Journal of Logistics and Digital Supply Chain

กรอบแนวคิดสำหรับการพัฒนาแบบจำลองแนะนำเส้นทางอัจฉริยะสำหรับระบบขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่น

A Conceptual Framework for Developing the Smart Routing Recommendation Model on Flexible Public Transport (FPT)

วรัทภพ ธภัทรสุวรรณ[1], ภัชนี ปฏิทัศน์[2], จารุวัฒน์ พัฒน์มณี[3] และ ศิริกาญจน์ จันทร์สมบัติ[4*]

Warattapop Thapatsuwan[1], Patchanee Patitad[2], Jaruwat Patmanee[3] and Sirikarn Chansombat[4*]

[1]คณะศิลปศาสตร์และวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน เลขที่ 1 หมู่ 6 ต.กำแพงแสน อ.กำแพงแสน จ.นครปฐม 73140

[2,3,4]คณะโลจิสติกส์และดิจิทัลซัพพลายเชน มหาวิทยาลัยนเรศวร เลขที่ 99 หมู่ 9 ต.ท่าโพธิ์ อ.เมือง จ.พิษณุโลก 65000

[1]Faculty of Liberal Arts and Science, Kasetsart University (Kamphaeng Saen Campus) 1 Moo 6, Kamphaeng Saen, Nakhon Pathom, Thailand 73140

[2,3,4]Faculty of Logistics and Digital Supply Chain, Naresuan University 99 Moo 9, Tha Pho, Mueang Phitsanulok, Phitsanulok, Thailand 65000

*Corresponding author E-mail: sirikarnc@nu.ac.th

บทคัดย่อ

รูปแบบการขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่นแบบไม่ประจำทางนั้น จะมีการเส้นทางที่มีความยืดหยุ่นตามความต้องการในการเรียกใช้ของผู้โดยสารไปยังปลายทางที่ผู้โดยสารต้องการ ซึ่งการจัดการเพื่อให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดต้องอาศัยการจัดเส้นทางแบบยืดหยุ่น (Flexible route) ที่สามารถจัดเส้นทางให้รถโดยสารในกลุ่มไปรับและส่งผู้โดยสารในแบบเวลาจริง (real-time) บทความนี้เป็นการอภิปรายแบบจำลองในการจัดเส้นทางแบบยืดหยุ่นและการนำปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ด้วยแบบจำลอง Long-Short Term Memory (LSTM) มาช่วยในการคาดการณ์ความต้องการของการเรียกรถโดยสารของผู้โดยสารเพื่อใช้ในการปรับปรุงข้อมูลปริมาณและพื้นที่ความต้องการในการเรียกรถโดยสาร ผลที่ได้จากแบบจำลองจะช่วยลดความสูญเปล่าในการเดินทางของรถโดยสารและส่งผลให้เกิดความพึงพอใจเพราะสามารถเดินทางไปถึง

จุดหมายได้ในเวลาที่รวดเร็ว และสามารถพัฒนาต่อเป็นอัลกอรึทึม (algorithm) ร่วมกับระบบเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อนำไปใช้งานจริงได้

คำสำคัญ: การขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่น การจัดเส้นทางแบบยืดหยุ่น แบบจำลองการจัดเส้นทาง การหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด ปัญญาประดิษฐ์

ได้รับเมื่อ 16 มีนาคม 2566; แก้ไขเมื่อ 12 เมษายน 2566; ตอบรับการตีพิมพ์เมื่อ 20 เมษายน 2566

Abstract

A flexible public transportation system has the flexibility in the routing to pick up and drop off passengers with no fixed routes. Maximizing the efficiency of the transportation system requires the flexible routing that can direct a vehicle in the system to pick up passengers on request and re-routing the vehicles in the system in real time. This article discusses the model for the flexible vehicle routing for a flexible public transportation system and the application of artificial intelligence for forecasting the passenger demand. An artificial intelligence model, Long-Short-Term Memory (LSTM) is proposed for the forecast of the passenger demands and their locations. The flexible vehicle routing with LSTM will help improve the utilization of vehicles and the service level for the passengers. They can get picked up and drop-offs with the minimized time within the time-limit constraints. In addition, the model can be further developed into an algorithm, which can be implemented with information technologies to better manage a flexible public transportation system.

Keywords: Flexible public transport; Flexible routing; Vehicle routing model; Optimization method; Artificial Intelligence

https://doi.org/10.14456/jldsc.2023.4

Received: March 16, 2023; Revised: April 12, 2023; Accepted: April 20, 2023

1. บทนำ

การให้บริการรถสาธารณะมีรูปแบบที่แตกต่างกันไปตามพื้นที่ให้บริการ ซึ่งจะพิจารณาจากขนาดของเมือง ความหนาแน่นของประชากร และลักษณะการใช้งานของคนในพื้นที่ให้บริการว่าความต้องการมากน้อยเท่าใด โดยในหัวเมืองส่วนภูมิภาคที่มีขนาดที่ไม่ใหญ่มากการใช้รถโดยสารประจำทางขนาดใหญ่ไม่มีความเหมาะสม เนื่องจากมีผู้ใช้รถโดยสารสาธารณะจำนวนไม่มากเพียงพอและอยู่ห่างไกลกัน ทำให้การใช้รถโดยสารสาธารณะในรูปแบบประจำทางมีต้นทุนต่อหน่วยการขนส่งที่สูงและระดับการให้บริการที่ต่ำ ไม่สามารถครอบคลุมพื้นที่ได้เพียงพอ

การขนส่งสาธารณะแบบประจำทาง (Fixed-route) มีความเหมาะสมกับกรณีที่มีความต้องการในการใช้แบบหนาแน่นและปริมาณมาก ตัวอย่างในประเทศไทยที่รถประจำทางใช้อย่างมาก คือ กรุงเทพมหานคร ซึ่งให้ความสะดวกแก่ผู้โดยสารและเกิดความคุ้มค่าในการดำเนินการเนื่องจากความหนาแน่นและจำนวนเส้นทางที่ครอบคลุม แต่พอเราไปสู่เมืองที่มีขนาดรองลงไป เช่น จังหวัดพิษณุโลก การขนส่งประจำทางมีจำนวนจำกัดและไม่ครอบคลุมเนื่องจากความไม่คุ้มค่า ซึ่งนำมาสู่ความไม่สะดวกของผู้ที่ต้องการใช้บริการ

ในขณะที่การจัดการเส้นทางแบบยืดหยุ่นจากจุดหนึ่งไปจุดหนึ่งโดยไม่ต้องมีจุดจอดประจำมีความเหมาะสมกว่าในกรณีที่ความต้องการในการใช้ไม่สูงและไม่หนาแน่น งานวิจัยของ Petit and Ouyang (2022) ได้มีการอภิปรายประเด็นการจัดการเส้นทางแบบยืดหยุ่น (Flexible route) สำหรับรถโดยสารสาธารณะและความเหมาะสมของแบบจำลองต่าง ๆ ในการหาคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งมีความเฉพาะเจาะจงในกรณีของการจัดการเส้นทางแบบยืดหยุ่น

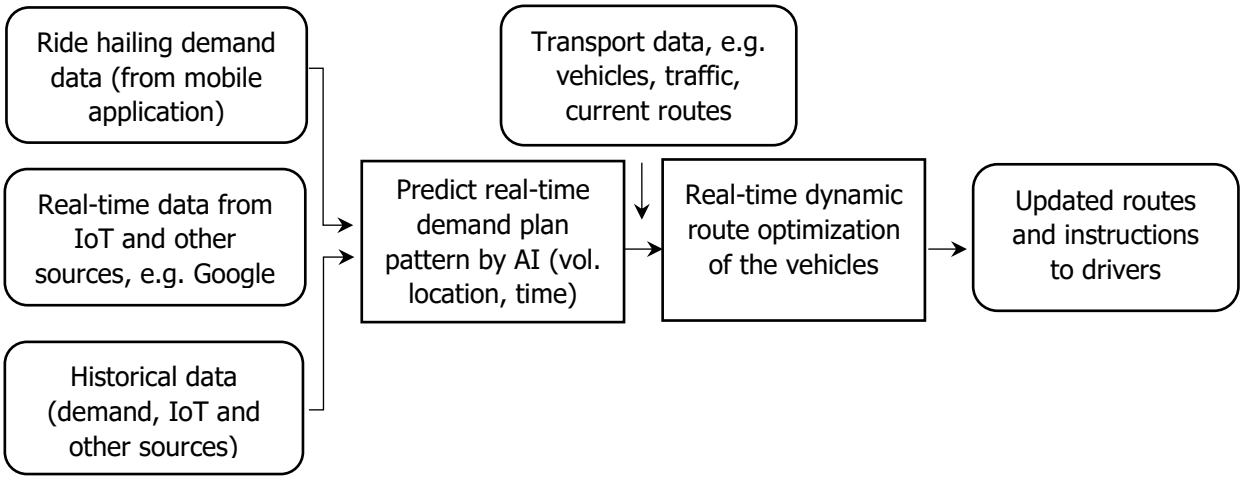
รูปแบบการขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่นในประเทศไทยนั้นมีตัวอย่างอยู่ที่จังหวัดเชียงใหม่ โดยเป็นรูปแบบที่ผู้ต้องการโดยสารสามารถเรียกรถได้ตามจุดต่าง ๆ เมื่อมีรถโดยสารวิ่งผ่าน ความท้าทายของปัญหาที่ประสบอยู่ คือ การรอคอยที่ไม่ทราบแน่ชัดว่ารถโดยสารจะผ่านหรือไม่และจะผ่านเวลาใด ความไม่ชัดเจนของราคาและการจัดเส้นทางโดยคำนึงถึงการให้บริการที่รับผู้โดยสารและการไปถึงที่หมายของแต่ละผู้โดยสารให้รวดเร็วในขณะที่ควบคุมต้นทุนให้ต่ำที่สุด ซึ่งความท้าทายดังกล่าวสามารถถูกตอบได้ด้วยเทคโนโลยีการสื่อสารเคลื่อนที่ เช่น mobile application และระบบการปฏิบัติการที่ดีซึ่งรวมถึงแบบจำลอง (Optimization model) ในการหาเส้นทางเพื่อจัดลำดับการรับและส่งผู้โดยสาร ยังไม่ทันสมัยเพียงพอ การเข้าถึงระบบอินเทอร์เน็ตที่ไม่ทั่วถึง และ ไม่มีระบบสนับสนุนในการแบ่งปันรถโดยสารสาธารณะที่เหมาะสม

ดังนั้นแนวคิด “ทางเดียวกันไปด้วยกัน” ซึ่งเป็นรูปแบบการจัดการเดินทางของรถโดยสารสาธารณะที่สามารถช่วยให้ผู้โดยสารสามารถแบ่งปันทรัพยากรการเดินทางร่วมกันและสามารถนำไปปรับใช้กับระบบที่มีอยู่เดิม เพื่อลดค่าใช้จ่ายในการเดินทางของผู้โดยสารและสามารถช่วยเพิ่มผลกำไรสำหรับผู้ประกอบการ โดย

การเพิ่มจำนวนผู้ใช้งานรถโดยสารสาธารณะให้มีจำนวนมากขึ้น และมีเวลาในการเดินทางที่เร็วกว่ารถโดยสารประจำทางและเส้นทางที่ยืดหยุ่นมีทางเลือกมากขึ้น โดยรูปแบบการขนส่งใหม่นี้เข้ากับแนวคิดของเมืองอัจฉริยะ (Smart city) และเมืองสีเขียวที่เมืองส่วนใหญ่ในประเทศไทยและในโลกกำลังก้าวไปสู่ และโครงการนี้ยังเหมาะสมกับแนวคิดในหลักของความยั่งยืน ทั้งในด้านเศรษฐกิจ ด้านสังคม และด้านสิ่งแวดล้อม อีกด้วย

บทความนี้เป็นการอภิปรายแบบจำลองในการจัดเส้นทางแบบยืดหยุ่น โดยการศึกษาแบบจำลองด้านการจัดเส้นทางที่มีอยู่ในปัจจุบันและเสนอแนวทางในการพัฒนาแบบจำลองที่มีอยู่เพื่อรองรับการจัดการเดินทางของรถโดยสารสาธารณะที่สามารถช่วยให้ผู้โดยสารสามารถแบ่งปันทรัพยากรการเดินทางร่วมกันที่ไม่ประจำทาง โดยมีวัตถุประสงค์ให้การบริการรับและส่งผู้โดยสารให้รวดเร็ว ในขณะที่ควบคุมต้นทุนให้ต่ำที่สุด

นอกจากนี้ในบทความจะมีอภิปรายการนำปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) มาช่วยในการคาดการณ์ความต้องการของการเรียกรถโดยสารของผู้โดยสารเพื่อใช้ในการปรับปรุงข้อมูลปริมาณและพื้นที่ความต้องการในการเรียกรถโดยสาร โดย AI จะอาศัยข้อมูลการเรียกรถโดยสาร ข้อมูลเกี่ยวกับการเดินทางในอดีตและตามเวลาจริง (Real-time) จากแหล่งต่าง ๆ เช่น Internet และ Internet of Things (IoT) เป็นต้น โดยรูปที่ 1 สรุปแนวคิดการพัฒนาแบบจำลองการจัดเส้นทางที่นำปัญญาประดิษฐ์มาช่วย



รูปที่ 1 แนวคิดการพัฒนาแบบจำลองการจัดเส้นทางที่นำปัญญาประดิษฐ์มาช่วย

2. วัตถุประสงค์

2.1 เพื่อศึกษาแบบจำลองระบบขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่น

2.2 เพื่อจัดทำกรอบแนวคิดสำหรับการวิจัยเพื่อพัฒนาแบบจำลองนำเสนอเส้นทางอัจฉริยะสำหรับระบบขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่น

3. ทบทวนวรรณกรรม

3.1 การคาดการณ์ความต้องการใช้บริการรถโดยสารด้วยแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

ในการขนส่งสาธารณะนั้นความสามารถในการคาดการณ์ตำแหน่งและจำนวนของผู้โดยสารที่มีความต้องการใช้บริการตามช่วงเวลาต่าง ๆ นั้นมีความสำคัญเป็นอย่างยิ่ง โดยการที่สามารถคาดการณ์ตำแหน่งและจำนวนของผู้โดยสารตามช่วงเวลาต่าง ๆ ในอนาคตได้อย่างแม่นยำนั้น จะสามารถช่วยให้ผู้ดำเนินการหรือผู้ประกอบธุรกิจสามารถจัดสรรทรัพยากรได้อย่างเหมาะสม เพื่อตอบสนองความต้องการของผู้โดยสารและการให้บริการที่มีคุณภาพและเชื่อถือได้ นอกจากนี้การคาดการณ์ตำแหน่งและจำนวนของผู้โดยสารตามช่วงเวลาต่าง ๆ ในอนาคตได้อย่างแม่นยำนั้น ยังช่วยให้ผู้ดำเนินการหรือผู้ประกอบธุรกิจสามารถจัดการวางแผนเส้นทางการเดินรถเพื่อลดต้นทุนในการดำเนินงานให้ลดต่ำลงได้ ปัจจุบันปัญญาประดิษฐ์ได้เข้ามามีบทบาทอย่างแพร่หลายในชีวิตประจำวัน การเรียนรู้เชิงลึกแบบ Long-Short Term Memory (LSTM) ซึ่งเป็นแบบจำลองชนิดหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถในการประมวลผลลำดับ (Sequence) ได้ถูกนำมาศึกษาและประยุกต์ใช้งานในการคาดการณ์ตำแหน่งและจำนวนของผู้โดยสารตามช่วงเวลาต่าง ๆ โดยในงานวิจัย Liyanage et al. (2022) ได้ทำการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์บนพื้นฐานของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบ LSTM และ BiLSTM ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีการเพิ่มจำนวนชั้นของข้อมูลย้อนกลับสำหรับการคาดการณ์ความต้องการในอนาคตสำหรับการใช้บริการรถโดยสารประจำทางในกรุงเมลเบิร์น ประเทศออสเตรเลีย โดยในการจำลองแบบจำลองเพื่อคาดการณ์ความต้องการในอนาคตสำหรับการใช้บริการรถโดยสารประจำทางนั้นจะอาศัยชุดข้อมูลที่ได้จากระบบสมาร์ทการ์ดของผู้โดยสารจากเส้นทางการเดินรถ 18 เส้นทางและป้ายรถประจำทาง 1,781 แห่ง ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบ LSTM และ BiLSTM นั้นจะมีผลลัพธ์ของการคาดการณ์ความต้องการในอนาคตสำหรับการใช้บริการรถโดยสารประจำทางที่สูงกว่าแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกประเภทอื่น ๆ โดยจะมีค่าความแม่นยำในการคาดการณ์ที่มากกว่า 81% ในงานวิจัย Xiao and Xu (2022) ได้ทำการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์บนพื้นฐานของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบ LSTM CNN-LSTM ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีการเพิ่มการสกัดคุณลักษณะโดยอาศัยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) และ ConvLSTM ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีการเปลี่ยนแปลงตัวดำเนินการภายในให้เป็นการคอนโวลูชัน เพื่อสร้างเป็นแบบจำลองสำหรับการคาดการณ์การไหลของผู้โดยสารรถประจำทางในแต่ละป้ายรถประจำทางและเวลาในการเดินทางของรถโดยสารประจำทาง โดยข้อมูลของป้ายรถประจำทางจำนวน 20 แห่ง และชุดข้อมูลบัตรผู้โดยสารรถประจำทางสาย K911 เมืองจี่หนาน สาธารณรัฐประชาชนจีน จะถูกนำมาใช้ในงานเป็นข้อมูลขาเข้าสำหรับการสร้างแบบจำลอง ผลการศึกษาพบว่าค่า Mean Absolute

Error (MAE) และ Root Mean Square Error (RMSE) ซึ่งเป็นฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) ที่นิยมนำมาใช้ในการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองประดิษฐ์ที่ได้จากแบบจำลองสำหรับการคาดการณ์การไหลของผู้โดยสารรถประจำทางในแต่ละป้ายรถประจำทางและเวลาในการเดินทางของรถโดยสารประจำทางที่สร้างจากแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบ LSTM และ ConvLSTM นั้นจะมีค่าที่ไม่สูงมากนักและสามารถนำแบบจำลองที่ได้ไปประยุกต์ใช้งานต่อได้ในการจัดตารางเวลาในการเดินรถโดยสารประจำทาง ในงานวิจัย Zhang et al. (2022) แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบ LSTM ที่มีจำนวนหลายเลเยอร์ได้ถูกนำไปใช้ในการออกแบบแบบจำลองเพื่อคาดการณ์ความต้องการของผู้โดยสารรถแท็กซี่ในการใช้บริการรับ-ส่งผู้โดยสาร โดยชุดข้อมูลการรับ-ส่งผู้โดยสารจากรถแท็กซี่ย่านมิดทาวน์ แมนฮัตตัน เมืองนิวยอร์ก ประเทศสหรัฐอเมริกา ถูกนำมาใช้เป็นข้อมูลขาเข้า ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบ LSTM นั้นสามารถทำการจำลองเพื่อคาดการณ์ความต้องการของผู้โดยสารรถแท็กซี่ในการใช้บริการรับ-ส่งผู้โดยสารได้ โดยมีค่า RMSE และ MAE ที่ไม่สูงมากนัก จากงานวิจัยที่ได้ศึกษามาข้างต้นจึงสามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบ LSTM นั้นน่าจะสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานในการคาดการณ์ความต้องการการเดินทางในอนาคตได้

3.2 วิธีการหาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่สุด (Optimization methods)

วิธีการค้นหาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่สุด คือ กระบวนการทำงานที่ใช้ในการตัดสินใจ โดยนำหลักเหตุผลและคณิตศาสตร์มาช่วยในการเลือกวิธีการหรือขั้นตอนของกระบวนการทำงานต่างๆ เพื่อให้ได้รับคำตอบที่เหมาะสมที่สุด สามารถจำแนกได้เป็น 2 กลุ่ม คือ วิธีแบบแม่นตรง (Exact methods) และวิธีแบบประมาณค่า (Approximate methods) (Blum and Roli, 2003)

สำหรับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematical model) เป็นวิธีการในกลุ่มของวิธีการหาค่าคำตอบที่เหมาะสมที่สุดแบบแม่นตรง ซึ่งเป็นวิธีการในการหาคำตอบหรือแก้ปัญหาที่มีประสิทธิภาพ สามารถรับประกันได้ว่าคำตอบที่ได้รับนั้นเป็นคำตอบที่ดีที่สุด (Optimal solution) ในการหาค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดวิธีการในกลุ่มนี้ใช้เวลาในการค้นหาเป็นแบบเอกซ์โปเนนเชียล นั่นคือ หากปัญหาที่พิจารณามีขนาดใหญ่ เวลาที่ใช้ในการแก้ปัญหานั้นจะนานมากหรือนานจนเกินกว่าที่จะยอมรับได้ในทางปฏิบัติ (Talbi, 2009) สามารถประยุกต์ใช้เพื่อแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเชิงการจัด (Combinatorial Optimization: CO) ได้อย่างหลากหลาย เช่น ปัญหาการจัดตารางการผลิต (Production scheduling) ปัญหาการจัดเส้นทางเดินรถ (Vehicle routing) เป็นต้น

3.3 ปัญหาการจัดเส้นทางอัจฉริยะสำหรับระบบขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่น

ปัญหาการจัดเส้นทางอัจฉริยะสำหรับระบบขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่น หรือ แท็กซี่ส่วนบุคคล เป็นปัญหาที่พัฒนาต่อยอดมาจากปัญหาพื้นฐาน คือ ปัญหาการจัดเส้นทางการเดินรถ (Vehicle Routing Problem: VRP) ซึ่งเป็นหนึ่งในปัญหา CO โดยกระบวนการในการวางแผนออกแบบจัดการเส้นทางการขนส่งเพื่อวัตถุประสงค์ในการประหยัดต้นทุนการขนส่งให้ได้มากที่สุด ปัญหานี้ได้รับการศึกษาเป็นครั้งแรกโดย Dantzig et al. (1959) จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องพบว่ามีการศึกษาในลักษณะที่คล้ายคลึงกันดังต่อไปนี้ งานวิจัยของ Tholen et al. (2021) ได้ศึกษาการแบ่งปันการใช้รถยนต์อัตโนมัติอัจฉริยะ (Shared

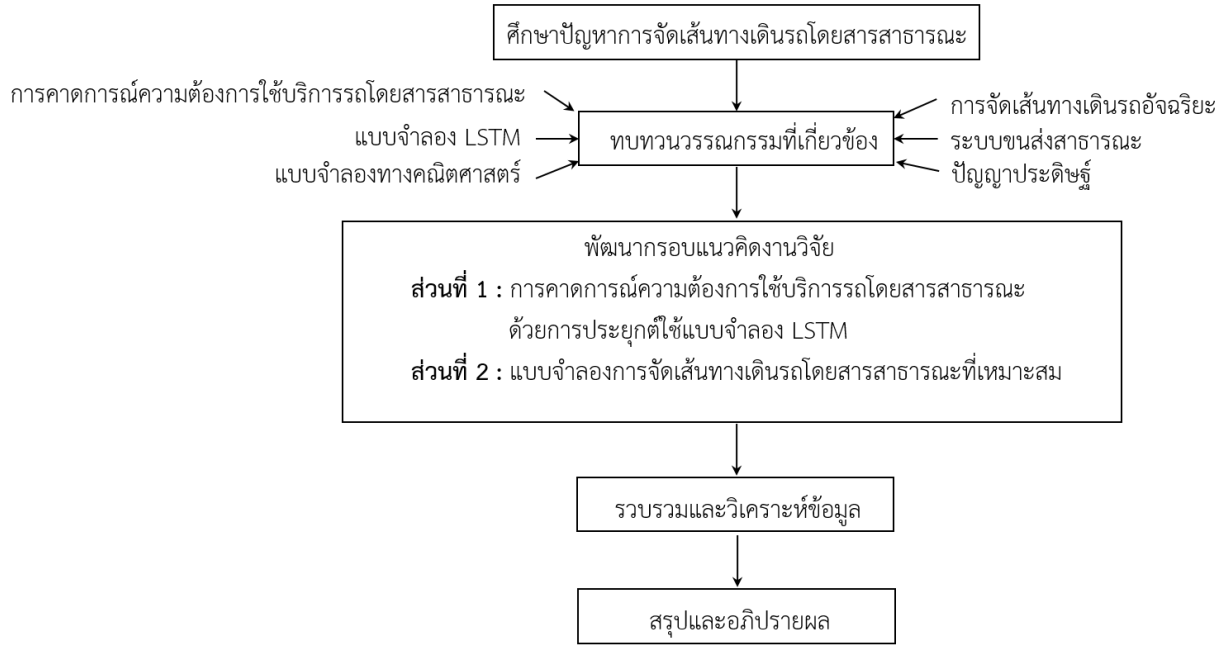
Autonomous Vehicle : SAV) โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดการใช้พลังงานรวมของยานพาหนะทั้งหมด ซึ่งมีการวัดความคุ้มค่าระหว่างการลดระยะทางและจำนวนผู้โดยสาร โดยใช้วิธีการพื้นฐานการจัดการรถยนต์ที่ใช้ร่วมกัน (Share-a-Ride-Problem : SARP) ที่ถูกเสนอโดย Li et al. (2014) เป็นการนำเสนอทฤษฎีในการจัดเส้นทางสำหรับรถรับจ้างส่วนตัว โดยให้สามารถรับผู้โดยสารและสิ่งของได้เพิ่มเติมได้มากกว่าหนึ่งครั้ง หรือสามารถรับผู้โดยสารได้จนกว่าจะเต็มจำนวนบรรทุกของรถ และมีการใช้ระดับความพึงพอใจของผู้โดยสารเป็นข้อจำกัดส่วนหนึ่งอีกด้วย งานวิจัยของ Gendreau et al. ในปี 1995 และ 1996 ได้ศึกษาปัญหาการจัดเส้นทางการเดินรถ โดยมีตำแหน่งและจำนวนที่ไม่แน่นอนของผู้โดยสาร เป็นการนำปัญหาการแบ่งปันการใช้งานรถยนต์โดยสารมาจำลองแบบเสมือนจริง ซึ่งจะมีผู้โดยสารเรียกรถโดยไม่แจ้งล่วงหน้าในระหว่างการวิ่งรถบนเส้นทาง ทำให้ไม่สามารถรู้ได้ล่วงหน้าอย่างชัดเจนว่า ตำแหน่งรับและส่งของผู้โดยสารใหม่จะเกิดขึ้นในสถานที่ใด และมีจำนวนผู้โดยสารเท่าใด ซึ่งจากการศึกษาจะมีวิธีการจำลองผู้โดยสารเข้ามาในระบบหลายแบบ เช่น แบบสุ่มในรูปแบบการกระจายตามข้อมูลในอดีต (Gendreau et al., 1995, 1996; Li et al., 2014) หรือการพยากรณ์อนาคตจากข้อมูล โดยมีการใช้เทคโนโลยีต่าง ๆ มาช่วยในการพยากรณ์พฤติกรรมการเรียกรถในสถานที่และช่วงเวลาต่าง ๆ เช่น ระบบฐานข้อมูลขนาดใหญ่ (Big Data) และปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เป็นต้น (Giuffrida et al., 2022)

เงื่อนไขข้อบังคับที่ควรพิจารณาสำหรับปัญหาการจัดเส้นทางอัจฉริยะสำหรับระบบขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่น หรือ แท็กซี่ส่วนบุคคลนั้น มีดังต่อไปนี้ ข้อจำกัดด้านจำนวนที่นั่งของรถโดยสาร โดยรถยนต์ทุกคันจะมีการจำกัดจำนวนที่นั่งตามขนาดของรถแต่ละประเภท ซึ่งจะทำให้สามารถรับผู้โดยสารเพิ่มได้จนกว่ารถจะเต็มความจุ (Hulagu et al., 2022; Ma et al., 2021; Tholen et al., 2021) หรือข้อจำกัดด้านความจุของรถบรรทุก (Capacitated Vehicle Routing Problem: CVRP) (Baños et al., 2013) ข้อจำกัดด้านสถานีฐาน สามารถแบ่งข้อจำกัดได้เป็นหลายแบบ กล่าวคือ จุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดต้องเป็นสถานีฐานแห่งเดียวกัน (Crevier et al., 2007; Ho et al., 2008; Polacek et al., 2004) หรือ จุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดไม่จำเป็นต้องเป็นสถานีฐานแห่งเดียวกัน (Li et al., 2016) ข้อจำกัดด้านกรอบเวลา (Time Window) ในการรับส่ง สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 แบบ กล่าวคือ กรอบเวลาที่ไม่สามารถยืดหยุ่นได้ (Hard-Time Window) (Agra et al., 2013; Vidal et al., 2013) ไม่สามารถจัดส่งนอกกรอบเวลาได้ และ กรอบเวลาที่สามารถยืดหยุ่นได้ (Soft-Time Window) สามารถจัดส่งได้นอกกรอบเวลาที่ตั้งไว้ (Figliozzi, 2010; Taş et al., 2013)

4. วิธีดำเนินงานวิจัย

ในการออกแบบกรอบแนวคิดสำหรับการวิจัยเพื่อพัฒนาแบบจำลองนำเสนอเส้นทางอัจฉริยะสำหรับระบบขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่นมีวิธีดำเนินงานวิจัย แสดงดังรูปที่ 2 มีรายละเอียดดังนี้ 1) ศึกษาปัญหาการจัดเส้นทางเดินรถโดยสารสาธารณะ 2) ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง เช่น การจัดเส้นทางเดินรถอัจฉริยะ ระบบการขนส่งสาธารณะ การคาดการณ์ความต้องการใช้บริการรถโดยสารสาธารณะด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลอง LSTM และการแก้ปัญหาการจัดเส้นทางเดินรถโดยสารสาธารณะด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลองทาง

คณิตศาสตร์ 3) พัฒนากรอบแนวคิดงานวิจัย โดยแบ่งงานออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ส่วนที่ 1 การคาดการณ์ความต้องการใช้บริการรถโดยสารสาธารณะด้วยการประยุกต์ใช้แบบจำลอง LSTM และส่วนที่ 2 แบบจำลองการจัดเส้นทางเดินรถโดยสารสาธารณะที่เหมาะสม 4) รวบรวมและนำเอาข้อมูลที่ได้รับทั้งหมดมาวิเคราะห์ และ 5) สรุปและอภิปรายผล



รูปที่ 2 วิธีการดำเนินงานวิจัย

5. ผลการวิจัย

ในการพัฒนาแบบจำลองการจัดการเส้นทางที่นำปัญญาประดิษฐ์มาช่วย เพื่อการนำเสนอเส้นทางการเดินรถโดยสารสำหรับระบบขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่น มีกรอบแนวคิดงานวิจัย แสดงดังรูปที่ 1 โดยในการพัฒนาแบบจำลองสามารถแบ่งแยกรายละเอียดออกเป็น 2 ส่วนได้ดังนี้

ส่วนที่ 1 การคาดการณ์ความต้องการใช้บริการรถโดยสารสาธารณะด้วยแบบจำลอง Long-Short Term Memory (LSTM)

ในส่วนของการคาดการณ์ความต้องการใช้บริการรถโดยสารสาธารณะจะมีการอ้างอิงความต้องการจากข้อมูลทั้งหมด 3 แหล่งข้อมูลด้วยกัน อันได้แก่

แหล่งข้อมูลที่ 1 การเรียกใช้บริการผ่านแอพพลิเคชั่นมือถือ (Mobile application) ผู้โดยสารจะทำการเรียกใช้บริการรถโดยสารสาธารณะผ่านทางมือถือ โดยจะมีการระบุถึงตำแหน่งที่ต้องการขึ้น (Origin)

ตำแหน่งที่ต้องการไปถึง (Destination) เวลาที่ต้องการใช้บริการ (Riding time) รวมไปถึงจำนวนของผู้โดยสาร

แหล่งข้อมูลที่ 2 ข้อมูลความต้องการใช้บริการผ่านทางอุปกรณ์ที่เชื่อมต่อกับอินเตอร์เนต (Internet of things) หรือแหล่งข้อมูลอื่น ๆ ในอินเตอร์เนต เนื่องจากในปัจจุบัน จังหวัดภูมิภาคต่าง ๆ ได้มีการริเริ่มโครงการ smart city ซึ่งมีส่วนช่วยให้ข้อมูลต่าง ๆ ภายในอินเตอร์เนตของพื้นที่นั้นได้ถูกนำมาใช้ประโยชน์มากขึ้น โดยเฉพาะด้านการจราจร เช่น การช่วยส่งข้อมูลที่แสดงถึงปริมาณความหนาแน่นของการจราจรในแต่ละเส้นทาง เป็นต้น ซึ่งวิธีนี้จะช่วยให้แบบจำลองได้รับข้อมูลประมาณการความต้องการใช้บริการรถโดยสารตามเวลาจริง ณ ขณะนั้น

แหล่งข้อมูลที่ 3 ข้อมูลความต้องการใช้บริการจากฐานข้อมูล (Riding demand database) โดยข้อมูลในส่วนนี้จะมาจากข้อมูลความต้องการใช้รถบริการขนส่งสาธารณะในช่วงเวลาที่ผ่านมา โดยมีการบันทึกรายละเอียดที่ครบถ้วน อันได้แก่ ปริมาณความต้องการในแต่ละช่วงเวลา จุดหมายปลายทางของผู้โดยสาร และระยะเวลาในการโดยสารรถแต่ละรอบ

ในระบบขนส่งสาธารณะ เนื่องจากลักษณะชุดข้อมูลที่จะถูกใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อคาดการณ์ตำแหน่งและจำนวนของผู้โดยสารตามช่วงเวลาต่าง ๆ ในระบบขนส่งสาธารณะนั้นจะมีลักษณะเป็นชุดข้อมูลตามช่วงเวลา ซึ่งแบบจำลอง LSTM เป็นแบบจำลองประเภทหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์มีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลที่มีลักษณะเป็นชุดข้อมูลตามช่วงเวลา ดังนั้นแบบจำลอง LSTM จึงมีความสามารถในการนำมาประยุกต์ใช้เพื่อคาดการณ์ตำแหน่งและจำนวนของผู้โดยสารตามช่วงเวลาต่าง ๆ ในอนาคตได้

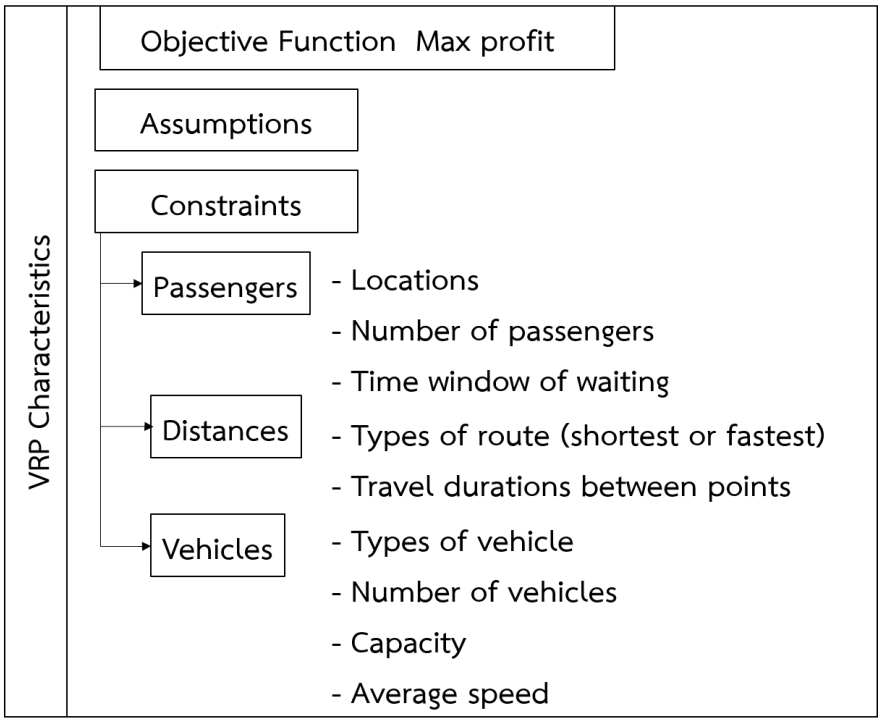
<u>ส่วนที่ 2 แบบจำลองการจัดการเส้นทางการเดินรถที่เหมาะสมสำหรับรถโดยสารสาธารณะ</u>

การพัฒนาแบบจำลองการจัดการเส้นทางเดินรถโดยสารสาธารณะ จะใช้ข้อมูลขาเข้า (Input data) ในส่วนของความต้องการใช้รถโดยสารสาธารณะในแต่ละช่วงเวลาที่ได้รับจากส่วนที่ 1 ซึ่งเป็นการคาดการณ์ความต้องการใช้บริการรถโดยสารสาธารณะด้วยแบบจำลอง Long-Short Term Memory (LSTM) โดยแบบจำลองของปัญหา VRP ที่พิจารณา แสดงดังรูปที่ 3 โดยมีรายละเอียดดังนี้

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective function) เพื่อให้สามารถตอบสนองต่อความต้องการของผู้โดยสารให้มากที่สุด และเป็นการโดยสารสาธารณะที่สามารถช่วยให้ผู้โดยสารสามารถแบ่งปันทรัพยากรการเดินทางร่วมกันที่ไม่ประจำทาง ดังนั้นการกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์ จึงเป็นกำไรที่ได้รับที่มากที่สุด (Maximize profit) ซึ่งเป็นผลต่างระหว่างค่าโดยสารที่ได้รับจากผู้โดยสารและต้นทุนที่ใช้ในการเดินทาง

ข้อสมมติ (Assumptions) ประกอบด้วย ปริมาณความต้องการใช้บริการรถโดยสารรู้ล่วงหน้าและแน่นอน ซึ่งเป็นข้อมูลที่ได้รับมาจากส่วนที่ 1 ความหนาแน่นของการจราจรในแต่ละช่วงเวลามีความแตกต่างกัน ตำแหน่งของผู้โดยสาร (Location) แต่ละรายเป็นจุดที่สำคัญในเขตตัวเมือง

สำหรับเงื่อนไขข้อบังคับที่พิจารณา ประกอบด้วย ตำแหน่งของผู้โดยสาร (Location) แต่ละรายอยู่ตามจุดต่าง ๆ ที่สำคัญในเขตตัวเมือง เวลารอคอย (Waiting time) ของผู้โดยสารมีกรอบเวลา (Time window) กล่าวคือ กรอบเวลาการรับส่งผู้โดยสารไม่สามารถยืดหยุ่นได้ เนื่องจากการรับส่งผู้โดยสาร ไม่เหมือนการขนส่งสินค้า เราควรคำนึงถึงความพึงพอใจของผู้โดยสารเป็นสำคัญ เพื่อไม่ให้ผู้โดยสารเกิดเวลารอคอยนาน ดังนั้นจึงต้องมีการสร้างกรอบเวลาที่ไม่ยืดหยุ่นไว้เพื่อจำกัดเวลาในการถึงจุดหมายปลายทางของผู้โดยสาร เวลาที่ใช้ในการเดินทาง (Traveling time) เป็นไปตามความเร็วโดยเฉลี่ย (Average speed) ของรถโดยสารที่เดินทางในแต่ละช่วงเวลา ระยะทาง (Distance) เป็นไปตามเส้นทางที่ผู้โดยสารเลือก โดยผู้โดยสารแต่ละรายสามารถเลือกเส้นทางที่สั้นที่สุด (Shortest) แต่อาจจะมีการจราจรติดขัดหรือเส้นทางที่ใช้เวลาในการเดินทางเร็วที่สุด (Fastest) แต่อาจจะมีระยะทางในการเดินทางที่ไกลมากขึ้น และชนิดของรถโดยสาร (Types of vehicles) เพื่อให้สามารถจำกัดจำนวนที่นั่งของผู้โดยสารได้ เป็นต้น



รูปที่ 3 รายละเอียดของปัญหา VRP ที่พิจารณา

6. สรุปและอภิปรายผล

ในพื้นที่ภูมิภาค ประชากรมีพื้นที่อยู่อาศัยที่กระจัดกระจาย และมีความหนาแน่นของประชากรต่ำ รวมไปถึงระยะทางในการเดินทางระหว่างพื้นที่กลางเมืองและพื้นที่โดยรอบค่อนข้างไกล ดังนั้นระบบรถโดยสารขนส่งสาธารณะแบบประจำทาง (Fixed-route) จึงไม่มีความเหมาะสม เนื่องจากความไม่คุ้มค่าในการดำเนินการ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีจุดมุ่งหมายเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว โดยยึดหลักแนวคิด “ทางเดียวกัน ไปด้วยกัน” จึงนำเสนอการพัฒนาแบบจำลองนำเสนอเส้นทางอัจฉริยะสำหรับขนส่งสาธารณะแบบยืดหยุ่น โดยแบบจำลองนี้นำเข้าข้อมูลคาดการณ์ความต้องการใช้บริการรถโดยสารโดยสารสาธารณะจากข้อมูลแบบ real time ประกอบกับข้อมูลในอดีต และทำการวิเคราะห์เพื่อจัดตารางการเดินรถให้กับรถโดยสารโดยสารแต่ละคัน ในแต่ละช่วงเวลา นอกจากการใช้ข้อมูลคาดการณ์ความต้องการใช้บริการรถเป็นข้อมูลนำเข้าแล้ว ทางแบบจำลองยังมีการเรียกข้อมูลด้านการจราจรบนเส้นทางจากอินเตอร์เน็ต เพื่อใช้ประกอบการวิเคราะห์อีกด้วย

ผลที่ได้จากแบบจำลองนี้ จะช่วยให้รถโดยสารสามารถทราบเส้นทางการเดินรถของตน ซึ่งเป็นเส้นทางที่ไม่สูญเปล่า มีผู้ต้องการใช้บริการรอใช้บริการอยู่แน่นอน รวมไปถึงได้ทราบถึงเส้นทางที่ช่วยให้การเดินทางโดยรวมของรอบวิ่งนั้นสั้นที่สุด ส่งผลให้ผู้โดยสารเกิดความพึงพอใจเพราะสามารถเดินทางไปถึงจุดหมายได้ในเวลาที่รวดเร็ว จัดได้ว่าแบบจำลองนี้ช่วยให้การใช้ทรัพยากรเป็นไปอย่างคุ้มค่าที่สุด รวมไปถึงสร้างความพึงพอใจให้ทั้งฝ่ายผู้ขับขี่รถโดยสารและผู้ใช้บริการรถโดยสาร

หลังจากที่แบบจำลองถูกพัฒนาสำเร็จแล้ว ทางทีมผู้วิจัยจะทำการเก็บข้อมูลและทดลองนำแบบจำลองนี้ไปประยุกต์ใช้จริง โดยจะใช้พื้นที่ในจังหวัดพิษณุโลกเป็นพื้นที่ตัวอย่างในการทดลองใช้แบบจำลองนี้ เนื่องจากจังหวัดพิษณุโลกจัดเป็นจังหวัดที่อยู่ในภูมิภาค เขตภาคเหนือตอนล่าง ซึ่งมีมหาวิทยาลัยนเรศวรตั้งอยู่ภายในจังหวัด โดยพื้นที่ตั้งของมหาวิทยาลัยนเรศวรอยู่ห่างจากใจกลางเมืองพิษณุโลกกว่า 10 กิโลเมตร ซึ่งบริเวณใจกลางเมืองจะเป็นจุดที่ตั้งของสถานีรถไฟของจังหวัดพิษณุโลก รวมไปถึงห้างสรรพสินค้า และแหล่งร้านอาหารต่างๆ ดังนั้นเมื่อพิจารณาถึงปริมาณความต้องการใช้รถโดยสารขนส่งสาธารณะระหว่างมหาวิทยาลัยนเรศวรและใจกลางเมืองพิษณุโลกแล้ว จัดได้ว่ามีความเหมาะสมในการนำแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นนี้ไปประยุกต์ใช้เพื่อการจำลองเส้นทางการเดินรถโดยสารสาธารธณะแบบยืดหยุ่น

เอกสารอ้างอิง

Agra, A., Christiansen, M., Figueiredo, R., Hvattum, L. M., Poss, M., & Requejo, C. (2013). The robust vehicle routing problem with time windows. Computers and Operations Research. 40(3): 856–866.

Aiko, S., Thaithatkul, P., & Asakura, Y. (2018). Incorporating User Preference into Optimal Vehicle Routing Problem of Integrated Sharing Transport System. Asian Transport Studies. 5(1): 98-116.

Baños, R., Ortega, J., Gil, C., Fernández, A., & de Toro, F. (2013). A Simulated Annealing-based parallel multi-objective approach to vehicle routing problems with time windows. Expert Systems with Applications. 40(5): 1696–1707.

Blum, C., & Roli, A. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. ACM Computing Survey. 35(3): 268-308.

Crevier, B., Cordeau, J. F., & Laporte, G. (2007). The multi-depot vehicle routing problem with inter-depot routes. European Journal of Operational Research. 176(2): 756–773.

Dantzig, G. B., & Ramser, J. H. (1959). The Truck Dispatching Problem, Management Science. 6(1): 80-91.

Figliozzi, M. A. (2010). An iterative route construction and improvement algorithm for the vehicle routing problem with soft time windows. Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 18(5): 668–679.

Gendreau, M., Laporte, G., & Séguin, R. (1996). A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands and Customers. Operations Research. 44(3): 423-528.

Gendreau, M., Laporte, G., & Séguin, R. (1995). An Exact Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands and Customers. Transportation Science. 29(2): 143-155.

Giuffrida, N., Fajardo-Calderin, J., Masegosa, A. D., Werner, F., Steudter, M., & Pilla, F. (2022). Optimization and Machine Learning Applied to Last-Mile Logistics: A Review. Sustainability. 14(9): 1-16.

Ho, W., Ho, G. T. S., Ji, P., & Lau, H. C. W. (2008). A hybrid genetic algorithm for the multi-depot vehicle routing problem. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 21(4): 548–557.

Hulagu, S., & Celikoglu, H. B. (2022). An Electric Vehicle Routing Problem with Intermediate Nodes for Shuttle Fleets. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 23(2): 1223–1235.

Li, B., Krushinsky, D., Reijers, H. A., & van Woensel, T. (2014). The Share-A-Ride Problem: People and parcels sharing taxis. European Journal of Operational Research. 238(1): 31–40.

Li, J., Li, Y., & Pardalos, P. M. (2016). Multi-depot vehicle routing problem with time windows under shared depot resources. Journal of Combinatorial Optimization. 31(2): 515–532.

Lin, Y., Li, W., Qiu, F., & Xu, H. (2012). Research on Optimization of Vehicle Routing Problem for Ride-sharing Taxi. Procedia - Social and Behavioral Sciences. 43(1): 494–502.

Liyanage, S., Abduljabbar, R., Dia, H., & Tsai, P. W. (2022). AI-based neural network models for bus passenger demand forecasting using smart card data. Journal of Urban Management. 11(3): 365–380.

Ma, B., Hu, D., Chen, X., Wang, Y., & Wu, X. (2021). The vehicle routing problem with speed optimization for shared autonomous electric vehicles service. Computers and Industrial Engineering. 161(1): 1-17.

Petit, A. and Ouyang, Y. (2022). Design of heterogeneous flexible-route public transportation networks under low demand, Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 138(1): 1–22.

Polacek, M., Hartl, R. F., Doerner, K., & Reimann, M. (2004). A Variable Neighborhood Search for the Multi Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows. Journal of Heuristics. 10(1): 613–627.

Talbi, E. G.)2009(. Metaheuristics From Design to Implementation. Canada: John Wiley and Sons.

Taş, D., Dellaert, N., van Woensel, T., & de Kok, T. (2013). Vehicle routing problem with stochastic travel times including soft time windows and service costs. Computers and Operations Research. 40(1): 214–224.

Tholen, M., Beirigo, B. A., Jovanova, J., & Schulte, F. (2021). The Share-A-Ride Problem with Integrated Routing and Design Decisions: The Case of Mixed-Purpose Shared Autonomous Vehicles. Computational Logistics: Proceedings of the 12th International Conference.

Vidal, T., Crainic, T. G., Gendreau, M., & Prins, C. (2013). A hybrid genetic algorithm with adaptive diversity management for a large class of vehicle routing problems with time-windows. Computers and Operations Research. 40(1): 475–489.

Xiao, W., and Xu, H. (2022). A novel bus scheduling model based on passenger flow and bus travel time prediction using the improved cuckoo search algorithm. *2022 International Conference on Big Data, Information and Computer Network (BDICN)*, Sanya, China: 208-212.

Zhang, C., Zhu, F., Wang, X., Sun L., Tang H., and Lv, Y. (2022). Taxi Demand Prediction Using Parallel Multi-Task Learning Model. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.* 23(2): 794-803.