การพัฒนาแบบจำลองการจัดการเส้นทางและการบรรทุกสินค้าในรถขนส่งเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการขนส่ง

Development of a Model for Route and Cargo Management in Transportation Vehicles to Enhance Delivery Efficiency

ภูเบศ ไตรลีลาลักษณ์ และ มาโนช โลหเตปานนท์

[1,2,3] ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อ (Subject ไม่มีเลขหัวข้อ)

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการจัดการเส้นทางและการบรรทุกสินค้าในรถขนส่ง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการจัดส่ง โดยเปรียบเทียบอัลกอริทึมหาค่าเส้นทางที่ดีที่สุด ได้แก่ Ant Colony Optimization (ACO), Nearest Neighbor, Saving Method และ Google OR-Tools (ใช้เป็นเกณฑ์มาตรฐาน) จากข้อมูลการจัดส่งจริงของบริษัทเอกชนในจังหวัดภูเก็ต ระยะเวลา 22 เดือน (ม.ค. 2566 – ต.ค. 2567) ซึ่งประกอบด้วยพิกัดคลังสินค้าและลูกค้า ปริมาณและน้ำหนักสินค้า และเส้นทางเดิมข้อมูลทั้งหมดถูกนำไปวิเคราะห์ด้วยโปรแกรมที่พัฒนาด้วยภาษา Python โดยใช้ไลบรารี Google OR-Tools และอัลกอริทึมต่าง ๆ เพื่อคำนวณเส้นทางจัดส่งจากคลังถึงลูกค้าทั้งหมดในรอบเดียว พร้อมวิเคราะห์ผลลัพธ์ด้วยค่าสถิติเช่น ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าความคลาดเคลื่อน (%Error)ผลการศึกษาพบว่า Google OR-Tools ให้ระยะทางรวมสั้นที่สุดเฉลี่ย 272,610 เมตร รองลงมาคือ Nearest Neighbor, Saving Method และ ACO ตามลำดับ โดยทุกอัลกอริทึมมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อเทียบกับระยะทางจริงประมาณ 27–30% แสดงให้เห็นว่ายังมีความแตกต่างจากข้อมูลจริงอยู่พอสมควรสรุปได้ว่า Google OR-Tools มีประสิทธิภาพสูงสุดในแง่ของระยะทางรวม และการเปรียบเทียบที่เป็นระบบสามารถใช้เป็นแนวทางในการเลือกใช้อัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับการวางแผนเส้นทางในระบบโลจิสติกส์ภาคอุตสาหกรรมได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: Route Optimization, Ant Colony Optimization, Nearest Neighbor, Saving Method, Google OR-Tools

Abstract (Subject without numbering)

This research aims to develop a model for route and cargo load management in transportation vehicles to enhance delivery efficiency. It compares optimal route-finding algorithms, including Ant Colony Optimization (ACO), Nearest Neighbor, Saving Method, and Google OR-Tools (used as a benchmark), using actual delivery data from a private company in Phuket Province over a 22-month period (January 2023 – October 2024). The dataset comprises warehouse and customer coordinates, order volume and weight, and the company's original delivery routes. All data were analyzed using a Python-based program developed with the Google OR-Tools library and additional code for each algorithm, to calculate the complete delivery route from the warehouse to all customers. Statistical analyses such as mean, standard deviation, and relative error (%Error) were used to evaluate performance. The results show that Google OR-Tools yielded the shortest total route distance, averaging 272,610 meters, followed by Nearest Neighbor, Saving Method, and ACO, respectively. All algorithms exhibited an average deviation from actual distances of approximately 27–30%, indicating a moderate discrepancy from real-world data. In conclusion, Google OR-Tools demonstrated the highest efficiency in terms of total route length. The systematic comparison of algorithms provides a useful guideline for selecting appropriate methods for route planning in industrial logistics systems.

Keywords: Route Optimization, Ant Colony Optimization, Nearest Neighbor, Saving Method, Google OR-Tools

1 บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

การขนส่งสินค้าเป็นองค์ประกอบสำคัญของภาคธุรกิจและอุตสาหกรรม โดยเฉพาะในจังหวัดภูเก็ตที่มีความหนาแน่นทางธุรกิจและเป็นพื้นที่ท่องเที่ยว การวางแผนการขนส่งที่มีประสิทธิภาพจึงจำเป็นอย่างยิ่ง การประยุกต์ใช้อัลกอริทึมเพื่อจัดเส้นทางสามารถช่วยลดต้นทุนและเพิ่มคุณภาพการให้บริการได้ งานวิจัยนี้จึงมุ่งหาแนวทางปรับปรุงการจัดเส้นทางขนส่งของบริษัทในจังหวัดภูเก็ต เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพด้านระยะทาง เวลา และต้นทุนในการดำเนินงาน

1.2 วัตถุประสงค์

1.ศึกษาและวิเคราะห์เส้นทางขนส่งปัจจุบันของบริษัทในจังหวัดภูเก็ต

2.พัฒนาแบบจำลองการวางแผนขนส่งโดยใช้อัลกอริทึมและการวิเคราะห์เชิงตัวเลข

3.เปรียบเทียบผลลัพธ์ของอัลกอริทึมต่าง ๆ กับ Google OR-Tools

4.เปรียบเทียบระยะทางและเวลาระหว่างแผนเดิมและแผนจากแบบจำลอง

1.3 ขอบเขตของการศึกษา

การศึกษานี้มุ่งเน้น Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP) ซึ่งพิจารณาเฉพาะข้อจำกัดด้านความจุของรถขนส่ง โดยไม่รวมข้อจำกัดด้านเวลา ศึกษาข้อมูลการขนส่งจากคลังสินค้าไปยังลูกค้า 260 รายในจังหวัดภูเก็ต พัฒนาและทดสอบอัลกอริทึม 3 ประเภท ได้แก่ Nearest Neighbor, Saving Algorithm และ Tabu Search และเปรียบเทียบกับ Google OR-Tools เพื่อประเมินประสิทธิภาพในการวางแผนเส้นทางภายใต้ข้อจำกัดด้านความจุ

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.ได้แบบจำลองที่ช่วยวางแผนเส้นทางการขนส่งอย่างมีประสิทธิภาพ

2.ทราบข้อดีและข้อจำกัดของอัลกอริทึมแต่ละชนิดเพื่อใช้เลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสม

3.เพิ่มประสิทธิภาพในการวางแผนการขนส่ง โดยใช้ข้อมูลเปรียบเทียบกับแผนเดิมในการสนับสนุนการตัดสินใจ

2 การทบทวนวรรณกรรม

2.1 กรอบแนวคิด

ปัญหาการจัดเส้นทางการขนส่งสินค้า(Vehicle Routing Problem: VRP) เป็นปัญหาด้านโลจิสติกส์ที่มุ่งค้นหาเส้นทางที่เหมาะสมที่สุดในการกระจายสินค้า เพื่อบรรลุเป้าหมายในการลดต้นทุน ลดเวลา และเพิ่มประสิทธิภาพการดำเนินงาน โดยพิจารณาจากจุดเริ่มต้นและปลายทาง การบริหารจัดการทรัพยากร เช่น ยานพาหนะและพนักงาน รวมถึงข้อจำกัดด้านปริมาณบรรทุกและกรอบเวลา

2.2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.2.1 ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Traveling Salesman Problem: TSP) [1]

TSP เป็นปัญหาทางคณิตศาสตร์ที่มุ่งหาลำดับการเดินทางผ่านทุกจุดเพียงครั้งเดียวและกลับสู่จุดเริ่มต้น โดยมีระยะทางรวมน้อยที่สุด ปัญหานี้มีทั้งแบบสมมาตรและไม่สมมาตร และจัดอยู่ในกลุ่ม NP-Complete ซึ่งมีความซับซ้อนสูง จึงนิยมใช้วิธีฮิวริสติกส์เพื่อหาคำตอบที่ดีในเวลาจำกัด

2.2.2 ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะ (Vehicle Routing Problem: VRP) [2]

VRP เป็นการหาเส้นทางเดินรถที่มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยเน้นการลดต้นทุนและระยะเวลา พร้อมคำนึงถึงข้อจำกัด เช่น ความจุของยานพาหนะและกรอบเวลา VRP มีหลายประเภท เช่น Capacitated VRP (CVRP), VRP with Time Windows (VRPTW), VRP with Pickup and Delivery (VRPPD) และอื่น ๆ ตามลักษณะข้อจำกัดและวัตถุประสงค์

ตาราง 2 ประเภทของปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะ

รูปแบบปัญหา	ชื่อย่อ	ความหมาย
Capacitated VRP	CVRP	ปัญหา VRP แบบมีข้อจำกัดเรื่องความจุของยานพาหนะ
VRP with Time Windows	VRPTW	ปัญหา VRP แบบมีกรอบเวลาในการจัดส่ง
VRP with Backhaul	VRPB	ปัญหา VRP แบบมีการส่งกลับมายังคลังเดิม
VRP with Pickup and Delivery	VRPPD	ปัญหา VRP แบบมีการรับ-ส่งสินค้า
VRPPD with Time Windows	VRPPDTW	ปัญหา VRP แบบมีการรับ-ส่งสินค้าและมีกรอบเวลา
VRP with Multiple Depots	MDVRP	ปัญหา VRP แบบมีหลายคลังสินค้า
Periodic VRP	PVRP	ปัญหา VRP แบบมีช่วงเวลา
Split Delivery VRP	SDVRP	ปัญหา VRP แบบมีการแยกสินค้าส่งเป็นส่วน ๆ
Stochastic VRP	SVRP	ปัญหา VRP แบบมีความไม่แน่นอน

2.3 อัลกอริทึมที่ใช้ในการแก้ปัญหา VRP [3]

2.3.1 Exact Algorithms

เช่น Tree Search, Integer Programming ให้คำตอบที่ดีที่สุดแต่ใช้เวลาคำนวณสูง เหมาะกับปัญหาขนาดเล็ก

2.3.2 Heuristic Methods

เช่น Clarke and Wright Savings Heuristic, Cluster-First Route-Second Method ให้คำตอบคุณภาพดีในเวลาจำกัด เหมาะกับปัญหาขนาดกลาง

2.3.3 Metaheuristic Methods

เช่น Genetic Algorithms (GA), Simulated Annealing (SA), Tabu Search สามารถหาคำตอบใกล้เคียงคำตอบที่ดีที่สุดสำหรับปัญหาขนาดใหญ่
นอกจากนี้ยังมีเทคนิค Greedy Algorithm เช่น Clarke-Wright หรือ Nearest Neighbor Search ใช้ในการหาคำตอบเริ่มต้น และปรับปรุงด้วย Local Search เช่น 2-opt และ 3-opt เพื่อเพิ่มคุณภาพของเส้นทาง

2.4 ตัวอย่างอัลกอริทึมที่สำคัญ

2.4.1 Savings Algorithm [4]

พัฒนาโดย Clarke และ Wright มุ่งลดระยะทางรวมโดยคำนวณค่าประหยัดของการรวมเส้นทางลูกค้า เหมาะสำหรับงานโลจิสติกส์ที่มีข้อจำกัดไม่ซับซ้อน

2.4.2 Nearest Neighbor Method [5]

เลือกจุดที่ใกล้ที่สุดในแต่ละขั้นตอน เหมาะกับปัญหาที่ต้องการความรวดเร็วในการหาคำตอบ

2.4.3 Local Search (2-opt, 3-opt)

ปรับปรุงเส้นทางโดยการสลับลำดับจุดส่งภายในเส้นทาง ช่วยลดระยะทางรวมและหลีกเลี่ยงจุดต่ำสุดท้องถิ่น

2.4.4 Ant Colony Optimization (ACO) [6]

อัลกอริทึมเมตาฮิวริสติกส์ที่เลียนแบบพฤติกรรมการหาอาหารของมด เหมาะกับปัญหาการจัดเส้นทางที่ซับซ้อน

3 ระเบียบวิธีวิจัย

การวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาแบบจำลองการจัดการเส้นทางและการบรรทุกสินค้าเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการขนส่ง โดยมีขั้นตอนหลักดังนี้

3.1 วิธีการดำเนินการวิจัย

3.1.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ดำเนินการเก็บข้อมูลรายการสินค้า ลูกค้า และเส้นทางการขนส่งย้อนหลังของบริษัทในจังหวัดภูเก็ต ครอบคลุมระยะเวลา 22 เดือน (ม.ค. 2566 – ต.ค. 2567) พบข้อจำกัดสำคัญ ได้แก่ ขาดข้อมูลพิกัดลูกค้าและหน่วยน้ำหนักสินค้า จึงต้องดำเนินการปรับปรุงข้อมูลให้สมบูรณ์ก่อนนำไปวิเคราะห์

3.1.2 ศึกษาสภาพปัญหา

คลังสินค้าศูนย์กลาง 1 แห่ง ให้บริการลูกค้า 260 ราย โดยใช้รถกระบะ 4 ล้อ 4 คัน และรถบรรทุก 6 ล้อ 1 คัน ปัญหาหลักที่พบได้แก่
1. การใช้พื้นที่บรรทุกไม่เต็มประสิทธิภาพ
2. ประสิทธิภาพการใช้รถบรรทุก 6 ล้อต่ำ
3. การจัดเส้นทางขนส่งยังคงพึ่งพาประสบการณ์ส่วนบุคคล

3.1.3 การทำความสะอาดและเติมข้อมูล (Data Cleansing & Enrichment)

ดำเนินการตรวจสอบและปรับปรุงข้อมูล โดยเฉพาะข้อมูลพิกัดลูกค้าและน้ำหนักสินค้า ผ่านการใช้ Google Maps API, การสอบถามบริษัท และการประมาณจากข้อมูลสินค้าคล้ายคลึง เพื่อให้ข้อมูลพร้อมสำหรับการพัฒนาอัลกอริทึม

3.1.4 ขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลอง

เลือกใช้อัลกอริทึมที่เหมาะสม ได้แก่ Nearest Neighbor, Saving Algorithm, และ Ant Colony Optimization (ACO) โดยพัฒนาและทดสอบอัลกอริทึมบนชุดข้อมูลเดียวกันเพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ พร้อมกำหนดข้อจำกัด เช่น ความสามารถในการบรรทุก จำนวนรถ และเวลาในการขนส่ง

3.1.5 การทดสอบและประเมินผล

เปรียบเทียบผลลัพธ์ของแต่ละอัลกอริทึมโดยใช้ตัวชี้วัดหลัก ได้แก่ ระยะทางรวม ความสามารถในการบรรทุก ความเร็วในการคำนวณ และเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จาก Google OR-Tools บนชุดข้อมูลจริงและจำลอง เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความเหมาะสมในการนำไปใช้จริง

3.2 3.2 เครื่องมือและอุปกรณ์

3.2.1 Google OR-Tools [7]

เลือกใช้ Google OR-Tools ในการแก้ปัญหา VRP เนื่องจากมีประสิทธิภาพสูง รองรับข้อจำกัดที่ซับซ้อน สามารถใช้งานฟรีและปรับแต่งได้ตามความต้องการ

3.2.2 Python Programming Language [8]

ใช้ภาษา Python ในการพัฒนาแบบจำลอง เนื่องจากรองรับไลบรารีสำหรับการคำนวณและการจัดการข้อมูล เช่น Pandas, NumPy, Matplotlib และสามารถใช้งานร่วมกับ Google OR-Tools ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

4 ผลการศึกษา

4.1 ภาพรวมและวิธีดำเนินการทดลอง

การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม 4 ประเภท ได้แก่ Google OR-Tools, Nearest Neighbor, Saving Method และ Ant Colony Optimization (ACO) สำหรับการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางและการบรรทุกสินค้า (VRP) โดยใช้ข้อมูลระยะทางจริงจากบริษัทขนส่งในจังหวัดภูเก็ต เป้าหมายหลักคือการลดระยะทางรวมในการขนส่งสินค้าให้มากที่สุด พร้อมประเมินความสามารถของแต่ละอัลกอริทึมจากตัวชี้วัด เช่น ระยะทางรวม ค่าความคลาดเคลื่อน (%Error) ค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

4.1.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ใช้ข้อมูลระยะทางจริงและผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละอัลกอริทึมในช่วงเดือนสิงหาคม 2566 ถึงกรกฎาคม 2567 รวม 297 กรณีศึกษา ซึ่ง

แต่ละชุดประกอบด้วยวันที่ ระยะทางที่ได้จากแต่ละอัลกอริทึม และระยะทางจริง

4.1.2 วิธีการประเมินผล

ประเมินผลด้วยการวิเคราะห์เชิงสถิติ (ค่าเฉลี่ย, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าสูงสุด-ต่ำสุด, %Error) และการวิเคราะห์เชิงเทคนิค (ความเร็วในการประมวลผล ความซับซ้อนของอัลกอริทึม และความแม่นยำของผลลัพธ์) พร้อมนำเสนอผลลัพธ์ด้วยตารางและกราฟ

4.2 ผลลัพธ์การทดลอง

4.2.1 ผลลัพธ์เชิงปริมาณ

จากการทดลองกับข้อมูลขนส่ง 297 วัน พบว่า Google OR-Tools ให้ค่าเฉลี่ยระยะทางรวมต่ำสุด (257,924 กม.) และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำสุด (200,533 กม.) ขณะที่ Nearest Neighbor และ Saving Method ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกัน (ค่าเฉลี่ย 288,032 และ 288,888 กม. ตามลำดับ) ส่วน ACO ให้ค่าเฉลี่ยสูงสุด (291,356 กม.) และมีการกระจายของข้อมูลสูงสุด

4.2.2 วิเคราะห์เชิงสถิติและเทคนิค

Google OR-Tools: ให้ผลลัพธ์แม่นยำและสม่ำเสมอที่สุด เหมาะกับงานที่ต้องการความแม่นยำสูงและรองรับข้อจำกัดหลากหลาย

Nearest Neighbor & Saving Method: โครงสร้างเรียบง่าย ประมวลผลรวดเร็ว เหมาะเป็น baseline หรือใช้ในงานที่ต้องการคำตอบเบื้องต้น

ACO: แม้จะเป็น Metaheuristic ที่มีศักยภาพ แต่ต้องใช้เวลาประมวลผลสูงและอาศัยการปรับจูนพารามิเตอร์อย่างเหมาะสม

4.2.3 การวิเคราะห์เชิงลึกและตัวอย่างข้อมูล

ตัวอย่างเปรียบเทียบผลลัพธ์ในแต่ละวันแสดงให้เห็นว่าในบางกรณี ACO หรือ Nearest Neighbor สามารถให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงหรือดีกว่า OR-Tools ได้ นอกจากนี้ยังพบว่าในบางวัน OR-Tools ไม่สามารถหาคำตอบได้ ซึ่งสะท้อนถึงข้อจำกัดของอัลกอริทึมในบางสถานการณ์

4.3 สรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

Google OR-Tools: ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดในภาพรวม ทั้งด้านความแม่นยำและความยืดหยุ่น

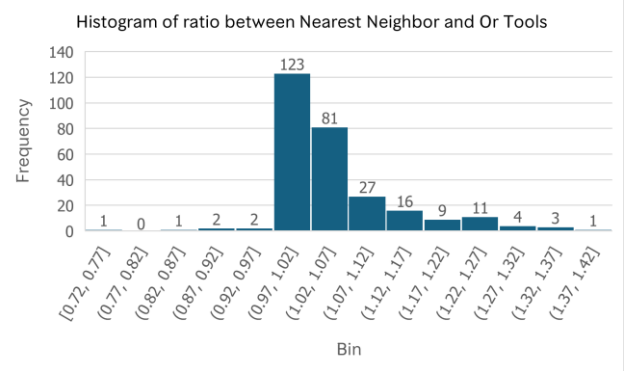
Nearest Neighbor: เหมาะสำหรับหาคำตอบเบื้องต้นที่รวดเร็ว

Saving Method: ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกับ Nearest Neighbor แต่มีข้อจำกัดด้านความยืดหยุ่น

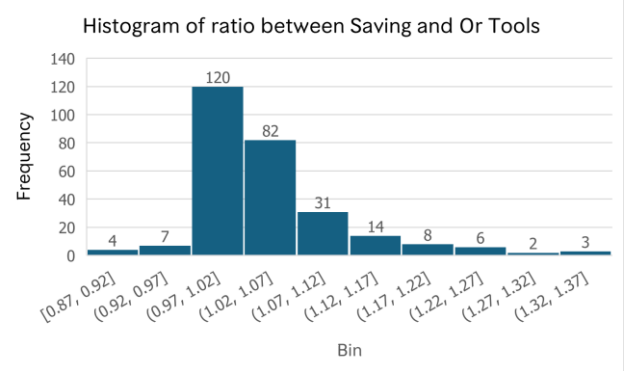
ACO: เหมาะกับปัญหาขนาดใหญ่และซับซ้อนที่ต้องการการค้นหาคำตอบหลายรูปแบบ แต่ต้องแลกกับเวลาและความซับซ้อนในการปรับจูน

ข้อสังเกต: การเลือกใช้อัลกอริทึมควรพิจารณาตามลักษณะปัญหาและข้อจำกัดที่มีอยู่ หากต้องการความแม่นยำสูงและรองรับข้อจำกัดหลากหลาย OR-Tools คือทางเลือกที่เหมาะสม ขณะที่ Nearest Neighbor และ Saving Method เหมาะสำหรับการหาคำตอบเบื้องต้น ส่วน ACO เหมาะกับปัญหาขนาดใหญ่ที่ต้องการการค้นหาคำตอบแบบสุ่มหลายรูปแบบ

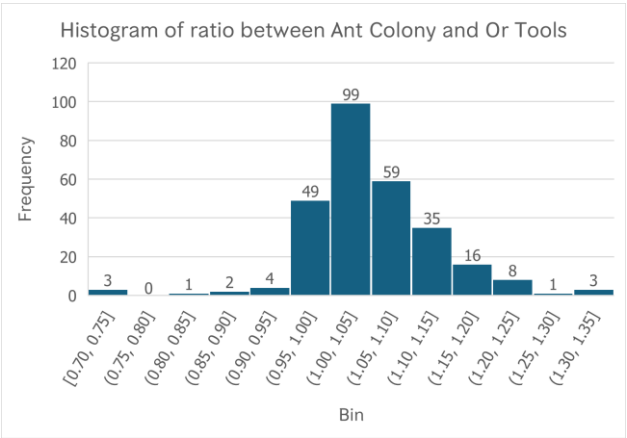
4.4 Histogram ของอัตราส่วนระหว่างระยะทางรวม



รูป 1 Histogram อัตราส่วนระยะทางรวมระหว่างNearest Neighborและ Or Tools



รูป 2 Histogram อัตราส่วนระยะทางรวมระหว่างSavingและOr Tools



รูป 3 Histogram อัตราส่วนระยะทางรวมระหว่างACOและOr Tools

5 สรุปผลการศึกษา

5.1 สรุปผลการทดลอง

การทดลองเปรียบเทียบอัลกอริทึม 4 ประเภท ได้แก่ Google OR Tools, Nearest Neighbor, Saving Method และ Ant Colony Optimization (ACO) พบว่า Google OR-Tools ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดในแง่ระยะทางรวม โดยมีค่าเฉลี่ยระยะทางรวมต่ำสุด (257,924 กิโลเมตร) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำ (200,533 กิโลเมตร) แสดงถึงความสม่ำเสมอและประสิทธิภาพสูงในการค้นหาคำตอบที่ใกล้เคียงค่าที่เหมาะสมที่สุด

Nearest Neighbor และ Saving Method ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกัน (ค่าเฉลี่ย 288,032 และ 288,888 กิโลเมตรตามลำดับ) และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานในระดับเดียวกัน แสดงว่าอัลกอริทึมโครงสร้างเรียบง่ายเหล่านี้เหมาะสำหรับการใช้งานเบื้องต้น

ส่วน ACO แม้เป็นอัลกอริทึม Metaheuristic ที่มีศักยภาพ แต่จากการทดลองในบริบทข้อมูลจริง พบว่ามีค่าเฉลี่ยระยะทางรวมสูงสุด (291,356 กิโลเมตร) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง สะท้อนความผันผวนของผลลัพธ์และความไวต่อการตั้งค่าพารามิเตอร์

จากผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่า OR-Tools มีประสิทธิภาพเหนือกว่าอัลกอริทึมอื่นทั้งในด้านค่าผลลัพธ์เฉลี่ยและความสม่ำเสมอของคำตอบ โดยแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการค้นหาคำตอบที่มีคุณภาพในเวลาที่เหมาะสม ในขณะที่ Nearest Neighbor และ Saving Method แม้จะไม่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด แต่ก็มีข้อดีในด้านความรวดเร็วและความง่ายในการนำไปใช้ จึงเหมาะสำหรับการหาคำตอบเบื้องต้นหรือใช้เป็นจุดเริ่มต้นในการปรับปรุงคำตอบต่อไป สำหรับ ACO (Ant Colony Optimization) แม้จะมีศักยภาพในการค้นหาคำตอบที่ดี แต่ยังคงต้องอาศัยการปรับจูนพารามิเตอร์อย่างเหมาะสมเพื่อให้สามารถแข่งขันกับอัลกอริทึมอื่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ.

5.2 การตอบวัตถุประสงค์ของการวิจัย

การทดลองยืนยันว่า Google OR-Tools เป็นอัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแก้ปัญหา VRP ในบริบทข้อมูลจริงที่มีข้อจำกัดด้านความจุยานพาหนะโดยไม่มีข้อจำกัดด้านเวลา ให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพทั้งระยะทางรวมและความสม่ำเสมอ

Nearest Neighbor และ Saving Method แม้เป็นอัลกอริทึม Heuristic โครงสร้างเรียบง่าย แต่ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียงในระดับน่าพอใจ เหมาะสำหรับงานที่ต้องการความรวดเร็วหรือเป็นจุดเริ่มต้นของอัลกอริทึมซับซ้อน

ACO เหมาะกับปัญหาขนาดใหญ่หรือซับซ้อนที่อัลกอริทึม Heuristic อื่นทำได้ไม่ดีพอ แต่ยังไม่สามารถแข่งขันกับอัลกอริทึมอื่นได้ในงานนี้ อาจเพราะข้อจำกัดการตั้งค่าพารามิเตอร์และจำนวนรอบคำนวณ

5.3 ข้อเสนอแนะทางเทคนิคและแนวทางปรับปรุง

ปรับจูนพารามิเตอร์ ACO ให้เหมาะสมกับลักษณะข้อมูล เช่น จำนวนมด อัตราระเหยฟีโรโมน และจำนวนรอบคำนวณ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและลดความผันผวน

ใช้ Hybrid Algorithm โดยนำผลลัพธ์จาก Nearest Neighbor หรือ Saving Method เป็นค่าเริ่มต้นสำหรับ ACO หรือ OR-Tools เพื่อลดเวลาและเพิ่มคุณภาพคำตอบ

พัฒนาแบบจำลองและเครื่องมือให้รองรับข้อจำกัดซับซ้อน เช่น Time Windows, Load Constraints และข้อจำกัดเส้นทาง เพื่อใช้งานในสถานการณ์จริงหลากหลาย

5.4 ข้อจำกัดของการศึกษา

การศึกษาครั้งนี้มีข้อจำกัดหลายประการที่ควรพิจารณา โดยข้อมูลที่ใช้ในการทดลองมาจากบริษัทเพียงแห่งเดียวในจังหวัดภูเก็ต ซึ่งอาจไม่สะท้อนถึงความหลากหลายของสภาพแวดล้อมหรือข้อจำกัดที่แตกต่างกันในธุรกิจหรือพื้นที่อื่น ๆ แบบจำลองที่ใช้ยังไม่ครอบคลุมข้อจำกัดที่พบในสถานการณ์จริง เช่น ข้อจำกัดด้านเวลา (Time Windows) หรือข้อกำหนดเฉพาะอื่น ๆ ที่มักปรากฏในงานจัดเส้นทางขนส่งสินค้าในภาคอุตสาหกรรม นอกจากนี้ ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ใช้ยังขึ้นอยู่กับการตั้งค่าพารามิเตอร์ หากไม่มีการปรับจูนอย่างเหมาะสม อาจทำให้ผลลัพธ์ที่ได้ไม่สะท้อนถึงศักยภาพที่แท้จริงของอัลกอริทึมนั้น ๆ.

5.5 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

การวิจัยในอนาคตควรขยายขอบเขตของข้อมูลทดลองให้ครอบคลุมหลายบริษัทและหลายภูมิภาค เพื่อประเมินความสามารถของแบบจำลองและอัลกอริทึมภายใต้สภาพแวดล้อมที่หลากหลายมากขึ้น นอกจากนี้ควรทดลองกับข้อมูลแบบ Real-time เพื่อทดสอบความยืดหยุ่นและประสิทธิภาพของระบบภายใต้สถานการณ์ที่มีความไม่แน่นอนและเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา อีกทั้งยังควรศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์อื่น ๆ เช่น Genetic Algorithm, Tabu Search หรือ Machine Learning เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และค้นหาแนวทางที่เหมาะสมที่สุดกับลักษณะปัญหาที่แตกต่างกันในแต่ละบริบทของการจัดเส้นทางการขนส่งสินค้า.

เอกสารอ้างอิง

[1] Rajesh Matai., Surya Prakash Singh., Murari Lal Mittal. (2010). Traveling Salesman Problem: an Overview of Applications, Formulations, and Solution Approaches. Traveling Salesman Problem, Theory and Applications

[2] Toth, P. and Vigo, D. (2002) The Vehicle Routing Problem. Siam, Philadelphia. The Vehicle Routing Problem

[3] Kumar, S. and Panneerselvam, R. (2012) A Survey on the Vehicle Routing Problem and Its Variants. Intelligent Information Management, vol. 4

[4] Clarke, G. and Wright, J.R. (1964) Scheduling of Vehicle Routing Problem from a Central Depot to a Number of Delivery Points. Operations Research, 12, 568-581.

[5] T.P. Yunck. (1976) A technique to identify nearest neighbors, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, SMC-6(10): 678-683

[6] Ant Colony Optimization. December 2006, IEEE Computational Intelligence Magazine
[7] Google Operations Research Tool (Google OR-Tools). Retrieved December 2, 2024, from https://developers.google.com/optimization/examples
[8] Python Programming Language. Retrieved December 2, 2024, from https://www.python.org