (Age Vector) $A_j, A_j = A_j + 1$ ถ้า $S_j = 1$

ชั้นตอนที่ 5 กรณีร้ายแรง (Fatal Case)
ถ้าอัตราภูมิคุ้มกัน $f(x^j(t + 1))$ ของตัวแทนคำตอบที่ติดเชื้อไวรัส ($S_j == 1$) ไม่สามารถปรับปรุงให้ดีขึ้น ($A_j = A_j + 1$) จะถูกกำหนดด้วยค่า Max_{Age} ถ้าค่า $A_j \geq Max_{Age}$ เป็นกรณีที่ตัวแทนคำตอบใช้ไม่ได้ (เสียชีวิต) ซึ่งจะมีการสร้างตัวแทนคำตอบใหม่ $x_i^j(t + 1)$, $x_i^j(t + 1) = lb_i + (ub_i - lb_i) \times U(0, 1) \forall i = 1, 2, \dots, n$ และ ค่า A_j, S_j จะกำหนดใหม่เท่ากับ 0

ชั้นตอนที่ 6 ครบเงื่อนไข (Stop Criterion)
เป็นกระบวนการค้นหาคำตอบซ้ำจากขั้นตอนที่ 3 ถึงขั้นตอนที่ 6 ซึ่งเงื่อนไขของการค้นหาคำตอบขึ้นอยู่กับจำนวนของผู้ที่ไม่พบเชื้อและมีภูมิคุ้มกันครบ หรือจำนวนรอบสูงสุดในการค้นหาคำตอบ

ของวาพหลังค่อมจะเป็นกึ่งหรือปลาขนาดเล็กโดยพฤติกรรมการล่าเหยื่อมีลักษณะที่น่าสนใจ คือ การสร้างฟองอากาศล้อมเหยื่อ Mirjalili and Lewis [24] นำเสนอ

พฤติกรรมการล่าเหยื่อของวาฬหลังค่อมเพื่อหาคำตอบที่เหมาะสม มีขั้นตอนการหาคำตอบแบ่งออกเป็นทั้งหมด 3 ขั้นตอน โดยมีรายละเอียดดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 การล้อมเหยื่อ

พฤติกรรมของวาฬหลังค่อมในการจับเหยื่อนั้น จะระบุตำแหน่งของเหยื่อและล้อมเหยื่อ โดยกระบวนการของวิธี WOA จะกำหนดให้ \vec{x} คือ เวกเตอร์แสดงตำแหน่งของคำตอบ \vec{x}^* คือ เวกเตอร์แสดงตำแหน่งของคำตอบที่ดีที่สุด \vec{D} เป็นตำแหน่งระหว่างวาฬหลังค่อมกับตำแหน่งของเหยื่อ โดยพฤติกรรมดังกล่าวสามารถคำนวณจากสมการที่ (24)–(25)

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{x}^*(t) - \vec{x}(t)| \tag{24}$$

$$\vec{x}(t + 1) = \vec{x}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \tag{25}$$

เมื่อ t คือ จำนวนรอบปัจจุบัน ค่า \vec{A} และ \vec{C} คือ เวกเตอร์สัมประสิทธิ์ที่ได้จากการคำนวณ, $|\cdot|$ คือ ค่าสัมบูรณ์, คือ การคูณแบบจุดต่อจุด ซึ่ง \vec{x}^* จะอัปเดตใหม่ในแต่ละรอบที่มีค่าคำตอบที่ดีขึ้น โดยที่ \vec{A} และ \vec{C} สามารถคำนวณได้จากสมการ (26) และ (27) เมื่อ \vec{a} ลดลงแบบเชิงเส้นจาก 2 ถึง 0 ในแต่ละรอบการหาคำตอบ ตามสมการ (28) และ \vec{r} คือ เวกเตอร์แบบสุ่มในช่วง $[0, 1]$

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \tag{26}$$

$$\vec{C} = 2\vec{r} \tag{27}$$

$$\vec{a} = 2 - t \frac{2}{MaxIter} \tag{28}$$

ขั้นตอนที่ 2 วิธีการโจมตีด้วยฟองอากาศ

พฤติกรรมการโจมตีเหยื่อด้วยฟองอากาศของวาฬหลังค่อมแบ่งออกเป็น 2 วิธี ประกอบด้วยวิธีการบีบวงล้อม และการเคลื่อนที่แบบเกลียว มีรายละเอียดดังนี้

การบีบวงล้อม

พฤติกรรมการบีบวงล้อมจะปรับค่าลดลงตาม \vec{a} ตามสมการ (28) ซึ่งส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของค่า \vec{A} โดยค่า \vec{A} จะมีค่าสุ่มในช่วง $[-a, a]$ เมื่อค่า \vec{A} ลดลงขอบเขตของการค้นหาคำตอบจะแคบลงตาม

การเคลื่อนที่แบบเกลียว

หลังจากที่วาฬหลังค่อมทำการบีบวงล้อมเหยื่อแล้ว วาฬหลังค่อมจะเข้าหาเหยื่อในรูปแบบเกลียว โดยมีสมการคณิตศาสตร์ที่จำลองการเคลื่อนที่แบบเกลียวที่คำนวณระยะทางระหว่างตำแหน่งวาฬหลังค่อมกับตำแหน่งเหยื่อจากสมการ (29)

$$\vec{x}(t + 1) = \vec{D}^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{x}^*(t) \tag{29}$$

เมื่อ $\vec{D}^* = |\vec{x}^*(t) - \vec{x}(t)|$ คือ ระยะทางของวาฬหลังค่อมกับเหยื่อ, b คือ ค่าคงที่สำหรับการกำหนดรูปร่างเกลียว, l คือ ค่าสุ่มระหว่าง $[-1, 1]$

ในการจำลองพฤติกรรมของวาฬหลังค่อมที่ว่ายน้ำล้อมเหยื่อและบีบวงล้อมเข้าหาเหยื่อเรื่อย ๆ พร้อมกับเคลื่อนที่เป็นรูปเกลียว ซึ่งกำหนดความน่าจะเป็นด้วยค่า r ที่สุ่มในช่วง $[0, 1]$ ถ้า $r < 0.5$ เป็นการบีบวงล้อม ในทางกลับกัน $r \geq 0.5$ เป็นการเคลื่อนที่แบบเกลียว ตามสมการ (30)

$$\vec{x}(t + 1) = \begin{cases} \vec{x}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} & \text{if } r < 0.5 \\ \vec{D}^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{x}^*(t) & \text{if } r \geq 0.5 \end{cases} \tag{30}$$

ขั้นตอนที่ 3 การค้นหาเหยื่อ

นอกจากวาฬหลังค่อมโจมตีเหยื่อด้วยฟองอากาศแล้ว เมื่อกินเหยื่อเสร็จเรียบร้อยแล้ว วาฬหลังค่อมจะค้นหาเหยื่อใหม่ตามตำแหน่งต่าง ๆ ด้วยการสุ่ม ซึ่ง ค่า \vec{A} ที่ได้จากการสุ่มควรจะมีค่ามากกว่า 1 หรือ น้อยกว่า -1 เพื่อบังคับให้ได้ตำแหน่งใหม่ที่ไกลจากตำแหน่งเดิม ซึ่งวิธีนี้ถือเป็นวิธีการค้นหาแบบสุ่มกระจาย จะอัปเดตตำแหน่งที่ได้จากการสุ่ม (\vec{x}_{rand}) แทนตำแหน่งที่ดีที่สุด การค้นหาแบบสุ่มกระจายจะทำเมื่อค่า $|\vec{A}| > 1$ ตามสมการ (31) และ (32)

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{x}_{rand} - \vec{x}| \tag{31}$$

$$\vec{x}(t + 1) = \vec{x}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{D} \tag{32}$$

5. การประยุกต์วิธีการหาค่าเหมาะสมภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนาร่วมกับการหาค่าเหมาะสมของวาฬหลังค่อม

การแก้ปัญหา VRPTW จะประยุกต์วิธี CHIO และวิธี WOA โดยใช้ขั้นตอนการค้นหาคำตอบหลักของวิธี CHIO ส่วนกรณีที่ไม่ตรงตามที่กำหนดไว้จะทำการค้นหาคำตอบด้วยวิธี WOA และปรับปรุงคำตอบด้วยวิธี Local Search โดยมีรายละเอียด ดังนี้

5.1 การสร้างตัวแทนคำตอบ

การสร้างตัวแทนคำตอบในปัญหา VRPTW ด้วยวิธี CHIO จะทำการสุ่มเลขระหว่าง 0 ถึง 1 ลงใน x^j ด้วยเลขสุ่มที่ไม่ซ้ำกัน แทนลงในค่ายีนส์ x_i^j ซึ่งค่า $i=0, 1, 2, \dots, n$ และ n เท่ากับจำนวนลูกค้า ค่า $j=1, 2, \dots, HIS$ และค่า x_j ของวิธี WOA จะแทนด้วย x_i^j รูปที่ 1 เป็นตัวอย่างของตัวแทนคำตอบที่ได้จากการสุ่ม กำหนดให้ HIS เท่ากับ 4 และ n เท่ากับ 6 หลังจากนั้นจะแปลงค่ายีนส์ในแต่ละตัวแทนคำตอบให้เป็นลำดับของลูกค้าด้วยวิธีเรียงลำดับค่ามาก (Large Rank Value: LRV) [27] แสดงดังรูปที่ 2

	(x_1^j)	(x_2^j)	(x_3^j)	(x_4^j)	(x_5^j)	(x_6^j)
คนไข้ที่ 1 (x^1)	0.18	0.26	0.75	0.28	0.89	0.36
คนไข้ที่ 2 (x^2)	0.56	0.93	0.29	0.84	0.12	0.45
คนไข้ที่ 3 (x^3)	0.76	0.49	0.28	0.84	0.27	0.64
คนไข้ที่ 4 (x^4)	0.98	0.77	0.86	0.73	0.33	0.52

รูปที่ 1 การสร้างยีนส์ของตัวแทนคำตอบ

0.18	0.26	0.75	0.28	0.89	0.36
------	------	------	------	------	------



6	5	2	4	1	3
---	---	---	---	---	---

รูปที่ 2 ตัวแทนคำตอบของปัญหา VRPTW

5.2 ขั้นตอนการประยุกต์วิธี CHIO ร่วมกับวิธี WOA

ในขั้นตอนการวิวัฒนาการภูมิคุ้มกันหมู่ ทำการสุ่มค่า r ด้วยเลขสุ่มระหว่าง 0 ถึง 1 กรณีที่ $r \geq BR_r$ จะแทน $x_i^j(t+1)$ ด้วยเทคนิคการหาคำตอบของวิธี WOA เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการค้นหาแบบสุ่มกระจายพร้อมกับการค้นหาคำตอบใกล้เคียงร่วมกัน ที่แบ่งออกเป็น 2 เงื่อนไข คือ ค่า $|A| < 1$ และค่า $|A| \geq 1$

กรณีค่า $|A| < 1$ ในบรรทัดที่ 23 แทน $x(t+1)$ จากสมการที่ (25) โดยในตำแหน่ง $x^*(t)$ แทนด้วยยีนส์ x_i^j ที่อยู่ใน x^{i*} ที่เป็นคำตอบที่ดีที่สุด ค่าเวกเตอร์ $x(t)$ ในสมการที่ (24) แทนด้วย $x_i^j(t)$

กรณีค่า $|A| \geq 1$ ในบรรทัดที่ 25 แทน $x(t+1)$ จากสมการที่ (32) โดยในตำแหน่ง x_{rand} ได้จากการเลือกยีนส์ x_i^j ที่อยู่ใน x^{rand} ที่สุ่มสร้างขึ้นมา ค่าเวกเตอร์ x ในสมการที่ (31) แทนด้วย $x_i^j(t)$ การค้นหาคำตอบจะแสดงรายละเอียดดังอัลกอริทึม 1

อัลกอริทึม 1 HCHIO-WOA

วิธี HCHIO-WOA

- 1: ขั้นตอนที่ 1 กำหนดพารามิเตอร์
- 2: กำหนดค่าพารามิเตอร์ $HIS, BR_r, c_0, MaxAge$ และ $MaxIter$
- 3: ขั้นตอนที่ 2 การสร้างภูมิคุ้มกันหมู่
- 4: for $j = 1$ to HIS do
- 5: สร้างประชากร x_i^j
- 6: คำนวณ $f(x_i^j)$
- 7: กำหนด $S_j = 0 \forall j = 1, 2, \dots, HIS$
และ $A_j = 0 \forall j = 1, 2, \dots, HIS$
- 8: $Iteration \leftarrow 0$
- 9: ขั้นตอนที่ 3 วิวัฒนาการภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนา
- 10: while ($Iteration \leq MaxIter$) do
- 11: for $j = 1$ to HIS do
- 12: $is_corona(x^j(t+1)) = false$
- 13: for $i = 1$ to n do
- 14: if ($r < \frac{1}{3}BR_r$) then

อัลกอริทึม 1 HCHIO-WOA (ต่อ)

```

15:     แทน  $x_i^j(t+1) \leftarrow C(x_i^j(t))$ ,
16:      $is\_corona(x^j(t+1)) = true$ 
17:     else if  $(r < \frac{2}{3}BR_r)$  then
18:         แทน  $x_i^j(t+1) \leftarrow N(x_i^j(t))$ 
19:     else if  $(r < BR_r)$  then
20:         แทน  $x_i^j(t+1) \leftarrow R(x_i^j(t))$ 
21:     else
22:         อัปเดตค่า  $\vec{a}, \vec{A}$  และ  $\vec{C}$ 
23:         if  $(|\vec{A}| < 1)$ 
24:             แทน  $x_i^j(t+1)$  ตามสมการ (25)
25:         else if  $(|\vec{A}| \geq 1)$ 
26:             สุ่มเลือก  $x_i^{rand}$  จาก  $x^{rand}$ 
27:             แทน  $x_i^j(t+1)$  ตามสมการ (32)
28:         end if
29:     end if
30: end for
31: ขั้นตอนที่ 4 อัปเดตภูมิคุ้มกันหมู่
32: if  $f(x^j(t+1)) \leq f(x^j(t))$  then
33:     แทน  $x^j(t) \leftarrow x^j(t+1)$ 
34: else
35:      $A_j = A_j + 1$ 
36: end if
37: if  $f(x^j(t+1)) \leq \frac{f(x^j(t+1))}{\Delta f(x)} \wedge S_j = 0 \wedge is\_corona(x^j(t+1))$  then
38:      $S_j = 1, A_j = 1 A_j = 1$ 
39: end if
40: if  $f(x^j(t+1)) > \frac{f(x^j(t+1))}{\Delta f(x)} \wedge S_j = 1$ 
then
41:      $S_j = 2, A_j = 0$ 
42: end if
43: ขั้นตอนที่ 5 กรณีร้ายแรง
44: if  $((A_j \geq Max_{Age})) \wedge (S_j == 1)$  then
45:      $x_i^j \leftarrow Random\ insertion\ by\ LRV$ 
46:      $S_j = 0, A_j = 0$ 
47: end if

```

อัลกอริทึม 1 HCHIO-WOA (ต่อ)

```

48:     end for
49:      $Iteration \leftarrow Iteration + 1$ 
50: end while

```

5.3 การปรับปรุงคำตอบ

ตัวแทนคำตอบที่ได้จากการค้นหาคำตอบจะถูกนำมาปรับปรุงคำตอบให้ดีขึ้น โดยวิธีการปรับปรุงคำตอบเป็นการพัฒนาคำตอบให้มีค่าคำตอบที่น้อยกว่าเดิมด้วยการปรับปรุงคำตอบภายในเส้นทางขนส่งเดียวกัน (Intra Route) ด้วยวิธี 2-Opt และการปรับปรุงคำตอบระหว่างเส้นทางขนส่งต่างกัน (Inter Route) ด้วยวิธี λ -Interchange และใช้วิธีการสลับสายพันธุ์แบบ Alternating Edges Crossover (AEX) ในการสลับตำแหน่งของลูกค้าในแต่ละตัวแทนคำตอบ

6. ผลการทดลองและอภิปรายผล

6.1 โจทย์ปัญหา

การทดลองครั้งนี้ใช้โจทย์ปัญหาเทียบเคียงของ Solomon [32] ที่มีลูกค้าจำนวน 100 ราย ลักษณะของโจทย์เป็นการกระจายแบบกลุ่ม (Cluster Distribution: C) ที่มีคลังสินค้าอยู่ตรงกลางและอยู่ระหว่างตำแหน่งของลูกค้า ลักษณะของปัญหามีการแบ่งช่วงเวลารับสินค้าและความจุยานพาหนะออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ช่วงเวลาแคบและความจุยานพาหนะน้อยแทนด้วยเลข 1 และช่วงเวลากว้างและความจุยานพาหนะมากแทนด้วยเลข 2

6.2 ค่าพารามิเตอร์

ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลองจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ พารามิเตอร์ของวิธี CHIO ประกอบด้วย HIS , BR_r , Max_{Age} และ $MaxIter$ ส่วนวิธี WOA ประกอบด้วย N และ $MaxIter$ โดยค่าพารามิเตอร์ในการทดลองครั้งนี้จะถูกการปรับค่าให้เหมาะสมกับโจทย์ปัญหาในแต่ละข้อ การทดลองสำหรับปัญหานี้ ผู้วิจัยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนตัว 1 เครื่อง สำหรับการพัฒนาวิธีการและหาค่าคำตอบด้วยหน่วยประมวลผลกลาง (CPU) Intel Core™ i5 1.80 GHz หน่วยความจำหลัก (RAM) 4.00 GB ระบบปฏิบัติการ

Microsoft Windows 10 และ โปรแกรมภาษาไพธอน (Python)

6.3 ผลการทดลอง

ผลการทดลองของวิธี HCHIO-WOA นำมาเปรียบเทียบกับค่าคำตอบที่ดีที่สุด (Best Known Solution: BKS) วิธี PSO [10] วิธี WOA และวิธี CHIO ในโจทย์ปัญหาขนาดเล็กและขนาดกลาง ส่วนวิธี ACO [9] วิธีประยุกต์อาณานิคมมด ร่วมกับวิธีหาค่าที่เหมาะสมการระดมความคิด (Hybrid Ant

Colony System with Brain Storm Optimization: ACS-BSO) [13] จะนำมาเปรียบเทียบในโจทย์ปัญหาขนาดใหญ่ร่วมด้วย วิธี HCHIO-WOA ทดลองซ้ำ 30 ครั้ง ด้วยเลขสุ่มที่แตกต่างกัน ผลการทดลองจะแสดงค่าระยะทาง (T.D.) ดังตารางที่ 1 และตารางที่ 2 และแสดงจำนวนยานพาหนะที่ใช้ในการขนส่ง (N.V.) ดังตารางที่ 3 โดยค่า Gap เป็นค่าเปอร์เซ็นต์ แสดงความแตกต่างของค่าคำตอบของวิธี HCHIO-WOA กับวิธีที่นำไปเปรียบเทียบ

ตารางที่ 1 ค่าระยะทางต่ำสุดของการทดลองในโจทย์ปัญหาขนาดเล็ก

Problem	BKS	PSO [10]	WOA	CHIO	HCHIO-WOA	Gap _{BKS} (%)	Gap _{PSO} (%)
C101	191.3	191.81	191.81	191.81	191.81	0.27%	0.00%
C102	190.3	190.74	190.74	190.74	190.74	0.23%	0.00%
C103	190.3	190.74	190.74	190.74	190.74	0.23%	0.00%
C104	186.9	187.45	187.45	187.45	187.45	0.29%	0.00%
C105	191.3	191.81	191.81	191.81	191.81	0.27%	0.00%
C106	191.3	191.81	191.81	191.81	191.81	0.27%	0.00%
C107	191.3	191.81	191.81	191.81	191.81	0.27%	0.00%
C108	191.3	191.81	191.81	191.81	191.81	0.27%	0.00%
C109	191.3	191.81	191.81	191.81	191.81	0.27%	0.00%
C201	214.7	215.54	215.54	215.54	215.54	0.39%	0.00%
C202	214.7	223.31	215.54	215.54	215.54	0.39%	-3.48%
C203	214.7	223.31	215.54	215.54	215.54	0.39%	-3.48%
C204	213.1	221.28	213.93	213.93	213.93	0.39%	-3.32%
C205	214.7	297.45	215.54	215.54	215.54	0.39%	-27.54%
C206	214.7	285.39	215.54	215.54	215.54	0.39%	-24.48%
C207	214.5	274.78	215.34	215.34	215.34	0.39%	-21.63%
C208	214.5	229.84	215.37	215.37	215.37	0.41%	-6.30%

ตารางที่ 2 ค่าระยะทางต่ำสุดของการทดลองในโจทย์ปัญหาขนาดกลาง

Problem	BKS	PSO [10]	WOA	CHIO	HCHIO-WOA	Gap _{BKS} (%)	Gap _{PSO} (%)
C101	362.4	363.25	363.25	363.25	363.25	0.23%	0.00%
C102	361.4	362.17	362.17	362.17	362.17	0.21%	0.00%
C103	361.4	362.17	363.34	363.34	363.34	0.54%	0.32%
C104	358.0	358.88	365.38	365.38	365.38	2.06%	1.81%

ตารางที่ 2 ค่าระยะทางต่ำสุดของการทดลองในโจทย์ปัญหาขนาดกลาง (ต่อ)

Problem	BKS	PSO [10]	WOA	CHIO	HCHIO-WOA	GapBKS(%)	GapPSO(%)
C105	362.4	363.25	363.25	363.25	363.25	0.23%	0.00%
C106	362.4	363.25	363.25	363.25	363.25	0.23%	0.00%
C107	362.4	363.25	363.25	363.25	363.25	0.23%	0.00%
C108	362.4	363.25	363.92	363.92	363.92	0.42%	0.18%
C109	362.4	363.25	363.25	363.25	363.25	0.23%	0.00%
C201	360.2	441.96	382.12	382.12	382.12	6.09%	-13.54%
C202	360.2	403.81	377.45	377.45	377.45	4.79%	-6.53%
C203	359.8	402.52	379.14	379.14	379.14	5.38%	-5.81%
C204	350.1	356.77	365.54	365.54	365.54	4.41%	2.46%
C205	359.8	429.12	380.83	380.83	380.83	5.84%	-11.25%
C206	359.8	412.50	361.41	361.41	361.41	0.45%	-12.39%
C207	359.4	426.13	370.51	370.51	370.51	3.09%	-13.05%
C208	350.5	352.29	352.29	352.29	352.29	0.51%	0.00%

ตารางที่ 3 ค่าระยะทางต่ำสุดและจำนวนยานพาหนะที่ใช้ในการขนส่งของการทดลองในโจทย์ปัญหาขนาดใหญ่

Problem	BKS		PSO [10]		ACO [9]		ACS-BSO [13]		WOA		CHIO		HCHIO-WOA		Gap _{BKS} (%)
	N.V.	T.D.	N.V.	T.D.	N.V.	T.D.	N.V.	T.D.	N.V.	T.D.	N.V.	T.D.	N.V.	T.D.	T.D.
C101	10	828.94	10	828.94	10	828.93	10	828.94	10	828.94	10	828.94	10	828.94	0.00%
C105	10	828.94	10	828.94	10	828.90	10	824.94	10	828.94	10	828.94	10	828.94	0.00%
C106	10	828.94	10	828.94	10	828.94	10	828.94	10	828.94	10	851.01	10	828.94	0.00%
C107	10	828.94	10	828.94	10	828.94	10	828.94	10	828.94	10	828.94	10	828.94	0.00%
C108	10	828.94	10	828.94	10	830.94	10	828.94	10	828.94	10	847.86	10	834.67	0.69%
C109	10	828.94	10	828.94	10	829.22	10	828.94	10	828.94	10	830.87	10	828.94	0.00%
C201	3	591.56	3	591.56	3	591.58	3	591.56	3	591.56	3	591.56	3	591.56	0.00%
C205	3	588.88	3	588.88	3	588.88	3	588.88	3	588.88	3	591.56	3	588.88	0.00%
C206	3	588.49	3	588.88	3	588.49	3	588.49	3	588.49	3	636.07	3	588.88	0.07%
C207	3	588.29	3	591.35	3	588.88	3	588.29	3	588.29	3	692.16	3	588.29	0.00%
C208	3	588.32	3	588.49	3	588.03	3	588.32	3	588.32	3	606.28	3	588.32	0.00%

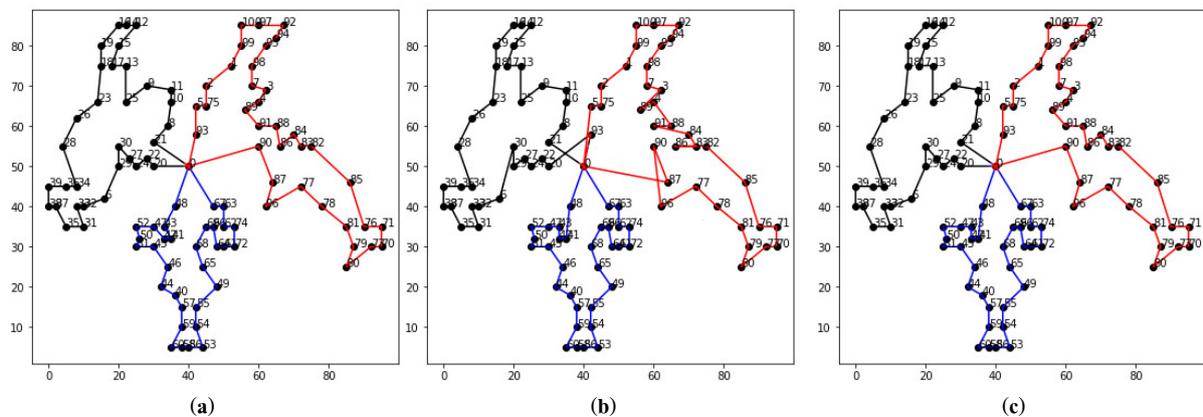
จากตารางที่ 1 และตารางที่ 2 พบว่า โจทย์ปัญหาในกลุ่ม 1 ของทั้งสองขนาดจะให้ค่าคำตอบใกล้เคียงกันซึ่งต่างจากโจทย์ปัญหาในกลุ่ม 2 ของทั้ง 4 วิธี จากตารางที่ 1

พบว่าวิธี HCHIO-WOA มีประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบได้เท่ากับวิธี WOA และวิธี CHIO ยิ่งไปกว่านั้นในโจทย์ปัญหาขนาดเล็กข้อ C202 ถึงข้อ C208 มีค่าคำตอบที่ดีกว่า

วิธี PSO โดยวิธี HCHIO-WOA มีค่าเฉลี่ยของค่าคำตอบมากกว่าค่า BKS ที่ 0.32 เปอร์เซ็นต์ และมีค่าเฉลี่ยของค่าคำตอบน้อยกว่าวิธี PSO ที่ 5.31 เปอร์เซ็นต์ และตารางที่ 2 พบว่า วิธี HCHIO-WOA มีค่าเฉลี่ยของค่าคำตอบมากกว่าค่า BKS ที่ 2.06 เปอร์เซ็นต์ และมีค่าเฉลี่ยของค่าคำตอบน้อยกว่าวิธี PSO ที่ 3.40 เปอร์เซ็นต์

จากตารางที่ 3 เป็นการเปรียบเทียบวิธี HCHIO-WOA กับ 6 วิธี จำนวน 11 ข้อ พบว่า วิธี HCHIO-WOA มีค่าคำตอบเท่ากับ BKS จำนวน 9 ข้อ โดยวิธี CHIO จะมีความระยะทางมากกว่า BKS จำนวน 6 ข้อ เมื่อนำวิธี CHIO ร่วมกับวิธี WOA แล้ว พบว่า ค่าคำตอบที่ได้มีค่าเท่ากับ BKS ในโจทย์ปัญหาข้อ C106 ข้อ C109 ข้อ C207 และข้อ C208 ส่วนข้อ C108 และข้อ C206 มีค่าคำตอบที่ดีขึ้น เมื่อเปรียบเทียบคำตอบกับ BKS พบว่า วิธี HCHIO-WOA มีค่าคำตอบมากกว่า 0.08 เปอร์เซ็นต์ และเมื่อพิจารณาจำนวนยานพาหนะที่ใช้ในการขนส่งพบว่าไม่มีความแตกต่างกัน

เมื่อทำการวิเคราะห์คำตอบของทั้ง 3 วิธี คือ วิธี WOA วิธี CHIO และวิธี HCHIO-WOA ในโจทย์ปัญหาที่เทียบเคียงข้อ C206 พบว่า คำตอบทั้ง 3 วิธี มีความคล้ายคลึงกัน โดยเส้นทางขนส่งของวิธี HCHIO-WOA มีลำดับการเดินทางจาก 47 → 43 → 42 → 41 → 48 และกลับคลังสินค้า ซึ่งต่างจากวิธี WOA ที่มีลำดับการเดินทางจาก 47 → 42 → 41 → 43 → 48 และกลับคลังสินค้าในเส้นทางสีน้ำเงิน ทำให้มีระยะมากกว่า 0.07 เปอร์เซ็นต์ ในเส้นทางสีแดงของวิธี HCHIO-WOA มีลำดับการเดินทางเช่นเดียวกับวิธี WOA ในทางกลับกันเส้นทางของวิธี CHIO นั้น ลูกค้ารายที่ 93 อยู่ในลำดับแรกของเส้นทางสีแดง และลูกค้ารายที่ 5 อยู่ในลำดับแรกของเส้นทางสีแดง ซึ่งต่างจากวิธี WOA และวิธี HCHIO-WOA ที่ลูกค้ารายที่ 93 อยู่ในลำดับแรกของเส้นทางสีแดง แสดงดังรูปที่ 3 ดังนั้น เพื่อให้ลำดับการเดินทางของวิธี CHIO ในเส้นทางสีแดงมีระยะทางที่สั้นขึ้นสามารถสลับลำดับลูกค้าภายใต้เงื่อนไขด้านช่วงเวลาในการรับสินค้า

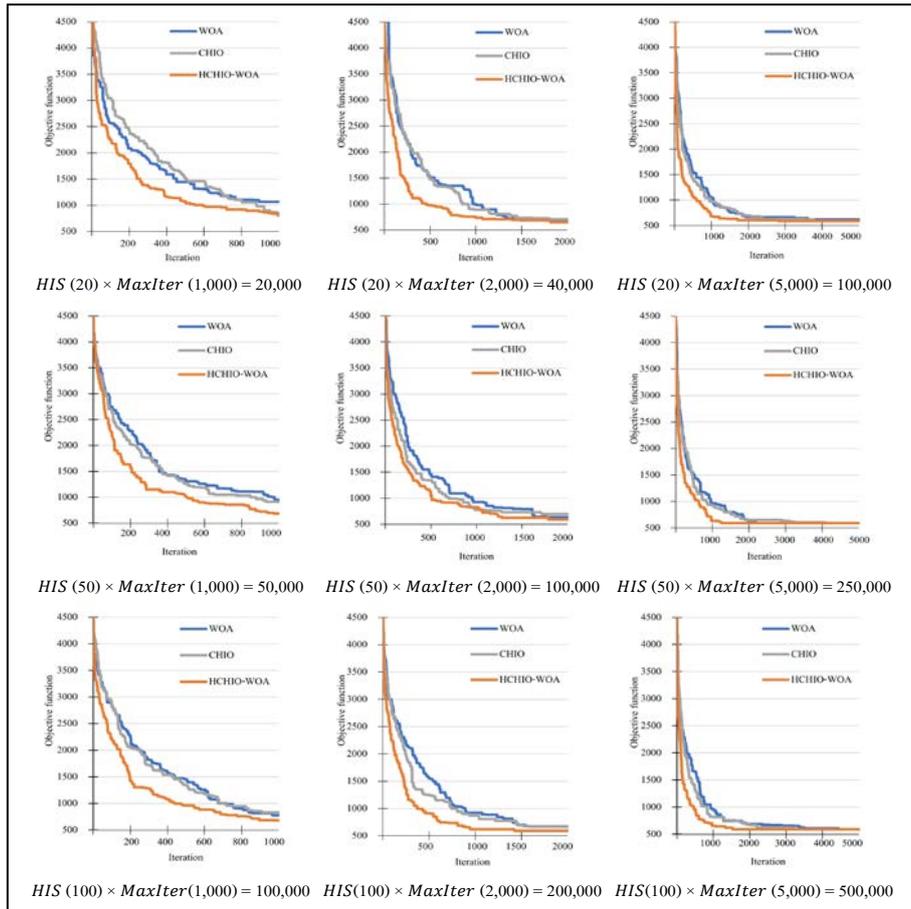


รูปที่ 3 เส้นทางขนส่งที่ต่ำสุดในแต่ละวิธีของโจทย์ปัญหาที่เทียบเคียงข้อ C206 (a) วิธี WOA มีระยะทาง 588.49 หน่วย (b) วิธี CHIO มีระยะทาง 636.07 หน่วย (c) วิธี HCHIO-WOA มีระยะทาง 588.88 หน่วย

6.4 การหาคำตอบ

เนื่องจากวิธี HCHIO-WOA มีการนำวิธี WOA มาช่วยในการค้นหาคำตอบ และขั้นตอนการพัฒนาคำตอบของวิธี WOA จะสัมพันธ์กันระหว่างรอบการค้นหาคำตอบปัจจุบันกับจำนวนรอบสูงสุดของการค้นหาคำตอบตามสมการที่

(28) การหาคำตอบของการแก้ปัญหาในครั้งนี้ได้ทำการเปรียบเทียบการหาคำตอบทั้ง 3 วิธี ประกอบด้วยวิธี WOA วิธี CHIO และวิธี HCHIO-WOA โดยกำหนด HIS ที่ 20, 50 และ 100 คำตอบ และ $MaxIter$ ที่ 1,000, 2,000 และ 5,000 รอบ ตามลำดับ แสดงดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 การลู่เข้าหาคำตอบของโจทย์ปัญหาเทียบเคียงข้อ C201

จากรูปที่ 4 พบว่า วิธี HCHIO-WOA มีการลู่เข้าหาคำตอบได้เร็วกว่าวิธี WOA และวิธี CHIO จากการทดลองทั้ง 9 รูปแบบ เมื่อพิจารณา MaxIter ที่ 1,000 รอบ พบว่า ค่า HIS ที่ 100 จะให้คำตอบที่ต่ำกว่า HIS ที่ 20 และ 50 ในช่วง 200 และ 400 รอบ ส่วนค่า HIS ที่ 100 และ MaxIter ที่ 2,000 พบว่า วิธี CHIO มีการลู่เข้าหาคำตอบเร็วใกล้เคียงกับวิธี HCHIO-WOA ในช่วงก่อน 500 รอบ ส่วนวิธี WOA มีการลู่เข้าหาคำตอบช้าในช่วง 500-1,000 รอบ ในการทดลอง HIS ที่ 20 กับ MaxIter ที่ 2,000 รอบ โดยภาพรวมเมื่อเรียงลำดับการลู่เข้าหาคำตอบจากเร็วไปช้า ได้ดังนี้ วิธี HCHIO-WOA วิธี CHIO และวิธี WOA ตามลำดับ ซึ่งการลู่เข้าหาคำตอบเร็วของ HCHIO-WOA ไม่ติด Local Optima

6.5 อิทธิพลของ BR_r และ Max_{Age} ต่อค่าคำตอบ

การค้นหาคำตอบของวิธี HCHIO-WOA มีค่า BR_r และ Max_{Age} เป็นพารามิเตอร์ที่ใช้ในการค้นหาคำตอบ โดยการทดลองครั้งนี้ ใช้การออกแบบการทดลองแบบ 3^k

Full Factorial Design เพื่อหาระดับที่เหมาะสม กำหนดค่า BR_r และค่า Max_{Age} อย่างละ 3 ระดับ โดยค่า BR_r ประกอบด้วย 0.25, 0.50 และ 0.75 ซึ่งถ้าค่า r ที่สุ่มได้มีค่ามากกว่า BR_r จะใช้วิธี WOA ในการหาคำตอบ และค่า Max_{Age} ประกอบด้วย 100, 300 และ 500 เป็นเกณฑ์ที่กำหนดการสร้างคำตอบขึ้นมาใหม่แทนคำตอบเดิม ซึ่งการทดลองเท่ากับ 3^2 เท่ากับ 9 การทดลอง และทำการทดลองซ้ำ 3 ครั้ง รวม 27 การทดลอง

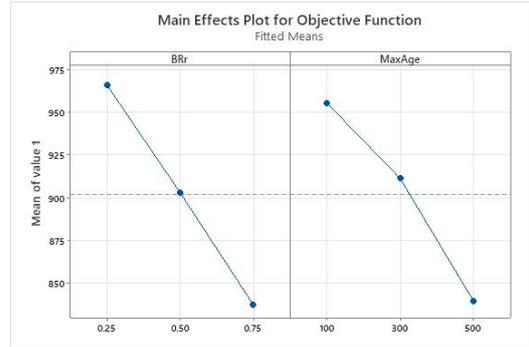
จากตารางที่ 4 เป็นผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ของโจทย์ปัญหาเทียบเคียงข้อ C101 พบว่า BR_r และค่า Max_{Age} เป็นปัจจัยหลัก (Main Effect) มีอิทธิพลต่อค่าคำตอบอย่างมีนัยสำคัญ (P-value < 0.05) และเมื่อพิจารณาปฏิสัมพันธ์แบบสองทาง (2-Way Interactions) แสดงว่ามีอิทธิพลต่อค่าคำตอบอย่างมีนัยสำคัญ (P-value < 0.05) เช่นกัน

จากรูปที่ 5 เป็นกราฟวิเคราะห์อิทธิพลหลัก (Main Effect) แสดงให้เห็นว่า การกำหนดค่า BR_r ที่ 0.75 และค่า Max_{Age}

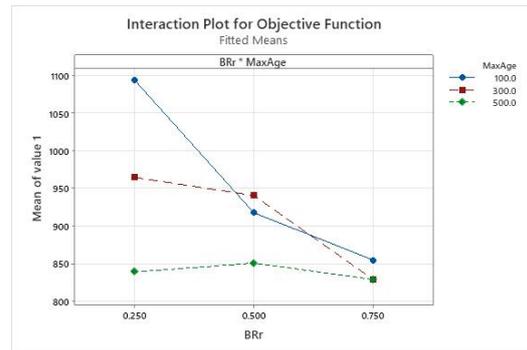
ที่ 500 ให้ค่าคำตอบต่ำสุด และรูปที่ 6 เป็นกราฟวิเคราะห์อิทธิพลร่วมระหว่างปัจจัย (Interaction Plot) แสดงให้เห็นว่าการกำหนดค่า BR_r และค่า Max_{Age} ที่สูงให้ค่าคำตอบต่ำสุด ซึ่งสอดคล้องกับกราฟวิเคราะห์อิทธิพลหลัก ในกรณีที่กำหนดค่า BR_r ที่ 0.25 และค่า Max_{Age} ที่ 100 จะให้ค่าคำตอบที่สูงกว่าค่า BR_r ที่ระดับอื่น ในทางกลับกันถ้ากำหนดค่า BR_r ที่ 0.50 และค่า Max_{Age} ที่ 100 จะให้ค่าคำตอบที่ต่ำกว่าการกำหนดค่า BR_r ที่ 0.50 และค่า Max_{Age} ที่ 300

ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน โจทย์ปัญหาเทียบเคียงข้อ C101

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	8	185970	23246	8.23	0.000
Linear	4	135670	33918	12.01	0.000
BR_r	2	74057	37028	13.11	0.000
Max_{Age}	2	61613	30807	10.91	0.001
2 Way	4	50300	12575	4.45	0.011
Interactions					
$BR_r * Max_{Age}$	4	50300	12575	4.45	0.011
Error	18	50845	2825		
Total	26	236815			

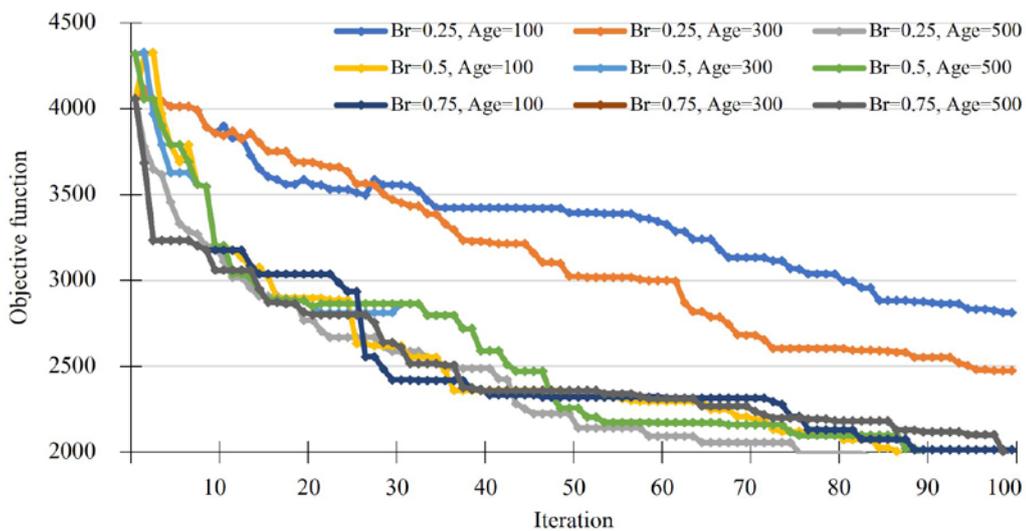


รูปที่ 5 การวิเคราะห์ Main Effects Plot ของ C101



รูปที่ 6 การวิเคราะห์ Interaction Plot ของ C101

จากรูปที่ 7 เป็นการทดลองของโจทย์ปัญหาเทียบเคียงข้อ C101 ในช่วง 100 รอบ แสดงให้เห็นว่าค่า BR_r ที่ 0.50 และ 0.75 มีการลู่เข้าหาค่าตอบได้ดีกว่าค่า BR_r ที่ 0.25 ส่วนค่า BR_r ที่ 0.75 และค่า Max_{Age} ที่ 500 จะลู่เข้าหาค่าตอบเร็วในช่วง 10 รอบ



รูปที่ 7 การลู่เข้าหาค่าตอบของค่า BR_r และ Max_{Age} ที่แตกต่างกันของ โจทย์ปัญหาเทียบเคียงข้อ C101

ซึ่งแตกต่างจากค่า BR_r ที่ 0.75 และค่า Max_{Age} ที่ 100 จะเข้าสู่หาคำตอบเร็วในช่วง 20–30 รอบ ในทางกลับกันถ้า กำหนดค่า BR_r ที่ 0.25 ควรกำหนดค่า Max_{Age} ที่ 500 เพื่อให้ผู้เข้าหาคำตอบได้คิดว่า โดยผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการกำหนดค่า BR_r ที่ 0.75 ทำให้มีโอกาสนำมาใช้ กลไกการค้นหาคำตอบจากวิวัฒนาการภูมิคุ้มกันหมู่ทั้ง 3 กรณีร่วมกับวิธี WOA อย่างละ 25 เปรอร์เซ็นต์ และค่า Max_{Age} ที่สูงเพื่อเป็นเกณฑ์ในการระบุสถานะของ ตัวแทนคำตอบที่มีค่าคำตอบไม่ได้ขึ้นหลังจากการ ปรับปรุงคำตอบในแต่ละรอบ และเป็นตัวแทนคำตอบที่มี สถานะ $S_j == 1$ ที่คิดเชื่อไวรัสให้มีโอกาสในการสร้าง ภูมิคุ้มกัน

7. สรุป

งานวิจัยเรื่องนี้ได้ประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าเหมาะสม ภูมิคุ้มกันหมู่ไวรัสโคโรนา ร่วมกับวิธีการหาค่าเหมาะสม ของวาฬหลังค่อม (HCHIO-WOA) ในการแก้ปัญหา VRPTW โดยใช้วิธี WOA ในขั้นตอนหาคำตอบเมื่อเลขคู่ ที่ได้มากกว่าค่าอัตราการแพร่เชื้อ ด้วยกลไกการพัฒนา ตัวแทนคำตอบที่สัมพันธ์กันระหว่างรอบการค้นหาคำตอบ ปัจจุบันกับจำนวนรอบสูงสุด นำค่าคำตอบที่ได้ไป เปรียบเทียบกับวิธีที่ผ่านมา จากผลการทดลองพบว่า วิธี HCHIO-WOA สามารถหาค่าคำตอบได้ใกล้เคียง BKS ใน โจทย์ปัญหาขนาดเล็กและขนาดกลาง และให้คำตอบที่ เท่ากันส่วนใหญ่ในโจทย์ขนาดใหญ่ สำหรับงานวิจัยใน อนาคตผู้วิจัยคาดหวังว่าสามารถนำวิธี HCHIO-WAO ไป แก้ปัญหาการจัดเส้นทางรถขนส่งที่มีข้อจำกัดต่าง ๆ สมจริงมากขึ้นและถูกพัฒนาวิธีการเพื่อแก้ปัญหาการหา ค่าที่เหมาะสมที่สุดอื่น ๆ ได้

8. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจากวิทยาลัยเทคโนโลยี อุดสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระ นครเหนือ ตามสัญญาเลขที่ Res-CIT0616/2022

เอกสารอ้างอิง

- [1] G. B. Dantzig and J. H. Ramser, "The truck dispatching problem," *Management Science*, vol. 6, no. 1, pp. 80–91, 1959.
- [2] S. Mouthuy, F. Massen, Y. Deville and P. Van Hentenryck, "A multistage very large-scale neighborhood search for the vehicle routing problem with soft time windows," *Transportation Science*, vol. 49, no. 2, pp. 223–238, 2015, doi: 10.1287/trsc.2014.0558.
- [3] D. Taş, O. Jabali and T. Van Woensel, "A vehicle routing problem with flexible time windows," *Computers & Operations Research*, vol. 52, pp. 39–54, 2014, doi: 10.1016/j.cor.2014.07.005.
- [4] M. Batsyn, I. Bychkov, L. Komosko and A. Nikolaev, "Tabu Search for Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem with Hard and Soft Time Windows," in *International Conference on Network Analysis*, Nizhny Novgorod, Russia, May. 26–28, 2016, 2016, pp. 3–18.
- [5] P. Badeau, F. Guertin, M. Gendreau, J.-Y. Potvin and E. Taillard, "A parallel tabu search heuristic for the vehicle routing problem with time windows," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 5, no. 2, pp. 109–122, 1997, doi: 10.1016/S0968-090X(97)00005-3.
- [6] B. Ombuki, B. Ross, and F. Hanshar, "Multi-Objective Genetic Algorithms for Vehicle Routing Problem with Time Windows," *Applied Intelligence*, vol. 24, pp. 17–30, 2006, doi: 10.1007/s10489-006-6926-z.
- [7] W. C. Chiang and R. A. Russell, "Simulated annealing metaheuristics for the vehicle routing problem with time windows," *Annals of Operations Research*, vol. 63, pp. 3–27, 1996, doi: 10.1007/BF02601637.
- [8] G. B. Alvarenga, G. R. Mateus and G. De Tomi, "A genetic and set partitioning two-phase approach for the

- vehicle routing problem with time windows,” *Computers & Operations Research*, vol. 34, no. 6, pp. 1561–1584, 2007, doi: 10.1016/j.cor.2005.07.025.
- [9] B. Yu, Z.-Z. Yang and B. Yao, “A hybrid algorithm for vehicle routing problem with time windows,” *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 1, pp. 435–441, 2011, doi: 10.1016/j.eswa.2010.06.082.
- [10] Y. -J. Gong, J. Zhang, O. Liu, R. -Z. Huang, H. S. -H. Chung and Y. -H. Shi, “Optimizing the vehicle routing problem with time windows: A discrete particle swarm optimization approach,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 42, no. 2, pp. 254–267, 2011, doi: 10.1109/TSMCC.2011.2148712.
- [11] B. Yao, Q. Yan, M. Zhang and Y. Yang, “Improved artificial bee colony algorithm for vehicle routing problem with time windows,” *PloS One*, vol. 12, no. 9, 2017, Art. no. e0181275, doi: 10.1371/journal.pone.0181275.
- [12] D. Aggarwal and V. Kumar, “Performance evaluation of distance metrics on firefly algorithm for VRP with time windows,” *International Journal of Information Technology*, vol. 13, pp. 2355–2362, 2021, doi: 10.1007/s41870-019-00387-7.
- [13] Y. Shen, M. Liu, J. Yang, Y. Shi and M. Middendorf, “A hybrid swarm intelligence algorithm for vehicle routing problem with time windows,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 93882–93893, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2984660.
- [14] M. A. Al-Betar, Z. A. A. Alyasseri, M. A. Awadallah and I. Abu Doush, “Coronavirus herd immunity optimizer (CHIO),” *Neural Computing and Applications*, vol. 33, pp. 5011–5042, 2021, doi: 10.1007/s00521-020-05296-6.
- [15] M. Alqarni, “Sodium sulfur batteries allocation in high renewable penetration microgrids using coronavirus herd immunity optimization,” *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 13, no. 2, 2022, Art. no. 101590, doi: 10.1016/j.asej.2021.09.017.
- [16] M. M. Refaat, S. H. A. Aleem, Y. Atia, Z. M. Ali and M. M. Sayed, “AC and DC Transmission Line Expansion Planning Using Coronavirus Herd Immunity Optimizer,” in 22nd International Middle East Power Systems Conference (MEPCON), Assiut, Egypt, Dec. 14–16, 2021, pp. 313–318, doi: 10.1109/MEPCON50283.2021.9686191.
- [17] C. Kumar, D. Magdalin Mary and T. Gunasekar, “MOCHIO: a novel Multi-Objective Coronavirus Herd Immunity Optimization algorithm for solving brushless direct current wheel motor design optimization problem,” *Automatika*, vol. 63, no. 1, pp. 149–170, 2022, doi: 10.1080/00051144.2021.2014035.
- [18] S. N. Makhadmeh, M. A. Al-Betar, M. A. Awadallah, A. K. Abasi, Z. A. A. Alyasseri, I. A. Doush, O. A. Alomari, R. Damaševičius, A. Zajančauskas and M. A. Mohammed, “A Modified Coronavirus Herd Immunity Optimizer for the Power Scheduling Problem,” *Mathematics*, vol. 10, no. 10, 2022, Art. no. 315, doi: 10.3390/math10030315.
- [19] A. Naderipour, A. Abdullah, M. H. Marzbali and S. A. Nowdeh, “An improved corona-virus herd immunity optimizer algorithm for network reconfiguration based on fuzzy multi-criteria approach,” *Expert Systems with Applications*, vol. 187, 2022, Art. no. 115914, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115914.
- [20] Z. M. Ali, S. H. A. Aleem, A. I. Omar, and B. S. Mahmoud, “Economical-Environmental-Technical Operation of Power Networks with High Penetration of Renewable Energy Systems Using Multi-Objective Coronavirus Herd Immunity Algorithm,” *Mathematics*, vol. 10, no. 7, 2022, doi: 10.3390/math10071201.
- [21] L. M. Dalbah, M. A. Al-Betar, M. A. Awadallah, and R. A. Zitar, “A coronavirus herd immunity

- optimization (CHIO) for travelling salesman problem,” *International Conference on Innovative Computing and Communications*, 2022, pp. 717–729, 2022, doi: 10.1007/978-981-16-3071-2_58.
- [22] L. M. Dalbah, M. A. Al-Betar, M. A. Awadallah and R. A. Zitar, “A modified coronavirus herd immunity optimizer for capacitated vehicle routing problem,” *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 8, pp. 4782–4795, 2021, doi: 10.1016/j.jksuci.2021.06.013.
- [23] M. Alweshah, S. Alkhalailah, M. A. Al-Betar, and A. A. Bakar, “Coronavirus herd immunity optimizer with greedy crossover for feature selection in medical diagnosis,” *Knowledge-Based Systems*, vol. 235, 2022, Art. no. 107629, doi: 10.1016/j.knosys.2021.107629.
- [24] S. Mirjalili and A. Lewis, “The whale optimization algorithm,” *Advances in Engineering Software*, vol. 95, pp. 51–67, 2016, doi: 10.1016/j.advengsoft.2016.01.008.
- [25] S. Khalilpourazari, S. H. R. Pasandideh and A. Ghodrathnama, “Robust possibilistic programming for multi-item EOQ model with defective supply batches: Whale Optimization and Water Cycle Algorithms,” *Neural Computing and Applications*, vol. 31, pp. 6587–6614, 2019, doi: 10.1007/s00521-018-3492-3.
- [26] S. K. Dewi and D. M. Utama, “A new hybrid whale optimization algorithm for green vehicle routing problem,” *Systems Science & Control Engineering*, vol. 9, no. 1, pp. 61–72, 2021, doi: 10.1080/21642583.2020.1863276.
- [27] M. Abdel-Basset, G. Manogaran, D. El-Shahat and S. Mirjalili, “A hybrid whale optimization algorithm based on local search strategy for the permutation flow shop scheduling problem,” *Future Generation Computer Systems*, vol. 85, pp. 129–145, 2018, doi: 10.1016/j.future.2018.03.020.
- [28] J. Zhang, L. Hong, and Q. Liu, “An improved whale optimization algorithm for the traveling salesman problem,” *Symmetry*, vol. 13, no. 1, 2021, Art. no. 48, doi: 10.3390/sym13010048.
- [29] P. Stephan, T. Stephan, R. Kannan and A. Abraham, “A hybrid artificial bee colony with whale optimization algorithm for improved breast cancer diagnosis,” *Neural Computing and Applications*, vol. 33, pp. 13667–13691, 2021, doi: 10.1007/s00521-021-05997-6.
- [30] M. Abdel-Basset, V. Chang, and R. Mohamed, “HSMA_WOA: A hybrid novel Slime mould algorithm with whale optimization algorithm for tackling the image segmentation problem of chest X-ray images,” *Applied Soft Computing*, vol. 95, 2020, Art. no. 106642, doi: 10.1016/j.asoc.2020.106642.
- [31] G. -Y. Ning and D. -Q. Cao, “Improved Whale Optimization Algorithm for Solving Constrained Optimization Problems,” *Discrete Dynamics in Nature and Society*, vol. 2021, 2021, Art. no. 8832251, doi: 10.1155/2021/8832251.
- [32] M. M. Solomon, “Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints,” *Operations Research*, vol. 35, pp. 254–265, 1987, doi: 10.1287/opre.35.2.254.