



การประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้ จากการสอนในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง APPLYING TEACHING-LEARNING-BASED OPTIMIZATION TO SOLVE THE VEHICLE ROUTING PROBLEM

นิติกร หลีชัย¹, สายสัมพันธ์ ชื่นเจริญ², กล้า วาริพิทักษ์^{1*}

Nitikorn Leechai¹, Saisampan Soonchareon², Kla Wareepitak^{1*}

^{1,3}คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา พิษณุโลก อ.เมือง จ.พิษณุโลก ประเทศไทย 65000

²คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร อ.เมือง จ.พิษณุโลก ประเทศไทย 65000

^{1,3}Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology Lanna Phitsanulok,
Muang, Phitsanulok, Thailand, 65000

²Faculty of Engineering, Naresuan University, Muang, Phitsanulok, Thailand, 65000

*Corresponding author e-mail: kla.wa@rmutl.ac.th

วันที่เข้ารับ 13 มิถุนายน 2569

วันที่แก้ไขบทความ 30 กรกฎาคม 2569

วันที่ตอบรับบทความ 4 สิงหาคม 2569

บทคัดย่อ

บทความนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) พัฒนาแอปพลิเคชันโดยประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนสำหรับการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง และ 2) สืบหา รูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน สำหรับการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง โดยมุ่งหวังให้การแก้ไขปัญหานั้นได้อย่างมีประสิทธิภาพด้วยการกำหนดค่าปัจจัยที่เหมาะสม กระบวนการวิจัยเริ่มจากการพัฒนาแอปพลิเคชันที่ประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนสำหรับการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง จากนั้นดำเนินการออกแบบการทดลองโดยใช้ชุดปัญหามาตรฐานจำนวน 5 ชุด ซึ่งครอบคลุมโจทย์ปัญหาตั้งแต่ขนาดเล็กพิเศษถึงขนาดใหญ่ กำหนดระดับปัจจัย 3 ระดับ และทำการทดลองซ้ำระดับละ 30 รอบ เพื่อนำผลลัพธ์มาวิเคราะห์ทางสถิติและกำหนดค่าปัจจัยที่เหมาะสมของวิธีการ ผลการวิจัยพบว่าแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นสามารถประยุกต์ใช้วิธีการดังกล่าวในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งได้ โดยใช้เวลาในการประมวลผลค้นหาเส้นทางขนส่งที่มีประสิทธิภาพได้ โดยใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่า 2 นาที โดยรูปแบบการตั้งค่าปัจจัยของโจทย์ขนาดเล็กพิเศษควรกำหนดจำนวนประชากรที่ 100 และจำนวนรอบการค้นหาซ้ำที่ 25 สำหรับโจทย์ปัญหาชุดข้อมูลอื่นควรกำหนดจำนวนประชากรที่ 25 จำนวนรอบการค้นหาซ้ำที่ 100 เพื่อให้ได้ผลเฉลยเฉลี่ยที่ดีที่สุด แสดงให้เห็นว่าวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนสามารถแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง, วิธีการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมบนพื้นฐานการสอนและการเรียนรู้, เมตาฮิวริสติกส์

Abstract

This study aimed to (1) develop an application employing the Teaching–Learning–Based Optimization (TLBO) algorithm to solve the Vehicle Routing Problem (VRP) and (2) determine appropriate TLBO parameter settings for different problem sizes to enhance solution efficiency. The application was first developed by integrating the TLBO algorithm for vehicle route optimization. Experiments were subsequently conducted using five benchmark instances ranging from extra-small to large. The experimental factors were evaluated at three levels, with 30 independent runs performed for each setting. The results were statistically analyzed to identify the most appropriate parameter configuration for each problem size. The results showed that the developed application successfully applied the TLBO algorithm to the VRP and identified efficient vehicle routes in less than two minutes. For the extra-small problem instance, a population size of 100 and 25 iterations constituted the most appropriate parameter configuration. For the remaining benchmark instances, a population size of 25 and 100 iterations yielded the lowest mean objective value. These findings demonstrate that the TLBO algorithm can effectively solve the VRP when its parameters are appropriately configured for the size of the problem.

Keywords: Vehicle routing problem, Teaching–learning–based optimization, Metaheuristics

1. บทนำ

ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง (Vehicle routing problem: VRP) เป็นหนึ่งในปัญหาสำคัญที่บริษัทด้านโลจิสติกส์และการขนส่งต้องเผชิญในปัจจุบัน (Konstantakopoulos *et al.*, 2022) โดยปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งมีวัตถุประสงค์เพื่อจัดสรรลูกค้าให้แก่กลุ่มยานพาหนะประเภทเดียวกัน และกำหนดเส้นทางการเดินทางที่เหมาะสมสำหรับกลุ่มยานพาหนะ เพื่อส่งมอบสินค้าให้แก่ลูกค้าภายใต้เงื่อนไขข้อจำกัดต่างๆ (Chakraa *et al.*, 2023) ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งสามารถพบได้ในหลากหลายบริบท ครอบคลุมตั้งแต่การขนส่งและกระจายสินค้า การขนส่งผู้โดยสาร ไปจนถึงการ

เก็บรวบรวมขยะจากจุดทิ้งขยะ (Mohammed *et al.*, 2017) การแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งจึงมักเกี่ยวข้องกับการมุ่งเน้นการออกแบบเส้นทางขนส่ง หรือเส้นทางเดินรถที่สั้นที่สุดจากสถานที่หนึ่งไปยังกลุ่มของสถานที่ต่างๆ ที่กระจายอยู่ตามภูมิศาสตร์ เช่น ที่ตั้งของลูกค้า เมือง มหาวิทยาลัย คลังสินค้า โรงเรียน ร้านค้า (Konstantakopoulos *et al.*, 2022) โดยการกำหนดเส้นทางจะต้องพิจารณาปัจจัยและข้อจำกัดที่เกิดขึ้นจริงในการดำเนินงาน เช่น ช่วงเวลาส่งมอบสินค้า ความจุของยานพาหนะ จำนวนลูกค้า และระยะทางในการขนส่ง ซึ่งส่งผลให้การค้นหาเส้นทางที่เหมาะสมที่สุดมีความยากและซับซ้อน (Konstantakopoulos *et al.*, 2022)

ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งเป็นปัญหาที่มีความยากและซับซ้อนสูง โดยถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มของปัญหาชนิด NP-Hard (Stamadianos *et al.*, 2024) ซึ่งต้องใช้ทรัพยากรในการคำนวณผลเพื่อแก้ไขปัญหาลง เนื่องจากจำนวนคำตอบที่เป็นไปได้เพิ่มขึ้นแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลตามขนาดของปัญหา ส่งผลให้การค้นหาคำตอบที่เหมาะสมยากขึ้นอย่างมากเมื่อจำนวนเมืองหรือจุดส่งมอบเพิ่มขึ้น โดยแนวทางการแก้ไขปัญหการจัดเส้นทางขนส่งที่มักถูกประยุกต์ใช้ได้แก่ ได้แก่ วิธีการแบบแม่นยำ (Exact methods) ซึ่งสามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ แต่ต้องใช้เวลาในการคำนวณสูง และอาจไม่เหมาะสมสำหรับปัญหขนาดใหญ และวิธีการแบบเมตาฮิวริสติกส์ (Metaheuristic methods) ซึ่งสามารถหาคำตอบที่มีระดับคุณภาพสามารถยอมรับได้ ภายในระยะเวลาที่สั้นกว่าและมีความยืดหยุ่นในการประยุกต์ใช้กับปัญหาที่ซับซ้อน (Valdez *et al.*, 2014) ตัวอย่างของวิธีการแบบเมตาฮิวริสติกส์ที่สามารถแก้ไขปัญหามีความซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น วิธีการดมกลิ่นของฉลาม (Shark smell optimization: SSO) (Wareepitak *et al.*, 2026) วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดด้วยผีเสื้อกลางคืนและเปลวไฟ (Moth-flame optimization: MFO) (Kuntasup *et al.*, 2025) ขั้นตอนวิธีหิ่งห้อย (Firefly algorithm: FA) (Thepphakorn & Pongcharoen, 2023) วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดด้วยหมาป่าสีเทา (Grey wolf optimizer: GWO) (Sooncharoen *et al.*, 2020) ขั้นตอนวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดบนพื้นฐานชีวภูมิศาสตร์ (Biogeography-based optimization: BBO) (Vitayasak & Pongcharoen, 2020) และขั้นตอนวิธีค้างคาว (Bat algorithm: BA) (Chansombat *et al.*, 2019) โดยงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน (Teaching-learning-based optimization: TLBO) เพื่อแก้ไขปัญหในงานวิจัยเนื่องจากมีรายงานการวิจัยที่แสดงให้เห็นว่าวิธีนี้ สามารถให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพ และในบางกรณีมีสมรรถนะเหนือกว่าวิธีการเมตาฮิวริสติกส์หลายวิธีในการแก้ปัญหาการขนส่ง ดังที่รายงานในงานวิจัยของ Sun *et al.* (2022) และ Trachanatzi *et al.* (2024)

วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนถูกนำเสนอโดย Rao *et al.* (2011) มีแนวคิดมาจากกระบวนการเรียนการสอนในห้องเรียน ซึ่งประกอบด้วยสองขั้นตอนหลัก ได้แก่ ขั้นตอนการสอน (Teacher phase) และขั้นตอนการเรียนรู้ระหว่างผู้เรียน (Learner phase) วิธีการ

ดังกล่าวถูกออกแบบเพื่อใช้ในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมในปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Rao *et al.*, 2011) โดยวิธีการดังกล่าวได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนหลากหลายรูปแบบอย่างแพร่หลาย แสดงได้ถึงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่ดี (Rao, 2016) โดยสามารถให้ผลลัพธ์ที่มีคุณภาพสูงและมีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมในระยะเวลาที่เหมาะสมเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีเมตาฮิวริสติกส์อื่นๆ (Rao, 2016)

โดยจากการทบทวนวรรณกรรมในช่วงปี ค.ศ. 2022 ถึง ค.ศ. 2026 ในฐานข้อมูล Scopus พบว่ามีการประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนเพื่อแก้ปัญหาเชิงการจัด (Combinatorial optimization problems) ในหลากหลายสาขา อาทิเช่น ปัญหาการวางแผนโครงการ (Lakkamraju *et al.*, 2026) ปัญหาการจัดวางและกำหนดขนาดที่เหมาะสมของอุปกรณ์ในระบบจำหน่ายไฟฟ้า (Mehroliya & Arya, 2024) ปัญหาการจัดสรรทรัพยากรและการเชื่อมต่อในเครือข่ายสื่อสารไร้สาย (Djihane *et al.*, 2026) ปัญหาการจัดวางตำแหน่งและกำหนดขนาดที่เหมาะสมในระบบพลังงาน (Krishnamurthy *et al.*, 2023) ปัญหาการจัดตารางการผลิต (Ullah *et al.*, 2024) และปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งที่ซับซ้อนในหลากหลายบริบท ได้แก่ ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะที่พิจารณาประเด็นด้านสิ่งแวดล้อม (Green vehicle routing problem) เพื่อลดการใช้เชื้อเพลิงและลดการปล่อยมลพิษ (Sun *et al.*, 2022) ปัญหาการจัดเส้นทางรถยนต์ไฟฟ้าเพื่อลดต้นทุนการขนส่งและความล่าช้าในการให้บริการ (Zahedi *et al.*, 2023) ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะที่เลือกให้บริการเฉพาะลูกค้าที่มีความคุ้มค่าสูง เพื่อลดต้นทุนการขนส่งและการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (Trachanatzi *et al.*, 2024)

แม้ว่าจะมีการประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน ในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะ ในบริบทต่างๆ และมีรายงานการวิจัยถึงผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบ อย่างไรก็ตามงานวิจัยที่ผ่านมา มักกำหนดค่าปัจจัยโดยอ้างอิงจากงานวิจัยก่อนหน้า หรือจากประสบการณ์ของผู้วิจัย ขณะที่การศึกษาเพื่อหาค่าปัจจัยที่เหมาะสมของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนอย่างเป็นระบบยังมีค่อนข้างจำกัด และถึงแม้ว่าวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน เป็นวิธีแก้ไขปัญหที่อาศัยเพียงปัจจัยพื้นฐานเพียงสองปัจจัย ได้แก่ ขนาดประชากร (Population size) และจำนวนรอบการค้นหา (Iterations) แต่เพื่อให้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนมีประสิทธิภาพสูงสุดในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง จึงควรมีการศึกษาการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมด้วยการออกแบบการทดลองและการวิเคราะห์ผลเชิงสถิติอย่างเป็นระบบ เช่นเดียวกับวิธีเมตาฮิวริสติกส์อื่น ๆ

ด้วยความซับซ้อนของปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง (Vehicle routing problem: VRP) และช่องว่างของงานวิจัยที่พบ บทความนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

แบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน ในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง พร้อมทั้งศึกษาการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบ

2. วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

- 1) พัฒนาแอปพลิเคชันโดยประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนสำหรับการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง
- 2) สืบหารูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน สำหรับการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง

3. วิธีดำเนินงานวิจัย

การวิจัยนี้เริ่มจากการรวบรวมข้อมูลของปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งและการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับวิธีการแก้ไขปัญห การพัฒนาเครื่องมือสำหรับการประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนเพื่อแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง การสืบหา รูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน สำหรับแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง และการวิเคราะห์สรุปผลการวิจัย

3.1 การรวบรวมข้อมูลของปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง

ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง รวมถึงรูปแบบของปัญหา สมการฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective function) ข้อจำกัด (Constraints) และชุดข้อมูลมาตรฐาน (Benchmark dataset) ตลอดจนแนวคิดและหลักการของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนเพื่อนำมาเป็นพื้นฐานในการพัฒนาแบบจำลองและวิธีการแก้ปัญหา

3.1.1 โจทย์ปัญหาเทียบเคียงที่ใช้ในงานวิจัย

ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ เป็นการประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนเพื่อพัฒนาแอปพลิเคชันสำหรับแก้ไขปัญหการจัดเส้นทางขนส่งหลอดไฟจากโกดังสินค้าไปยังลูกค้าที่มีที่ตั้งกระจายอยู่ในพื้นที่ต่าง ๆ ของประเทศไทย โดยใช้ชุดข้อมูลจากงานวิจัยของ (Niracha, 2024) จำนวน 5 ชุดข้อมูล ซึ่งในแต่ละชุดข้อมูลมีความแตกต่างกันในด้านจำนวนยานพาหนะที่ใช้ในการขนส่ง จำนวนและที่ตั้งของลูกค้า รวมถึงปริมาณความต้องการสินค้า ยกตัวอย่างเช่น ชุดข้อมูล 01_C16V14_XS หมายความว่าในชุดข้อมูลนี้ ต้องส่งสินค้าให้กับลูกค้าที่มีตำแหน่งที่ตั้งแตกต่างกันทั้งหมด 16 ราย มีจำนวนยานพาหนะที่สามารถใช้งานได้จำนวน 14 คัน และชุดข้อมูลนี้ถูกจัดอยู่ในกลุ่มชุดข้อมูลที่มีขนาดเล็กมาก (Extra small: XS)

ระบบการขนส่งถูกกำหนดให้สามารถขนส่งได้ด้วยยานพาหนะทั้งหมด 3 ประเภท ซึ่งมีความจุในการบรรทุกสินค้าแตกต่างกัน ได้แก่ รถประเภท A มีความจุ 3,600 หน่วย รถประเภท B มี



ความจุ 7,200 หน่วย และรถประเภท C มีความจุ 18,000 หน่วย (Niracha, 2024) ทั้งนี้สำหรับโดยรายละเอียดของ โจทย์ปัญหาแต่ละชุดข้อมูลแสดงได้ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 คุณลักษณะของโจทย์ปัญหาเทียบเคียงในแต่ละชุดข้อมูลที่ถูกใช้ในงานวิจัย

ชื่อชุดข้อมูล	ขนาดของโจทย์ปัญหา	จำนวนลูกค้า	จำนวนสินค้าที่ต้องขนส่ง	จำนวนยานพาหนะทั้งหมดสำหรับการขนส่งสูงสุด
01_C16V14_XS	เล็กพิเศษ	16	102,000	14
02_C22V19_S	เล็ก	22	175,200	19
03_C29V26_M	กลาง	29	235,200	26
04_C34V31_L	ใหญ่	34	261,600	31
05_C46V38_XL	ใหญ่พิเศษ	46	399,600	38

วัตถุประสงค์ของการแก้ไขปัญหการจัดเส้นทางรถขนส่งในงานวิจัยนี้คือการค้นหาแบบแผนการจัดเส้นทางรถขนส่งที่มีค่าใช้จ่ายในการขนส่งต่ำที่สุด โดยฟังก์ชันเป้าประสงค์แสดงได้ดังสมการที่ (1)

$$\text{Minimize } \sum_{p=1}^P \sum_{i=0}^Q \sum_{j=0}^Q (Vc^p \cdot S_{ij} \cdot D_{ij}^p) + \sum_{p=1}^P E^p \quad (1)$$

เมื่อ Q คือ จำนวนลูกค้าทั้งหมด
 P คือ จำนวนประเภทยานพาหนะ
 i, j คือ ดัชนีลำดับที่ตั้งของลูกค้า
 p คือ ดัชนีลำดับของประเภทยานพาหนะ
 S_{ij} คือ ระยะทางระหว่างที่ตั้งของลูกค้ารายที่ i และ j
 Vc^p คือ ค่าใช้จ่ายต่อหน่วยระยะทางเคลื่อนที่ของยานพาหนะประเภท p
 E^p คือ ค่าใช้จ่ายคงที่สำหรับยานพาหนะประเภท p
 D_{ij}^p คือ ตัวแปรตัดสินใจหากยานพาหนะประเภท p เลือกขนส่งจากตำแหน่ง i ไปยังตำแหน่ง j

ข้อตกลงเบื้องต้น สำหรับปัญหการจัดเส้นทางรถขนส่งในงานวิจัยนี้ ประกอบไปด้วย
 1) มีสินค้าเพียงพอต่อการขนส่งเสมอ 2) ค่าใช้จ่ายในการขนส่งไม่แปรผันตามกาลเวลา 3) ไม่มีของเสียระหว่างกระบวนการขนส่ง 4) สินค้าถูกส่งมอบตรงเวลาให้กับลูกค้าเสมอ 5) ไม่มีอุปสรรคทางถนนระหว่างการเส้นทางขนส่ง 6) ในหนึ่งรอบการขนส่งยานพาหนะสามารถขนส่งสินค้าต่างประเภท

กันได้ โดยเส้นทางการขนส่งต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไข คือ 1) ในหนึ่งรอบการขนส่งแต่ละภาชนะไม่สามารถขนส่งสินค้าได้เกินความจุของยานพาหนะ 2) พาหนะเริ่มต้นส่งสินค้าจากโกดังสินค้าและสิ้นสุดเส้นทางเมื่อกลับมายังโกดังสินค้าเท่านั้น 3) ลูกค้าแต่ละรายสามารถรับสินค้าได้จากยานพาหนะเพียง 1 คันเท่านั้น 4) ยานพาหนะแต่ละคันสามารถรับสินค้าได้เพียง 1 ครั้งเท่านั้น

3.1.2 วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน (Teaching-learning-based optimization: TLBO) เป็นวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่ได้รับแรงบันดาลใจมาจากกระบวนการเรียนการสอนในห้องเรียน โดยมีแนวคิดที่ว่าคำตอบที่ดีนั้นเปรียบเสมือน “ครู” และคำตอบอื่น ๆ ในประชากรค้นหาคำตอบเปรียบเสมือน “นักเรียน” โดยกระบวนการหาคำตอบของ วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน เริ่มจากการกำหนดจำนวนประชากร (P_n) และจำนวนรอบของการค้นหา (G_n) จากนั้นสร้างกลุ่มประชากรเริ่มต้น (X_i) ตามจำนวนประชากรสูงสุด และการปรับปรุงคำตอบ 2 ระยะ ได้แก่ ระยะการสอน (Teacher phase) และระยะการเรียนรู้ (Learner phase) โดยในระยะการสอน คำตอบที่ดีที่สุดจะถูกใช้ในการปรับปรุงคำตอบอื่น ๆ เพื่อให้ค่าเฉลี่ยของคำตอบทั้งหมดดีขึ้นด้วยสมการที่ (2) ส่วนในระยะการเรียนรู้ แต่ละคำตอบจะมีการปรับปรุงตนเองผ่านการเปรียบเทียบและเรียนรู้จากคำตอบอื่นในกลุ่มประชากรแบบสุ่ม ด้วยสมการที่ (3) หรือสมการที่ (4) ทั้งนี้ที่ถูกปรับปรุงจะถูกประเมินด้วยฟังก์ชันเป้าประสงค์สมการที่ (1) ทั้งนี้คำตอบเดิมจะถูกแทนที่หากคำตอบที่ปรับปรุงนั้นดีกว่าเดิม กระบวนการทั้งสองระยะนี้จะถูกดำเนินการซ้ำจนกว่าจะสิ้นสุดตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้ (Rao *et al.*, 2011)

$$X_{new} = X_{old} + r(X_{teacher} - (T_F)Mean) \quad (2)$$

$$X_{new} = X_{old} + r(X_i - X_j) \quad (3)$$

$$X_{new} = X_{old} + r(X_j - X_i) \quad (4)$$

เมื่อ X_{new} คือ คำตอบใหม่ที่ถูกปรับปรุง

X_{old} คือ คำตอบเดิมก่อนการปรับปรุง

r คือ เลขสุ่มที่ค่าระหว่าง 0 ถึง 1

T_F คือ เลขสุ่มที่ค่าเป็นได้ 1 หรือ 2

$X_{Teacher}$ คือ คำตอบที่มีผลเฉลยที่ดีที่สุดในรอบการค้นหา

X_i คือ คำตอบที่ถูกสุ่มเลือกคำตอบที่ 1

X_j คือ คำตอบที่ถูกสุ่มเลือกคำตอบที่ 2

3.2 การพัฒนาเครื่องมือสำหรับการประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง

Visual basic for applications (VBA) เป็นภาษาโปรแกรมที่พัฒนาโดยบริษัท Microsoft สำหรับการสร้างและปรับแต่งระบบอัตโนมัติ (Automation) ภายในโปรแกรม Microsoft office เช่น Microsoft excel, Microsoft word เป็นต้น โดยสามารถใช้พัฒนาโปรแกรม ฟังก์ชัน และส่วนติดต่อผู้ใช้ (User interface) เพื่อสนับสนุนการประมวลผลข้อมูลและการแก้ปัญหาเฉพาะด้าน (Roy *et al.*, 2019) โดย Visual basic for applications ซึ่งเป็นหนึ่งในภาษาทางคอมพิวเตอร์ที่สามารถสร้างเครื่องมือ หรือแอปพลิเคชันแก้ไขปัญหามีความซับซ้อนได้สำเร็จ ดังตัวอย่างงานวิจัยของ Sooncharoen *et al.* (2020) และ Wareepitak *et al.* (2026)

งานวิจัยนี้พัฒนาโปรแกรมประยุกต์ด้วยภาษา Visual basic for applications (VBA) เพื่อใช้เป็นเครื่องมือในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง โดยฝังกลไกการค้นหาคำตอบของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน สำหรับค้นหาผลเฉลยที่เหมาะสมของปัญหา โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสามารถรับข้อมูลนำเข้า ได้แก่ ข้อมูลลูกค้า ตำแหน่งที่ตั้ง ความต้องการสินค้า และข้อจำกัดของยานพาหนะ ก่อนนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน เพื่อค้นหาเส้นทางขนส่งที่ให้ต้นทุนรวมที่ต่ำที่สุดตามเงื่อนไขของปัญหา ทั้งนี้ลำดับขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมที่สร้างขึ้นสำหรับแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งของงานวิจัย แสดงได้ดังรหัสเทียมของวิธีการแก้ปัญหาดังรูปที่ 1 ทั้งนี้ ขั้นตอนการเข้ารหัส ถอดรหัส ตลอดจนวิธีการจัดการข้อจำกัดของปัญหาแสดงได้ดังรูปที่ 2

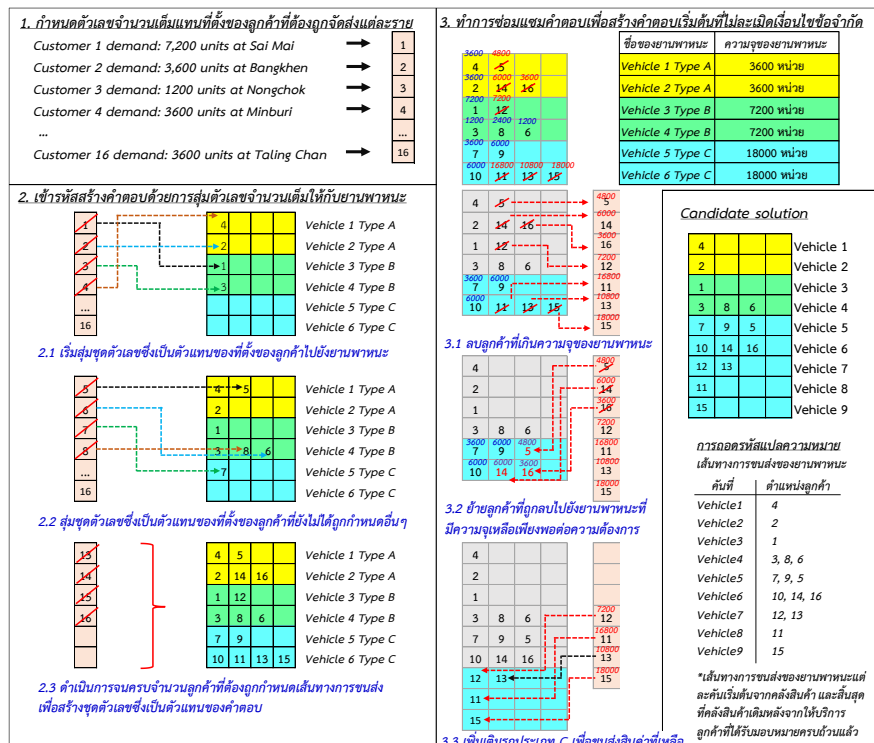
3.3 การสืบทอดรูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง

กระบวนการสืบทอดรูปแบบการตั้งค่าปัจจัยเริ่มจาก การออกแบบการทดลองโดยกำหนดปัจจัยและระดับของปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับประสิทธิภาพของวิธีการแก้ปัญหา โดยกำหนดระดับของปัจจัยออกเป็น 3 ระดับ เพื่อให้ครอบคลุมจำนวนประชากรในระดับต่ำ ปานกลาง และสูง ขณะที่จำนวนรอบการค้นหาลูกถูกปรับให้ผลคูณของจำนวนประชากรและจำนวนรอบการค้นหามีค่าเท่ากันที่ 2,500 คำตอบ ทั้ง 3 กลุ่มประชากร เพื่อเป็นการควบคุมปริมาณการค้นหาให้เท่ากันในทุกชุดการทดลอง ทำให้สามารถเปรียบเทียบผลเฉลยที่ได้อย่างเป็นธรรม ทั้งนี้โดยแต่ละระดับปัจจัยถูกทำการทดลองซ้ำ 30 การทดลอง เพื่อให้มีข้อมูลเพียงพอสำหรับการวิเคราะห์และสรุปผลทางสถิติ โดยระดับปัจจัยและข้อมูลที่เกี่ยวข้องแสดงได้ดังตารางที่ 2 ทั้งนี้การทดลองจะถูกดำเนินการโดยใช้ข้อมูลจากปัญหาเทียบเคียงจำนวน 5 ชุดข้อมูล ก่อนนำผลการทดลองที่ได้วิเคราะห์รูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมด้วยการวิเคราะห์ผลทางสถิติ และการวิเคราะห์กราฟผลกระทบหลัก (Main effects plot) เพื่อสรุปผล

```

Begin
Input Parameters; Iteration, Population, Dataset
Solution encoding and Initialize population ()
Repair solution based on problems constraints
Evaluate fitness of each solution based on eq. (1)
Sort and rank the solution
For each iteration do
    // Teacher Phase
    Select best solution as Teacher
    Calculate different mean of population
    For each solution  $X_i$  do
        Update  $X_i$  based on Teacher and Mean based on eq. (2)
        Repair solution based on problems constraints
        Evaluate fitness of the new solution based on eq. (1)
        If new solution is better  $\rightarrow$  replace  $X_i$ 
    End For
    // Learner Phase
    For each solution  $X_i$  do
        Randomly select  $X_j$  ( $i \neq j$ )
        If  $X_i$  better than  $X_j$  then
            Update  $X_i$  based on Teacher and Mean based on eq. (3)
        Else
            Update  $X_i$  based on Teacher and Mean based on eq. (4)
        End If
        Repair solution based on problems constraints
        Evaluate new solution based on eq. (1)
        If new solution is better  $\rightarrow$  replace  $X_i$ 
    End For
End For
Output best solution (optimal route)
End
    
```

รูปที่ 1 รหัสเทียมของโปรแกรมสำหรับการประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนแก้ไขปัญหการจัดเส้นทางขนส่ง



รูปที่ 2 ขั้นตอนการเข้ารหัสและการถอดรหัสคำตอบสำหรับการสร้างเส้นทางขนส่ง

ตารางที่ 2 ปัจจัยและการแบ่งระดับปัจจัยสำหรับการทดลอง

ระดับปัจจัย	จำนวนประชากร	จำนวนรอบการค้นหาค่า	จำนวนการทดลอง	จำนวนคำตอบ
1	25 (ระดับต่ำ)	100	30 การทดลอง	2,500
2	50 (ระดับกลาง)	50	30 การทดลอง	2,500
3	100 (ระดับสูง)	25	30 การทดลอง	2,500

4. ผลการทดลอง

การทดลองเพื่อหาค่าปัจจัยที่เหมาะสมสำหรับวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้ ในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะด้วยปัญหาเทียบเคียงทั้งหมด 5 ชุดข้อมูล ได้ดำเนินการภายใต้เงื่อนไขการตั้งค่าจำนวนประชากร และจำนวนรอบการค้นหาค่า ที่เท่ากันที่จำนวน 2,500 คำตอบ โดยมีระดับปัจจัยแตกต่างกัน 3 ระดับ และได้มีการกำหนดค่าสุ่ม (Seed number) ที่แตกต่างกัน 30 ค่า เพื่อทำการทดลองซ้ำจำนวน 30 ครั้ง โดยโปรแกรมประยุกต์แก้ปัญหาถูกเขียนขึ้นด้วยภาษา Visual Basic for Application ซึ่งถูกประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์แบบพกพา (Laptop) ที่มีหน่วยประมวลผลกลาง Intel 11th Gen Core i9-11900 H, 2.5 GHz หน่วยความจำหลัก (Ram) 32 GB ระบบปฏิบัติการ Microsoft Windows 11 โดยผลการทดลองที่ได้แสดงได้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 แสดงผลเฉลยตามการประเมินด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective function) โดยมีผลเฉลยในรูปแบบของค่าใช้จ่ายในการขนส่งรวม ซึ่งถูกแก้ไขด้วยวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน ภายใต้การกำหนดค่าปัจจัยจำนวนประชากร (P_n) และจำนวนรอบของการค้นหาค่า (G_n) ที่ 3 ระดับปัจจัย ได้แก่ 25×100 , 50×50 และ 100×25 ทั้ง 5 ชุดข้อมูล โดยผลการหาค่าตอบถูกรายงานในรูปแบบ ค่าเฉลี่ยของค่าใช้จ่ายในการขนส่งรวม (Average) ค่าใช้จ่ายในการขนส่งรวมที่ต่ำที่สุด (Minimum) ค่าใช้จ่ายในการขนส่งรวมที่สูงที่สุด (Maximum) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) โดยเมื่อพิจารณาพบว่า โจทย์ปัญหาเทียบเคียงทั้ง 5 ชุดข้อมูล ภายใต้การกำหนดค่าปัจจัยที่แตกต่างกันทั้ง 3 ระดับ ให้ผลเฉลยที่แตกต่างกันในทุกตัวชี้วัด

จากการทดสอบการแจกแจงแบบปกติ (Probability plot) ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ของข้อมูลทั้ง 5 ชุดข้อมูล ด้วยโปรแกรมวิเคราะห์ทางสถิติสำเร็จรูป พบว่า ข้อมูลของโจทย์ปัญหา 01_C16V14_XS และชุดข้อมูล 02_C22V19_S มีการแจกแจงแบบไม่ปกติ เนื่องจากมีค่า P-value น้อยกว่า 0.05 ขณะที่ข้อมูลชุด 03_C29V26_M, 04_C34V31_L และ 05_C46V38_XL มีการแจกแจงแบบปกติ เนื่องจากมีค่า P-value มากกว่า 0.05 จากผลดังกล่าวเนื่องจากข้อมูลบางชุดมีการแจกแจงแบบไม่ปกติ จึงไม่เป็นไปตามข้อกำหนดเบื้องต้นของการวิเคราะห์ทางสถิติแบบพารามิเตอร์ (Parametric statistics) ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเลือกใช้การวิเคราะห์แบบไม่อาศัยพารามิเตอร์ (Non-parametric statistics) ด้วยวิธี Kruskal–Wallis test เพื่อศึกษาอิทธิพลของรูปแบบการตั้งค่า

ปัจจัยที่แตกต่างกัน 3 ระดับที่ได้ออกแบบการทดลองไว้ นำไปสู่วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนสำหรับแก้ปัญหาการจัดเส้นทาง การขนส่ง โดยผลการทดสอบด้วยวิธี Kruskal-Wallis test แสดงได้ดังตารางที่ 4

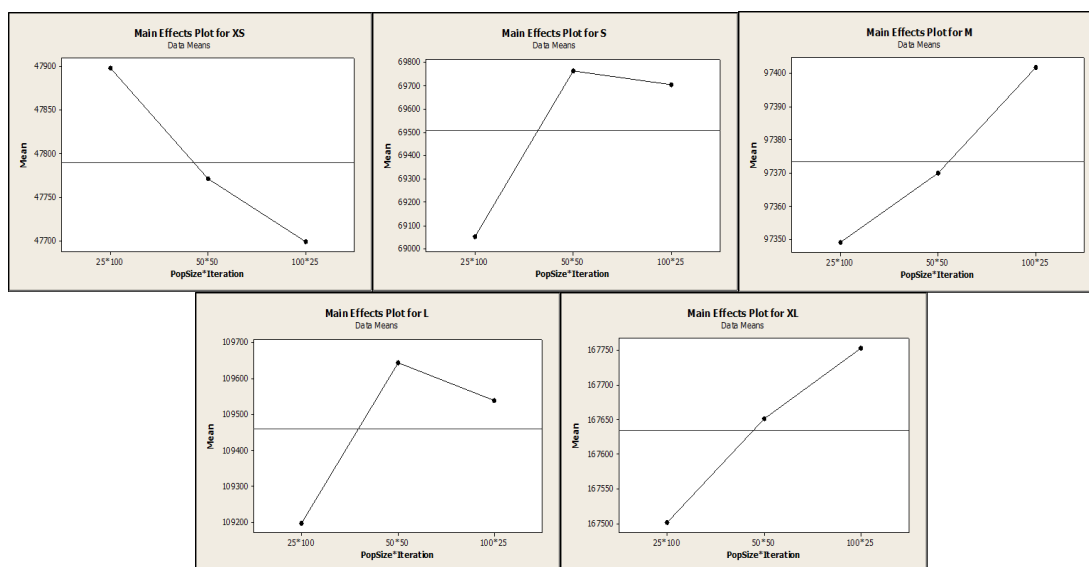
ตารางที่ 3 ผลการเปรียบเทียบค่าคำตอบจากการกำหนดจำนวนประชากร (P_n) และจำนวนรอบของ การค้นหาซ้ำ (G_n) สำหรับโจทย์ปัญหาทั้ง 5 ชุดข้อมูล

โจทย์ปัญหา	$P_n * G_n$	Total transportation cost (Bath)			SD	Time (sec.)
		Average	Minimum	Maximum		
01_C16V14_XS	25*100	47897.64	46733.78	48913.82	563.89	5.22
	50*50	47771.52	46553.02	48554.09	480.12	7.35
	100*25	47699.33	46205.29	48448.33	571.96	11.00
02_C22V19_S	25*100	69052.38	67772.31	70463.87	587.96	9.62
	50*50	69765.99	68565.61	70927.62	482.24	12.79
	100*25	69704.81	68402.90	70943.78	577.40	21.46
03_C29V26_M	25*100	97349.18	95545.32	98514.74	652.06	18.08
	50*50	97369.99	96031.32	98365.89	644.28	25.35
	100*25	97401.67	96045.82	98498.10	738.43	35.58
04_C34V31_L	25*100	109197.48	107780.30	110827.79	888.93	26.61
	50*50	109645.07	108185.98	110566.50	690.62	40.52
	100*25	109539.27	107088.34	111430.64	905.40	49.14
05_C46V38_XL	25*100	167501.82	165118.68	168937.47	1027.04	73.49
	50*50	167651.49	165426.84	169212.07	960.42	92.81
	100*25	167752.22	165960.68	169920.64	915.73	109.20

ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์อิทธิพลของปัจจัยจำนวนประชากร (P_n) และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ (G_n) ต่อค่าคำตอบเฉลี่ยด้วยวิธี Kruskal-Wallis test ของโจทย์ปัญหาทั้ง 5 ชุดข้อมูล

โจทย์ปัญหา	H	DF	P-Value	การแปลผล
01_C16V14_XS	1.80	2	0.407	ไม่มีผลอย่างมีนัยสำคัญ
02_C22V19_S	23.04	2	0.000	มีผลอย่างมีนัยสำคัญ
03_C29V26_M	0.03	2	0.987	ไม่มีผลอย่างมีนัยสำคัญ
04_C34V31_L	4.35	2	0.113	ไม่มีผลอย่างมีนัยสำคัญ
05_C46V38_XL	0.39	2	0.824	ไม่มีผลอย่างมีนัยสำคัญ

จากตารางที่ 4 พบว่า การกำหนดจำนวนประชากร (P_n) และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ (G_n) ในระดับที่แตกต่างกัน มีอิทธิพลต่อผลเฉลี่ยเฉลี่ยของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนเฉพาะในโจทย์ปัญหาเทียบเคียงชุดข้อมูล 02_C22V19_S เท่านั้น โดยมีค่า P-value น้อยกว่า 0.05 ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 แสดงว่าปัจจัยดังกล่าวส่งผลต่อผลลัพธ์ของวิธีการอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ สำหรับในชุดข้อมูลอื่น ๆ พบว่า จำนวนประชากร (P_n) และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ (G_n) ทั้ง 3 ระดับ ไม่มีผลต่อค่าคำตอบเฉลี่ยของวิธีการดังกล่าวอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติโดยมีค่า P-value มากกว่า 0.05 อย่างไรก็ตามผลการวิเคราะห์พบว่า การกำหนดค่าปัจจัยดังกล่าวไม่มีอิทธิพลต่อผลเฉลี่ยเฉลี่ย แต่เพื่อสืบทอดรูปแบบการตั้งค่าที่ให้ผลเฉลี่ยเฉลี่ยที่ดีที่สุด ผู้วิจัยจึงได้ทำการวิเคราะห์กราฟอิทธิพลหลัก (Main effects plot) เพื่อพิจารณาแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของผลเฉลี่ยเฉลี่ยในแต่ละระดับของปัจจัย และกำหนดรูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสม โดยผลการวิเคราะห์แสดงดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 กราฟอิทธิพลหลัก (Main effects plot) จำนวนประชากร (P_n) และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ (G_n) ต่อค่าคำตอบเฉลี่ยของโจทย์ปัญหาทั้ง 5 ชุดข้อมูล

จากรูปที่ 3 พบว่ารูปแบบการตั้งค่าที่ให้ผลเฉลี่ยเฉลี่ยต่ำที่สุดสำหรับโจทย์ปัญหา 01_C16V14_XS คือ การตั้งค่าจำนวนประชากร (P_n) เท่ากับ 100 และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ (G_n) เท่ากับ 25 ซึ่งแตกต่างจากโจทย์ปัญหา 02_C22V19_S, 03_C29V26_M, 04_C34V31_L และ 05_C46V38_XL ที่ต้องพบว่าการกำหนดจำนวนประชากร (P_n) เท่ากับ 25 และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ (G_n) เท่ากับ 100 ให้ผลเฉลี่ยเฉลี่ยที่ต่ำที่สุด

อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาผลการวิเคราะห์หาค่าของปัจจัยจากตารางที่ 4 พบว่า สำหรับ โจทย์ปัญหา 01_C16V14_XS, 03_C29V26_M, 04_C34V31_L และ 05_C46V38_XL การเปลี่ยนแปลงค่าของจำนวนประชากร (P_n) และจำนวนรอบของการค้นหา (G_n) ไม่มีผลต่อค่าคำตอบเฉลี่ยอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ดังนั้น เพื่อยืนยันรูปแบบการตั้งค่าที่เหมาะสมที่สุดของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน ผู้วิจัยจึงได้ดำเนินการเปรียบเทียบผลเฉลยแบบรายคู่ระหว่างการตั้งค่าทั้ง 3 ระดับเพิ่มเติม เพื่อใช้ประกอบการตัดสินใจเลือกรูปแบบการตั้งค่าที่เหมาะสมที่สุดต่อไป โดยผลการวิเคราะห์ดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 ผลการเปรียบเทียบความแตกต่างรายคู่ (Pairwise comparison) ของการรูปแบบการตั้งค่าทั้ง 3 ระดับ

โจทย์ปัญหา	ค่า P-Value คู่เทียบ ($P_n * G_n$)			การแปลผลคู่เทียบรูปแบบการตั้งค่า จำนวนประชากร และจำนวนรอบของการ ค้นหา $P_n * G_n$
	25*100 เทียบ 50*50	25*100 เทียบ 100*25	50*50 เทียบ 100*25	
01_C16V14_XS	0.261	0.258	0.701	ที่รูปแบบการตั้งค่าปัจจัย 25*100, 50*50, 100*25 ให้ผลเฉลยเฉลี่ยไม่แตกต่างกัน
02_C22V19_S	0.000	0.000	0.564	ที่รูปแบบการตั้งค่าปัจจัย 25*100 ให้ผลเฉลยเฉลี่ยแตกต่างจาก 50*50, 100*25 แต่ปัจจัย 50*50 และ 100*25 ให้ผลเฉลยเฉลี่ยไม่ต่างกัน
03_C29V26_M	0.842	0.971	0.853	ที่รูปแบบการตั้งค่าปัจจัย 25*100, 50*50, 100*25 ให้ผลเฉลยเฉลี่ยไม่แตกต่างกัน
04_C34V31_L	0.047	0.134	0.631	ที่รูปแบบการตั้งค่าปัจจัย 25*100 และ 50*50 ให้ผลเฉลยแตกต่างกัน แต่ที่รูปแบบการตั้งค่าปัจจัย 25*100, 100*25 และ ปัจจัย 50*50, 100*25 ให้ผลเฉลยเฉลี่ยไม่แตกต่างกัน
05_C46V38_XL	0.785	0.569	1.000	ที่รูปแบบการตั้งค่าปัจจัย 25*100, 50*50, 100*25 ให้ผลเฉลยเฉลี่ยไม่แตกต่างกัน

จากตารางที่ 5 แสดงผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบความแตกต่างของผลเฉลยเฉลี่ยที่ได้จากการหาคำตอบด้วยวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน ที่มีรูปแบบการตั้งค่าปัจจัยแตกต่างกัน 3 รูปแบบ โดยวิเคราะห์แยกเป็นแบบรายคู่ (Pairwise comparison) ด้วยโปรแกรมวิเคราะห์ทางสถิติสำเร็จรูป ทั้งนี้ เนื่องจากการกระจายตัวของชุดข้อมูลบางชุดข้อมูลเป็นไม่เป็นแบบ

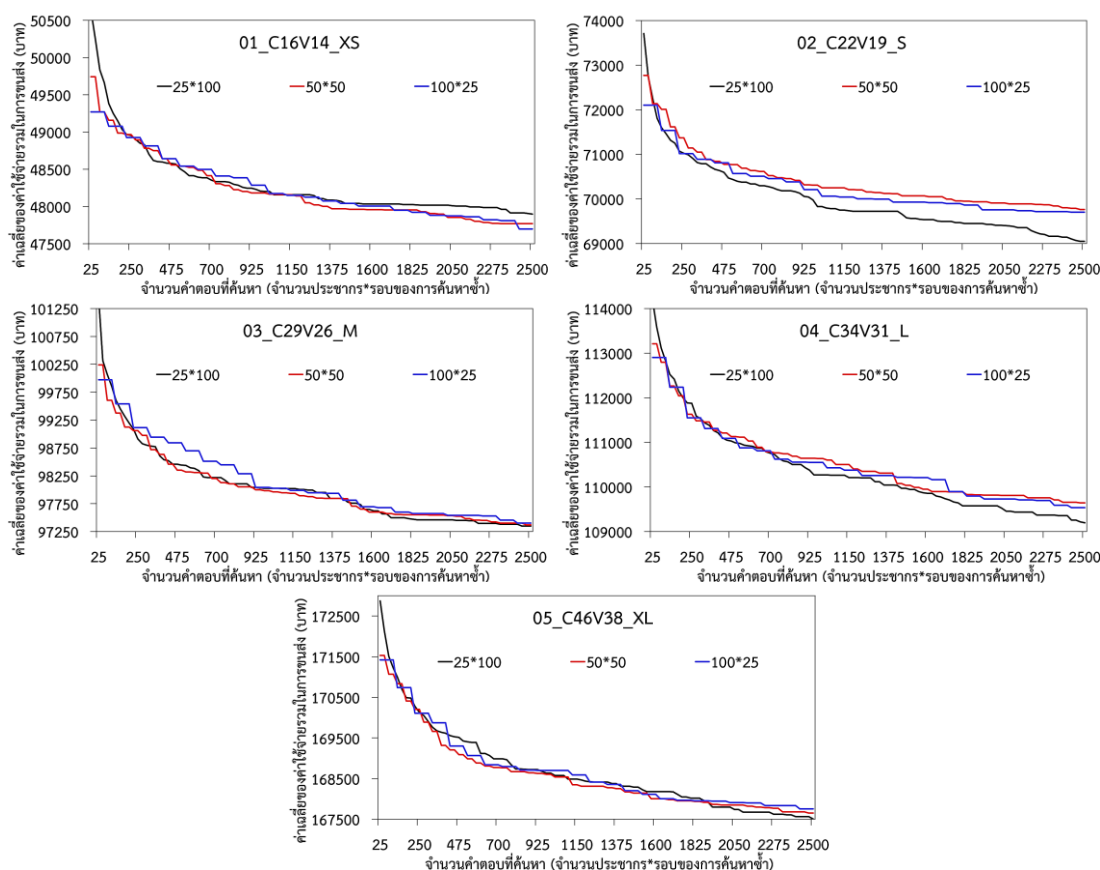
ปกติ ดังนั้น การทดสอบการเปรียบเทียบความแตกต่างรายคู่ของผลเฉลี่ยเฉลี่ย จึงถูกทดสอบด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบไม่อาศัยพารามิเตอร์ ด้วยวิธี Mann-Whitney U test โดยเมื่อพิจารณาผลการทดสอบจะพบว่า สำหรับโจทย์ปัญหาเทียบเคียงชุดข้อมูล 01_C16V14_XS, 03_C29V26_M และ 05_C46V38_XL มีค่า P-value ของการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยเฉลี่ยรายคู่ระหว่างรูปแบบการตั้งค่าจำนวนประชากร และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ ($P_n * G_n$) มากกว่า 0.05 ในทุกคู่เทียบ แสดงว่ารูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่ถูกทดลองทั้ง 3 แบบนั้นให้ผลเฉลี่ยเฉลี่ยไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิเคราะห์จากตารางที่ 4 ดังนั้น โจทย์ปัญหาเทียบเคียงชุดข้อมูลดังกล่าวสามารถตั้งค่าปัจจัยได้ทั้ง 3 ระดับ

ทั้งนี้สำหรับโจทย์ปัญหาชุดข้อมูล 02_C22V19_S พบว่าค่า P-value ของปัจจัยคู่เทียบที่ได้จากรูปแบบการตั้งค่าจำนวนประชากร และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ ($P_n * G_n$) ที่ 25*100 เทียบกับ 50*50 และ 25*100 เทียบกับ 100*25 มีค่าน้อยกว่า 0.05 แสดงว่ารูปแบบการตั้งค่าปัจจัยดังกล่าวส่งผลต่อค่าผลเฉลี่ยเฉลี่ยอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ อย่างไรก็ตามหากพิจารณาที่คู่เทียบผลเฉลี่ยเฉลี่ยที่ได้จากการตั้งค่าปัจจัยที่ 50*50 เทียบกับ 100*25 จะพบว่าการตั้งค่าทั้งสองแบบนี้ให้ผลเฉลี่ยเฉลี่ยไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ดังนั้นรูปแบบการตั้งค่าปัจจัยในกรณีของชุดข้อมูลดังกล่าวควรตั้งค่ายึดตามการแปลผลที่ได้จากผลการวิเคราะห์อิทธิพลหลัก (Main effects plot) ซึ่งต้องกำหนด จำนวนประชากรเท่ากับ 25 และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำเท่ากับ 100 ถึงจะให้ผลเฉลี่ยเฉลี่ยที่ต่ำที่สุด

ส่วนโจทย์ปัญหาเทียบเคียงชุดข้อมูล 04_C34V31_L พบว่า รูปแบบการตั้งค่าจำนวนประชากร และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ ($P_n * G_n$) ที่ 25*100 เทียบกับ 50*50 ให้ผลเฉลี่ยเฉลี่ยแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติโดยมีค่า P-value เท่ากับ 0.047 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 ขณะที่การตั้งค่าจำนวนประชากร และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ ($P_n * G_n$) ที่ 25*100 เทียบกับ 100*25 และที่คู่เทียบ 50*50 เทียบกับ 100*25 ให้ผลเฉลี่ยเฉลี่ยไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ดังนั้นการตั้งค่าปัจจัยสามารถกำหนดได้ทั้งรูปแบบ 25*100 และรูปแบบ 100*25 โดยสรุปรูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน การตั้งค่าปัจจัยที่ให้ค่าเฉลี่ยค่าใช้จ่ายในการขนส่งรวมต่ำที่สุด ค่าผลเฉลี่ยที่ต่ำที่สุด ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ในการแก้ไขปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง แสดงได้ดังตารางที่ 6

ตารางที่ 6 การตั้งค่าปัจจัยจำนวนประชากร และจำนวนรอบของการค้นหาซ้ำ ของวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนสำหรับแก้ปัญหาการจัดเส้นทางรถขนส่ง

โจทย์ปัญหา	ปัจจัยที่เหมาะสม ($P_n * G_n$)	ค่าเฉลี่ยผลเฉลยที่ต่ำที่สุด (บาท)	ค่าผลเฉลยที่ต่ำที่สุด (บาท)	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
01_C16V14	25*100, 50*50 , <u>100*25</u>	47699.33	46205.29	571.96
02_C22V19	<u>25*100</u>	69052.38	67772.31	587.96
03_C29V26	<u>25*100</u> , 50*50 ,100*25	97349.18	95545.32	652.06
04_C34V31	<u>25*100</u> , 100*25	109197.48	107780.30	888.93
05_C46V38	<u>25*100</u> , 50*50 ,100*25	167501.82	165118.68	1027.04
* ปัจจัยที่ขีดเส้นใต้หมายถึงปัจจัยที่ให้ค่าเฉลี่ยผลเฉลยที่ต่ำที่สุด (บาท)				



รูปที่ 4 แผนภาพการลู่เข้าของผลเฉลย (Convergence graph) เมื่อจำนวนรอบการค้นหาเพิ่มขึ้น

รูปที่ 4 แผนภาพการลู่เข้าของคำตอบของผลเฉลยเฉลี่ยที่ได้จากรูปแบบการตั้งค่าปัจจัยทั้ง 3 รูปแบบ โดยแสดงการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยผลเฉลยเมื่อจำนวนคำตอบที่ถูกค้นหาสะสมได้เพิ่มขึ้น โดยพบว่ารูปแบบการลู่เข้าของผลเฉลยเฉลี่ยของการตั้งค่าปัจจัยทั้ง 3 รูปแบบ มีลักษณะเป็นไปใน

ทิศทางเดียวกัน โดยในช่วงเริ่มต้นของการค้นหา รูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่ 100×25 ให้ผลเฉลยเฉลี่ยต่ำที่สุด รองลงมาคือ 50×50 และ 25×100 ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม เมื่อจำนวนรอบการค้นหาเพิ่มขึ้น เส้นโค้งการลู่เข้าของทั้งสามรูปแบบมีแนวโน้มลดลงในลักษณะเดียวกัน แต่เมื่อสังเกตจะพบว่า การตั้งค่าปัจจัยในรูปแบบ 25×100 มีอัตราการลู่เข้าสู่ผลเฉลยที่รวดเร็วกว่าการตั้งค่าอื่น ส่งผลให้ในช่วงท้ายของการค้นหารูปแบบการตั้งค่าดังกล่าวให้ผลเฉลยเฉลี่ยต่ำที่สุดในโจทย์ปัญหาขนาดเล็ก กลาง ใหญ่ และใหญ่พิเศษ ทั้งนี้สำหรับโจทย์ปัญหาเทียบเคียงชุดข้อมูล 01_C16V14_XS ซึ่งเป็นโจทย์ปัญหาขนาดเล็กพิเศษ พบว่าการตั้งค่า 100×25 ยังคงให้ผลเฉลยเฉลี่ยต่ำที่สุดเมื่อสิ้นสุดการค้นหา

5. อภิปรายผลและสรุปผล

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อได้พัฒนาแอปพลิเคชันโดยประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน (Teaching-learning-based optimization: TLBO) สำหรับการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง พร้อมทั้งสืบหารูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมของวิธีการแก้ไขปัญห สำหรับแก้ไขปัญหการจัดเส้นทางขนส่ง

ผลการวิจัยพบว่า สามารถพัฒนาแอปพลิเคชันสำหรับแก้ปัญหการจัดเส้นทางขนส่งด้วยวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน ได้สำเร็จ โดยแอปพลิเคชันสามารถประมวลผลและค้นหาผลเฉลยของโจทย์ปัญหาเทียบเคียงทั้ง 5 ชุดข้อมูลได้ ผลการศึกษาการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมต่อการใช้งาน พบว่าโจทย์ปัญหาเทียบเคียงชุดข้อมูล 01_C16V14_XS, 03_C29V26_M, 05_C46V38_XL มีรูปแบบการตั้งค่าปัจจัยที่เหมาะสมสามารถกำหนดได้ที่ จำนวนประชากร และจำนวนรอบของการค้นหา ($P_n * G_n$) ที่ 25×100 , 50×50 หรือ 100×25 สำหรับโจทย์ปัญหา 02_C22V19_S ควรตั้งจำนวนประชากร และจำนวนรอบของการค้นหา ($P_n * G_n$) ที่ 25×100 สำหรับโจทย์ปัญหา 04_C34V31_L ควรตั้งจำนวนประชากร และจำนวนรอบของการค้นหา ($P_n * G_n$) ที่ 25×100 หรือ 100×25 อย่างไรก็ตาม แม้ว่าผลการวิเคราะห์ทางสถิติจะพบว่า รูปแบบการตั้งค่าปัจจัยบางรูปแบบไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติในบางชุดข้อมูล แต่ในเชิงการนำไปประยุกต์ใช้งาน ควรเลือกรูปแบบการตั้งค่าที่ให้ผลเฉลยเฉลี่ยต่ำที่สุดสำหรับลักษณะของโจทย์ปัญหานั้น ๆ โดยสำหรับชุดข้อมูล 01_C16V14_XS ซึ่งเป็นโจทย์ปัญหาขนาดเล็กพิเศษ การตั้งค่าปัจจัยที่ 100×25 นั้นให้ผลเฉลยเฉลี่ยต่ำที่สุด ขณะที่โจทย์ปัญหาที่มีขนาดอื่นๆ ที่ใหญ่กว่าควรตั้งค่าปัจจัยที่ระดับ 25×100 ซึ่งให้ผลเฉลยเฉลี่ยดีที่สุด

ผลลัพธ์ดังกล่าวสามารถอธิบายได้ว่าชุดข้อมูล 01_C16V14_XS ซึ่งเป็นโจทย์ปัญหาขนาดเล็กพิเศษนั้นมีพื้นที่การค้นหาค่าตอบ (Search space) อย่างจำกัดเมื่อเทียบกับชุดข้อมูลอื่นๆ การกำหนดจำนวนประชากร (Population size) ให้เท่ากับ 100 ซึ่งมีขนาดใหญ่ตั้งแต่เริ่มต้นเป็นการเปิดโอกาสให้เกิดการใช้ทรัพยากรในการคำนวณจำนวนมาก ในแต่ละรอบการค้นหาซ้ำ (Iteration)

ซึ่งได้เพิ่มความหลากหลายของคำตอบในกระบวนการสร้างคำตอบเริ่มต้น (Initialization) และทำให้การค้นหาคำตอบแบบการสำรวจพื้นที่ (Exploration) ทำได้อย่างรวดเร็ว ส่งผลให้สามารถค้นพบผลเฉลยที่มีคุณภาพได้ตั้งแต่ช่วงต้นของการค้นหา นำไปสู่การพัฒนาคำตอบได้อย่างรวดเร็วทำให้ค้นพบผลเฉลยเฉลี่ยที่ได้ต่ำที่สุด อย่างไรก็ตาม เมื่อขนาดของโจทย์เพิ่มขึ้น พื้นที่การค้นหานั้นมีขนาดใหญ่และซับซ้อนมากขึ้น การกำหนดให้จำนวนประชากรในการค้นหามีจำนวนมากขึ้น แม้จะทำให้กระบวนการสำรวจคำตอบพบเจอคำตอบที่ค่อนข้างดีได้อย่างรวดเร็วในระยะเริ่มต้น แต่ด้วยจำนวนรอบการค้นหาที่มีจำกัด กลุ่มประชากรจะมีโอกาสผ่านกระบวนการปรับปรุงคำตอบในระยะการสอน (Teacher phase) และระยะการเรียนรู้ (Learner phase) ได้จำกัด ส่งผลให้การพัฒนาคำตอบอาจไม่เพียงพอต่อการค้นหาผลเฉลยที่ดียิ่งขึ้นได้เท่าที่ควร ในทางตรงกันข้าม การกำหนดจำนวนประชากร (Population size) ให้เท่ากับ 25 แม้จะมีจำนวนประชากรน้อยกว่า แต่แลกมาซึ่งจำนวนรอบการค้นหาซ้ำที่เพิ่มขึ้น ทำให้ประชากรได้รับการปรับปรุงคำตอบผ่านทั้งระยะการสอน และระยะการเรียนรู้ อย่างต่อเนื่อง จึงสามารถรักษาสมดุลระหว่างการสำรวจพื้นที่คำตอบ (Exploration) และการพัฒนาคำตอบ (Exploitation) ได้ดีกว่า ดังนั้น การกำหนดจำนวนรอบการค้นหาให้มากขึ้น ดังเช่นการตั้งค่าระดับปัจจัยที่ 25×100 จึงเอื้อต่อการปรับปรุงคำตอบของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอน ให้ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ส่งผลให้สามารถค้นหาผลเฉลยที่มีคุณภาพสูงกว่าได้ในโจทย์ปัญหาขนาดเล็ก ขนาดกลาง ขนาดใหญ่ และขนาดใหญพิเศษ โดยปรากฏการณ์ดังกล่าวสามารถสังเกตได้อย่างชัดเจนจากแผนภาพการลู่เข้าของคำตอบรูปที่ 4 ทั้งนี้ผลลัพธ์ดังกล่าวสอดคล้องกับงานวิจัยของ (Ullah *et al.*, 2024) ซึ่งอธิบายว่าประสิทธิภาพของวิธีการหาคำตอบดังกล่าวเกิดจากความสามารถในการสร้างสมดุลระหว่างการสำรวจพื้นที่คำตอบและการพัฒนาคำตอบของทั้ง 2 ระยะการหาคำตอบ

งานวิจัยนี้ได้แสดงให้เห็นถึงข้อพิสูจน์ว่าวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนนั้นสามารถแก้ไขปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง ซึ่งเป็นปัญหาที่มีความยากและซับซ้อนได้อีกทั้งยังพบว่าแม้วิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนเป็นวิธีการหาคำตอบที่มีเพียงปัจจัยพื้นฐานในการควบคุมกลไกในการหาคำตอบ ได้แก่ จำนวนขนาดของประชากร และจำนวนรอบการค้นหาซ้ำ ซึ่งมีหลายงานวิจัยที่ประยุกต์ใช้งานวิธีการแก้ปัญหาดังกล่าวโดยไม่ได้สืบหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมก่อนการแก้ไขปัญหา อย่างไรก็ตามจากผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้พบว่าการกำหนดค่าปัจจัยที่ต่างกันอย่างส่งผลต่อประสิทธิภาพการค้นหาคำตอบได้ ดังนั้นควรมีการสืบหารูปแบบการตั้งค่าปัจจัยก่อนนำวิธีการดังกล่าวไปใช้แก้ปัญหา

6. ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบการสอน ในการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะ ซึ่งให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพภายใต้เงื่อนไขของปัญหาที่ศึกษา อย่างไรก็ตาม งานวิจัยในอนาคตควรศึกษาการปรับปรุงประสิทธิภาพของวิธีการหาค่าเหมาะที่สุดแบบอาศัยการเรียนรู้จากการสอนในอนาคต อาจพิจารณาปรับปรุงกลไกการค้นหาคำตอบของวิธีการเดิม (Modification) หรือพัฒนาเป็นวิธีการแบบผสมผสาน (Hybridization) ร่วมกับเทคนิคเมตาฮีริสติกส์อื่นๆ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบ หรือพิจารณาการประยุกต์ใช้วิธีเมตาฮีริสติกส์ชนิดอื่นๆ เช่น วิธีการเชิงพันธุกรรม วิธีการแบบฝูงมด หรือ วิธีการดมกลืนของฉลาม กับชุดข้อมูลเดียวกันและเปรียบเทียบประสิทธิภาพในด้านคุณภาพของคำตอบและเวลาในการคำนวณ เพื่อประเมินความเหมาะสมของวิธีแก้ไขปัญหสำหรับการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางยานพาหนะต่อไป

นอกจากนี้ งานวิจัยในอนาคตอาจศึกษาการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบการสอนกับปัญหาการเพิ่มประสิทธิภาพประเภทอื่นที่มีความซับซ้อน เช่น ปัญหาการจัดตารางการผลิต ปัญหาการจัดตารางการทำงาน ปัญหาการกำหนดตำแหน่งสิ่งอำนวยความสะดวก หรือปัญหาการจัดเส้นทางขนส่งภายใต้เงื่อนไขเพิ่มเติมได้

7. กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบคุณหลักสูตรครุศาสตรบัณฑิต (ค.อ.บ. วิศวกรรมอุตสาหการ) สาขา ครุศาสตรบัณฑิตและเทคโนโลยีคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ล้านนาพิษณุโลก และหน่วยวิจัยด้านการวิจัยการดำเนินงานและการประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรม (Centre of Operations Research and Industrial Application : CORIA) ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร ที่กรุณาให้การสนับสนุนในการวิจัย

8. เอกสารอ้างอิง

- Chakraa, H., Guérin, F., Leclercq, E., & Lefebvre, D. (2023). Optimization techniques for multi-robot task allocation problems: Review on the state of the art. **Robotics and Autonomous Systems**, 168, 104492. Doi: 10.1016/j.robot.2023.104492
- Chansombat, S., Musikapun, P., Pongcharoen, P., & Hicks, C. (2019). A hybrid discrete bat algorithm with krill herd-based advanced planning and scheduling tool for the capital goods industry. **International Journal of Production Research**, 57(21), 6705–6726. Doi: 10.1080/00207543.2018.1471240

- Djihane, M., Abdelkrim, H., & Dhiya Eddine, C. (2026). UAV association and beam planning in NTN-assisted 5G networks: A TLBO framework. **Physical Communication**, 74, 102969. Doi: 10.1016/j.phycom.2025.102969
- Konstantakopoulos, G. D., Gayialis, S. P., & Kechagias, E. P. (2022). Vehicle routing problem and related algorithms for logistics distribution: A literature review and classification. **Operational Research**, 22(3), 2033–2062. Doi: 10.1007/s12351-020-00600-7
- Krishnamurthy, N. K., Sabhahit, J. N., Jadoun, V. K., Gaonkar, D. N., Shrivastava, A., Rao, V. S., & Kudva, G. (2023). Optimal placement and sizing of electric vehicle charging infrastructure in a grid-tied DC microgrid using modified TLBO method. **Energies**, 16(4), 1781. Doi: 10.3390/en16041781
- Kuntasup, M., Pongcharoen, P., & Thepphakorn, T. (2025). Moth flame optimisation based timetabling tool for educational course timetabling. **International Journal of Innovation and Learning**, 38(3), 282–300. Doi: 10.1504/IJIL.2025.148422
- Lakkamraju, V., Tewari, N., Panigrahi, G. R., Nayak, S. K., Kulkarni, A., & Mortazavi, M. Z. (2026). Utilizing artificial intelligence for solving many-objective construction time–cost–quality–safety risk trade-off optimization problems. **Asian Journal of Civil Engineering**, 27(7), 3565–3575. Doi: 10.1007/s42107-026-01683-x
- Mehroliya, S., & Arya, A. (2024). Distributed generator and capacitor-embedded reconfiguration in three-phase unbalanced distribution systems using teaching–learning-based optimization. **Computer Applications in Engineering Education**, 32(1), e22689. Doi: 10.1002/cae.22689
- Mohammed, M. A., Abd Ghani, M. K., Hamed, R. I., Mostafa, S. A., Ahmad, M. S., & Ibrahim, D. A. (2017). Solving vehicle routing problem by using improved genetic algorithm for optimal solution. **Journal of Computational Science**, 21, 255–262. Doi: 10.1016/j.jocs.2017.04.003
- Niracha, B. (2024). **Modified marine predators algorithms for solving capacitated vehicle routing problem: A case study of an LED company** (Master’s thesis). Naresuan University, Phitsanulok.

- Rao, R. V., Savsani, V. J., & Vakharia, D. P. (2011). Teaching–learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems. **Computer-Aided Design**, 43(3), 303–315. Doi: 10.1016/j.cad.2010.12.015
- Roy, S., Van Deursen, A., & Hermans, F. (2019). **Perceived relevance of automatic code inspection in end-user development: A study on VBA**. In Proceedings of the Evaluation and Assessment in Software Engineering Conference (pp. 167–176). New York, NY: ACM. Doi: 10.1145/3319008.3319028
- Sooncharoen, S., Pongcharoen, P., & Hicks, C. (2020). Grey wolf production scheduling for the capital goods industry. **Applied Soft Computing**, 94, 106480. Doi: 10.1016/j.asoc.2020.106480
- Stamadianos, T., Taxidou, A., Marinaki, M., & Marinakis, Y. (2024). Swarm intelligence and nature-inspired algorithms for solving vehicle routing problems: A survey. **Operational Research**, 24(3), 47. Doi: 10.1007/s12351-024-00862-5
- Sun, X., Dai, X., Pan, S., Bao, N., Liu, N., & Shi, X. (2022). **A discrete teaching–learning-based optimization algorithm for the green vehicle routing problem**. In 2021 IEEE 23rd International Conference on High Performance Computing and Communications, 7th International Conference on Data Science and Systems, 19th International Conference on Smart City, and 7th International Conference on Dependability in Sensor, Cloud and Big Data Systems and Applications (pp. 1552–1557). IEEE.
- Thepphakorn, T., & Pongcharoen, P. (2023). Modified and hybridised bi-objective firefly algorithms for university course scheduling. **Soft Computing**, 27(14), 9735–9772. Doi: 10.1007/s00500-022-07810-5
- Trachanatzi, D., Rigakis, M., Marinaki, M., & Marinakis, Y. (2024). A teaching–learning-based optimization algorithm for the environmental prize-collecting vehicle routing problem. **Energy Systems**, 15(4), 1429–1456. Doi: 10.1007/s12667-021-00477-1
- Ullah, W., Mu’tasim, M. A. N., & Rashid, M. F. F. (2024). Optimization of cost-based hybrid flowshop scheduling using teaching–learning-based optimization algorithm. **International Journal of Automotive and Mechanical Engineering**, 21(3), 11616–11628. Doi: 10.15282/ijame.21.3.2024.13.0896

- Valdez, F., Melin, P., & Castillo, O. (2014). A survey on nature-inspired optimization algorithms with fuzzy logic for dynamic parameter adaptation. **Expert Systems with Applications**, 41(14), 6459–6466. Doi: 10.1016/j.eswa.2014.04.015
- Venkata Rao, R. (2016). Review of applications of TLBO algorithm and a tutorial for beginners to solve the unconstrained and constrained optimization problems. **Decision Science Letters**, 5(1), 1–30. Doi: 10.5267/j.dsl.2015.9.003
- Vitayasak, S., & Pongcharoen, P. (2020). Cooperative designing of machine layout using teaching–learning-based optimisation and its modifications. In Y. Luo (Ed.), *Cooperative design, visualization, and engineering* (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 12341, pp. 137–147). **Cham, Switzerland: Springer**. Doi: 10.1007/978-3-030-60816-3_16
- Wareepitak, K., Sooncharoen, S., Pongcharoen, P., & Hicks, C. (2026). A modified and hybrid-based optimization tool for solving multi-row, non-identical machine layout problems in multiple-product job shop production environments. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. **Advance online publication**. Doi: 10.1007/s00170-026-18242-y
- Zahedi, F., Kia, H., & Khalilzadeh, M. (2023). A hybrid metaheuristic approach for solving a bi-objective capacitated electric vehicle routing problem with time windows and partial recharging. **Journal of Advances in Management Research**, 20(4), 695–729. Doi: 10.1108/JAMR-01-2023-0007