

วิธีอ้างอิงบทความนี้: กุลสิณี โชติจตุภัทร, ปิยะวัฒน์ ชนินทร์ตระกูล และอารีกรมล ต.ไชยสุวรรณ. (2569). การเพิ่มประสิทธิภาพการรวมกลุ่มลูกค้าเพื่อการขนส่งสินค้า: กรณีศึกษาบริษัทผู้ผลิตเครื่องเทศและเครื่องปรุงรสแห่งหนึ่ง. วารสารปฏิบัติการโลจิสติกส์และซัพพลายเชน, 12(2), 178-194. <https://doi.org/10.53848/jlsc.v12i2.301529>

Received:	May	01, 2026
Revised:	June	21, 2026
Accepted:	June	29, 2026

การเพิ่มประสิทธิภาพการรวมกลุ่มลูกค้าเพื่อการขนส่งสินค้า: กรณีศึกษา บริษัทผู้ผลิตเครื่องเทศและเครื่องปรุงรสแห่งหนึ่ง

กุลสิณี โชติจตุภัทร¹, ปิยะวัฒน์ ชนินทร์ตระกูล^{2*} และ อารีกรมล ต.ไชยสุวรรณ³

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการรวมกลุ่มลูกค้าและการวางแผนเส้นทางขนส่งสินค้าภายในแผนกบริการลูกค้าและโลจิสติกส์ของบริษัทผู้ผลิตเครื่องเทศและเครื่องปรุงรส ซึ่งปัจจุบันใช้บริการขนส่งจากบริษัทภายนอกในรูปแบบ 1 คันรถต่อลูกค้า 1 ราย ส่งผลให้ระยะทางและต้นทุนขนส่งสูงเกินความจำเป็น การศึกษาใช้ข้อมูลการจัดส่งสินค้าในประเทศของลูกค้า 13 ราย ช่วงเดือนมกราคม-มีนาคม 2567 โดยวิเคราะห์สาเหตุปัญหาด้วยแผนผังก้างปลา (Fishbone Diagram) จากนั้นนำเทคนิค การแบ่งกลุ่มค่าเฉลี่ยแบบเค (K-Means Clustering) มารวมกลุ่มลูกค้าตามพื้นที่ใกล้เคียงกัน และใช้วิธีเซฟวิงอัลกอริทึม (Saving Algorithm) ของ Clarke and Wright วางแผนเส้นทางขนส่งที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละกลุ่ม ผลการศึกษาพบว่าสามารถจัดกลุ่มลูกค้าได้เป็น 3 กลุ่ม (Cluster) และลดเส้นทางขนส่งจาก 13 เส้นทาง เหลือ 4 เส้นทาง ระยะทางรวมลดลงจาก 1,696.90 กิโลเมตร เหลือ 662.60 กิโลเมตร คิดเป็นการลดลงร้อยละ 60.96 และค่าใช้จ่ายในการขนส่งลดลงจาก 55,730.71 บาท เหลือ 19,550.89 บาท คิดเป็นการลดลงร้อยละ 64.92 แสดงให้เห็นว่าการผสมผสาน การแบ่งกลุ่มค่าเฉลี่ยแบบเค (K-Means Clustering) กับ วิธีเซฟวิงอัลกอริทึม (Saving Algorithm) เป็นแนวทางที่มีประสิทธิภาพในการลดต้นทุนโลจิสติกส์ และสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับบริษัทในอุตสาหกรรมอาหารและโลจิสติกส์ได้อย่างกว้างขวาง

คำสำคัญ: การรวมกลุ่มลูกค้า, การแบ่งกลุ่มค่าเฉลี่ยแบบเค, เซฟวิงอัลกอริทึม, การจัดเส้นทางยานพาหนะ, ต้นทุนโลจิสติกส์

ประเภทบทความ: บทความวิจัย

* ผู้รับผิดชอบงานหลัก

1 นิสิตหลักสูตรการจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน คณะโลจิสติกส์ มหาวิทยาลัยบูรพา, อีเมล: kulsinee46@gmail.com

²⁻³ อาจารย์สาขาการจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน คณะโลจิสติกส์ มหาวิทยาลัยบูรพา, อีเมล: piyawatc@buu.ac.th, areekamol.ch@buu.ac.th

Optimization of Customer Clustering for Goods Transportation: A Case Study of a Spice and Condiment Manufacturer

Kulsinee Chotjatuphat¹, Piyawat Chanintrakul^{2*}, Areekamol Tor.Chaisuwan³

Abstract

This research aims to optimize customer clustering and route planning in the Customer Service and Logistics Department of a case-study spice and condiment manufacturer. The company currently outsources transportation services using a one-vehicle-per-customer delivery model, resulting in unnecessarily high transportation distances and costs. The study utilized domestic delivery data from 13 customers during January–March 2024. A Fishbone Diagram was used to analyze root causes, followed by K-Means Clustering to group geographically proximate customers, and the Clarke–Wright Saving Algorithm to determine optimal routes within each cluster. The results showed that customers could be grouped into 3 clusters, reducing delivery routes from 13 to 4. Total transportation distance decreased from 1,696.9 km to 662.60 km (a 60.96% reduction), and transportation costs decreased from THB 55,730.71 to THB 19,550.89 (a 64.92% reduction). These findings demonstrate that the combination of K-Means Clustering and the Saving Algorithm is an effective approach for reducing logistics costs and can be widely applied in food and logistics industries.

Keywords: Customer clustering, K-Means clustering, Saving Algorithm, Vehicle Routing Problem, Logistics cost

Type of Article: Research Article

* Corresponding author

¹ Student, Logistics and Supply Chain Management Program, Faculty of Logistics, Burapha University,
E-mail: kulsinee46@gmail.com

^{2,3} Lecturer, Logistics and Supply Chain Management Program, Faculty of Logistics, Burapha University,
E-mail: piyawatc@buu.ac.th, areekamol.ch@buu.ac.th

1. บทนำ

อุตสาหกรรมอาหารในประเทศไทยมีการเติบโตอย่างต่อเนื่อง สะท้อนจากมูลค่าการส่งออกอาหารไทยที่เพิ่มสูงขึ้น และความต้องการของผู้บริโภคทั้งในและต่างประเทศที่มีความหลากหลายยิ่งขึ้น (NESDC, 2020; Banomyong et al., 2021) ภายใต้บริบทดังกล่าว การบริหารจัดการโลจิสติกส์และห่วงโซ่อุปทาน จึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อความสามารถในการแข่งขัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งต้นทุนการขนส่งซึ่งเป็นองค์ประกอบหลักของต้นทุนโลจิสติกส์ของไทยที่คิดเป็นสัดส่วนสูงถึงร้อยละ 13.8 ของ GDP ในปี 2564 สูงกว่าค่าเฉลี่ยโลกที่ร้อยละ 10.8 (Charoenwong et al., 2024)

บริษัทกรณีศึกษาเป็นผู้นำในการผลิตและจัดจำหน่ายเครื่องเทศ สมุนไพร และเครื่องปรุงรสทั้งในและต่างประเทศ ปัจจุบันบริษัทว่าจ้างผู้ให้บริการขนส่งภายนอก (Outsource) และดำเนินการจัดส่งสินค้าในรูปแบบ 1 คันรถต่อลูกค้า 1 ราย ส่งผลให้มีการใช้ทรัพยากรอย่างไม่คุ้มค่า ระยะทางการขนส่งยาวเกินความจำเป็น และต้นทุนขนส่งสูงเกินกว่าค่าบริการที่เรียกเก็บจากลูกค้าในบางกรณี ปัญหาเหล่านี้สะท้อนถึงความจำเป็นในการนำวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพเส้นทางขนส่ง (Vehicle Routing Optimization) มาประยุกต์ใช้

ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งยานพาหนะ (Vehicle Routing Problem: VRP) เป็นหนึ่งในความท้าทายสำคัญด้านการจัดการโลจิสติกส์ ซึ่งได้รับการศึกษามาอย่างยาวนานนับตั้งแต่งานวิจัยของ Dantzig and Ramser (1959) จนถึงปัจจุบัน แนวทางที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายคือการใช้เทคนิค Cluster-First, Route-Second ซึ่งนำอัลกอริทึม K-Means Clustering มาจัดกลุ่มของลูกค้าที่อยู่ในพื้นที่ใกล้เคียงกันก่อน แล้วจึงนำ Saving Algorithm

ของ Clarke and Wright (1964) มาวางแผนเส้นทางในแต่ละกลุ่ม (Le et al., 2022; Singanamala et al., 2018)

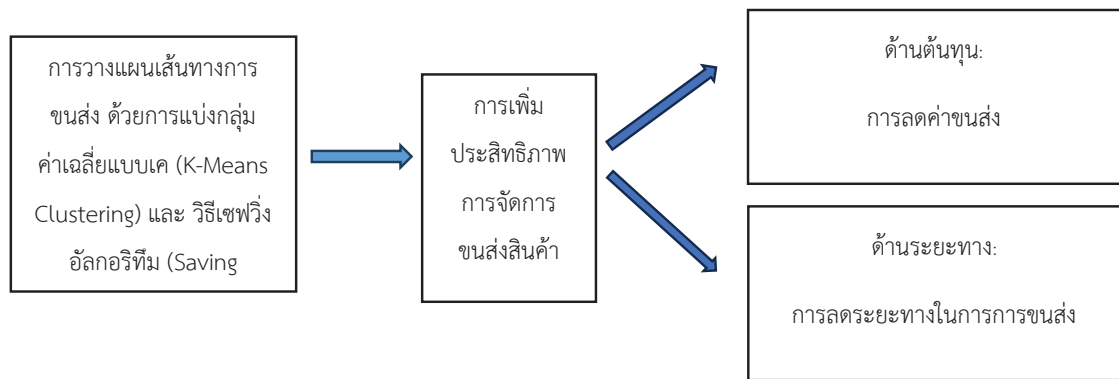
งานวิจัยนี้จึงมุ่งศึกษาและพัฒนาแนวทางการรวมกลุ่มลูกค้าและการวางแผนเส้นทางขนส่งสำหรับบริษัทกรณีศึกษา โดยประยุกต์ใช้ K-Means Clustering ร่วมกับ Saving Algorithm เพื่อลดต้นทุนและระยะทางการขนส่ง อันจะเป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาประสิทธิภาพการดำเนินงาน และเพิ่มความสามารถในการแข่งขันของบริษัทในระยะยาว

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาขั้นตอนการปฏิบัติงานภายในแผนกบริการลูกค้าและโลจิสติกส์
2. เพื่อวิเคราะห์ปัญหาและสาเหตุในขั้นตอนการขนส่งสินค้าของบริษัทกรณีศึกษา
3. เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการขนส่งสินค้าด้านต้นทุนและระยะทาง โดยการวางแผนเส้นทางขนส่งด้วยการแบ่งกลุ่มค่าเฉลี่ยแบบเคและวิธีเซฟวิงอัลกอริทึม

3. กรอบแนวคิดการวิจัย

กรอบแนวคิดของงานวิจัยครั้งนี้ คือการประยุกต์ใช้การรวมกลุ่มลูกค้าตามพิภพภูมิศาสตร์ (ละติจูด-ลองจิจูด) ด้วยการแบ่งกลุ่มค่าเฉลี่ยแบบเค (K-Means Clustering) และวิธีเซฟวิงอัลกอริทึม (Saving Algorithm) ของ Clarke and Wright (1964) ในการวางแผนเส้นทางขนส่งสินค้าซึ่งจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพการขนส่งสินค้าได้ โดยงานวิจัยครั้งนี้พิจารณาตัวชี้วัดประสิทธิภาพด้านต้นทุนและด้านระยะทาง ภาพที่ 1 แสดงกรอบแนวคิดของงานวิจัยครั้งนี้



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัย
ที่มา: ผู้วิจัย

4. วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

4.1 ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะ (Vehicle Routing Problem: VRP)

การจัดเส้นทางยานพาหนะ (VRP) มีวัตถุประสงค์เพื่อวางแผนชุดเส้นทางที่มีต้นทุนต่ำที่สุดสำหรับยานพาหนะหลายคันในการให้บริการลูกค้าที่กระจายอยู่ตามพื้นที่ต่างๆ (Dantzig & Ramser, 1959) มีรูปแบบพื้นฐาน คือ การจัดเส้นทางยานพาหนะแบบมีข้อจำกัด (Capacitated VRP: CVRP) ซึ่งกำหนดข้อจำกัดความจุยานพาหนะ VRP เป็นปัญหาที่สามารถตรวจสอบคำตอบได้ในเวลาพอลิโนเมียลแบบยาก (Nondeterministic Polynomial Time-Hard :NP-Hard) จึงนิยมใช้อัลกอริทึมเชิงฮิวริสติกส์ในการแก้ปัญหาสำหรับกรณีขนาดใหญ่ (Fikejz, 2024)

4.2 การแบ่งกลุ่มค่าเฉลี่ยแบบเค (K-Means Clustering)

การแบ่งกลุ่มค่าเฉลี่ยแบบเค (K-Means Clustering) เป็นอัลกอริทึมการจัดกลุ่มข้อมูลแบบการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) (MacQueen, 1967) โดยแบ่งข้อมูลเป็น n จุดและ k กลุ่มตามระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean) ถึงศูนย์กลาง (Centroid) (Lloyd, 1982) ในบริบทการจัดเส้นทางยานพาหนะ K-Means ถูกใช้ในขั้นตอนแรก

ของการจัดกลุ่มจุดรับสินค้าก่อนแล้วจึงจัดเส้นทางเดินรถ (Cluster-First, Route-Second) เพื่อแบ่งลูกค้าออกเป็นกลุ่มตามพิกัดภูมิศาสตร์ก่อน แล้วจึงวางแผนเส้นทางภายในแต่ละกลุ่ม จะช่วยลดความซับซ้อนของปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะ ตามหลักการแบ่งปัญหาขนาดใหญ่ออกเป็นปัญหาย่อยขนาดเล็กที่แก้ได้ง่ายกว่า (Le et al., 2022) งานวิจัยของ Singanamala et al. (2018) ยืนยันว่า การใช้ K-Means ร่วมกับ Clarke-Wright Algorithm ให้ผลลัพธ์ที่ดีในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะแบบจุดกระจายสินค้าหลายจุด (Multi-depot VRP) นอกจากนี้ Cunha et al. (2022) ยังพบว่า การประยุกต์ใช้การจัดกลุ่ม (Clustering) ช่วยลดเวลาในการคำนวณได้อย่างมีนัยสำคัญสำหรับปัญหา CVRP ขนาดใหญ่

4.3 เซฟวิ่งอัลกอริทึม (Saving Algorithm)

เซฟวิ่งอัลกอริทึม (Saving Algorithm) เป็นอัลกอริทึมฮิวริสติกส์ที่ได้รับอ้างอิงในการจัดการ VRP (Clarke & Wright, 1964; Rand, 2009) หลักการของอัลกอริทึมคือ การคำนวณค่าประหยัด (Saving Value: S_{ij}) จากการรวมสองเส้นทางซึ่งแต่ละเส้นทางให้บริการลูกค้าเพียงรายเดียวเป็นเส้นทางเดียวกัน ดังสมการ

$$S_{ij} = d(0,i) + d(0,j) - d(i,j)$$

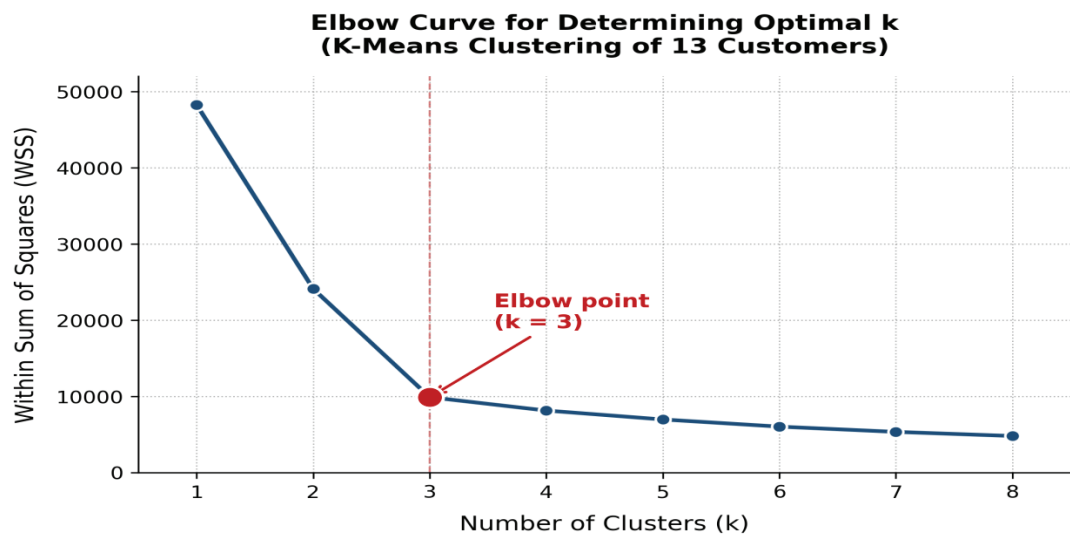
เมื่อ $d(0,i)$ คือระยะทางจากคลังสินค้าถึงลูกค้า i , $d(0,j)$ คือระยะทางจากคลังสินค้าถึงลูกค้า j และ $d(i,j)$ คือระยะทางระหว่างลูกค้า i กับ j

อัลกอริทึมจะเรียงลำดับค่า Saving จากมากไปน้อย และรวมคู่ลูกค้าที่ให้ค่า Saving สูงสุดเข้าในเส้นทางเดียวกัน ภายใต้เงื่อนไขความจุของยานพาหนะ จนกว่าจะไม่สามารถรวมได้อีก (Fikejz, 2024) ข้อดีสำคัญของ Saving Algorithm คือความเรียบง่าย ใช้เวลาคำนวณน้อยและให้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงค่าที่ดีที่สุดได้ในกรณีปัญหาขนาดเล็กถึงกลาง

งานวิจัยที่ผ่านมาได้นำเทคนิค K-Means Clustering มาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะสำหรับห่วงโซ่อุปทานอาหารและโลจิสติกส์อย่างแพร่หลาย Comert et al. (2018) ศึกษากรณีของเครือข่ายเปอร์มาร์เก็ต โดยเปรียบเทียบการจัดกลุ่มลูกค้าด้วย K-Means, K-Medoids และการจัดกลุ่มแบบสุ่ม ก่อนวางแผนเส้นทางด้วยขั้นตอนวิธี Branch and Bound ยืนยันแนวทาง Cluster-First, Route-Second ว่าสามารถลดความซับซ้อนของปัญหาขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในขณะที่ Prajapati et al. (2023) ประยุกต์ใช้แนวทางการจัดกลุ่มรวมกับการจัดเส้นทางสำหรับการขนส่งช่วงสุดท้าย (Last-Mile Logistics) ของสินค้าอาหารสดที่มีความอ่อนไหวต่อระยะเวลาขนส่งสูง และพบว่าการรวมกลุ่มลูกค้าตามพื้นที่ใกล้เคียงกันก่อนวางแผนเส้นทางช่วยลดระยะเวลาและต้นทุนการกระจายสินค้าได้อย่างมีนัยสำคัญ สอดคล้องกับ Shi (2024) ที่ใช้ K-Means Clustering จัดกลุ่มผู้ขายตามพิกัดภูมิศาสตร์ในโครงข่ายกระจายสินค้าแช่แข็ง ซึ่งเป็นสินค้าที่ต้องควบคุมอุณหภูมิตลอดห่วงโซ่อุปทานเช่นเดียวกับอุตสาหกรรมอาหารและเครื่องปรุงรสในงานวิจัยนี้ และพบว่าสามารถลดต้นทุนและเพิ่มการใช้

ประโยชน์ของทรัพยากรขนส่งได้ นอกจากนี้ Comert and Yazgan (2021) ยังเสนอแนวทางการจัดกลุ่มร่วมกับฮิวริสติกส์สำหรับปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะที่มีจำนวนลูกค้ามาก และ Alfiyatin et al. (2018) ได้นำ K-Means Clustering มาผสานกับ Genetic Algorithm เพื่อแก้ปัญหา VRPTW ในห่วงโซ่อุปทานที่มีข้อจำกัดด้านเวลา ซึ่งงานวิจัยเหล่านี้ร่วมกันยืนยันว่าการแบ่งกลุ่มลูกค้าตามพื้นที่ก่อนวางแผนเส้นทางเป็นแนวทางที่ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในอุตสาหกรรมอาหารและโลจิสติกส์

การกำหนดจำนวนกลุ่ม (k) ที่เหมาะสมเป็นขั้นตอนสำคัญของ K-Means Clustering เนื่องจากอัลกอริทึมไม่สามารถกำหนดค่า k ให้ตัวเองได้ งานวิจัยนี้จึงอ้างอิงวิธีเอลโบว์ (Elbow Method) ซึ่งเป็นเทคนิคที่ได้รับการยอมรับอย่างแพร่หลายในการคัดเลือกค่า k (Bobbitt, 2022; GeeksforGeeks, 2024) หลักการของวิธีนี้คือการคำนวณค่าผลรวมกำลังสองภายในกลุ่ม (Within Sum of Squares) ซึ่งหมายถึงผลรวมของระยะทางกำลังสองระหว่างจุดข้อมูลแต่ละจุดกับจุดศูนย์กลาง (Centroid) ของกลุ่มที่ตนสังกัด ยิ่งค่า WSS ต่ำ แสดงว่าจุดข้อมูลภายในกลุ่มมีความหนาแน่นและใกล้เคียงกันมากขึ้น โดยค่า WSS จะลดลงเสมอเมื่อเพิ่มจำนวนกลุ่ม k แต่ในบางช่วงอัตราการลดลงจะเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วก่อนจะค่อย ๆ ลดลงในอัตราที่ช้าลงอย่างชัดเจน จุดที่อัตราการลดลงของกราฟเปลี่ยนแปลงอย่างเห็นได้ชัดนี้เรียกว่า “จุดเอลโบว์” (Elbow Point) ซึ่งถือเป็นจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากการเพิ่มจำนวนกลุ่มต่อจากจุดนี้ไม่ได้ช่วยลดค่า WSS ลงอย่างมีนัยสำคัญอีกต่อไป ในขณะที่จำนวนกลุ่มที่น้อยกว่าจุดเอลโบว์จะทำให้ข้อมูลภายในกลุ่มมีความหลากหลายสูงเกินไป



ภาพที่ 2 กราฟ Elbow Curve แสดงค่า Within Sum of Squares (WSS) ที่จุดเอลโบว์ $k = 3$
ที่มา : ผู้วิจัย

จากภาพที่ 2 จะเห็นว่าค่า WSS ลดลงอย่างรวดเร็วในช่วง $k = 1$ ถึง $k = 3$ สะท้อนว่าการแบ่งกลุ่มลูกค้าเพิ่มขึ้นในช่วงนี้ช่วยลดความหลากหลายของพิกัดภูมิศาสตร์ภายในกลุ่มได้อย่างมีนัยสำคัญ แต่หลังจากจุด $k = 3$ เป็นต้นไป กราฟเริ่มลาดลงอย่างค่อยเป็นค่อยไปจนเกือบเป็นเส้นตรง แสดงว่าการเพิ่มจำนวนกลุ่มต่อจากนี้ไม่ได้ช่วยลดความแปรปรวนภายในกลุ่มลงอย่างคืบค้ำ เนื่องจากลูกค้าเริ่มถูกแบ่งย่อยเกินความจำเป็นและบางกลุ่มอาจมีสมาชิกเพียง 1-2 รายซึ่งไม่สอดคล้องกับเงื่อนไขด้านความจุยานพาหนะและการประหยัดต้นทุนต่อเที่ยว ดังนั้นจึงเลือก $k = 3$ เป็นจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมที่สุดเนื่องจากให้สมดุลที่ีระหว่างความหนาแน่นภายในกลุ่ม (ค่า WSS ต่ำเพียงพอ) และความเป็นไปได้ในการปฏิบัติงานจริง โดยแต่ละกลุ่มมีจำนวนลูกค้าเพียงพอสำหรับการรวมเที่ยวขนส่งและสอดคล้องกับการกระจายตัวของลูกค้าตามภูมิภาคทั้ง 6 จังหวัดของบริษัทการศึกษา

เหตุผลที่งานวิจัยนี้เลือกใช้วิธีเซฟวิงอัลกอริทึม (Saving Algorithm) ในการวางแผนเส้นทางภายใน

แต่ละกลุ่ม แทนที่จะใช้วิธีเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด (Nearest Neighbor), Genetic Algorithm หรือ Ant Colony Optimization นั้น พิจารณาจากลักษณะของปัญหาในงานวิจัยนี้ที่เป็นปัญหามานกลางถึงกลาง (ลูกค้า 13 รายในแต่ละกลุ่มไม่เกิน 5 ราย) ประการแรก วิธีเพื่อนบ้านใกล้ที่สุดเลือกจุดที่อยู่ใกล้ที่สุดในแต่ละขั้นตอนแบบโลภ (Greedy) โดยไม่พิจารณาผลลัพธ์โดยรวมของเส้นทาง ทำให้มีความเสี่ยงสูงที่จะติดอยู่ในคำตอบที่ไม่ดีในระยะยาว (Local Optimum) และอาจทิ้งจุดที่อยู่ไกลออกไปจนต้องเดินทางย้อนกลับ ในขณะที่ Saving Algorithm พิจารณาค่าประหยัด (Saving Value) ของทุกคู่ลูกค้าพร้อมกันก่อนตัดสินใจรวมเส้นทาง จึงให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าในเชิงคุณภาพ ประการที่สอง Genetic Algorithm และ Ant Colony Optimization เป็นอภิวรรดิติกส์ (Metaheuristics) ที่ต้องอาศัยการสุ่มประชากรเริ่มต้นหรือฟิโรโมน การปรับพารามิเตอร์ (เช่น อัตราการกลายพันธุ์ ขนาดประชากร หรือค่าการระเหยของฟิโรโมน) และการคำนวณซ้ำหลายรอบ (Iteration) จึงเหมาะกับปัญหามานกลางที่มีจุดจัดส่งจำนวนมากซึ่งมีพื้นที่ค้นหา

คำตอบ (Solution Space) ที่ซับซ้อนเกินกว่าที่ฮิวริสติกส์อย่างง่ายจะรับมือได้ดี แต่สำหรับปัญหขนาดเล็กถึงกลางอย่างกรณีศึกษา การใช้อัลกอริทึมดังกล่าวจะเพิ่มความซับซ้อนในการพัฒนาและเวลาในการประมวลผลโดยไม่จำเป็น โดยที่ผลลัพธ์ที่ได้อาจไม่แตกต่างจากคำตอบที่ได้จาก Saving Algorithm อย่างมีนัยสำคัญ (Battarra et al., 2008; Bullnheimer et al., 1999) ประการที่สาม Saving Algorithm มีขั้นตอนการคำนวณที่ตรงไปตรงมา ใช้เพียงการสร้างเมทริกซ์ระยะทางและการเรียงลำดับค่า Saving จึงสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในโปรแกรม Microsoft Excel ได้โดยไม่ต้องอาศัยซอฟต์แวร์เฉพาะทาง ซึ่งเหมาะสมกับบริบทของมหาวิทยาลัยที่ยังไม่มีบุคลากรด้านวิทยาการข้อมูลโดยตรง สอดคล้องกับ Pichpibul and Kawtummachai (2013) ที่ชี้ให้เห็นว่า Saving Algorithm ยังคงเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมในทางปฏิบัติเนื่องจากความเรียบง่ายและให้คำตอบที่ใกล้เคียงค่าเหมาะสมที่สุดในเวลาอันรวดเร็ว แม้จะมีงานวิจัยที่เสนอแนวทางปรับปรุงค่า Saving ให้แม่นยำขึ้นในเวลาต่อมา ทั้งนี้นงานวิจัยนี้เห็นว่าการเปรียบเทียบ Saving Algorithm กับ Genetic Algorithm และ Ant Colony Optimization โดยตรงเป็นแนวทางที่ควรดำเนินการในงานวิจัยขั้นต่อไป ดังระบุไว้ในข้อเสนอแนะ

อย่างไรก็ตาม จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่างานวิจัยส่วนใหญ่ในกลุ่มนี้ใช้ข้อมูลลูกค้าหรือจุดจัดส่งจำนวนหลักสิบถึงหลักร้อยราย เช่น Le et al. (2022) และ Comert et al. (2018) ในขณะที่งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลลูกค้าเพียง 13 ราย ซึ่งถือเป็นกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็กกว่างานวิจัยที่ผ่านมาอย่างชัดเจน ข้อจำกัด

ด้านขนาดตัวอย่างนี้ส่งผลให้ผลการแบ่งกลุ่มและเส้นทางที่ได้มีลักษณะเฉพาะกับบริบทของบริษัทกรณีศึกษาสูง และอาจไม่สามารถสรุปอ้างอิงในเชิงสถิติไปยังกรณีศึกษาอื่นที่มีจำนวนลูกค้าและรูปแบบการกระจายตัวทางภูมิศาสตร์แตกต่างกันได้ทั้งหมด การนำแนวทางนี้ไปประยุกต์ใช้กับบริษัทอื่นจึงควรพิจารณาเก็บข้อมูลจำนวนลูกค้าที่มากขึ้นเพื่อยืนยันความเสถียรของจำนวนกลุ่มและประสิทธิภาพของ Saving Algorithm ก่อนนำไปใช้งานจริงในวงกว้าง

5. วิธีดำเนินการวิจัย

5.1 รูปแบบงานวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการวิจัยแบบผสมผสาน (Mixed Methods Research) ประกอบด้วย 2 ขั้นตอน กล่าวคือ (1) นักวิจัยได้เก็บรวบรวมข้อมูลปฐมภูมิ (Primary Data) จากการสัมภาษณ์ เจิงโครงสร้าง (Structured Interview) และ ข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ของบริษัทกรณีศึกษาเพื่อสร้างกรณีศึกษา (Case Study) (2) นำผลการวิจัยจากขั้นแรกมาการวางแผนเส้นทางขนส่ง โดยการประยุกต์ใช้การแบ่งกลุ่มค่าเฉลี่ยแบบเค (K-Means Clustering) และวิธีเซฟวิงอัลกอริทึม (Saving Algorithm)

5.2 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากรที่ใช้ในการศึกษาแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ (1) พนักงานที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการขนส่งจำนวน 4 ท่าน และ (2) ข้อมูลการจัดส่งสินค้าภายในประเทศ สำหรับลูกค้า 13 ราย ใช้เป็นข้อมูลเฉลี่ย 3 เดือน (มกราคม-มีนาคม พ.ศ. 2567) ที่มีแหล่งที่ตั้งกระจายอยู่ในจังหวัดพระนครศรีอยุธยา สมุทรสาคร กรุงเทพมหานคร ลพบุรี ชลบุรี และนครราชสีมา แสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การกำหนดผู้ให้สัมภาษณ์

ชื่อ	ตำแหน่ง	ประสบการณ์ทำงาน(ปี)	ระยะเวลาสัมภาษณ์ (นาที)
A	หัวหน้างานอาวุโสฝ่ายบริการลูกค้า (Senior Customer Service)	10	10
B	ผู้ช่วยผู้จัดการโลจิสติกส์ (Logistics Assistant Manager)	6	10
C	พนักงานแผนกบริการลูกค้า (Customer Service)	4	10
D	พนักงานแผนกโลจิสติกส์ (Logistics Officer)	4	10

5.3 เครื่องมือวิจัย

เครื่องมือวิจัยที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วย (1) แบบสัมภาษณ์เชิงโครงสร้าง (Structured interview Form) ที่ออกแบบเพื่อรวบรวมข้อมูลปัญหาในกระบวนการขนส่ง (2) แผนผังก้างปลา (Fishbone Diagram) เพื่อวิเคราะห์สาเหตุของปัญหาในการขนส่ง (3) โปรแกรม Posit Cloud (ภาษา R) สำหรับดำเนินการ K-Means Clustering และแสดงผลบนแผนที่ด้วย Package leaflet และ (4) Microsoft Excel สำหรับคำนวณ Distance Matrix และ Saving Values

5.4 การเก็บรวบรวมข้อมูล

1) แหล่งข้อมูลปฐมภูมิ ได้การสัมภาษณ์เชิงโครงสร้างกับพนักงาน 4 ท่าน ครอบคลุมหัวข้อเกี่ยวกับ ขั้นตอนการทำงาน ปัญหาและอุปสรรค แนวทางการจัดส่งปัจจุบัน และข้อเสนอแนะในการปรับปรุง

2) แหล่งข้อมูลทุติยภูมิ ได้แก่ ข้อมูลการจัดส่งสินค้าจากระบบ SAP ของบริษัท ช่วงเดือนมกราคม-มีนาคม พ.ศ. 2567 ได้แก่ พิกัดละติจูด-ลองจิจูดของลูกค้า 13 ราย ปริมาณสินค้าที่จัดส่งต่อรอบ (กิโลกรัม) ประเภทที่ใช้ขนส่ง (4 ล้อ 6 ล้อ หรือ 10 ล้อ) เส้นทางและระยะทางการจัดส่ง

5.5 การวิเคราะห์ข้อมูล

ขั้นตอนที่ 1 การวิเคราะห์ปัญหาด้วยแผนผังก้างปลา โดยการนำข้อมูลจากการสัมภาษณ์จัดเรียงเป็นแผนผังก้างปลาเพื่อหาสาเหตุของปัญหาการขนส่งใน 4 มิติ

ขั้นตอนที่ 2 การประมวลผลหาค่า K-Means Clustering โดยนำข้อมูลพิกัดลูกค้าทั้ง 13 ราย เข้าสู่การประมวลผลด้วยโปรแกรม Posit Cloud จัดทำ Data Frame กำหนดจำนวนกลุ่ม k ที่เหมาะสม ดำเนินการ K-Means Algorithm และแสดงผลการแบ่งกลุ่มบนแผนที่ด้วย Package leaflet

ขั้นตอนที่ 3 Saving Algorithm เริ่มจากการสร้าง Distance Matrix ระหว่างศูนย์กลาง (Hub) กับลูกค้า และระหว่างลูกค้าแต่ละคู่ภายในแต่ละกลุ่ม แล้วจึงคำนวณค่า Saving จากสูตร $S_{ij} = d(0,i) + d(0,j) - d(i,j)$ ทำการเรียงลำดับจากมากไปน้อย และรวมเส้นทางตามลำดับภายใต้ข้อจำกัดความจุยานพาหนะ

ขั้นตอนที่ 4 การคำนวณต้นทุน คำนวณโดยใช้สูตร

$$\text{ต้นทุนรวม} = (\text{ระยะทางทั้งหมด} \times \text{ราคาต่อกิโลเมตร}) + \text{ค่าบริการ}$$

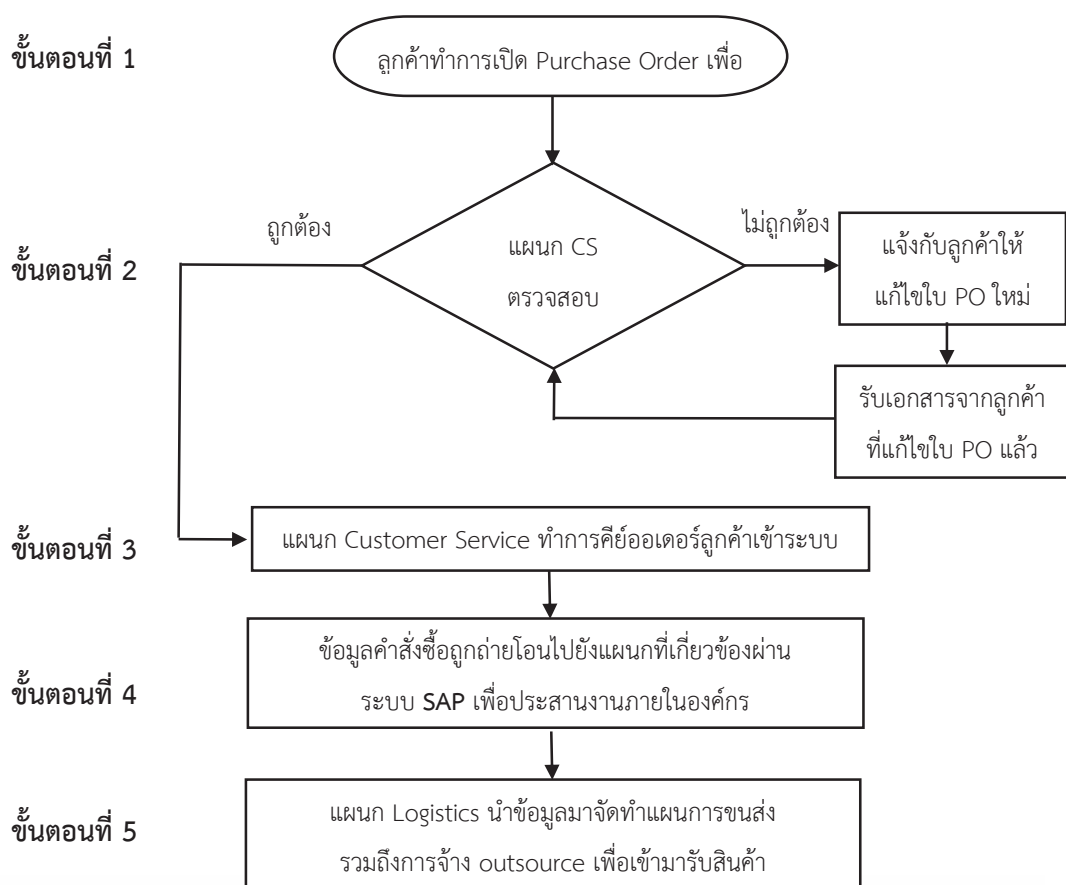
หลังจากนั้น นำมาเปรียบเทียบกับรูปแบบเดิม โดยใช้อัตราส่วนการลดลง (Percentage Reduction)

6. ผลการวิจัย

6.1 ผลการศึกษาขั้นตอนการปฏิบัติงานภายในแผนกบริการลูกค้าและโลจิสติกส์

กระบวนการทำงานแบ่งเป็น 5 ขั้นตอน ได้แก่ (1) ลูกค้าเปิด Purchase Order (PO) ผ่านช่องทางต่างๆ พร้อมระบุซื้อสินค้า รหัสสินค้า จำนวน ราคา ที่อยู่จัดส่ง และเงื่อนไขการชำระเงิน (2) แผนก CS

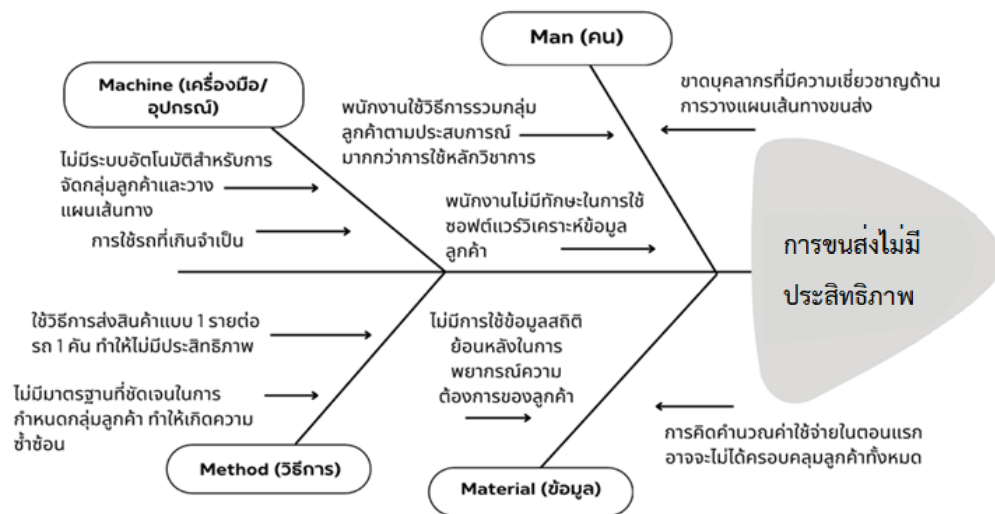
ตรวจสอบความถูกต้องของเอกสาร PO หากพบข้อผิดพลาดส่งกลับลูกค้าแก้ไข (3) แผนก CS คีย์ออเดอร์ลูกค้าเข้าระบบ SAP ผ่าน โมดูล VA01 Create Sales Order (4) ข้อมูลคำสั่งซื้อถูกถ่ายโอนไปยังแผนกที่เกี่ยวข้องผ่านระบบ SAP โดยอัตโนมัติ (5) แผนกโลจิสติกส์ได้รับข้อมูล จัดทำแผนการขนส่ง และเลือกประเภทรถที่เหมาะสมรวมถึงว่าจ้างบริษัทขนส่งภายนอกที่เข้ามารับสินค้า ซึ่งขั้นตอนการปฏิบัติงานภายในแผนกบริการลูกค้าและโลจิสติกส์ แสดงดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 แสดงขั้นตอนการปฏิบัติงานภายในแผนกบริการลูกค้าและโลจิสติกส์
ที่มา: ผู้วิจัย

6.2 ผลการศึกษาปัญหาในขั้นตอนการทำงานของแผนบริการลูกค้าและโลจิสติกส์

การวิเคราะห์ผังก้างปลาจากข้อมูลที่ได้โดยการสัมภาษณ์ แสดงดังภาพที่ 4 พบสาเหตุของปัญหาใน 4 มิติ ดังนี้



ภาพที่ 4 การวิเคราะห์ผังก้างปลา

ที่มา : ผู้วิจัย

1. ด้านบุคลากร บริษัทใช้บริการขนส่งจากผู้ให้บริการภายนอกรายเดียว ทำให้ไม่มีอำนาจในการกำหนดเส้นทางและเลือกยานพาหนะที่เหมาะสม รวมถึงการขาดบุคลากรผู้รับผิดชอบด้านการวางแผนขนส่งโดยตรง

2. ด้านเครื่องมือ การเลือกใช้ยานพาหนะยังไม่สอดคล้องกับปริมาณของสินค้า ซึ่งในบางครั้งใช้รถขนาดใหญ่เกินไปสำหรับขนส่งสินค้าปริมาณน้อย และบางครั้งใช้รถขนาดเล็กในการขนส่งหลายรอบ

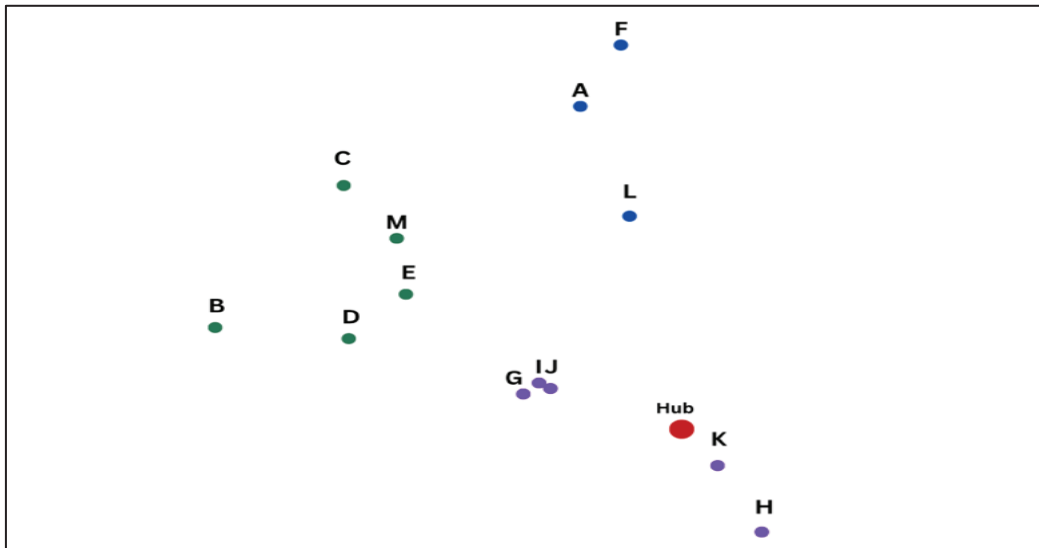
3. ด้านวิธีการ พบปัญหาการจัดส่ง โดยใช้รถ 1 คันต่อลูกค้า 1 ราย และไม่มีการรวมกลุ่มลูกค้าที่อยู่ในพื้นที่ใกล้เคียงกัน ส่งผลให้เกิดเส้นทางซ้ำซ้อนและระยะทางรวมในการขนส่งยาว เกินความจำเป็น

4. ด้านข้อมูล พบปัญหาข้อมูลผิดพลาดลูกค้า และข้อมูลคำสั่งซื้อในระบบ SAP ยังไม่ได้ถูกนำมาใช้วางแผนเส้นทางอย่างเต็มประสิทธิภาพ

สรุปได้ว่าปัญหาหลัก 2 ด้านที่ส่งผลกระทบสูงสุดและควรแก้ไขเร่งด่วนที่ได้จากการวิเคราะห์ คือ ด้านวิธีการทำงาน (การขาดการรวมกลุ่มลูกค้า) และด้านเครื่องมือ (การเลือกยานพาหนะที่ไม่เหมาะสม) ซึ่งทั้งสองปัญหาสามารถแก้ไขได้โดยการนำแนวคิดการแบ่งกลุ่มแบบ K-Means Clustering และ Saving Algorithm มาประยุกต์ใช้

6.3 ผลการจัดกลุ่มลูกค้าด้วย K-Means Clustering

การศึกษาโดยนำข้อมูลพิกัดละติจูด-ลองจิจูดของลูกค้า 13 ราย เข้าสู่การประมวลผลโดยโปรแกรม Posit Cloud ดำเนินการ K-Means Clustering โดยวิเคราะห์การกระจายตัวของข้อมูลและกำหนดจำนวนกลุ่มที่เหมาะสม ผลลัพธ์ที่ได้คือ $k = 3$ กลุ่ม (Cluster) โดยอ้างอิงจาก Elbow Method ซึ่งแสดงการกระจายตัวของลูกค้าแต่ละกลุ่มบนแผนที่ด้วยสีที่ต่างกัันดังแสดงในภาพที่ 5



ภาพที่ 5 ภาพแสดงผลลัพธ์การแบ่ง Cluster ผ่านโปรแกรม posit cloud
ที่มา : ผู้วิจัย

ผลการศึกษาการจัดกลุ่มลูกค้าด้วย K-Means Clustering พบว่า Cluster ที่ 1 จะประกอบด้วยลูกค้า B, C, D, E, M ซึ่งตั้งอยู่ในแถบภาคกลางตอนบน Cluster ที่ 2 ประกอบด้วยลูกค้า G, H, I, J, K ซึ่งตั้งอยู่ในแถบปริมณฑลและกรุงเทพมหานคร และ Cluster ที่ 3 ประกอบด้วยลูกค้า A, F, ซึ่งตั้งอยู่ในแถบภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

6.4 ผลการจัดเส้นทางด้วยวิธีเซฟวิ่งอัลกอริทึม (Saving Algorithm)

การนำลูกค้าในแต่ละ Cluster มาสร้าง Distance Matrix ระหว่าง Hub กับลูกค้าแต่ละราย และระหว่างลูกค้าด้วยกัน แสดงเป็นตัวอย่าง Distance Matrix ของ Cluster ที่ 1 แสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 Distance Matrix ของ Cluster ที่ 1 (หน่วย: กม.)

	Hub	B	C	D	E	M
Hub	0	92.38	94.44	58.66	56.22	70.02
B	92.38	0	57.22	34.65	49.67	54.21
C	94.44	57.22	0	52.07	39.65	24.42
D	58.66	34.65	52.07	0	21.19	34.60
E	56.22	49.67	39.65	21.19	0	16.59
M	70.02	54.21	24.42	34.60	16.59	0

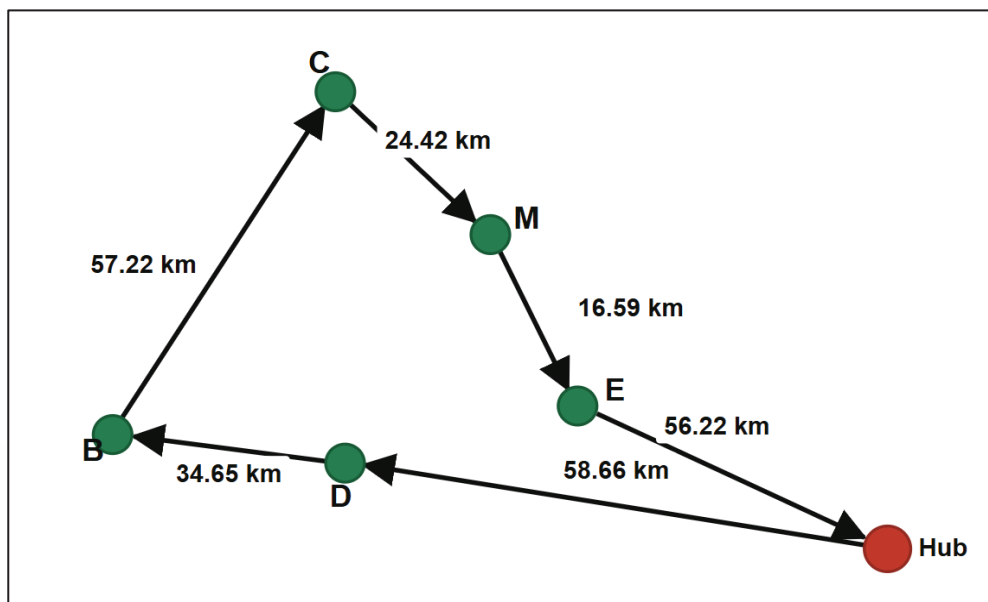
จากนั้นคำนวณค่า Saving ทุกคู่ในแต่ละ Cluster เรียงลำดับจากมากไปน้อย และดำเนินการ

รวมเส้นทางตามลำดับ ดังตารางที่ 3 และตัวอย่างในภาพที่ 6 (Cluster ที่ 1)

ตารางที่ 3 ค่า Saving ทุกคู่ใน Cluster ที่ 1 เรียงลำดับ Sij จากมากไปน้อย

ลำดับ	คู่ (i, j)	ระยะทาง (กม.)			Sij (กม.)	น้ำหนักรวม ในเส้นทาง (กก.)	สถานะ Endpoint	เส้นทางที่ได้
		d(Hub,i)	d(Hub,j)	d(i,j)				
1	(C, M)	94.44	70.02	24.42	140.04	3,000+6,400=9,400	ทั้งคู่เป็น endpoint	Hub>C>M>Hub
2	(B, C)	92.38	94.44	57.22	129.60	9,400+500=9,900	B+C เป็น endpoint	Hub>B>C>M>Hub
3	(B, D)	92.38	58.66	34.65	116.39	9,900+3,825=13,725	D+B เป็น endpoint	Hub>D>B>C>M>Hub
4	(C, E)	94.44	56.22	39.65	111.01		C ไม่ใช่ endpoint (อยู่กลางเส้นทาง)	ข้าม
5	(E, M)	56.22	70.02	16.59	109.65	13,725+425=14,150	E+M เป็น endpoint	Hub>D>B>C>M>E>Hub
6	(B, M)	92.38	70.02	54.21	108.19		B, M อยู่ในเส้นทาง เดียวกันแล้ว	ข้าม
7	(C, D)	94.44	58.66	52.07	101.03		C, D อยู่ในเส้นทาง เดียวกันแล้ว	ข้าม
8	(B, E)	92.38	56.22	49.67	98.93		B, E อยู่ในเส้นทาง เดียวกันแล้ว	ข้าม
9	(D, M)	58.66	70.02	34.60	94.08		D, M อยู่ในเส้นทาง เดียวกันแล้ว	ข้าม
10	(D, E)	58.66	56.22	21.19	93.69		D, E อยู่ในเส้นทาง เดียวกันแล้ว	ข้าม

สูตรการคำนวณ $S_{ij} = d(\text{Hub}, i) + d(\text{Hub}, j) - d(i, j)$



ภาพที่ 6 แสดงตัวอย่างการจัดเส้นทาง Cluster ที่ 1

ที่มา : ผู้วิจัย

ผลลัพธ์การจัดเส้นทางหลังปรับปรุง แสดงสรุปการจัดเส้นทางทั้ง 3 Cluster ในตารางที่ 4

ตารางที่ 4 การสรุปการจัดเส้นทาง 3 Cluster หลังปรับปรุงโดยประยุกต์ใช้วิธีเซฟวิงอัลกอริทึม (Saving Algorithm)

Cluster	ประเภทรถ	เส้นทางเดินรถ	น้ำหนักสินค้า (กก.)	น้ำหนัก บรรทุกรวม (กก.)	ระยะทาง (กม.)	ระยะทาง รวม (กม.)	ต้นทุนรวม (บาท)
1	6 ล้อ	Hub > D > B > C > M > E > Hub	3,825+500+3,000+ 6,400+425	14,150	58.66+34.65+57.22+ 24.42+16.59+ 56.22	247.76	5,790.28
2	6 ล้อ	Hub > J > I > G > Hub	7,825 + 6,500 + 965	15,290	40.34+0.02+2.35+40.5	83.21	3,239.76
	10 ล้อ	Hub > K > H > Hub	2,125+16,100	18,225	13.44+25.19+38.23	76.86	4,621.91
3	6 ล้อ	Hub > A > F >L > Hub	4,325+5,425+5000	14,750	107.38 + 22.13 +53.86+71.4	254.77	5,898.94
รวม 4 เส้นทาง						662.60	19,550.89

หมายเหตุ:

- 1) อัตราค่าขนส่ง 6 ล้อ = 15.50 บาท/กม. 10 ล้อ = 34.76 บาท/กม. ค่าบริการ = 1,950 บาท/เที่ยว
- 2) น้ำหนักบรรทุก รถ 6 ล้อ $\leq$ 15,000 กก., รถ 10 ล้อ $\leq$ 25,000 กก. (เกณฑ์มาตรฐานของบริษัท)
- 3) ใน Cluster ที่ 2 มีน้ำหนักบรรทุกรวม 15,290 กก. ซึ่งเกินเกณฑ์มาตรฐานที่กำหนดสำหรับรถ 6 ล้อ อยู่ ร้อยละ 1.93 จากการตรวจสอบข้อมูลจริงของบริษัท พบว่า เกณฑ์มาตรฐานเป็นเกณฑ์ที่ใช้เพื่อวางแผนระดับปฏิบัติการ ขณะที่สเปกน้ำหนักบรรทุกสูงสุดตามทะเบียนของรถ 6 ล้อที่ใช้งานจริงอยู่ในช่วง 15,000–15,500 กก. จึงยังอยู่ในช่วงค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ในทางปฏิบัติ

แสดงวิธีการคำนวณต้นทุนรวมของ Cluster ที่ 1

$$\begin{aligned}
 \text{ต้นทุนรวม} &= (\text{ระยะทางไปกลับ} \times \text{อัตราค่าขนส่ง}) \\
 &+ \text{ค่าบริการ} \\
 &= (247.76 \times 15.50) + 1,950 \\
 &= 5,790.28 \text{ บาท}
 \end{aligned}$$

การจัดเส้นทางหลังปรับปรุงได้นำทั้ง 3 Cluster มารวมกันจากลูกค้า A ไปจนถึง M พบว่าสามารถใช้เส้นทางเหลือเพียง 4 เส้นทาง ใช้รถเหลือเพียง 4 คัน

เป็นรถสิบล้อ จำนวน 1 คัน รถหกล้อ จำนวน 3 คัน เนื่องจากลูกค้า H มีน้ำหนักสินค้า 16,100 กก. เมื่อรวมกับ K (2,125 กก.) = 18,225 กก. ซึ่งเกินความจุรถ 6 ล้อ จึงต้องจัดสรรรถ 10 ล้อแยกต่างหาก โดยมีระยะทางหลังการปรับปรุงในภาพรวม เหลือ 662.6 กิโลเมตร ต้นทุนค่าขนส่งรวมเหลือ 19,550.89 บาท สะท้อนให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการปรับปรุง

ตารางที่ 5 เปรียบเทียบผลการปรับปรุงการจัดเส้นทางด้วยวิธีเซฟวิ่งอัลกอริทึม (Saving Algorithm)

ตัวชี้วัด	ก่อนปรับปรุง	หลังปรับปรุง	ลดลง (%)
จำนวนเส้นทาง	13 เส้นทาง	4 เส้นทาง	69.23%
จำนวนรถ	6 ล้อ 7 คัน 10 ล้อ 4 คัน 4 ล้อ 3 คัน (รวม 14 คัน)	6 ล้อ 3 คัน 10 ล้อ 1 คัน (รวม 4 คัน)	71.43%
ระยะทางรวม (กม.)	1,696.9	662.6	60.96%
ต้นทุนค่าขนส่งรวม (บาท)	55,730.71	19,550.89	64.92%

จากตารางที่ 5 พบว่า การปรับปรุงด้วย K-Means Clustering และ Saving Algorithm สามารถลดจำนวนเส้นทางขนส่งจาก 13 เส้นทาง เหลือ 4 เส้นทาง (ลดลงร้อยละ 69.23) ลดจำนวนรถจาก 14 คัน เหลือ 4 คัน (ลดลงร้อยละ 71.43) ลดระยะทางรวมจาก 1,696.9 กิโลเมตร เหลือ 662.60 กิโลเมตร (ลดลงร้อยละ 60.96) และลดค่าใช้จ่ายรวมจาก 55,730.71 บาท เหลือ 19,550.89 บาท (ลดลงร้อยละ 64.92)

7. สรุปผลการวิจัยและอภิปรายผล

งานวิจัยนี้ได้เสนอแนวทางในการเพิ่มประสิทธิภาพการรวมกลุ่มลูกค้าและการวางแผนเส้นทางขนส่ง สำหรับบริษัทผู้ผลิตเครื่องเทศและเครื่องปรุงรสในประเทศไทย โดยใช้เทคนิค K-Means Clustering ร่วมกับ Saving Algorithm ผลการศึกษาแสดงให้เห็นถึงการลดต้นทุนการขนส่งได้ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Le et al. (2022) ที่พบว่า K-Means Clustering ได้ช่วยเพิ่มอัตราการใช้ประโยชน์ของยานพาหนะและลดต้นทุนการขนส่งได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ผลลัพธ์จากงานวิจัยสามารถลดระยะทางลงได้ร้อยละ 60.96 นั้นสูงกว่าผลที่รายงานในงานวิจัยของ Singanamala et al. (2018) ซึ่งลดได้ประมาณ ร้อยละ 30–50 อย่างไรก็ตาม ความแตกต่างนี้อาจเกิดจากลักษณะของปัญหา กล่าวคือ บริษัทกรณีศึกษาในงานวิจัยนี้เดิมใช้รูปแบบ 1 คันรถต่อ 1 ลูกค้า

ซึ่งเป็นรูปแบบที่มีประสิทธิภาพต่ำมากจึงมีพื้นที่สำหรับการปรับปรุงสูง นอกจากนี้ การที่ลูกค้ากระจายตัวอยู่ในพื้นที่ 6 จังหวัดทั่วภูมิภาค ทำให้การรวมกลุ่มตามพื้นที่ให้ผลเป็น 3 กลุ่มที่ชัดเจน ส่งผลให้ Saving Algorithm ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพสูง

ผลจากการศึกษาสามารถลดต้นทุนการขนส่งได้ ร้อยละ 64.92 (จาก 55,730.71 บาท เหลือ 19,550.89 บาท) ซึ่งสอดคล้องกับผลการศึกษาของ Charoenwong et al. (2024) ที่พบว่า โรงงานในภาคเหนือของไทยสามารถลดต้นทุนการขนส่งได้สูงสุดร้อยละ 25 จากการปรับปรุงการจัดการขนส่งโดยการประหยัดในงานวิจัยนี้สูงกว่าเนื่องจากจุดเริ่มต้นของระบบเดิมมีประสิทธิภาพต่ำกว่าอย่างมีนัยสำคัญ

เมื่อพิจารณาในรายละเอียด การที่ Cluster ที่ 2 ต้องใช้รถ 10 ล้อสำหรับเส้นทาง Hub > K > H > Hub สะท้อนปฏิสัมพันธ์ระหว่างน้ำหนักสินค้าต่อรายกับขีดความจุยานพาหนะ มากกว่าระยะทางหรือตำแหน่งทางภูมิศาสตร์ กล่าวคือลูกค้า H มีน้ำหนักสินค้าต่อรอบสูงถึง 16,100 กก. ซึ่งเข้าใกล้ขีดความจุสูงสุดของรถ 6 ล้อ (15,000 กก.) อยู่แล้วโดยลำพัง เมื่อ Saving Algorithm พิจารณาควบรวมกับลูกค้า K (2,125 กก.) ซึ่งมีค่า Saving สูงในกลุ่มเดียวกัน น้ำหนักรวมจึงเพิ่มเป็น 18,225 กก. เกินขีดความจุรถ 6 ล้อ จึงจำเป็นต้องเปลี่ยนไปใช้รถ 10 ล้อ (ขีดความจุ 25,000 กก.) แทน กรณีนี้ชี้ให้เห็นข้อจำกัดของการผสมผสาน K-Means Clustering

กับ Saving Algorithm เมื่อมีลูกค้าที่มีปริมาณสั่งซื้อสูงผิดปกติ (Weight Outlier) ปะปนอยู่ในกลุ่ม กล่าวคือ แม้ตำแหน่งทางภูมิศาสตร์จะเอื้อต่อการรวมเส้นทาง แต่ข้อจำกัดด้านความจุยานพาหนะอาจบังคับให้ต้องเลือกใช้รถขนาดใหญ่ขึ้นซึ่งมีอัตราค่าขนส่งต่อกิโลเมตรสูงกว่า (34.76 บาท/กม. เทียบกับ 15.50 บาท/กม. หรือสูงกว่าประมาณ 2.24 เท่า) อย่างไรก็ตาม การรวมเส้นทางในกรณีนี้ยังคงคุ้มค่ากว่าการแยกใช้รถ 1 คันต่อลูกค้า 1 ราย เนื่องจากประหยัดค่าบริการต่อเที่ยว (1,950 บาท) และระยะทางที่เข้าช้อนจากการวิ่งเข้า-ออก Hub สองรอบได้

สาเหตุที่งานวิจัยนี้สามารถลดต้นทุนได้สูงถึงร้อยละ 64.92 เกิดจากปัจจัยร่วมกันอย่างน้อย 3 ประการ ประการแรก โครงสร้างต้นทุนเดิมที่ใช้รูปแบบ 1 คันรถต่อลูกค้า 1 ราย ทำให้ต้องจ่ายค่าบริการคงที่ (1,950 บาท/เที่ยว) เข้าช้อนถึง 13 ครั้ง ขณะที่หลังปรับปรุงเหลือเพียง 4 เที่ยว จึงลดต้นทุนคงที่ส่วนนี้ได้โดยตรงในสัดส่วนใกล้เคียงกับการลดจำนวนเส้นทาง (ร้อยละ 69.23) ประการที่สอง การลดระยะทางรวมลงร้อยละ 60.96 ซึ่งเป็นต้นทุนผันแปรหลัก เกิดจากการที่ Saving Algorithm เลือกรวมคู่ลูกค้าที่มีค่า S_{ij} สูงสุดก่อนตามลำดับ ทำให้เส้นทางที่ได้หลีกเลี่ยงการวิ่งย้อนเข้า-ออก Hub เข้าช้อนในพื้นที่ใกล้เคียงกัน ประการที่สาม การจัดสรรประเภทยานพาหนะให้สอดคล้องกับน้ำหนักบรรทุกจริงมากขึ้น จากเดิมที่มีรถ 14 คันซึ่งส่วนใหญ่บรรทุกไม่เต็มประสิทธิภาพ (1 คันต่อลูกค้า 1 ราย) เหลือเพียง 4 คันที่บรรทุกใกล้เคียงขีดความจุ ช่วยลดจำนวนเที่ยววิ่งที่สิ้นเปลืองทั้งระยะทางและค่าบริการ ทั้งสามปัจจัยนี้ทำงานร่วมกันในลักษณะทวีคูณมากกว่าการบวกกันแบบเชิงเส้น กล่าวคือการลดจำนวนเที่ยวพร้อมกับการลดระยะทางต่อเที่ยวพร้อมกัน ทำให้ผลรวมของการประหยัดต้นทุนสูงกว่าการปรับปรุงปัจจัยใดปัจจัยหนึ่งเพียงลำพัง

เมื่อพิจารณาค่า Saving (S_{ij}) ที่คำนวณได้

ในแต่ละคู่ลูกค้า (ดังตัวอย่างในตารางที่ 3) พบว่าปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อค่า Saving สูงสุดคือสัดส่วนระหว่างผลรวมระยะทางจาก Hub ถึงลูกค้าทั้งสองราย $[d(\text{Hub},i) + d(\text{Hub},j)]$ กับระยะทางระหว่างลูกค้าทั้งสองรายเอง $[d(i,j)]$ กล่าวคือคู่ลูกค้าที่อยู่ห่างจาก Hub มากแต่อยู่ใกล้กันเอง เช่น คู่ C และ M ในตารางที่ 3 ซึ่งให้ค่า S_{ij} สูงสุดที่ 140.04 กม. จะให้ค่า Saving สูงกว่าคู่ลูกค้าที่อยู่ใกล้ Hub อยู่แล้วหรือกระจายตัวห่างจากกันเอง เนื่องจากการรวมเส้นทางในกรณีแรกช่วยลดระยะทางไป-กลับ Hub ที่เข้าช้อนได้มากกว่า ปัจจัยรองลงมาคือสถานะ Endpoint ของลูกค้าในเส้นทาง เนื่องจากอัลกอริทึมอนุญาตให้รวมเฉพาะคู่ที่อย่างน้อยฝ่ายหนึ่งยังเป็นจุดปลายเส้นทางเท่านั้น ลูกค้าที่ถูกแทรกอยู่กลางเส้นทางแล้ว เช่น คู่ C-E ในตารางที่ 3 จะถูกข้ามแม้ค่า S_{ij} จะสูงก็ตาม สะท้อนว่าลำดับการรวมเส้นทางมีผลต่อค่า Saving ที่ใช้ได้จริงไม่น้อยไปกว่าค่า S_{ij} ที่คำนวณได้ในเบื้องต้น และปัจจัยสุดท้ายคือข้อจำกัดด้านความจุยานพาหนะ ซึ่งเป็นเงื่อนไขบังคับที่อาจทำให้คู่ลูกค้าที่มีค่า Saving สูงไม่สามารถรวมเส้นทางกันได้ ดังกรณีของลูกค้า H ที่กล่าวถึงข้างต้น

ข้อสังเกตสำคัญจากงานวิจัยนี้คือ การใช้ข้อมูลเฉลี่ย 3 เดือน (มกราคม-มีนาคม 2567) สำหรับลูกค้าจำนวน 13 ราย แทนข้อมูลรายวัน เป็นกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดเล็ก ซึ่งเป็นข้อจำกัดในงานวิจัย ที่อาจส่งผลต่อความแม่นยำในการประยุกต์ใช้จริง เนื่องจากปริมาณการสั่งซื้อของลูกค้ามีความผันแปรในแต่ละรอบ อย่างไรก็ตาม การใช้ข้อมูลเฉลี่ยถือว่ามีความเหมาะสมสำหรับการวางแผนเชิงกลยุทธ์ระยะกลาง

8. ข้อเสนอแนะ

8.1 ข้อเสนอแนะในการนำผลงานไปใช้

1. บริษัทควรนำแนวทางการรวมกลุ่มลูกค้าและเส้นทางที่ได้ไปใช้วางแผนขนส่งจริง และพิจารณาพัฒนาเครื่องมือซอฟต์แวร์อย่างง่ายเพื่อให้พนักงาน

ดำเนินการวางแผนได้ด้วยตนเอง

2. ควรพัฒนาระบบการวางแผนเส้นทางแบบ Dynamic ที่ปรับตามปริมาณการสั่งซื้อจริง เพื่อรองรับความผันแปรของข้อมูลในการปฏิบัติงานจริง

8.2 ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

1. ควรศึกษา VRPTW เพื่อรองรับข้อจำกัดด้านเวลา และเปรียบเทียบ Saving Algorithm กับ

อัลกอริทึมอื่น เช่น Genetic Algorithm หรือ Ant Colony Optimization

2. ควรขยายขอบเขตสู่ลูกค้าในวงกว้างขึ้น และพิจารณาตัวแปรเพิ่มเติม เช่นด้านความพึงพอใจลูกค้าและผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม (Carbon Footprint)

เอกสารอ้างอิง

- Alfiyatin, A. N., Mahmudy, W. F., & Anggodo, Y. P. (2018). K-Means clustering and genetic algorithm to solve vehicle routing problem with time windows problem. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 11(2), 462–468. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v11.i2.pp462-468>
- Banomyong, R., Grant, D. B., Varadejsatitwong, P., & Julagasigorn, P. (2021). Developing and validating a national logistics cost in Thailand. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 150, 130–148. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2021.06.006>
- Bobbitt, Z. (2022). How to use the elbow method in R to find optimal clusters. *Statology*. <https://www.statology.org/elbow-method-in-r/>
- Bullnheimer, B., Hartl, R. F., & Strauss, C. (1999). An improved ant system algorithm for the vehicle routing problem. *Annals of Operations Research*, 89, 319–328. <https://doi.org/10.1023/A:1018940026670>
- Charoenwong, C., Nathaphan, S., & Asawasinsopon, T. (2024). Factory logistics improvement: A case study analysis of companies in Northern Thailand, 2022–2024. *Logistics*, 8(3), 88. <https://doi.org/10.3390/logistics8030088>
- Clarke, G., & Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12(4), 568–581. <https://doi.org/10.1287/opre.12.4.568>
- Comert, S. E., & Yazgan, H. R. (2021). Effective cluster-first route-second approaches using metaheuristic algorithms for the capacitated vehicle routing problem. *International Journal of Industrial Engineering: Theory, Applications and Practice*, 28(1), 14–38. <https://doi.org/10.23055/ijietap.2021.28.1.7223>
- Comert, S. E., Yazgan, H. R., Kir, S., & Yener, F. (2018). A cluster first-route second approach for a capacitated vehicle routing problem: A case study. *International Journal of Procurement Management*, 11(4), 399–419. <https://doi.org/10.1504/IJPM.2018.092766>

- Cunha, C. B., Damaceno, G. F., & Cunha, R. B. (2022). Constrained clustering for the capacitated vehicle routing problem (CC-CVRP). *Applied Artificial Intelligence*, 36(1), 201-225. <https://doi.org/10.1080/08839514.2021.1995658>
- Dantzig, G. B., & Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management Science*, 6(1), 80-91. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>
- Fikejz, J. (2024). Modification of the Clarke and Wright algorithm with a dynamic savings matrix. *Journal of Advanced Transportation*, 2024(1), 1-15. <https://doi.org/10.1155/2024/8753106>
- GeeksforGeeks. (2024). Elbow method for optimal value of k in KMeans. *GeeksforGeeks*. <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/elbow-method-for-optimal-value-of-k-in-kmeans/>
- Le, T. D. C., Nguyen, T. T., & Tran, T. B. (2022). Clustering algorithm for a vehicle routing problem with time windows. *Transport*, 37(2), 84-96. <https://doi.org/10.3846/transport.2022.16850>
- Lloyd, S. P. (1982). Least squares quantization in PCM. *IEEE Transactions on Information Theory*, 28(2), 129-137. <https://doi.org/10.1109/TIT.1982.1056489>
- MacQueen, J. B. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In L. M. Le Cam & J. Neyman (Eds.), *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability* (Vol. 1, pp. 281-297). University of California Press.
- National Economic and Social Development Council (NESDC). (2020). *Thailand's logistics report 2020*. NESDC. https://www.nesdc.go.th/ewt_dl_link.php?nid=11975
- Pichpibul, T., & Kawtummachai, R. (2013). A heuristic approach based on Clarke-Wright algorithm for open vehicle routing problem. *The Scientific World Journal*, 2013, Article 874349. <https://doi.org/10.1155/2013/874349>
- Prajapati, D., Harish, A. R., Daultani, Y., Singh, H., & Pratap, S. (2023). A clustering based routing heuristic for last-mile logistics in fresh food e-commerce. *Global Business Review*, 24(1), 7-20. <https://doi.org/10.1177/0972150919889797>
- Rand, G. K. (2009). The life and times of the savings method for vehicle routing problems. *ORiON*, 25(2), 125-145. <https://doi.org/10.5784/25-2-68>
- Shi, J. (2024). Optimization of frozen goods distribution logistics network based on k-means algorithm and priority classification. *Scientific Reports*, 14, Article 22477. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-72723-2>
- Singanamala, P. K., Reddy, D., & Venkataramaiah, P. (2018). Solution to a multi depot vehicle routing problem using K-means algorithm, Clarke and Wright algorithm and ant colony optimization. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(21), 15236-15246.