วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 29 ฉบับที่ 1 ม.ค.–มี.ค. 2562
The Journal of KMUTNB., Vol. 29, No. 1, Jan.–Mar. 2019

บทความวิจัย

การแก้ปัญหาการจัดเส้นทางการขนส่งแบบมีกรอบเวลาโดยใช้วิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสานด้วยฮิวริสติกแบบแทรกไปข้างหน้าและวิธีการค้นหาคำตอบเฉพาะที่

นรงค์ วิชาผา* และ ไทยทัศน์ สุดสวนสี
สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์
พรเทพ ขอขจายเกียรติ
ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 08 5002 8205 อีเมล: narong.wi@ksu.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2018.12.001
รับเมื่อ 19 เมษายน 2561 แก้ไขเมื่อ 7 กรกฎาคม 2561 ตอบรับเมื่อ 20 กันยายน 2561 เผยแพร่ออนไลน์ 6 ธันวาคม 2561
© 2019 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

บทคัดย่อ

ปัญหาการจัดเส้นทางการขนส่งแบบมีกรอบเวลา (Vehicle Routing Problem with Time Window; VRPTW) เป็นส่วนขยายของปัญหาการจัดเส้นทางการขนส่ง (Vehicle Routing Problem; VRP) ที่มีการเพิ่มข้อจำกัดด้านกรอบเวลาเข้าในตัวแบบทางคณิตศาสตร์ VRP แบบดั้งเดิม ปัญหา VRPTW เป็นปัญหาแบบเอ็นพี-ฮาร์ด (NP-hard) ด้วยเหตุนี้การใช้เทคนิคแบบแม่นตรง (Exact Optimization Techniques) เพื่อที่จะหาคำตอบที่ดีที่สุดสำหรับปัญหา VRPTW จะมีความยุ่งยากเมื่อปัญหามีขนาดใหญ่ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงเป็นการนำเสนออัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสาน (hybrid Genetic Algorithm; hybrid GA) สำหรับการแก้ปัญหา VRPTWs ซึ่งอัลกอริทึม hybrid GA เป็นการบูรณาการระหว่างฮิวริสติกแบบแทรกไปข้างหน้า (Push Forward Insertion Heuristic; PFIH) วิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm; GA) และการค้นหาคำตอบเฉพาะที่จำนวน 3 วิธี (Three Local Searches) โดยที่ PFIH จะถูกนำมาใช้สำหรับการสร้างคำตอบเริ่มต้น (Initial Population) แทนที่การสุ่มของวิธีเชิงพันธุกรรมแบบดั้งเดิม ส่วนการค้นหาคำตอบเฉพาะที่ทั้ง 3 วิธี จะใช้ในขั้นตอนการปรับปรุงคำตอบให้ดียิ่งขึ้น จากนั้นอัลกอริทึมที่นำเสนอได้ถูกนำไปทดสอบประสิทธิภาพกับปัญหามาตรฐานจำนวน 14 ปัญหา โดยการสุ่มจาก 56 ปัญหา ของ Solomon ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมที่นำเสนอมีประสิทธิภาพในการหาคำตอบที่ดีเมื่อเปรียบเทียบกับปัญหามาตรฐานเหล่านี้

คำสำคัญ: วิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสาน, ปัญหาการจัดเส้นทางการขนส่งแบบมีกรอบเวลา, เมตาฮิวริสติก

การอ้างอิงบทความ: นรงค์ วิชาผา ไทยทัศน์ สุดสวนสี และ พรเทพ ขอขจายเกียรติ, "การแก้ปัญหาการจัดเส้นทางการขนส่งแบบมีกรอบเวลาโดยใช้วิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสานด้วยฮิวริสติกแบบแทรกไปข้างหน้าและวิธีการค้นหาคำตอบเฉพาะที่," *วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ*, ปีที่ 29, ฉบับที่ 1, หน้า 4–13, ม.ค.–มี.ค. 2562.

Research Article

Solving the Vehicle Routing Problems with Time Windows Using Hybrid Genetic Algorithm with Push Forward Insertion Heuristic and Local Search Procedure

Narong Wichapa* and Thaithat Sudsuansee
Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering and Industrial Technology, Kalasin University, Kalasin, Thailand
Porntep Khokhajaikiat
Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Khon Kaen University, Khon Kaen, Thailand

* Corresponding Author, Tel. 08 5002 8205, E–mail: narong.wi@ksu.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2018.12.001
Received 19 April 2018; Revised 7 July 2018; Accepted 20 September 2018; Published online: 6 December 2018
© 2019 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

Abstract

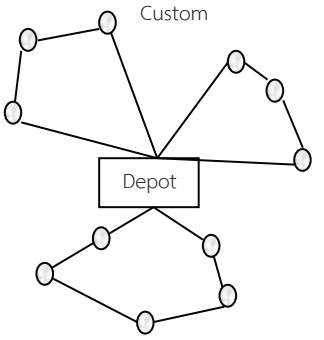
The Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW) is a kind of important variant of VRP with adding time windows constraints to the model. The VRPTW is classified as an NP-hard problem. Hence, the use of exact optimization techniques may be hard to solve these problems in acceptable CPU times, when the problem involves real-world data sets that are very large. To solve this problem, this paper suggests a hybrid genetic algorithm (hybrid GA) combined with Push Forward Insertion Heuristic (PFIH) to make an initial solution instead of traditional GA and three local searches to neighborhood search and improving method. The proposed algorithm was tested on fourteen instances from an online data set in the Solomon`s 56 benchmark problems-selected randomly. The results indicate the good quality of the proposed algorithm.

Keywords: hybrid Genetic Algorithm, Vehicle Routing Problem with Time Window, Meta-heuristic

Please cite this article as: N. Wichapa, T. Sudsuansee, and P. Khokhajaikiat, "Solving the vehicle routing problems with time windows using hybrid genetic algorithm with push forward insertion heuristic and local search procedure," *The Journal of KMUTNB*, vol. 29, no. 1, pp. 4–13, Jan.–Mar. 2019 (in Thai).

1. บทนำ

ปัญหาการจัดเส้นทางการขนส่ง (Vehicle Routing Problems; VRP) เป็นปัญหาที่สำคัญต่อระบบเศรษฐกิจของทุกประเทศ ทั้งภาครัฐ และภาคเอกชน การจัดเส้นทางการขนส่งที่เหมาะสมจะทำให้เกิดต้นทุนที่ต่ำและสามารถตอบสนองความพึงพอใจของลูกค้าได้อย่างทันเวลา ปัญหาการจัดเส้นทางการขนส่งแบบมีกรอบเวลา (Vehicle Routing Problem with Time Windows; VRPTW) เป็นส่วนขยายของปัญหา VRP ซึ่งเป็นปัญหาที่มีความซับซ้อนยากต่อการคำนวณ โดยปัญหานี้ถูกจัดอยู่ในกลุ่มของปัญหาแบบ NP-hard [1] สมการเป้าหมายของปัญหา VRPTW เป็นการหาเส้นทางการขนส่ง (Transport Routes) ที่ทำให้เกิดต้นทุนการขนส่งหรือระยะทางรวมต่ำสุด ภายใต้กรอบระยะเวลาที่กำหนดของแต่ละจุด โดยแต่ละจุดประกอบด้วยศูนย์กระจายสินค้า (Depot) หนึ่งแห่ง และกลุ่มลูกค้า (Customers) ที่ตั้งอยู่ตามพื้นที่ต่างๆ กำหนดให้ยานพาหนะแต่ละคันจะมีความจุจำกัดและจะเริ่มออกเดินทางจากศูนย์กระจายสินค้าไปยังลูกค้าแต่ละรายเพื่อรับสินค้าหรือบริการ โดยลูกค้าแต่ละรายจะได้รับการบริการจากยานพาหนะเพียงคันเดียวและเพียงครั้งเดียวเท่านั้น สุดท้ายยานพาหนะจะกลับมายังศูนย์กระจายสินค้าเป็นอันสิ้นสุด ดังแสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ลักษณะของปัญหา VRPTW

ปัญหา VRPTW เป็นปัญหาที่มีประโยชน์ต่อภาคธุรกิจ ภาครัฐ และภาคอุตสาหกรรมต่างๆ มากมาย ด้วยเหตุนี้ปัญหา VRPTW จึงยังคงเป็นปัญหาที่สำคัญและได้รับความสนใจจากกลุ่มนักวิจัยด้านการวิจัยดำเนินงานโลจิสติกส์และการจัดการห่วงโซ่อุปทาน โดยมีนักวิจัยจำนวนมาก ได้นำเสนอวิธีการแก้ปัญหา VRPTW ที่แตกต่างกันทั้งการใช้เทคนิคแบบแม่นตรง (Exact Optimization Techniques) และวิธีการเชิงฮิวริสติก (Heuristics and Meta Heuristics) ซึ่งวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องมีดังนี้

นักวิจัยกลุ่มแรกได้นำเสนอเทคนิคแบบแม่นตรงสำหรับการแก้ปัญหา VRPTW เช่น เทคนิค Branch and Cut [2] เทคนิค Column Generation [3] เทคนิค Branch-and-price [4] อย่างไรก็ตาม วิธีการเหล่านี้สามารถแก้ปัญหา VRPTWs ได้อย่างจำกัด ถ้าปัญหามีขนาดใหญ่ขึ้นหรือมีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้นอาจไม่สามารถหาคำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ [3] ด้วยเหตุนี้นักวิจัยส่วนใหญ่ [5]–[8] จึงนิยมแก้ปัญหา VRPTW ด้วยวิธีการเชิงฮิวริสติก ตัวอย่างเช่น Simulated Annealing; SA, Tabu Search; TS และ Greedy Randomized Adaptive Search Procedure; GRASP เนื่องจากวิธีเชิงฮิวริสติกเป็นวิธีการที่เหมาะสมเพียงพอที่จะถูกนำไปใช้ในทางปฏิบัติได้

แม้ว่าจะมีวิธีเชิงฮิวริสติกสำหรับการแก้ปัญหา VRPTW จำนวนมาก อย่างไรก็ตาม วิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm; GA) [9] เป็นวิธีการเชิงฮิวริสติกวิธีหนึ่งที่นิยมนำมาใช้ในการแก้ปัญหา VRPTWs เนื่องจากมีขั้นตอนการหาคำตอบที่เลียนแบบการวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิตซึ่งทำให้เข้าใจง่าย อย่างไรก็ตาม เพื่อที่จะเพิ่มประสิทธิภาพในการหาคำตอบให้ดียิ่งขึ้น การผสมผสานระหว่างเมตาฮิวริสติกกับเทคนิคหรือวิธีการอื่นๆ จึงเป็นแนวทางที่เหมาะสมแนวทางหนึ่งในการแก้ปัญหานี้ เนื่องจากในปัจจุบันยังไม่มีวิธีการใดที่ยืนยันว่าเป็นวิธีการที่ดีที่สุดสำหรับการแก้ปัญหา VRPTWs ดังนั้นการเลือกใช้เมตาฮิวริสติกและเครื่องมืออื่นๆ จะเลือกตามความถนัดและความสนใจของแต่ละบุคคล

วิธีการบูรณาการเมตาฮิวริสติกร่วมกับเทคนิคอื่นๆ มีหลายวิธี เช่น การบูรณาการระหว่างวิธีเชิงฮิวริสติกเข้าด้วยกัน และการบูรณาการร่วมกับการค้นหาเฉพาะที่ [10]–[12] เนื่องจากฮิวริสติกแบบแทรกไปข้างหน้า (Push Forward Insertion Heuristic; PFIH) เป็นฮิวริสติกดั้งเดิมที่นิยมใช้ในการแก้ปัญหา VRPTWs ซึ่งคุณภาพของคำตอบอยู่ในระดับ

ที่เหมาะสมภายในเวลาการคำนวณที่รวดเร็ว มีขั้นตอนการหาคำตอบไม่ยุ่งยาก ดังนั้นแนวคิดในการใช้ฮิวริสติก PFIH สร้างประชากรเริ่มต้นแทนที่การสร้างประชากรโดยการสุ่มของวิธีเชิงพันธุกรรมดั้งเดิม ซึ่งแนวคิดนี้เป็นแนวทางหนึ่งในการพัฒนาประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับการแก้ปัญหานี้ ส่วนวิธีการค้นหาคำตอบเฉพาะที่ 2 – Opt λ – interchange และ Insertion เป็นวิธีที่นิยมและมีประสิทธิภาพสูงในการปรับปรุงคุณภาพของคำตอบที่ได้จากวิธีเชิงฮิวริสติกต่างๆ ดังแสดงในวรรณกรรม [13], [14]

ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงทำการบูรณาการระหว่างวิธีเชิงพันธุกรรม ฮิวริสติก PFIH และวิธีการค้นหาคำตอบเฉพาะที่เพื่อปรับปรุงคุณภาพของคำตอบจากวิธีเชิงพันธุกรรมดั้งเดิมให้ดียิ่งขึ้น ซึ่งเป็นแนวทางหนึ่งในการพัฒนาประสิทธิภาพของวิธีเชิงพันธุกรรมดั้งเดิมให้ดียิ่งขึ้น สำหรับวิธีการการบูรณาการจะเริ่มจากการสร้างประชากรเริ่มต้นโดยใช้ PFIH แทนที่การสุ่มแบบดั้งเดิมของวิธีเชิงพันธุกรรม ส่วนการค้นหาคำตอบเฉพาะที่จะถูกใช้สำหรับการปรับปรุงคุณภาพคำตอบที่ได้จากวิธีเชิงพันธุกรรม ซึ่งเรียกการบูรณาการนี้ว่าวิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสาน (hybrid Genetic Algorithm; hybrid GA) หลังจากนั้น วิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสานที่นำเสนอนี้จะถูกนำไปทดสอบประสิทธิภาพในการหาคำตอบกับปัญหามาตรฐานของโซโลมอน [15] จำนวน 14 ปัญหา โดยผู้วิจัยคาดหวังว่างานวิจัยนี้จะเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้กับกรณีศึกษาอื่นที่เกี่ยวข้องต่อไป

2. ตัวแบบทางคณิตศาสตร์สำหรับปัญหา VRPTW

การสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์สำหรับปัญหา VRPTW เริ่มจากการกำหนดดัชนี พารามิเตอร์ ตัวแปรตัดสินใจ สร้างสมการเป้าหมาย และข้อจำกัด ตามลำดับ ซึ่งรายละเอียดแสดงได้ดังนี้

ดัชนี: กำหนดให้กราฟ $G=(V, A)$ โดย V แทนเซตของจุด (Nodes) ทั้งหมด ซึ่งประกอบด้วยจุดของศูนย์กระจายสินค้าและจุดของลูกค้า ดังนั้น $V = \{1, 2, 3,..., N\}$ กำหนดให้จุดที่ 1 เป็นที่ตั้งศูนย์กระจายสินค้า ส่วนจุด $\{2, 3, 4,..., N\}$ เป็นจุดของลูกค้า และ A แทนเซตของเส้นเชื่อมระหว่างจุดทั้งหมด ซึ่ง $(i, j) \in A$

พารามิเตอร์: d_{ij} แทนระยะทางการขนส่งจากจุด i ไปยังจุด j

K แทนเซตของยานพาหนะ $K = \{1, 2, 3,..., k\}$

N แทนเซตของจุดทั้งหมด $N = \{1, 2, 3,..., n\}$

q_k แทนความจุของยานพาหนะคันที่ k

t_{ij} แทนเวลาในการเดินทางจากจุด i ไปยังจุด j

ts_i แทนเวลาบริการลูกค้า

a_i แทนเวลาเปิดทำการแต่ละจุด

b_j แทนเวลาปิดทำการของแต่ละจุด

ตัวแปรตัดสินใจ:

1) ตัวแปรตัดสินใจแบบไบนารี:

X_{ijk} เท่ากับ 1 ถ้ามีการเดินทางจากจุด i ไปยังจุด j โดยใช้รถคันที่ k

X_{ijk} เท่ากับ 0 ถ้าไม่มีการเดินทางจากจุด i ไปยังจุด j โดยใช้รถคันที่ k

Z_k เท่ากับ 1 ถ้ายานพาหนะคันที่ k มีการเดินทาง

Z_k เท่ากับ 0 ถ้ายานพาหนะคันที่ k ไม่มีการเดินทาง

2) ตัวแปรตัดสินใจแบบต่อเนื่อง:

ST_{ik} เวลาที่ยานพาหนะ k มาถึงจุด i

ST_{ik} เวลาที่ยานพาหนะ k ออกจากจุด j

Ts_i เวลาให้บริการสำหรับยานพาหนะแต่ละคันที่จุด i

สมการเป้าหมาย:

$$Min\ z = \sum_{i\in N}\sum_{j\in N}\sum_{k\in K} d_{ij}X_{ijk} \tag{1}$$

ข้อจำกัด:

$$\sum_{i\in N}\sum_{j\in N, i\neq j} X_{ijk} \le NZ_k \quad \forall k \in K \tag{2}$$

$$\sum_{j\in N, i\neq j} X_{1jk} \le 1 \quad \forall k \in K \tag{3}$$

$$\sum_{i\in N} X_{ipk} - \sum_{j\in N, i\neq j} X_{ipk} = 0 \quad \forall p, p \in N, \forall k \in K \tag{4}$$

$$\sum_{k\in K}\sum_{i\in N, i\neq j} X_{ijk} = 1 \quad \forall j \in N \tag{5}$$

$$\sum_{k\in K}\sum_{i\in N, i\neq j} X_{ijk} = 1 \quad \forall i \in N \tag{6}$$

$$\sum_{i\in N}\sum_{j\in N, i\neq j} d_j X_{ijk} \leq q_k \quad \forall k \in K \tag{7}$$

$$\sum_{i\in N, i\neq j} X_{i1k} = 1 \quad \forall k \in K \tag{8}$$

$$ST_{ik} + Ts_i + t_{ij} - M(1 - X_{ijk}) \leq ST_{jk} \ \forall i, j \in N, \forall k \tag{9}$$

$$ST_{ik} \geq a_i \quad \forall k \in K, \forall i \in N \tag{10}$$

$$ST_{jk} \leq b_j \quad \forall k \in K, \forall j \in N \tag{11}$$

$$X_{ijk} \in \{0,1\} \quad \forall i \in N, \forall j \in N, \forall k \in K \tag{12}$$

$$Z_k \in \{0,1\} \tag{13}$$

สมการที่ (1) เป็นสมการเป้าหมายระยะทางรวมต่ำสุด สมการที่ (2) เป็นเส้นเชื่อมระหว่างจุด i และ j ซึ่งมีได้ไม่เกินจำนวนจุดทั้งหมด (N) เมื่อใช้ยานพาหนะ k โดย Y_k จะมีค่าเป็นหนึ่งเมื่อยานพาหนะคันที่ k ถูกใช้ สมการที่ (3) เป็นการประกันว่ายานพาหนะ k ไม่จำเป็นต้องออกจากที่ตั้งทุกคัน สมการที่ (4) เป็นการประกันว่าเมื่อยานพาหนะ k ไปรับสินค้าที่จุดใดแล้วต้องออกจากจุดนั้น สมการที่ (5) เป็นการประกันว่ายานพาหนะ k เดินทางเข้าไปรับสินค้าจากลูกค้า j ได้เพียง 1 รายเท่านั้น สมการที่ (6) เป็นการประกันว่ายานพาหนะ k จะออกเดินทางจากจุด i เข้าไปรับสินค้าจากลูกค้า j ได้เพียง 1 รายเท่านั้น สมการที่ (7) เป็นการประกันว่าปริมาณสินค้ารวมที่บรรทุกด้วยยานพาหนะ k ต้องไม่เกินความจุของยานพาหนะนั้นด้วย สมการที่ (8) เป็นการประกันว่ายานพาหนะ k ที่ออกเดินทางต้องกลับมายังที่ตั้ง สมการที่ (9) เป็นการประกันว่าเวลาที่ยานพาหนะออกจากจุดหนึ่งไปยังอีกจุดหนึ่งไม่เกินกว่าเวลาจุดใหม่ สมการที่ (10) เป็นการประกันว่ายานพาหนะ k จะไปรับสินค้าที่จุด i ได้ต้องถึงเวลาที่จุด i เปิดแล้ว สมการที่ (11) เป็นการประกันว่ายานพาหนะ k เดินทางจากจุด i ไปรับสินค้าให้กับจุด j ได้ทันเวลาที่จุด j ปิด สมการที่ (12) ถึงสมการที่ (13) แสดงตัวแปรตัดสินใจเป็นตัวเลขแบบไบนารี

3. วิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสาน

วิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm; GA) ถูกนำเสนอครั้งแรกโดย John Holland [16] ซึ่งวิธีการนี้เป็นเมตาฮิวริสติกชนิดหนึ่งที่ได้รับความนิยมสำหรับการแก้ปัญหา VRPs ขั้นตอนการทำงานของวิธีเชิงพันธุกรรม จะเริ่มจากการสร้างประชากรเริ่มต้น (Initial Population) ตามขนาดที่กำหนด จากนั้นนำโครโมโซมในประชากรเริ่มต้นไปวัดค่าฟิตเนส (Fitness) ขั้นตอนต่อมาจะเป็นการสุ่มเลือกโครโมโซมพ่อแม่ โดยโครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสสูงกว่าจะมีโอกาสถูกเลือกมากกว่าโครโมโซมที่มีค่าฟิตเนสต่ำกว่า จนได้จำนวนโครโมโซมพ่อแม่ครบตามกำหนด จากนั้นจะเข้าสู่กระบวนการสืบพันธุ์ (Genetic Operator) เพื่อให้การเกิดวิวัฒนาการไปสู่คำตอบที่ดีขึ้น โดยขั้นตอนย่อยเริ่มจากการแลกเปลี่ยนยีนข้ามโครโมโซม (Crossover) เพื่อให้ได้โครโมโซมใหม่ หลังจากนั้นนำโครโมโซมมาทำการแลกเปลี่ยนยีนภายในโครโมโซม (Mutation) เพื่อให้เกิดการผ่าเหล่าของโครโมโซม จนครบจำนวนรอบที่กำหนด (Termination) จะถือว่าคำตอบที่ดีที่สุดภายใต้กรอบที่กำหนดนั้นเป็นคำตอบที่ดีที่สุดของอัลกอริทึม

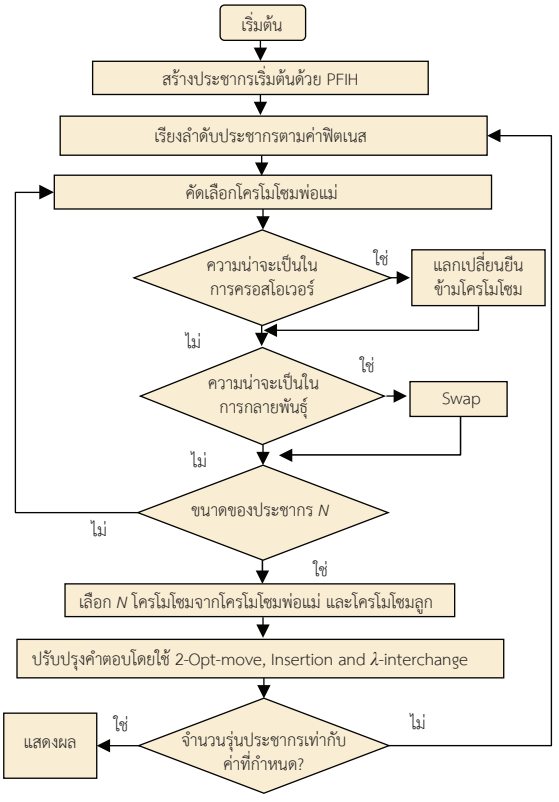
แม้ว่าวิธีเชิงพันธุกรรมจะเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางการขนส่ง อย่างไรก็ตาม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการหาคำตอบให้ดียิ่งขึ้น ผู้วิจัยจึงได้นำเสนอการพัฒนาวิธีการเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสาน (hybrid Genetic Algorithm; hybrid GA) ซึ่งเป็นการบูรณาการระหว่างวิธีเชิงพันธุกรรม ฮิวริสติก PFIH และวิธีการค้นหาคำตอบเฉพาะที่จำนวน 3 วิธี ได้แก่ 2-Opt Insertion และ λ-interchange อัลกอริทึมที่นำเสนอแสดงในรูปที่ 2

ขั้นตอนแรก สร้างประชากรเริ่มต้นด้วย PFIH โดยกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (C_i) ดังสมการที่ (14)

$$C_i = -\alpha\, d_{0i} + \beta\, l_i + \gamma\, ((pi/360) d_{0i}) \tag{14}$$

α เป็นค่าพารามิเตอร์ของระยะทาง

β เป็นค่าพารามิเตอร์ของลูกค้า



รูปที่ 2 อัลกอริทึมสำหรับการแก้ปัญหา VRPTWs

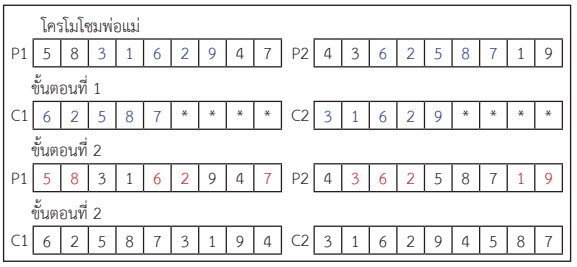
γ เป็นค่าพารามิเตอร์เชิงมุมของลูกค้า

d_{0i} เป็นระยะทางระหว่าง Depot และลูกค้าที่ i

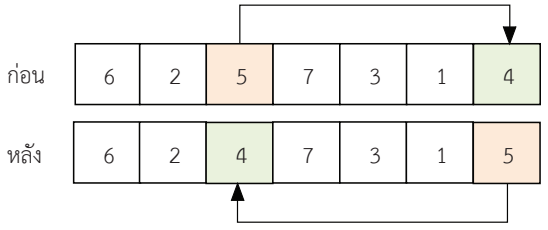
l_i เป็นเวลาช้าสุดที่มาถึงลูกค้า i

p_i มุมของลูกค้า I เมื่อเทียบกับจุดกระจายสินค้า

วิธีการจะเริ่มจากประเมินลูกค้าแต่ละรายด้วยฟังก์ชัน C_i ลูกค้ารายใดให้ค่า C_i น้อยสุดจะถูกจัดเข้าเส้นทาง จากนั้นดำเนินการจนครบทุกลูกค้า ซึ่งรายละเอียดของ PFIH สามารถศึกษาเพิ่มเติมในงานวิจัย [17], [18] เมื่อได้จำนวนประชากรตามกำหนด (N) จากนั้นเรียงลำดับความสำคัญตามค่าฟิตเนส ขั้นตอนต่อมาสุ่มเลือกโครโมโซมพ่อแม่มาดำเนินการผสมพันธุ์ตามหลักการของวิธีเชิงพันธุกรรมได้แก่ การแลกเปลี่ยนยีนข้ามโครโมโซม โดยเริ่มจากสุ่มตำแหน่งที่จะตัดยีนจากโครโมโซมพ่อแม่ (P1 และ P2) ได้ตำแหน่งที่ 2 และ 8 จากนั้นตัดยีนที่ตำแหน่ง 2 และ 8 จะได้โครโมโซมต้นแบบจากโครโมโซมพ่อ (P1) คือ 3-1-6-2-9 และโครโมโซม



รูปที่ 3 การแลกเปลี่ยนยีนข้ามโครโมโซม



รูปที่ 4 วิธีการแลกเปลี่ยนยีนภายในโครโมโซม

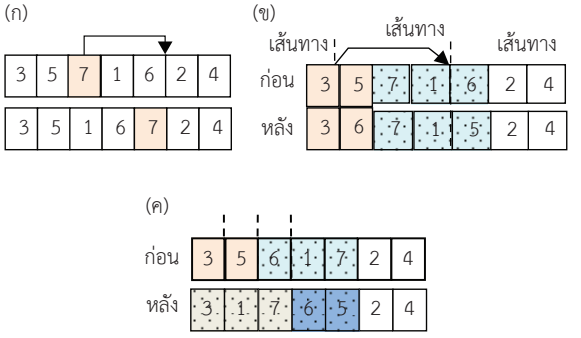
ต้นแบบจากโครโมโซมแม่ (P2) คือ 6-2-5-8-7 จากนั้นนำโครโมโซมต้นแบบจากพ่อ (P1) ถ่ายทอดสู่ลูกคนที่ C2 และจะนำโครโมโซมต้นแบบจากโครโมโซมแม่ (P2) ถ่ายทอดสู่ลูกคนที่ C1 นำยีนที่เหลือมาเติมลงในช่องที่มีเครื่องหมาย * โดยลูกคนที่ C1 จะเลือกยีนจากโครโมโซมพ่อที่ไม่ซ้ำกับยีนที่มีอยู่แล้วคือไม่ซ้ำกับยีน 6-2-5-8-7 ในทีนี้ได้ยีนที่มาเติม คือ 3-1-9-4 ทำนองเดียวกันลูกคนที่ C2 จะดำเนินการเหมือนลูกคนที่ C1 ในทีนี้ได้ยีนที่มาเติม คือ 4-5-8-7 สุดท้ายจะได้โครโมโซมลูกคนที่ C1 และลูกคนที่ C2 ดังแสดงในรูปที่ 3

การแลกเปลี่ยนยีนภายในโครโมโซมโดยการสุ่มสลับตำแหน่ง (Swap) เริ่มจากสุ่มตำแหน่งที่จะสลับได้ตำแหน่ง 3 และตำแหน่ง 7 จากนั้นสลับตำแหน่งกัน ดังแสดงในรูปที่ 4

หลังจากนั้นจะเป็นกระบวนการปรับปรุงคำตอบโดยเรียงลำดับวิธีค้นหาคำตอบเฉพาะที่ดังนี้ 2-Opt Insertion และ λ-interchange ตามลำดับ โดยรายละเอียดของทั้ง 3 วิธีแสดงในรูปที่ 5 และวรรณกรรม [19], [20]

4. ผลการศึกษา

อัลกอริทึมที่นำเสนอในหัวข้อที่ 3 จะถูกนำไปทดสอบประสิทธิภาพกับปัญหามาตรฐานของโซโลมอน [21] จำนวน



รูปที่ 5 (ก) 2-opt (ข) Insertion และ (ค) λ-interchange

14 ปัญหาโดยการสุ่ม ซึ่งปัญหามาตรฐานเหล่านี้จะแบ่งตามลักษณะการกระจายตัวของลูกค้าเป็น 3 กลุ่ม คือ การกระจายตัวเป็นกลุ่ม (Clustered Customer Distribution; C) ได้แก่ C101, C1O2, C106, C201 และ C203 การกระจายตัวอย่างไร้แบบแผน (Randomly Customer Distribution; R) ได้แก่ R104, R108, R205 และ R211 และการกระจายตัวของลูกค้าเป็นกลุ่มและไร้แบบแผน (Combination of a Random and Clustered Customer Distribution; RC) ได้แก่ RC101 RC102 RC105 RC203 และ RC207 ซึ่งทุกปัญหามีขนาดเท่ากับ 100 ลูกค้า และจะถูกทดลองซ้ำจำนวน 5 ครั้ง คำตอบดีที่สุดของแต่ละปัญหาจะถูกเลือกมาเป็นคำตอบที่ดีที่สุดของอัลกอริทึม ส่วนค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จะถูกทำการทดลองและปรับค่าจนได้ค่าที่พึงพอใจแล้ว จากนั้นจึงนำไปทดสอบกับปัญหามาตรฐานต่อไป ค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญแสดงดังนี้ ค่า α เท่ากับ 0.70 ค่า β เท่ากับ 0.20 และค่า γ เท่ากับ 0.10 ค่าความน่าจะเป็นของการแลกเปลี่ยนยีนระหว่างโครโมโซม (ρ_C) มีค่าเท่ากับ 0.80 ค่าความน่าจะเป็นของการแลกเปลี่ยนยีนภายในโครโมโซม (ρ_m) มีค่าเท่ากับ 0.35 กำหนดจำนวนประชากร (N) เท่ากับ 100 โครโมโซม โดยผลการทดลองจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับคำตอบที่รู้ค่าที่ดีที่สุด หรือ BKS กำหนดให้ NV เป็นจำนวนยานพาหนะ และ TD เป็นค่าระยะทางรวม รายละเอียดผลการทดลองแสดงในตารางที่ 1 ส่วนการเปรียบเทียบวิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสานกับวิธีเชิงพันธุกรรมดั้งเดิม และวิธีเชิงพันธุกรรมร่วมกับ PFIH จะแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบคำตอบของวิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสานกับปัญหามาตรฐาน

ปัญหา	คำตอบรู้ค่าที่ดีที่สุด (BKS)		คำตอบของ hybrid GA	
	NV	TD	NV	TD
C101	10	828.94	10	828.94
C102	10	828.94	10	828.94
C106	10	828.94	10	828.94
C201	3	591.56	3	591.56
C203	3	591.17	4	701.432
R104	9	1,007.24	11	1,029.492
R108	9	960.88	11	1,012.793
R205	3	994.42	5	1,063.643
R211	2	892.71	4	863.272
RC101	14	1,696.94	17	1704.650
RC102	12	1,554.75	14	1,505.223
RC105	13	1,629.44	16	1558.897
RC203	3	1,049.62	5	1,036.926
RC207	3	1,061.14	5	1,113.406
% เบี่ยงเบน				1.04

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบคำตอบระยะทางรวมของวิธีเชิงพันธุกรรมผสมผสานกับวิธีการอื่นๆ

ปัญหา	เมตาฮิวริสติก		
	GA	GA with PFIH	hybrid GA
C101	1,658.680	1,109.171	828.94*
C102	1,882.813	1,123.007	828.94*
C106	1,943.201	1,036.276	828.94
C201	1,517.308	591.56	591.56
C203	1,780.962	825.829	701.432
R104	1,672.997	1,206.500	1,029.492
R108	1,571.510	1,245.995	1,012.793
R205	1,694.514	1,237.899	1,063.643
R211	1,608.551	1,011.166	863.272
RC101	2,356.174	1,991.100	1,704.650
RC102	2,115.240	1,911.823	1,505.223
RC105	2,137.341	1,874.527	1,558.897
RC203	1,957.658	1,292.373	1,036.926
RC207	1,960.502	1,269.073	1,113.406
รวม	25,857.45	17,726.30	14,668.11
% เบี่ยงเบน	0	ลดลง = 31.45%	ลดลง = 43.27%

จากตารางที่ 1 แสดงให้เห็นว่าคำตอบที่ได้จากอัลกอริทึมที่นำเสนอสำหรับปัญหา C101 C102 C106 และ C201 มีค่าเท่ากับ BKS ส่วนปัญหามาตรฐานอื่นๆ คำตอบที่ได้จากอัลกอริทึมมีค่าแตกต่างกับ BKS เพียงเล็กน้อย โดยค่าการเบี่ยงเบนของระยะทางรวมทั้งหมดมีค่าเท่ากับ 1.04%

จากตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่าคำตอบที่ได้จากวิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสานเมื่อเปรียบเทียบกับ GA และ GA with PFIH พบว่าระยะทางรวมที่ได้จาก hybrid GA มีค่าน้อยกว่า GA และ GA with PFIH เกือบทุกปัญหา ยกเว้นปัญหา C201 ที่คำตอบของวิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสานมีค่าเท่ากับ GA with PFIH อย่างไรก็ตาม โดยภาพรวมถือได้ว่า hybrid GA ที่นำเสนอในงานวิจัยนี้มีประสิทธิภาพดีขึ้นเมื่อเทียบกับวิธีเชิงพันธุกรรมดั้งเดิม (ระยะทางรวมลดลง 43.27%) ดังนั้นวิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสานที่นำเสนอในงานวิจัยนี้มีการพัฒนาขึ้นอย่างชัดเจนเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีเชิงพันธุกรรมดั้งเดิม

5. สรุป

ปัญหา VRPTWs เป็นปัญหาที่เกี่ยวข้องกับระบบการขนส่งโลจิสติกส์ และการจัดการห่วงโซ่อุปทานของหน่วยงานภาครัฐและอุตสาหกรรมของทุกประเทศ แม้ว่าจะมีการศึกษามาอย่างยาวนานกว่า 20 ปี แต่ปัญหานี้ยังคงได้รับความสนใจจากนักวิจัยจำนวนมากทั้งในประเทศและต่างประเทศ เนื่องจากปัญหานี้มีความยุ่งยากซับซ้อนในการหาคำตอบโดยวิธีแม่นตรง ด้วยเหตุนี้นักวิจัยส่วนใหญ่จึงนิยมใช้วิธีเชิงฮิวริสติกในการแก้ปัญหา VRPTWs อย่างไรก็ตาม ในปัจจุบันยังไม่มีวิธีใดยืนยันได้ว่าเป็นวิธีที่ให้คำตอบที่ดีสุด ด้วยเหตุนี้การแก้ปัญหา VRPTWs จะขึ้นอยู่กับความรู้ความถนัด และความชอบรายบุคคล ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอวิธีเชิงพันธุกรรมแบบผสมผสานสำหรับการแก้ปัญหา VRPTWs เริ่มจากการสร้างประชากรเริ่มต้นด้วยฮิวริสติกแบบ PFIH และเพิ่มวิธีการปรับปรุงคุณภาพของคำตอบโดยใช้การค้นหาคำตอบเฉพาะที่จำนวน 3 วิธี ได้แก่ วิธี 2-Opt λ-interchange และ Insertion ตามลำดับ จากนั้นทำการทดลองปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ จนได้คำตอบที่พึงพอใจที่สุดแล้ว จึงนำอัลกอริทึมที่นำเสนอนี้ไปทดสอบกับปัญหามาตรฐานของโซโลมอน ผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึมที่นำเสนอนี้มีประสิทธิภาพที่ดี โดยให้คำตอบเบี่ยงเบนจากคำตอบที่รู้ค่าที่ดีที่สุดเล็กน้อย และเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีเชิงพันธุกรรมดั้งเดิม ยืนยันได้ว่าอัลกอริทึมที่นำเสนอมีการแนวโน้มที่ดีกว่าอย่างชัดเจน

สำหรับงานวิจัยในอนาคตผู้วิจัยคาดหวังว่าจะพัฒนาอัลกอริทึมนี้ร่วมกับเทคนิคอื่นๆ เพื่อนำไปทดสอบกับปัญหามาตรฐานและทดสอบกับปัญหาที่มีขนาดใหญ่ขึ้น หรืออีกแนวทางหนึ่งผู้วิจัยจะนำอัลกอริทึมที่นำเสนอนี้ไปประยุกต์ใช้กับกรณีศึกษาอื่นๆ ต่อไป

เอกสารอ้างอิง

[1] Y. Kao, M. H. Chen, and Y. T. Huang, “A hybrid algorithm based on ACO and PSO for capacitated vehicle routing problems,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2012, pp. 17, 2012.

[2] J. F. Bard, G. Kontoravdis, and G. Yu, “A branch-and-cut procedure for the vehicle routing problem with time windows,” *Transportation Science*, vol. 36, no. 2, pp. 250–269, 2002.

[3] M. Desrochers, J. Desrosiers, and M. Solomon, “A new optimization algorithm for the vehicle routing problem with time windows,” *Operations Research*, vol. 40, no. 2, pp. 342–354, 1992.

[4] N. Azi, M. Gendreau, and J.-Y. Potvin, “An exact algorithm for a vehicle routing problem with time windows and multiple use of vehicles,” *European Journal of Operational Research*, vol. 202, no. 3, pp. 756–763, 2010.

[5] W.-C. Chiang and R. A. Russell, “Simulated annealing metaheuristics for the vehicle routing problem with time windows,” *Annals of Operations Research*, vol. 63, no. 1, pp. 3–27,

1996.

[6] J. F. Cordeau, G. Laporte, and A. Mercier, "A unified tabu search heuristic for vehicle routing problems with time windows," *Journal of the Operational Research Society*, vol. 52, no. 8, pp. 928-936, 2001.

[7] É. Taillard, P. Badeau, M. Gendreau, F. Guertin, and J.-Y. Potvin, "A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with soft time windows," *Transportation Science*, vol. 31, no. 2, pp. 170–186, 1997.

[8] G. Kontoravdis and J.F. Bard, "A GRASP for the vehicle routing problem with time windows," *ORSA Journal on Computing*, vol. 7, no. 1, pp. 10–23, 1995.

[9] 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.

[10] İ. Küçükoğlu and N. Öztürk, "An advanced hybrid meta-heuristic algorithm for the vehicle routing problem with backhauls and time windows," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 86, pp. 60–68, 2015.

[11] R. Baños, J. Ortega, C. Gil, A. L. Márquez, and F. de Toro, "A hybrid meta-heuristic for multi-objective vehicle routing problems with time windows," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 65, no. 2, pp. 286–296, 2013.

[12] E. Jabir, V. V. Panicker, and R. Sridharan, "Design and development of a hybrid ant colony-variable neighbourhood search algorithm for a multi-depot green vehicle routing problem," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 57, pp. 422–457, 2017.

[13] L. Cui, L. Wang, J. Deng, and J. Zhang, "A new improved quantum evolution algorithm with local search procedure for capacitated vehicle routing problem," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2013, pp. 17, 2013.

[14] M. A. Hannan, M. Akhtar, R. A. Begum, H. Basri, A. Hussain, and E. Scavino, "Capacitated vehicle-routing problem model for scheduled solid waste collection and route optimization using PSO algorithm," *Waste Management*, vol. 71, pp. 31–41, 2018.

[15] M. M. Solomon, "Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints," *Operations Research*, vol. 35, no. 2, pp. 254–265, 1987.

[16] J. H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. London, England: The MIT press, 1992.

[17] H. C. Brandão de Oliveira and G. C. Vasconcelos, "A hybrid search method for the vehicle routing problem with time windows," *Annals of Operations Research*, vol. 180, no. 1, pp. 125–144, 2010.

[18] S. R. Thangiah, I.H. Osman, and T. Sun, "Hybrid genetic algorithm simulated annealing and tabu search methods for vehicle routing problem with time windows," Computer Science Department, U.S.A., Technical Report 27., 1994.

[19] N. Wichapa and P. Khokhajaikiat, "Using the hybrid fuzzy goal programming model and hybrid genetic algorithm to solve a multi-objective location routing problem for infectious waste

disposal," *Journal of Industrial Engineering and Management*, vol. 10, no. 5, pp. 853–886, 2017.

[20] N. Wichapa and P. Khokhajaikiat, "Solving a multi-objective location routing problem for infectious waste disposal using hybrid goal programming and hybrid genetic algorithm," *International Journal of Industrial Engineering Computations*, vol. 9, no. 1, pp. 75–98, 2018.

[21] M. M. Solomon. (2005, Oct.). Best Known Solutions Identified by Heuristics, Northeastern University, Massachusetts, Boston [Online]. Available: http://web.cba.neu.edu/~msolomon/heuristi.htm.