

แพลตฟอร์มการให้บริการวางแผนเส้นทางรถจัดส่งสินค้าอัตโนมัติโดยใช้
การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง

VEHICLE ROUTE PLAN SERVICE PLATFORM USING
REINFORCEMENT LEARNING



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2562

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แพลตฟอร์มการให้บริการวางแผนเส้นทางการจัดส่งสินค้า

อัตโนมัติโดยใช้การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง

นางสาวศรัณยา แข็งแรง 59011268
นายอิทธิวัฒน์ สุเพ็ญศิลป์ 59011578
ผศ.ดร.ชนัญชัย ตริภาค อาจารย์ที่ปรึกษา
ปีการศึกษา 2562

บทคัดย่อ

การคมนาคมขนส่งมีความสำคัญต่อชีวิตประจำวันเป็นอย่างมากในสถานการณ์ปัจจุบัน เนื่องจากโลกได้ก้าวเข้าสู่ยุคเศรษฐกิจดิจิทัล ไม่ว่าจะเป็นการสั่งซื้อสินค้าอุปโภคผ่านระบบ อินเทอร์เน็ตต่าง ๆ รวมไปถึงสินค้าบริโภคประจำวันอาหารและเครื่องดื่มรายวัน ที่มีการจัดส่งให้กับ ผู้บริโภคแบบเดลิเวอรี่ ทำให้การขนส่งนั้นมีความสำคัญทั้งต่อผู้บริโภคและผู้ให้บริการการจัดส่งเอง การจัดส่งที่สะดวกรวดเร็วย่อมเป็นผลดีทั้งต่อผู้ใช้บริการและผู้ให้บริการ เพราะนอกจากผู้ใช้บริการจะรู้สึกสะดวกสบายแล้ว ยังไม่ทำให้เกิดความไม่พอใจในบริการอีกด้วย เพราะไม่ต้องเสียเวลาในการรอนานเกินความจำเป็น ทั้งนี้ต่อตัวผู้ให้บริการเองก็ทำให้สามารถเพิ่มจำนวนรอบการจัดส่งได้มากขึ้นและหากมีการวางแผนการเดินทางที่เหมาะสมยังทำให้สามารถช่วยลดต้นทุนการจัดส่งได้อย่างมีประสิทธิภาพอีกด้วย โดยหากสามารถลดระยะทางในการจัดส่งได้ จะทำให้ประหยัดค่าใช้จ่ายในเรื่องของเชื้อเพลิงได้อีกด้วย

ดังนั้น โครงการชิ้นนี้จึงจัดทำขึ้นเพื่อช่วยให้การขนส่งดังกล่าวมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น โดยใช้การวางแผนเส้นทางตามทฤษฎีปัญหาการจัดเส้นทางขนส่ง (Vehicle Routing Problems :VRP) มาช่วยในการทำโครงการครั้งนี้ด้วย โดยระบบที่จัดทำขึ้นจะสามารถจัดสรรเส้นทางที่เหมาะสมตามเงื่อนไขของผู้ใช้ ได้แก่ การจัดสินค้าตามการจัดกลุ่มของวิธีการเคมีน และการจัดกลุ่มสินค้าโดยใช้ Q-Table รวมถึงการประยุกต์กันระหว่างทั้งสองวิธี เพื่อให้รูปแบบการจัดส่งตรงตามวัตถุประสงค์ จึงใช้ การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning) มาใช้ในการกำหนดวิธีการในการจัดกลุ่มสินค้า

Vehicle Route Plan Service Platform using Reinforcement

Learning

Ms. Sarunya	Khangrang	59011068
Mr. Itiwat	Supensilp	59011427
Asst. Prof. Dr.. Thananchai	Threepak	Advisor
Academic Year 2019		

ABSTRACT

Transportation has an important part of peoples' daily life nowadays Since the world has gotten into the Digital Economy era. We can order consumer goods through the wireless system so easily include Food products and Daily drink, which make transportation more important part nowadays. Fast and convenient delivery are an advantage for the costumer and service providers for sure apart from costumer get comfortable it's also make consumer happier in service because the consumer does not have to waste time than necessary. However, service provider should increase the number of transmission cycles and If service provider has a sight of how to transport effectively it's also decrease cost of transportation furthermore, if they can decrease the distance of transportation it will save a cost of fuel also.

Therefore, this project is invented to make a transportation more effective and efficiently by using Vehicle Routing Problems to help resolve this problem either by Manage Order Delivery by using Kmean, Manage Order Delivery by using Kmean including an application between both methods and In order to make this project have a maximum effectively, we also using Reinforcement Learning to help develop this project too.

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ด้วยความอนุเคราะห์ความช่วยเหลือและข้อมูลจาก ดร.ธนัญชัย ตรีภาค อาจารย์ที่ปรึกษา คณะผู้จัดทำขอขอบพระคุณอาจารย์เป็นอย่างสูง

ขอขอบคุณเพื่อนๆ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่คอยให้ความช่วยเหลือและให้คำปรึกษาในทุกเรื่อง ๆ

และขอขอบพระคุณคุณพ่อ คุณแม่ และครอบครัวที่คอยสนับสนุนเสมอมา

ศรัณยา แข็งแรง

อิทธิวัฒน์ สุเพ็ญศิลป์



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	VI
สารบัญรูป	VII
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการ	2
1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	3
2.1 ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Travelling Salesman Problem).....	3
2.2 การจัดกลุ่มข้อมูลด้วยวิธีการเคมีน (K-means Clustering).....	5
2.3 Q-Learning.....	8
2.4 เทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง	11
บทที่ 3 การออกแบบและพัฒนา.....	15
3.1 ภาพรวมของระบบ (Conceptual Design)	15
3.2 ส่วนติดต่อกับผู้ใช้งาน (User Interface).....	16
3.3 แผนภาพการใช้งาน (Use Case Diagram).....	17
3.4 การออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรม (Application Programming Interface: API).....	17
3.5 การออกแบบ Q-table.....	19
3.6 การออกแบบ Action.....	24

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.7 การออกแบบเงื่อนไขอื่น ๆ	27
3.8 การพัฒนา Model จาก Q-learning	29
บทที่ 4 การใช้งานและการทดลอง.....	33
4.1 การทดสอบการเชื่อมต่อกับฐานข้อมูลและการบันทึกข้อมูลลงฐานข้อมูล	33
4.2 การทดสอบการจัดกลุ่มด้วยวิธีเคมีน	34
4.3 การทดสอบ Travelling Salesman Problem	35
4.4 การทดสอบ Q-Learning.....	36
4.5 ตัวต้นแบบ (Prototype).....	45
4.6 การทดสอบการนำระบบขึ้นเซิร์ฟเวอร์.....	50
บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ	51
5.1 สรุปผลที่ได้จากโครงการ	53
5.2 ปัญหาและอุปสรรค	54
5.3 แผนการพัฒนาต่อ.....	55
บรรณานุกรม.....	56

สารบัญตาราง

ตาราง	หน้า
2.1 ตัวอย่างข้อมูลในการทำการจัดกลุ่มโดยวิธีการเคมีน	5
2.2 ตัวอย่างการสุ่มเลือกข้อมูลตามค่า $k = 2$	6
2.3 แสดงการจัดกลุ่มด้วยวิธีเคมีนโดยใช้การปรับปรุงตัวแทนกลุ่มทุกครั้งที่มีการเพิ่มสมาชิกเข้า กลุ่ม	7
2.4 แสดงการจัดกลุ่มด้วยวิธีเคมีนโดยใช้การปรับปรุงตัวแทนกลุ่มหลังการจัดกลุ่มเสร็จสิ้นแล้ว	7
3.1 การออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรมของวิธี kmaen	18
3.2 การออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรมของวิธี qlarning	18
3.3 การออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรมในส่วนของข้อมูลพัสดุ (order)	18
3.4 ตารางการออกแบบ State ของ Q-table แบบที่ 1	20
3.5 ตารางการออกแบบ State ของ Q-table แบบที่ 2	21
3.6 ตารางการออกแบบ State ของ Q-table แบบที่ 3	23
3.7 ตารางการออกแบบ Action	26
3.8 ตารางการออกแบบ Action แบบที่ 2	26
3.9 ตัวอย่างตารางแสดงค่า Q-Value	30
4.1 ตารางแสดง q-value จากการ train ในข้อ 4.4.2.1 Q-learning number of cars	39
4.2 ตารางแสดง q-value จากการ train ในข้อ 4.4.2.2 Q-learning edit goal state	41
4.3 ตารางแสดง q-value จากการ train ในหัวข้อ 4.4.2.3 Q-learning edit standard volume and state	43

สารบัญรูป

รูป	หน้า
1.1 แผนภูมิแท่งแสดงต้นทุน โลจิสติกส์ของประเทศไทย.....	1
1.2 ตารางต้นทุน โลจิสติกส์ของประเทศไทย.....	2
2.1 ตัวอย่างแผนที่โจทย์ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย	3
2.2 แผนภาพแจกแจงการเดินทางของพนักงานขายทุก เมื่อกำหนดให้เริ่มต้นจากจุด A	4
2.3 Q-Learning Equation.....	8
2.4 แผนภาพแสดงส่วนประกอบและความสัมพันธ์กันของ reinforcement learning	9
2.5 Q-Learning Process.....	10
2.6 Q-Table	10
2.7 Epsilon Greedy.....	11
2.8 Update Q-table Formula.....	11
2.9 تراสัญลักษณ์ของ Flask	12
2.10 تراสัญลักษณ์ของ Mongo DB.....	12
2.11 تراสัญลักษณ์ของ Mongo DB.....	13
2.12 تراสัญลักษณ์ของ Mongo DB.....	13
3.1 แผนภาพแสดงภาพรวมของระบบ.....	15
3.2 การออกแบบส่วนติดต่อกับผู้ใช้งาน	16
3.3 แผนภาพกรณีการใช้งาน	17
3.4 ตัวอย่างรูปแบบการข้อมูลเพื่อส่งคำร้องขอในการเรียกใช้โปรแกรม	19
3.5 แผนภาพแสดงขั้นตอนการสร้าง Q-Table และการนำไปใช้งาน	29
3.6 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 1	30
3.7 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 2	31
3.8 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 3	31
3.9 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 4	32
3.10 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 5	32
3.11 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 6	32

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
4.1 ผลลัพธ์การทดสอบการเชื่อมต่อกับฐานข้อมูล	33
4.2 MongoDB Compass Community ก่อนมีการบันทึกข้อมูล	34
4.3 MongoDB Compass Community หลังมีการบันทึกข้อมูล	34
4.4 ผลลัพธ์ของการจัดกลุ่มด้วยวิธีเคมีน ด้วยตัวแปร $n = 300$ และ $k = 3$	35
4.5 ผลลัพธ์ระยะทางที่ได้จาก Travelling Salesman	35
4.6 การ train model เพื่อ update ค่า q-value ใน q-table แบบ 9 state	37
4.7 การ train model เพื่อ update ค่า q-value ใน q-table แบบ 16 state	38
4.8 q-table จากการ train Q-learning number of cars	39
4.9 ผลลัพธ์จากการทดสอบ Q-learning number of cars ที่ผ่านการ train 282 รอบ	40
4.10 q-table จากการ train Q-learning edit goal state	41
4.11 ผลลัพธ์จากการทดสอบ Q-learning edit goal state ที่ผ่านการ train 139 รอบ	42
4.12 q-table จากการ train Q-learning edit goal state	43
4.13 ผลลัพธ์จากการทดสอบ Q-learning edit standard volume and state ที่ผ่านการ train 26 รอบ ..	44
4.14 ตัวอย่างหน้าเว็บแอปพลิเคชัน	45
4.15 เมนูทั้งหมดเมื่อกดขยาย	46
4.16 Dialog ของเมนู Create Order	47
4.17 Dialog Create Order เมื่อกรอกข้อมูลเสร็จ	47
4.18 Table Dialog ของเมนู Request List	47
4.19 Table Dialog เมื่อมีการส่งคำขอร้องหลายครั้ง	48
4.20 Table Dialog เมื่อมีคำขอร้องที่จัดลำดับเสร็จ	48
4.21 เว็บแอปพลิเคชันพร้อมผลลัพธ์ที่ได้โดยเลือกวิธีการแบบ Kmean	49
4.22 เว็บแอปพลิเคชันพร้อมผลลัพธ์ที่ได้โดยเลือกวิธีการแบบ Q-Learning	49
4.23 เว็บแอปพลิเคชันพร้อมผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการแบบ kmean โดยสนใจไปที่กลุ่มย่อย 2 กลุ่ม ..	50
4.24 เว็บแอปพลิเคชันพร้อมผลลัพธ์โดยการเข้าถึงผ่านระบบอินเทอร์เน็ต	50
5.1 ผลลัพธ์จากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean	51
5.2 ผลลัพธ์การ plot ลงแผนทีจากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean	51

สารบัญรูป (ต่อ)

รูป	หน้า
5.3 ผลลัพธ์จากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean	52
5.4 ผลลัพธ์การ plot ลงแผนที่จากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean	52
5.5 ผลลัพธ์จากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean และ Q-Learning ร่วมกัน	53
5.6 ผลลัพธ์การ plot ลงแผนที่จากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean และ Q-Learning ร่วมกัน	53



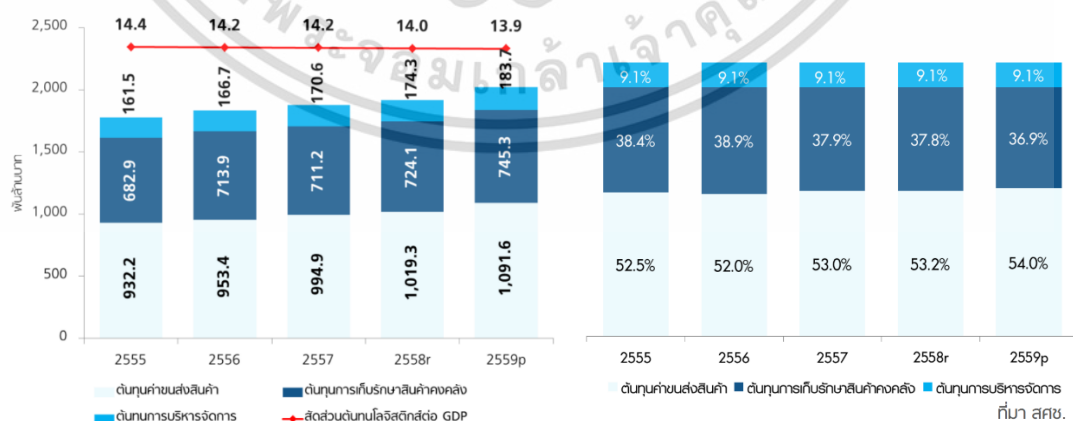
บทที่ 1

บทนำ

การคมนาคมขนส่งได้อยู่คู่กับการใช้ชีวิตของมนุษย์มาอย่างยาวนานตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน ในอดีตการขนส่งนั้นเป็นไปอย่างช้า ๆ ไม่ได้มีความเร่งรีบอย่างในปัจจุบัน เนื่องจากปัจจัยทางด้านเทคโนโลยีทั้งในด้านการเดินทางและด้านการติดต่อสื่อสาร แต่ในปัจจุบัน การใช้ชีวิตประจำวันมีความเร่งรีบขึ้นเป็นอย่างมาก จึงทำให้การคมนาคมขนส่งต้องพัฒนาให้สามารถตอบสนองความเร่งรีบของมนุษย์ได้

1.1 ความเป็นมาของปัญหา

ในปัจจุบันระบบคมนาคมขนส่งมีความสำคัญต่อชีวิตประจำวันของมนุษย์เป็นอย่างมาก เนื่องจากอุตสาหกรรมการซื้อ-ขายสินค้าบนระบบอินเทอร์เน็ต ได้เติบโตขึ้นอย่างต่อเนื่อง ทั้งสินค้าอุปโภคและบริโภค ทั้งในประเทศและต่างประเทศ ทำให้เกิดการพัฒนารูปแบบการจัดส่งสินค้าให้มีความสะดวกรวดเร็วมากยิ่งขึ้น อย่างไรก็ตาม ต้นทุนในการขนส่งสินค้ายังเป็นต้นทุนหลักในธุรกิจที่มีการจัดส่ง โดยในปี พ.ศ. 2559 ต้นทุนการขนส่งสินค้ามีสัดส่วนเพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2558 โดยเพิ่มจากร้อยละ 53.5 เป็นร้อยละ 54.0 ของต้นทุนโลจิสติกส์รวม และถือเป็นองค์ประกอบใหญ่ที่สุดของโครงสร้างต้นทุน โลจิสติกส์ รองลงมาคือต้นทุนการเก็บสินค้าคงคลังซึ่งมีสัดส่วนร้อยละ 36.9 ซึ่งลดลงจาก 37.4 ในปี พ.ศ. 2558 ดังรูป 1.1



รูป 1.1 แผนภูมิแท่งแสดงต้นทุนโลจิสติกส์ของประเทศไทย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในช่วงระหว่างปี พ.ศ. 2551-2560 ที่ผ่านมา ค่าต้นทุนขนส่งสินค้าของทางถนนมีแนวโน้มที่สูงขึ้นเรื่อย ๆ ดังรูป 1.2 เนื่องจากธุรกิจมีการเข้าสู่การค้ารูปแบบพาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์มากขึ้น ทำให้ผู้ประกอบการเพิ่มความสะดวกสบายให้แก่ผู้ใช้บริการมีช่องทางที่สามารถส่งสินค้ามาส่งถึงบ้านโดยไม่ต้องเสียเวลาออกไปค้าบนอกเพื่อทำการซื้อสินค้า ดังนั้นระบบ VRP จะช่วยวางแผนเส้นทางการขนส่งให้เพื่อลดต้นทุนการขนส่งสินค้าให้น้อยลง

ต้นทุนโลจิสติกส์	2551	2552	2553	2554	2555	2556	2557	2558r	2559p	2560e	Logistics Cost
	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015r	2016p	2017e	
ต้นทุนค่าขนส่งสินค้า	809.5	705.5	812.7	850.3	932.2	953.4	994.9	1,019.3	1,091.6	1,155.8	Transportation Cost
ทางท่อ	18.9	28.1	29.9	36.5	39.4	35.6	49.6	43.6	51.9	53.8	Pipeline
ทางราง	2.4	2.1	2.1	1.9	2.1	2.1	1.8	1.9	1.9	2.1	Rail
ทางถนน	507.0	432.0	487.2	511.6	554.5	562.3	577.1	590.9	644.4	673.5	Road
ทางน้ำ	157.6	147.8	167.1	167.8	201.8	203.6	205.0	220.4	224.6	236.8	Water
ทางอากาศ	44.0	27.8	40.0	42.3	41.4	41.1	39.5	37.2	39.4	42.6	Air
บริการเชื่อมโยงกับการขนส่ง	64.1	52.6	66.6	70.6	76.1	87.1	97.9	100.9	104.1	118.0	Transport-related Services
บริการไปรษณีย์และการสื่อสาร	15.5	15.1	19.8	19.6	16.9	21.6	24.0	24.4	25.4	29.0	Postal Services

รูป 1.2 ตารางต้นทุนโลจิสติกส์ของประเทศไทย

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการ

- 1) สร้างระบบวางแผนการจัดกลุ่มสินค้าในรถขนส่งสินค้า ให้ได้ผลลัพธ์การจัดกลุ่มสินค้าตามวัตถุประสงค์
- 2) มีระบบการวางแผนการจัดกลุ่มสินค้า ที่ใช้เวลาจัดกลุ่มสินค้าน้อยกว่าการใช้คนจัด

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) ได้ความรู้เกี่ยวกับ Machine Learning มาประยุกต์ใช้กับงาน
- 2) มีระบบต้นแบบในการจัดกลุ่มสินค้า เพื่อให้การทำงานในการจัดกลุ่มสินค้าของผู้ประกอบการใช้เวลาในการจัดน้อยลง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

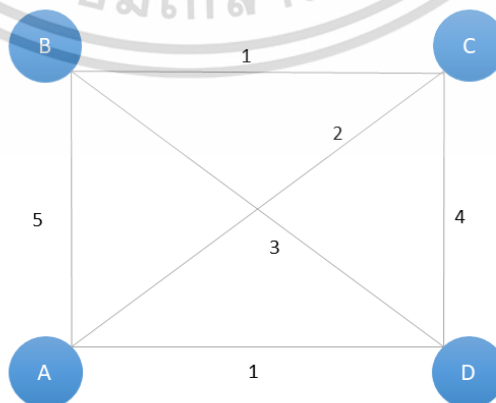
บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในการบรรลุจุดประสงค์ของโครงการ ได้ใช้ทฤษฎีการจัดกลุ่มแบบ clustering โดยใช้วิธีการของเคมีนมาใช้ในการจัดกลุ่ม หลังจากนั้นจึงใช้ทฤษฎีปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Travelling Salesman Problem) ช่วยในการหาเส้นทางที่ใกล้เคียงกับเส้นทางที่ดีที่สุดเพื่อบอกระยะทางของการจัดส่งของรถแต่ละคัน (near optimal) และในวิธีการที่ใช้ Q-Table นั้น ได้ใช้ทฤษฎีของการทำ Q-Learning ช่วยในการสร้าง Q-Table จากการเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning) เพื่อใช้ในการตัดสินใจในการจัดกลุ่มสินค้า

2.1 ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Travelling Salesman Problem)

จากข้อมูลในหัวข้อที่ 1.1.1 แสดงให้เห็นว่าการขนส่งทางถนนมีต้นทุนการขนส่งมากที่สุดในทุก ๆ ปี โดยในปี 2560 มีต้นทุนสูงถึง 673.5 พันล้านบาท ดังนั้นจึงมีการคิดค้นและพัฒนาวิธีการที่จะช่วยให้สามารถลดต้นทุนการขนส่งเกิดขึ้น หนึ่งในวิธีการที่น่าสนใจคือปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย ซึ่งถูกคิดค้นโดยนักคณิตศาสตร์ชาวไอริช ชื่อว่า W. R. Hamilton และนักคณิตศาสตร์ชาวอังกฤษ ชื่อ Thomas Kirkman และทำการศึกษารูปแบบทั่วไปเป็นครั้งแรกโดย Karl Menger ในปี ค.ศ. 1930 แนวคิดของปัญหานี้คือพนักงานขายนั้นจะต้องเดินทางเพื่อไปเสนอขายสินค้าให้กับลูกค้าตามจุดต่าง ๆ และเพื่อให้ประหยัดค่าใช้จ่ายในการเดินทาง พนักงานขายจะต้องวางแผนการเดินทางให้ไปได้ครบทุกจุดด้วยระยะทางรวมสั้นที่สุด โดยมีเงื่อนไขที่สำคัญคือการเดินทางจะต้องไม่ซ้ำจุดเดิม แต่ต้องวนกลับมาที่จุดเริ่มต้นในตอนท้าย



รูป 2.1 ตัวอย่างแผนที่โจทย์ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูป 2.1 หากกำหนดให้พนักงานขายเริ่มเดินทางจากจุด A จะได้เส้นทางการเดินทางของพนักงานขายทั้งหมด 6 เส้นทาง ได้แก่

เส้นทางที่ 1: A-B-C-D-A ระยะทางรวม: $5 + 1 + 4 + 1 = 11$

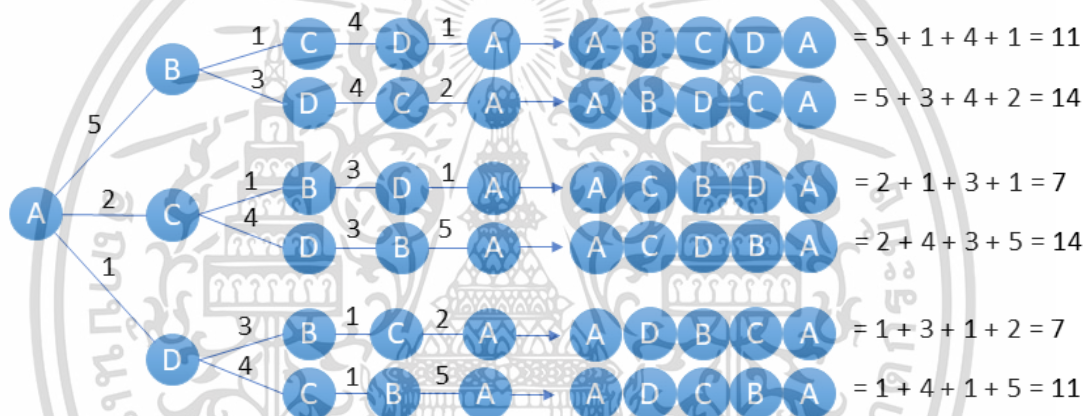
เส้นทางที่ 2: A-B-D-C-A ระยะทางรวม: $5 + 3 + 4 + 2 = 14$

เส้นทางที่ 3: A-C-B-D-A ระยะทางรวม: $2 + 1 + 3 + 1 = 7$

เส้นทางที่ 4: A-C-D-B-A ระยะทางรวม: $2 + 4 + 3 + 5 = 14$

เส้นทางที่ 5: A-D-B-C-A ระยะทางรวม: $1 + 3 + 1 + 2 = 7$

เส้นทางที่ 6: A-D-C-B-A ระยะทางรวม: $1 + 4 + 1 + 5 = 11$



รูป 2.2 แผนภาพแจกแจงการเดินทางของพนักงานขายทุก เมื่อกำหนดให้เริ่มต้นจากจุด A

จากการแจกแจงเส้นทางการเดินทางของพนักงานขายทุกเส้นทางที่เป็นไปได้ ดังรูป 2.2 เมื่อเริ่มต้นจากจุด A จะเห็นได้ว่าเส้นทางที่ใช้ระยะทางสั้นที่สุดคือ เส้นทางที่ 3 และ 5 ซึ่งมีระยะทางรวมทั้งหมดเท่ากับ 7

การนำทฤษฎีปัญหาของพนักงานขายมาใช้ในการพัฒนาโปรแกรมนั้นมีหลากหลายวิธี ตัวอย่างเช่น

1) วิธีการทดลองทุกเส้นทางคือพนักงานขายจะต้องทดลองเดินทางทุกเส้นทางที่เป็นไปได้ เพื่อให้สามารถคำนวณเส้นทางรวมทุกเส้นทางได้ โดยวิธีนี้มีความจำเป็นจะต้องทราบระยะห่างระหว่างจุดทุกจุด และทำการคำนวณเพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์การเดินทางและเลือกเส้นทางที่ระยะทางรวมน้อยที่สุดมาเป็นคำตอบ

2) วิธีการหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดจากจุดที่อยู่ปัจจุบัน (nearest neighbor) เป็นการตัดสินใจเลือกเส้นทางจากระยะห่างระหว่างจุดที่อยู่ปัจจุบันกับเพื่อนบ้านที่อยู่ติดกัน โดยพนักงานขายจะเลือกเส้นทางที่มีระยะห่างน้อยที่สุดในแต่ละจุดที่เดินผ่านและคำนวณระยะทางรวมในตอนท้าย

ทั้งนี้ทฤษฎีการเดินทางของพนักงานขายเพียงช่วยลดระยะทางในการเดินทาง โดยคำนึงถึงแค่ระยะทางเท่านั้น ไม่ได้รองรับปัจจัยที่เกี่ยวข้องอื่น ๆ เช่นระยะเวลาในการเดินทางเนื่องจากการจราจร หรืออุปสรรคในการเดินทางต่าง ๆ

2.2 การจัดกลุ่มข้อมูลด้วยวิธีการเคมีน (K-means Clustering)

การจัดกลุ่มด้วยวิธีการเคมีนเป็นจัดกลุ่มข้อมูลแบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning) ที่ง่ายและไม่ซับซ้อนมาก โดยจะทำการแบ่งข้อมูลจำนวน n ตัวออกเป็นกลุ่มจำนวน k กลุ่ม โดยหลักการคือหลังจากกำหนดจำนวนกลุ่มที่ต้องการแล้ว จะทำการสุ่มตัวแทนกลุ่มขึ้นมาจากข้อมูล เช่น เลือกข้อมูลชุดที่ 1 เป็นตัวแทนของกลุ่มที่ 1 ต่อมาจึงทำการทดสอบข้อมูลแต่ละชุดว่ามีความใกล้เคียงกับกลุ่มใดมากที่สุด และจะถูกรวมเข้ากับตัวแทนกลุ่มนั้น ตัวอย่างเช่น

ข้อมูลชุดที่ 2 มีความต่างจากตัวแทนข้อมูลกลุ่มที่ 1 เท่ากับ 5

มีความต่างจากตัวแทนข้อมูลกลุ่มที่ 2 เท่ากับ 3

ดังนั้น ข้อมูลชุดที่ 2 จึงถูกจัดให้รวมเข้ากับข้อมูลกลุ่มที่ 2

นอกจากนี้วิธีการจัดกลุ่มแบบเคมีนยังมีเทคนิคการปรับปรุงตัวแทนกลุ่มที่แตกต่างกัน 2 แบบ คือ การปรับปรุงตัวแทนกลุ่มทุกครั้งที่มีการเพิ่มสมาชิกใหม่เข้ากลุ่มและการปรับปรุงตัวแทนกลุ่มหลังการจัดกลุ่มเสร็จสิ้นแล้ว

ตาราง 2.1 ตัวอย่างข้อมูลในการทำการจัดกลุ่มโดยวิธีการเคมีน

ชุดข้อมูล	A	B
1	1.00	1.00
2	1.50	2.00
3	3.00	4.00
4	5.00	7.00
5	3.50	5.00
6	4.50	5.00
7	3.50	4.50

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตาราง 2.1 มีข้อมูลตัวอย่างในการทำการจัดกลุ่มแบบเคมีนทั้งหมด 7 ชุด ($n = 7$) และกำหนดให้ค่า $k = 2$ จากนั้นทำการสุ่มตัวแทนกลุ่มจากข้อมูลทั้งหมดออกมาจำนวน 2 ชุดตามค่า k คือ กลุ่มที่ 1 เลือกข้อมูลชุดที่ 1 คู่อันดับ (1, 1) และกลุ่มที่ 2 เลือกข้อมูลชุดที่ 4 คู่อันดับ (5, 7) ดังตาราง 2.2

ตาราง 2.2 ตัวอย่างการสุ่มเลือกข้อมูลตามค่า $k = 2$

กลุ่มที่	ชุดข้อมูลที่	A	B
1	1	1	1
2	4	5	7

หลังจากได้ตัวแทนกลุ่มแล้วจึงทำการคำนวณระยะห่างของชุดข้อมูลแต่ละชุดกับตัวแทนกลุ่มนั้น ๆ ตัวอย่างเช่น ข้อมูลชุดที่ 2 ด้วยการหาระยะห่างของข้อมูลชุดที่ 2 กับข้อมูลของตัวแทนกลุ่มที่ 1 และกลุ่มที่ 2 แล้วทำการเปรียบเทียบกัน คือหาค่าสัมบูรณ์ของการนำเวกเตอร์ A ของข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งและลบด้วยเวกเตอร์ A ของตัวแทนข้อมูลในกลุ่มที่ 1 ซึ่งก็คือเวกเตอร์ A ของข้อมูลชุดที่ 1 รวมกับค่าสัมบูรณ์ของการนำเวกเตอร์ B ของข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งและลบด้วยเวกเตอร์ B ของตัวแทนข้อมูลในกลุ่มที่ 1 ซึ่งก็คือเวกเตอร์ B ของข้อมูลชุดที่ 1 จะได้ $|1.5 - 1| + |2 - 1| = 1.5$

เช่นเดียวกันกับตัวแทนข้อมูลชุดที่ 2 คือหาค่าสัมบูรณ์ของการนำเวกเตอร์ A ของข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งและลบด้วยเวกเตอร์ A ของตัวแทนข้อมูลในกลุ่มที่ 2 ซึ่งก็คือเวกเตอร์ A ของข้อมูลชุดที่ 4 รวมกับค่าสัมบูรณ์ของการนำเวกเตอร์ B ของข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งและลบด้วยเวกเตอร์ B ของตัวแทนข้อมูลในกลุ่มที่ 1 ซึ่งก็คือเวกเตอร์ B ของข้อมูลชุดที่ 1 จะได้ $|1.5 - 5| + |2 - 7| = 8.5$

จะเห็นได้ว่าข้อมูลชุดที่ 2 มีความใกล้เคียงกับตัวแทนข้อมูลในกลุ่มที่ 1 มากกว่ากลุ่มที่ 2 ทำให้ถูกจัดให้รวมเข้ากับข้อมูลในกลุ่มที่ 1

2.2.1 การปรับปรุงตัวแทนกลุ่มทุกครั้งที่มีการเพิ่มสมาชิกใหม่เข้ากลุ่ม

หลังจากเพิ่มสมาชิกใหม่เข้าไปในกลุ่มแล้วจึงทำการปรับปรุงตัวแทนข้อมูลด้วยการหาค่าเฉลี่ยของแต่ละเวกเตอร์ของกลุ่มข้อมูลนั้น ตัวอย่างเช่น เมื่อทำการจัดกลุ่มให้ข้อมูลชุดที่ 2 รวมเข้ากับกลุ่มที่ 1 แล้วจะทำการหาค่าเฉลี่ยของเวกเตอร์ A จะได้ว่า $(1 + 1.5) / 2 = 1.25$ ดังนั้น จะได้ค่าเวกเตอร์ A ของตัวแทนกลุ่มที่ 1 เท่ากับ 1.25 เช่นกันกับค่าเวกเตอร์ B ซึ่งหลังจากคำนวณจะได้อีกค่าเวกเตอร์ B ของตัวแทนกลุ่มที่ 1 เท่ากับ $(2 + 1) / 2 = 1.5$ โดยหลังจากทำซ้ำขั้นตอนทั้งหมดจนครบทุกชุดข้อมูลจะได้ตามตาราง 2.3

ตาราง 2.3 แสดงการจัดกลุ่มด้วยวิธีเคมินโดยใช้การปรับปรุงตัวแทนกลุ่มทุกครั้งที่มีการเพิ่มสมาชิกเข้ากลุ่ม

ขั้นตอน	ชุดข้อมูล	กลุ่มที่ 1		กลุ่มที่ 2	
		ระยะห่าง	ตัวแทนกลุ่ม	ระยะห่าง	ตัวแทนกลุ่ม
1	2	1.50	(1.25, 1.50)	8.50	-
2	3	4.25	(1.83, 2.33)	5	-
3	5	4.37	-	3.50	(4.25, 6.00)
4	6	5.37	-	1.25	(4.33, 5.67)
5	7	3.84	-	2	(4.12, 5.38)

จากตาราง 2.3 จะได้ว่ากลุ่มที่ 1 มีสมาชิกทั้งหมด 3 ชุดข้อมูล ได้แก่ ข้อมูลชุดที่ 1, 2 และ 3 และมีตัวแทนข้อมูลที่ผ่านการปรับปรุงทั้งหมด 2 ครั้งคือ (1.25, 1.52) และ (1.83, 2.33) ตามลำดับ และกลุ่มที่ 2 มีสมาชิกทั้งหมด 4 ชุดข้อมูล ได้แก่ ข้อมูลชุดที่ 4, 5, 6 และ 7 ตามลำดับ โดยมีตัวแทนข้อมูลที่ผ่านการปรับปรุงทั้งหมด 3 ครั้งคือ (4.25, 6.00), (4.33, 5.67) และ (4.12, 5.38) ตามลำดับ

2.2.2 การปรับปรุงตัวแทนกลุ่มหลังการจัดกลุ่มเสร็จสิ้นแล้ว

การปรับปรุงตัวแทนกลุ่มแบบนี้จะเป็นเปรียบเทียบชุดข้อมูลเพื่อจัดเข้ากลุ่มไปเรื่อย ๆ โดยไม่นำข้อมูลของสมาชิกที่เพิ่มเข้ามาใหม่มาคิดในการปรับปรุงตัวแทนกลุ่มทันที แต่จะนำมาคิดเพียงครั้งเดียวในเวลาที่มีการจัดกลุ่มข้อมูลเสร็จเรียบร้อยแล้ว และเมื่อแจกแจงวิธีการทำจะได้ตามตาราง 2.4 ดังนี้

ตาราง 2.4 แสดงการจัดกลุ่มด้วยวิธีเคมินโดยใช้การปรับปรุงตัวแทนกลุ่มหลังการจัดกลุ่มเสร็จสิ้นแล้ว

ขั้นตอนที่	ชุดข้อมูลที่	กลุ่มที่ 1		กลุ่มที่ 2	
		ระยะห่าง	สมาชิกกลุ่ม	ระยะห่าง	สมาชิกกลุ่ม
1	2	1.50	(1,2)	8.50	(4)
2	3	5.00	(1,2,3)	5.00	(4)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3	5	6.50	(1,2,3)	3.50	(4,5)
4	6	7.50	(1,2,3)	2.50	(4,5,6)
5	7	6.00	(1,2,3)	4.00	(4,5,6,7)

จากตาราง 2.4 จะได้ว่ากลุ่มที่ 1 มีสมาชิกทั้งหมด 3 ชุดข้อมูล ได้แก่ ข้อมูลชุดที่ 1, 2 และ 3 โดยมีตัวแทนข้อมูลหลังจากปรับปรุงคือ (1.83, 2.33) และกลุ่มที่ 2 มีสมาชิกทั้งหมด 4 ชุดข้อมูล ได้แก่ ข้อมูลชุดที่ 4, 5, 6 และ 7 ตามลำดับ โดยมีตัวแทนข้อมูลหลังจากปรับปรุงคือ (4.12, 5.38)

2.3 Q-Learning

Q-Learning คืออัลกอริทึมการเรียนรู้แบบเสริมแรง (Reinforcement Learning) ให้สามารถตัดสินใจภายใต้แต่ละสถานการณ์เพื่อนำมาซึ่งผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยที่ robot นั้นจะไม่ได้ถูกบอกให้รู้ถึงกฎเกณฑ์ในการเลือกกระทำสิ่งใดภายใต้สถานการณ์ใดโดยตรง แต่ robot จะพยายามพัฒนาระบบความคิดการตัดสินใจเองจากการทดลองผิดพลาดและเรียนรู้ไปเรื่อย ๆ โดยนำเอาสมการทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า Bellman Equation มาช่วย ดังสมการ (2.1)

$$Q(s,a) = r + \gamma(\max_{a'}(Q(s',a'))) \quad (2.1)$$

หลักการคือเราจะมีตารางที่คอยบอกว่า ถ้าเราอยู่ state (s) นี้ เราทำ action (a) นี้ แล้วจะได้ reward (r) เท่าไหร่ โดยมีการ discount reward (γ) และเลือก action ที่ดีที่สุดจนบรรลุ goal state

$$Q^\pi(s_t, a_t) = \underline{E}[R_{t+1} + \gamma R_{t+2} + \gamma^2 R_{t+3} + \dots | s_t, a_t]$$

Q value for that state given that action

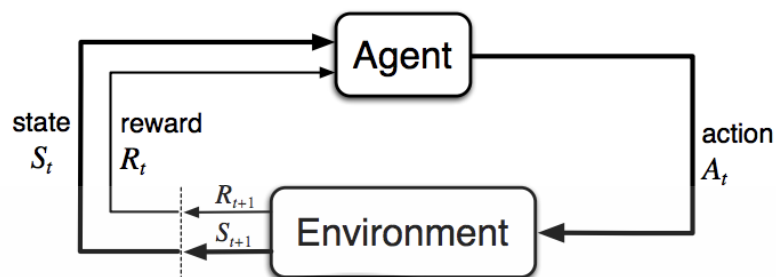
Expected discounted cumulative reward ...

given that state and that action

รูป 2.3 Q-Learning Equation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.1 ส่วนประกอบของ Reinforcement Learning



รูป 2.4 แผนภาพแสดงส่วนประกอบและความสัมพันธ์กันของ reinforcement learning

Agent หรือ robot คือระบบที่เราสร้างขึ้นมาเพื่อให้สามารถตัดสินใจภายใต้สถานการณ์ที่แตกต่างกัน เพื่อให้ได้รับ reward ที่มากที่สุดได้ ถ้ามองง่าย ๆ ก็คือ agent คือหุ่นยนต์ตัวหนึ่งที่เรากำลังต้องการให้มันฝึกที่จะทำงานอะไรที่เราต้องการได้ ถ้าเปรียบเทียบกับเกมก็คือผู้เล่นเกม

Action คือสิ่งที่ agent สามารถทำได้ ซึ่งในแต่ละปัญหานั้นจะมี set ของ action ที่แตกต่างกันไป

State คือสิ่งที่ agent รับรู้ เพื่อใช้ในการพิจารณาว่าควรจะทำสิ่งใด ถ้าปัญหาแตกต่างกันก็อาจจะทำให้มีรูปแบบของ state แตกต่างกันไป เช่น ถ้าเราต้องการสร้าง agent ที่สามารถเล่นเกม pong ได้ state อาจจะเป็น frame หน้าจอของเกม ที่แสดงถึงตำแหน่งตัวละคร ตำแหน่งลูกบอล ฯลฯ หรือถ้าเราต้องการสร้าง agent ที่สามารถเล่นหุ้นได้ state อาจจะเป็นราคาหุ้นแต่ละตัวย้อนหลัง 10 วัน ถ้าเราต้องการสร้าง agent ที่เล่นหมากรุกได้ state อาจจะเป็นตำแหน่งของหมากรุกแต่ละตัวบนกระดาน

Reward คือสิ่งที่ agent ต้องการที่จะ maximize หรือทำให้ได้รับมากที่สุด

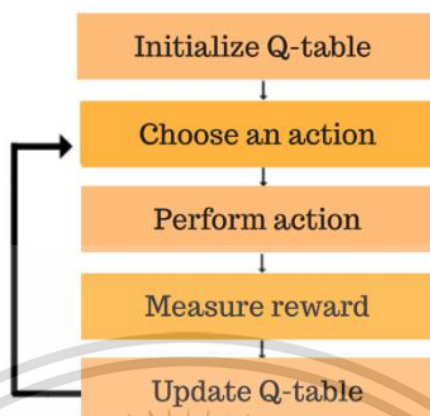
Policy คือระบบการตัดสินใจของ agent หรือก็คือตรรกะในการเลือก action ซึ่ง policy function นั้นจะถูกแทนด้วย π

$$A = \pi(s) \quad (2.1)$$

2.3.2 Simple Q-learning algorithm Process

ทำการสร้างตารางที่มีขนาดเท่ากับ จำนวน n แถว ($n =$ จำนวน state ที่เป็นไปได้) และ m หลัก ($m =$ จำนวน action ที่เป็นไปได้) ซึ่งเราจะให้ค่าทั้งหมด เป็น 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



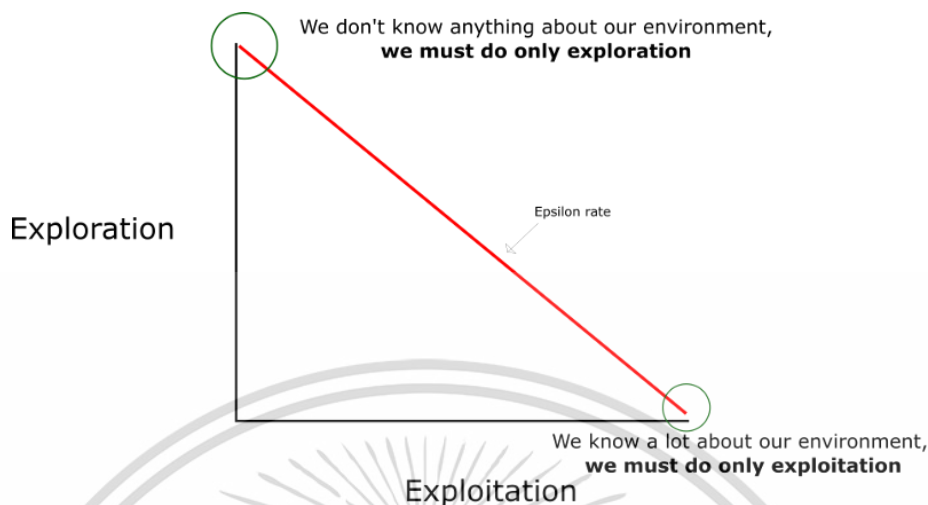
รูป 2.5 Q-Learning Process

	Actions			
States	0	0	0	0
	0	0	0	0
	0	0	0	0
		■	■	■
	0	0	0	0

รูป 2.6 Q-Table

Agent จะเลือกทำ action อะไร สำหรับ state ต่างๆ ทำให้เกิดสิ่งที่จะมาช่วยในการตัดสินใจคือ Epsilon greedy โดยหน้าที่ของมันก็คือการบอกว่า เราควรตัดสินใจเลือกระหว่าง การค้นหารูปแบบใหม่ (explore) หรือจะเลือกทำแบบที่คิดว่าคืออยู่แล้ว (exploit)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 2.7 Epsilon Greedy

หลังจากเราเลือกแล้วว่า state นี้ เราจะ action อะไร เราก็้นำสิ่งที่เราเลือกไปใช้กับ environment ซึ่ง environment ก็จะบอกเราว่า หลังจากทำ action นี้ เราจะไปอยู่ที่ state ไหนต่อไป (s') และเราได้ reward (r) มาเท่าไรหลังจากทำ action นั้น จากนั้นทำการอัปเดตตารางโดยใช้สมการดังกล่าว ทำการอัปเดตจนกว่าจะได้ผลลัพธ์ที่คาดหวัง

$$NewQ(s, a) = Q(s, a) + \alpha [R(s, a) + \gamma \max_{a'} Q'(s', a') - Q(s, a)]$$

New Q value for that state and that action Current Q Value Learning Rate Reward for taking that action at that state Discount rate Maximum expected future reward given the new s' and all possible actions at that new state

รูป 2.8 Update Q-table Formula

2.4 เทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง

2.4.1 Flask



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูป 2.9 ตราสัญลักษณ์ของ Flask

Flask คือ micro web framework ที่เขียนขึ้นมาสำหรับ Python เพื่อใช้ร่วมกัน webserver เช่น Apache ถูกจัดให้อยู่ใน microframework เนื่องจากไม่ต้องการใช้เครื่องมือหรือ library เฉพาะ ดังนั้นจึงมีแค่ที่จำเป็น จึงทำให้มีขนาดเล็ก เขียนเพียงแค่นี้ก็บรรทัดก็ทำงานได้เลย Flask ไม่มีทั้ง database หรือการตรวจการตรวจแบบฟอร์ม (form validation) แต่ยังคงรับ extensions ที่ช่วยเพิ่มความสามารถอื่นได้ ถ้ารองรับการใช้กับ Flask นอกจากนี้ยังได้รับการยอมรับจาก community we pages ชื่อนำเช่น Pinterest, LinkedIn เป็นต้น

2.4.2 Mongo DB



รูป 2.10 ตราสัญลักษณ์ของ Mongo DB

MongoDB เป็น open-source document database โดยเป็นฐานข้อมูลแบบ NoSQL คือไม่มี relation (ความสัมพันธ์) ของตารางแบบ SQL ทั่วไป แต่จะเก็บข้อมูลเป็นแบบ JSON (JavaScript Object Notation) แทน การบันทึกข้อมูลทุก ๆ record ใน MongoDB ซึ่งจะเรียกว่า Document ซึ่งจะเก็บค่าเป็น key และ value จะเห็นว่ามันก็คือ JSON นั่นเอง และการเก็บข้อมูล document ใน MongoDB จะถูกเก็บไว้ใน Collections ซึ่งเปรียบเทียบกับ Table ใน Relational Database ทั่วไป แต่แตกต่างกันที่ collection ไม่จำเป็นต้องมี schema เหมือนกันก็สามารถบันทึกข้อมูลได้

2.4.3 Docker



รูป 2.11 ตราสัญลักษณ์ของ Mongo DB

engine ตัวหนึ่งที่มีการทำงานในลักษณะจำลองสภาพแวดล้อมขึ้นมาบนเครื่องเซิร์ฟเวอร์ เพื่อใช้ในการ run service ที่ต้องการ ซึ่งมีการทำงานคล้ายคลึงกับ Virtual Machine เช่น VMWare, VirtualBox, XEN, KVM แต่ข้อแตกต่างที่ชัดเจนคือ Virtual Machine ที่รู้จักกันก่อนหน้านี้ นั้นเป็นการจำลองทั้งระบบปฏิบัติการเพื่อใช้งานและหากต้องการใช้งาน service ใด ๆ จึงทำการติดตั้งเพิ่มเติมบนระบบปฏิบัตินั้น แต่สำหรับ Docker แล้วจะใช้คอนเทนเนอร์(container) ในการจำลองสภาพแวดล้อมขึ้นมาเพื่อใช้งานสำหรับ 1 service ที่ต้องการใช้งานเท่านั้น โดยไม่ต้องมีส่วนของระบบปฏิบัติการเข้าไปเกี่ยวข้องเหมือน Virtual Machines อื่น ๆ จึงสามารถใช้งานได้บนหลายแพลตฟอร์ม ทั้งบน Linux, Mac และ Windows

2.4.4 Vue.js



รูป 2.12 ตราสัญลักษณ์ของ Mongo DB

Vue.js เป็น Frontend JavaScript Framework ที่พัฒนาโดยนาย Evan You ที่มีดีกรีเป็นอดีตพนักงาน Google และเป็นตัวหลักในทีมพัฒนา Meteor Framework ด้วย โดยปัจจุบันได้ออกมา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พัฒนา Vue.js เต็มตัวแล้ว ทั้งยังมี back-up เป็นบริษัทยักษ์ใหญ่ในจีนอย่าง Alibaba Group ทำให้ออนาคตของ Framework ตัวนี้รุ่งเรืองอย่างแน่นอน

Vue.js เป็น library ตัวหนึ่งที่ใช้จัดการกับ view ตามการออกเสียงของมัน Vue.js นั้นในสายตาชาวโลกคือการผสมผสานกันระหว่าง Angular และ React เพื่อสร้าง Reactive Component หรือคอมโพเนนต์ที่ชาญฉลาดอัปเดตตัวเองได้

2.4.5 Express

Express เป็น web application framework บน Node.js ที่ได้รับความนิยมมาก ๆ ตัวหนึ่งครับ ซึ่งตัว Express นี้จะมีฟีเจอร์ต่าง ๆ ที่ช่วยให้สร้างเว็บแอปพลิเคชันได้สะดวกขึ้น เช่น การทำ routing, middleware การจัดการ request และ response เป็นต้น ทำให้เราสามารถพัฒนาเว็บโดยใช้ Node.js ได้สะดวกและรวดเร็วยิ่งขึ้น

บทที่ 3

การออกแบบและพัฒนา

การออกแบบและการพัฒนาแบ่งออกเป็น 4 ส่วนหลัก ๆ คือภาพรวมของระบบ (Conceptual Design) การออกแบบส่วนติดต่อกับผู้ใช้งาน (User Interface) แผนภาพกรณีการใช้งาน (Use Case Diagram) รวมถึงการออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรม (Application Programming Interface: API)

3.1 ภาพรวมของระบบ (Conceptual Design)

ระบบการวางแผนเส้นทางรถขนส่งสินค้าอัตโนมัตินี้ได้ออกแบบระบบตามแผนภาพที่แสดงดังรูปที่ 3.1



รูป 3.1 แผนภาพแสดงภาพรวมของระบบ

3.1.1 ส่วนแสดงผลบนเว็บแอปพลิเคชัน (Web Application)

เว็บแอปพลิเคชันเป็นส่วนที่ใช้แสดงผลเพื่อใช้ติดต่อกับผู้ใช้งานระบบ รวมถึงใช้แสดงผลการคำนวณการจัดการเส้นทางที่เหมาะสมในกรณีต่าง ๆ เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถใช้งาน โปรแกรมได้ง่าย และสะดวกมากที่สุด

3.1.2 เซิร์ฟเวอร์ (Server)

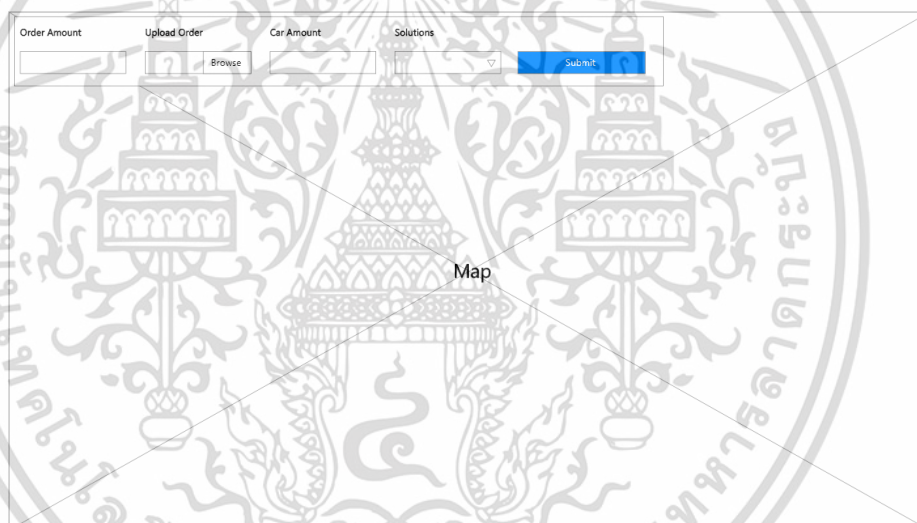
เซิร์ฟเวอร์เป็นส่วนที่ใช้ในการรองรับการทำงานของระบบพร้อมทั้งยังเป็นส่วนที่ใช้ในการติดต่อกับฐานข้อมูลของระบบอีกด้วย โดยการทำงานของเซิร์ฟเวอร์นั้นจำเป็นที่จะต้องมีการติดต่อเป็นตัวกลางในการติดต่อสื่อสารระหว่างผู้ใช้งาน เว็บแอปพลิเคชันและเซิร์ฟเวอร์ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1.3 ฐานข้อมูล

ฐานข้อมูลเป็นแหล่งที่ใช้ในการเก็บข้อมูลทั้งหมดของระบบ เพื่อให้ตัวโปรแกรมสามารถเรียกใช้งานข้อมูลได้ผ่านทางเซิร์ฟเวอร์

3.2 ส่วนติดต่อกับผู้ใช้งาน (User Interface)

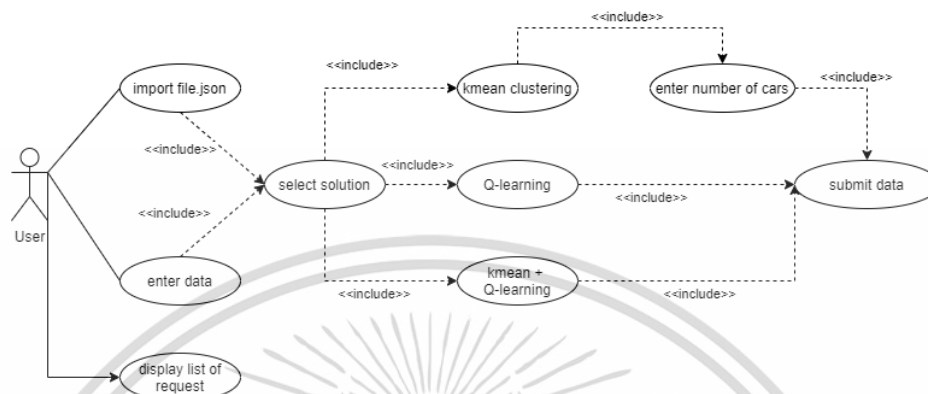
ระบบมีการออกแบบส่วนติดต่อกับผู้ใช้งานเพื่อใช้ในการทดสอบการทำงานของวิธีการเรียกใช้โปรแกรม (Application Programming Interface: API) ว่ามีการทำงานถูกต้องตามที่ถูกออกแบบไว้ และเพื่อให้สามารถตรวจสอบผลลัพธ์ของการหาเส้นทางที่ดีที่สุดได้อย่างง่ายดาย โดยได้มีการออกแบบตามรูปที่ 3.2 ด้วยโปรแกรม Adobe Xd



รูป 3.2 การออกแบบส่วนติดต่อกับผู้ใช้งาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 แผนภาพการใช้งาน (Use Case Diagram)



รูป 3.3 แผนภาพกรณีการใช้งาน

จากรูป 3.3 สามารถอธิบายได้ว่าระบบการให้บริการวางแผนเส้นทางรถขนส่งสินค้ามีการใช้งานดังนี้

- 1) ผู้ใช้งานสามารถเข้าสู่ระบบได้
- 2) ผู้ใช้งานสามารถนำเข้าข้อมูลพัสดุที่ต้องการจัดส่งได้
- 3) ผู้ใช้งานสามารถกรอกข้อมูลจำนวนพัสดุที่ต้องการจัดส่งได้ ซึ่งในกรณีนี้ใช้ในการทดสอบระบบเท่านั้น
- 4) ผู้ใช้งานสามารถกรอกจำนวนยานพาหนะที่จะใช้ในการจัดส่งได้
- 5) ผู้ใช้งานสามารถเลือกวิธีการที่จะใช้ในการจัดส่งได้
- 6) ผู้ใช้สามารถกดส่งข้อมูลทั้งหมดเพื่อค้นหาเส้นทางที่ต้องการได้

3.4 การออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรม (Application Programming Interface: API)

การออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรมได้ออกแบบโดยผู้เรียกใช้งานโปรแกรมจะต้องส่งคำร้องขอไปที่เอพีไอที่กำหนดพร้อมกับการส่งข้อมูลพัสดุที่ต้องการทำการจัดส่งสินค้า จำนวนยานพาหนะที่ใช้ในการจัดส่งสินค้า รวมถึงวิธีการที่ต้องการใช้ในการหาเส้นทางด้วย ดังนั้นในการส่งคำร้องทั้งหมดจึงต้องเป็นไปตามตาราง 3.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตาราง 3.1 การออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรมของวิธี kmaen

คำสำคัญ (Key)	ความหมาย (Value)
พัสดุ (orders)	อาร์เรย์ของพัสดุ [order]
จำนวนพาหนะ (numberOfCars)	จำนวน (Number)
วิธีการ (solution)	ข้อความ (String)

ตาราง 3.2 การออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรมของวิธี qlearning

คำสำคัญ (Key)	ความหมาย (Value)
พัสดุ (orders)	อาร์เรย์ของพัสดุ [order]
วิธีการ (solution)	ข้อความ (String)

จากตาราง 3.1 สามารถขยายความหมายของ “อาร์เรย์ของพัสดุ [order]” ได้ดังตารางที่ 3.3

ตาราง 3.3 การออกแบบวิธีเรียกใช้โปรแกรมในส่วนของคุณสมบัติพัสดุ (order)

พัสดุ (order)	
ชื่อตัวแปร	ประเภทข้อมูล
รหัสพัสดุ (orderID)	ข้อความ (String)
พิกัด (coordinates)	ออบเจกต์ (Object)
ความกว้าง (width)	จำนวน (Number)
ความยาว (length)	จำนวน (Number)
ความสูง (height)	จำนวน (Number)
หมายเลขรถ (carNumber)	จำนวน (Number)
ลำดับการจัดส่ง (deliveryOrder)	จำนวน (Number)

จากการออกแบบการเรียกใช้โปรแกรมที่ผ่านมา สามารถกล่าวได้ว่าการจะเรียกใช้ระบบนั้น จะต้องมีการส่งคำร้องขอไปที่ API ที่กำหนด ด้วยข้อมูลตามรูปแบบของเจสัน (json) ดังรูป 3.4

```

1  {
2    "request": {
3      "_id": "5e9ce88f05379b6ec4376747",
4      "status": "pending",
5      "numberOfCars": null,
6      "distance": [],
7      "volume": [],
8      "orders": [
9        {
10         "_id": "5e9ce89005379b6ec43767e7",
11         "coordinates": {
12           "lat": 13.7380714,
13           "lon": 100.1478324
14         },
15         "width": 48,
16         "length": 98,
17         "height": 28,
18         "carNumber": -1,
19         "deliveryOrder": 0
20       },
21       {
22         "_id": "5e9ce89005379b6ec43767e6",
23         "coordinates": {
24           "lat": 13.869089800000001,
25           "lon": 100.1309012
26         },
27         "width": 49,
28         "length": 12,
29         "height": 39,
30         "carNumber": -1,
31         "deliveryOrder": 0
32       },
33     ]
34   }
35 }

```

รูป 3.4 ตัวอย่างรูปแบบการข้อมูลเพื่อส่งคำร้องขอในการเรียกใช้โปรแกรม

3.5 การออกแบบ Q-table

เนื่องจากการเลือกจะทำ action ใดนั้น ตัว agent จำเป็นที่จะต้องรับรู้ถึง สถานะของ agent เองเป็นแบบใด จึงต้องทำการออกแบบ state ที่จะเป็นประโยชน์ต่อการตัดสินใจของ agent โดยเริ่มต้นจากการออกแบบ Goal State เป็นอันดับแรก คือ พิจารณาว่า Goal State ที่ผู้ใช้หรือบริษัทการขนส่งจะพึงพอใจนั้นเป็น state แบบใด และจากการพิจารณาจึงสรุปได้ดังนี้

- 1) รถทุกคันจะต้องมีระยะวิ่งอยู่ในช่วงระยะที่รถ 1 คันสามารถวิ่งได้ในเวลาทำการ คือ 8 ชั่วโมง โดยคำนึงถึงความเร็วของรถคร่าว ๆ อยู่ที่ 30 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ระยะทางที่เป็นไปได้จึงไม่ควรเกิน 240 กิโลเมตร จึงจะถือว่าส่งของได้
- 2) รถทุกคันจะต้องบรรจุสินค้าไม่เกินขนาดความจุของตัวรถ เพราะหากบรรจุเกินก็จะไม่สามารถบรรจุของลงไปได้ครบทุกชิ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5.1 State แบบที่ 1

ออกแบบให้มี State ทั้งหมด 9 state ดังตาราง 3.3 โดยมี Goal State คือ State No.8 คือ รถทุกคันสามารถส่งของได้ และปริมาณของ orders ทั้งหมด ไม่เกินปริมาณของรถ โดยมีรายละเอียดของแต่ละสถานะย่อย ดังนี้

3.5.1.1 สถานะของการส่งของ

รถที่ใช้ระยะเวลาในการส่งของทั้งหมดอยู่ในช่วง 50 ถึง 240 กิโลเมตร จะถือว่าเป็นรถที่สามารถส่งของได้ โดยสถานะการส่งของมีสถานะย่อยทั้งหมด 3 สถานะ ได้แก่

- 1) รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้
- 2) รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน
- 3) รถทุกคันสามารถส่งของได้

3.5.1.2 สถานะของการบรรจุของ

รถที่บรรจุของไม่เกินความจุของรถตามที่ระบุในหัวข้อ 3.7.1 คือ 699200 ลูกบาศก์เซนติเมตร จะถือว่าเป็นรถที่สามารถส่งของได้

- 1) รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
- 2) รถบรรจุของเกินความจุอย่างน้อย 1 คัน
- 3) รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ

ตาราง 3.4 ตารางการออกแบบ State ของ Q-table แบบที่ 1

State No.	สถานะของการส่งของ	สถานะของการบรรจุของ
0	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
1	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถบรรจุของเกินความจุอย่างน้อย 1 คัน
2	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ
3	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
4	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถบรรจุของเกินความจุอย่างน้อย 1 คัน
5	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ
6	รถทุกคันสามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
7	รถทุกคันสามารถส่งของได้	รถบรรจุของเกินความจุอย่างน้อย 1 คัน
8	รถทุกคันสามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5.2 State แบบที่ 2

เนื่องจากการออกแบบ state เพียง 9 state ยังไม่เพียงพอต่อการตัดสินใจของ agent จึงได้ทำการออกแบบ State จำนวน 16 state ดังตาราง 3.4 โดยมี Goal State คือ State No.15 คือ รถทุกคันสามารถส่งของได้ และปริมาณของ orders ทั้งหมด ไม่เกินปริมาณของรถ เพื่อให้ agent รับรู้สภาพแวดล้อมได้ละเอียดยิ่งขึ้นและนำไปสู่การบรรลุ Goal State ได้ง่ายขึ้น โดยมีรายละเอียดของสถานะย่อย ดังนี้

3.5.2.1 สถานะของการส่งของ

รถที่ใช้ระยะทางในการส่งของทั้งหมดอยู่ในช่วง 50 ถึง 240 กิโลเมตร จะถือว่าเป็นรถที่สามารถส่งของได้ โดยสถานะการส่งของมีสถานะย่อยทั้งหมด 4 สถานะ ได้แก่

- 1) รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้
- 2) รถส่งของไม่ได้ 1 คัน
- 3) รถส่งของไม่ได้มากกว่า 1 คัน
- 4) รถทุกคันสามารถส่งของได้

3.5.2.2 สถานะของการบรรจุของ

รถที่บรรจุของไม่เกินความจุของรถตามที่ระบุในหัวข้อ 3.7.1 คือ 699200 ลูกบาศก์เซนติเมตร จะถือว่าเป็นรถที่สามารถส่งของได้ โดยมีสถานะย่อย 4 สถานะ ได้แก่

- 1) รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
- 2) รถบรรจุของเกินความจุ 1 คัน
- 3) รถบรรจุของเกินความจุมากกว่า 1 คัน
- 4) รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ

ตาราง 3.5 ตารางการออกแบบ State ของ Q-table แบบที่ 2

State No.	สถานะของการส่งของ	สถานะของการบรรจุของ
0	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
1	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถบรรจุของเกินความจุ 1 คัน
2	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถบรรจุของเกินความจุมากกว่า 1 คัน
3	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ
4	รถส่งของไม่ได้ 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
5	รถส่งของไม่ได้ 1 คัน	รถบรรจุของเกินความจุ 1 คัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

State No.	สถานะของการส่งของ	สถานะของการบรรจุของ
6	รถส่งของไม่ได้ 1 คัน	รถบรรจุของเกินความจุมากกว่า 1 คัน
7	รถส่งของไม่ได้ 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ
8	รถส่งของไม่ได้มากกว่า 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
9	รถส่งของไม่ได้มากกว่า 1 คัน	รถบรรจุของเกินความจุ 1 คัน
10	รถส่งของไม่ได้มากกว่า 1 คัน	รถบรรจุของเกินความจุมากกว่า 1 คัน
11	รถส่งของไม่ได้มากกว่า 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ
12	รถทุกคันสามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
13	รถทุกคันสามารถส่งของได้	รถบรรจุของเกินความจุ 1 คัน
14	รถทุกคันสามารถส่งของได้	รถบรรจุของเกินความจุมากกว่า 1 คัน
15	รถทุกคันสามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ

3.5.3 State แบบที่ 3

จากการออกแบบ state แบบ 9 state ตามตาราง 3.3 ในระหว่างการ train พบว่าผลลัพธ์ของการจัดมีความแตกต่างของการบรรจุสินค้าในรถแต่คันเป็นอย่างมาก จึงทำการออกแบบ state ขึ้นมาอีก 1 แบบ ซึ่งมีทั้งหมด 18 state ดังตาราง 3.5 โดยมี Goal State คือ State No.17 คือ รถทุกคันสามารถส่งของได้ และปริมาตรของ orders ทั้งหมด ไม่เกินปริมาตรของรถ และ standard deviation ของการบรรจุของไม่เกินที่กำหนดเพื่อให้ agent รับรู้สภาพแวดล้อมได้ละเอียดยิ่งขึ้นและนำไปสู่การบรรลุ Goal State ได้ง่ายขึ้น โดยมีรายละเอียดของสถานะย่อย ดังนี้

3.5.3.1 สถานะของการส่งของ

รถที่ใช้ระยะทางในการส่งของทั้งหมดอยู่ในช่วง 50 ถึง 240 กิโลเมตร จะถือว่าเป็นรถที่สามารถส่งของได้ โดยสถานะการส่งของมีสถานะย่อยทั้งหมด 3 สถานะ ได้แก่

- 1) รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้
- 2) รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน
- 3) รถทุกคันสามารถส่งของได้

3.5.3.2 สถานะของการบรรจุของ

รถที่บรรจุของไม่เกินความจุของรถตามที่ระบุในหัวข้อ 3.7.1 คือ 699200 ลูกบาศก์เซนติเมตร จะถือว่าเป็นรถที่สามารถส่งของได้ โดยมีสถานะย่อย 3 สถานะ ได้แก่

- 1) รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ
- 2) รถบรรจุของเกินความจุอย่างน้อย 1 คัน
- 3) รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ

3.5.3.3 สถานะของ standard deviation ของการบรรจุ

รถที่มี standard deviation ของการบรรจุของการคำนวณ ณ ขณะนั้น อยู่ในช่วง 0 ถึง 2.3 จะถือว่าอยู่ในช่วง และเกิน 2.3 จะถือว่าไม่อยู่ในช่วง โดยมีสถานะย่อย 2 สถานะ ได้แก่

- 1) อยู่ในช่วง
- 2) ไม่อยู่ในช่วง

ตาราง 3.6 ตารางการออกแบบ State ของ Q-table แบบที่ 3

State No.	สถานะของการส่งของ	สถานะของการบรรจุของ	สถานะของ standard deviation ของการบรรจุ
0	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ	ไม่อยู่ในช่วง
1	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ	อยู่ในช่วง
2	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถบรรจุของเกินความจุอย่างน้อย 1 คัน	ไม่อยู่ในช่วง
3	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถบรรจุของเกินความจุอย่างน้อย 1 คัน	อยู่ในช่วง
4	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ	ไม่อยู่ในช่วง
5	รถทุกคันไม่สามารถส่งของได้	รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ	อยู่ในช่วง
6	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ	ไม่อยู่ในช่วง
7	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของเกินความจุของรถ	อยู่ในช่วง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

State No.	สถานะของการส่งของ	สถานะของการบรรจุของ	สถานะของ standard deviation ของการบรรจุ
8	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถบรรจุของเกินความจุ อย่างน้อย 1 คัน	ไม่อยู่ในช่วง
9	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถบรรจุของเกินความจุ อย่างน้อย 1 คัน	อยู่ในช่วง
10	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของไม่ เกินความจุของรถ	ไม่อยู่ในช่วง
11	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของไม่ เกินความจุของรถ	อยู่ในช่วง
12	รถส่งของไม่ได้อย่างน้อย 1 คัน	รถทุกคันบรรจุของเกิน ความจุของรถ	ไม่อยู่ในช่วง
13	รถทุกคันสามารถส่งของ ได้	รถทุกคันบรรจุของเกิน ความจุของรถ	อยู่ในช่วง
14	รถทุกคันสามารถส่งของ ได้	รถบรรจุของเกินความจุ อย่างน้อย 1 คัน	ไม่อยู่ในช่วง
15	รถทุกคันสามารถส่งของ ได้	รถบรรจุของเกินความจุ อย่างน้อย 1 คัน	อยู่ในช่วง
16	รถทุกคันสามารถส่งของ ได้	รถทุกคันบรรจุของไม่ เกินความจุของรถ	ไม่อยู่ในช่วง
17	รถทุกคันสามารถส่งของ ได้	รถทุกคันบรรจุของไม่ เกินความจุของรถ	อยู่ในช่วง

3.6 การออกแบบ Action

การออกแบบอาศัยการพิจารณาจากขั้นตอนที่มนุษย์จะใช้เมื่อต้องทำการจัดสินค้าเอง โดยทำการสมมติว่าของทุกชิ้นจะถูกบรรจุลงในรถ 1 คันก่อนโดยไม่สนใจว่ารถคันนั้นจะมีสถานะของการบรรจุของและสถานะของการส่งของเป็นอย่างไร แต่เมื่อตรวจสอบสถานะแล้วพบว่ารถที่ใช้อยู่ใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขณะนี้ไม่สามารถส่งของได้เพราะมีจำนวนและปริมาตรมากเกินไป จึงต้องทำการแบ่งของออกไปยังรถอีกคัน โดยในการเลือกของชิ้นแรกที่จะทำการย้ายนี้ควรจะต้องเลือกชิ้นที่อยู่มีพิคที่อยู่ห่างไกลจากชิ้นอื่น ๆ มากที่สุด จึงทำให้ออกแบบได้ Action 0 ออกมา

เมื่อมีการย้ายของแล้ว 1 ชิ้น เพื่อให้เกิดความสมดุลระหว่างรถ 2 คันจึงต้องเร่งย้ายของเข้ารถอีกคันดังนั้นจึงเกิดการสร้าง Action 2 ขึ้นมา และเมื่อมีการย้ายของไปมาจนรถเกือบทุกคันสามารถส่งของได้หมดแล้ว แต่ยังมีรถบางคันที่บรรจุของเกินอยู่ จึงสร้าง Action 1 ที่จะย้ายของจากรถคันที่บรรจุของมากที่สุดไปยังคันที่อยู่ใกล้ นอกจากนี้หากมีสถานการณ์ที่รถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถแล้ว แต่ยังมีบางคันที่ใช้ระยะทางในการส่งของมากเกินไป จึงทำให้เกิด Action 4 ขึ้นมา ส่วน Action 3 และ Action 5 นั้นเกิดขึ้นจากการสังเกตการณ์ train เป็นระยะเวลาหนึ่ง เพื่อหาสาเหตุว่าทำไมบางครั้งถึงเข้า Goal State ได้ยากมาก จึงสร้างทั้งสอง action ขึ้นมาเพื่อให้ช่องโหว่นั้นแคบลง และ Action 6 เกิดจากมีสถานการณ์ที่ agent ทำการเพิ่มรถขึ้นมาเป็นจำนวนมากจนเกินความจำเป็น จึงทำการสร้าง action เพื่อลดจำนวนคันรถที่ใช้ขึ้น

3.6.1 การออกแบบ action แบบที่ 1

ทำการออกแบบ action ทั้งหมด 7 action ดังตาราง 3.5 โดยมีรายละเอียด ดังนี้

Action 0: เพิ่มรถ 1 คัน พร้อมกับย้ายของชิ้นที่อยู่ไกลจาก centroid มากที่สุด 1 ชิ้นจากรถคันที่บรรจุของมากที่สุดในขณะนั้น

Action 1: ย้ายของจากรถคันที่บรรจุของมากที่สุดไปยังรถคันที่อยู่ใกล้ของชิ้นนั้นมากที่สุด โดยเลือกชิ้นที่อยู่ใกล้กับ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุด

Action 2: ย้ายของเข้ารถคันที่บรรจุของน้อยที่สุด โดยเลือกชิ้นที่อยู่ใกล้ centroid มากที่สุด

Action 3: ย้ายของเข้ารถคันที่มีสถานะของการบรรจุของเป็น “บรรจุของไม่เกินความจุของรถ” และมีสถานะของการส่งของเป็น “ไม่สามารถส่งของได้”

Action 4: ย้ายของจากรถคันที่มีระยะทางการส่งของมากที่สุด โดยเลือกชิ้นที่อยู่ใกล้ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุด ไปยังรถคันที่อยู่ใกล้ของชิ้นนั้นมากที่สุด

Action 5: ย้ายจากรถคันที่มีสถานะสถานะของการบรรจุของเป็น “บรรจุของเกินความจุของรถ” และมีสถานะของการส่งของเป็น “ไม่สามารถส่งของได้” โดยเลือกชิ้นที่อยู่ใกล้กับ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุด ไปยังรถคันที่อยู่ใกล้ของชิ้นนั้นมากที่สุด

Action 6: ยกเลิกรถ 1 คัน โดยย้ายของแต่ละชิ้นจากรถคันนั้น ไปยังรถคันที่มี centroid อยู่ใกล้ของชิ้นนั้นมากที่สุด

ตาราง 3.7 ตารางการออกแบบ Action

No.	Action
0	เพิ่มรถ 1 คัน พร้อมของชิ้นที่ไกลมากที่สุด 1 ชิ้น
1	ย้ายของที่อยู่ที่ใกล้ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุดของรถคันที่บรรจุของมากที่สุด ไปยังรถคันที่อยู่ใกล้ order นั้นที่สุด
2	ย้ายของที่อยู่ที่ใกล้รถคันที่ของน้อยที่สุด
3	ย้ายของที่อยู่ที่ใกล้รถคันที่ยังไม่เต็มและไม่สามารถส่งของได้
4	ย้ายของที่อยู่ที่ใกล้ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุดของรถคันที่มี distance มากที่สุดไปรถคันที่อยู่ใกล้
5	ย้ายของที่อยู่ที่ใกล้ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุดของรถคันที่เต็มแล้วและส่งของไม่ได้ไปรถคันที่ใกล้ที่สุด
6	ลบรถ 1 คัน

3.6.2 การออกแบบ action แบบที่ 2

เนื่องจากการออกแบบ state 18 state ตามหัวข้อ 3.5.3 ทำให้เกิดการสร้าง action เพิ่มขึ้นมาจากการออกแบบ action ในหัวข้อ 3.6.1 มา 1 action คือ การย้ายของจากรถคันที่มีค่าความแปรปรวนมากที่สุดไปยังรถคันที่อยู่ใกล้ของชิ้นนั้นมากที่สุด โดยเรียงลำดับดังตาราง 3.7

ตาราง 3.8 ตารางการออกแบบ Action แบบที่ 2

No.	Action
0	เพิ่มรถ 1 คัน พร้อมของชิ้นที่ไกลมากที่สุด 1 ชิ้น
1	ย้ายของที่อยู่ที่ใกล้ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุดของรถคันที่บรรจุของมากที่สุด ไปยังรถคันที่อยู่ใกล้ order นั้นที่สุด
2	ย้ายของที่อยู่ที่ใกล้รถคันที่ของน้อยที่สุด
3	ย้ายของที่อยู่ที่ใกล้รถคันที่ยังไม่เต็มและไม่สามารถส่งของได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

No.	Action
4	ย้ายของที่อยู่ใกล้ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุดของรถคันที่มี distance มากที่สุดไปรถคันที่อยู่ใกล้
5	ย้ายของที่อยู่ใกล้ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุดของรถคันที่เต็มแล้วและส่งของไม่ได้ไปรถคันที่ใกล้ที่สุด
6	ย้ายของที่อยู่ใกล้ centroid ของรถคันอื่นมากที่สุด จากรถคันที่มีค่าความแปรปรวนมากที่สุดไปยังรถคันที่อยู่ใกล้ของชิ้นนั้นมากที่สุด
7	ลบรถ 1 คัน

3.7 การออกแบบเงื่อนไขอื่น ๆ

3.7.1 เงื่อนไขของรถบรรทุกพัสดุ

โดยอ้างอิงจากขนาดของรถยนต์ Toyota Vigo Standard Cab โดยมีขนาดดังนี้

- 1) ความกว้าง 152 เซนติเมตร
- 2) ความยาว 230 เซนติเมตร
- 3) ความสูง 200 เซนติเมตร
- 4) ปริมาตร 699200 ลูกบาศก์เซนติเมตร

3.7.2 เงื่อนไขของขนาดกล่องพัสดุ

- 1) ความกว้าง 10 ถึง 50 เซนติเมตร
- 2) ความยาว 2 ถึง 100 เซนติเมตร
- 3) ความสูง 15 ถึง 100 เซนติเมตร

3.7.3 เงื่อนไขของ reward function

โดยมีคำอธิบายแต่ละตัวแปรดังนี้

- 1) *differenceDistance* คือ ผลต่างระหว่างระยะทางรวมก่อนทำ action นั้นกับระยะทางรวมหลังทำ action นั้น
- 2) *deliveryRate* คือ อัตราส่วนของจำนวนรถที่สามารถส่งของได้ต่อจำนวนรถทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 3) *differenceAverageVolume* คือ ผลต่างระหว่างปริมาตรเฉลี่ยก่อนทำ action นั้น กับปริมาตรเฉลี่ยหลังทำ action นั้น
- 4) *notFullCarsRate* คือ อัตราส่วนของจำนวนรถที่บรรจุของไม่เกินปริมาตรของรถ ต่อจำนวนรถทั้งหมด
- 5) *finishCars* คือ จำนวนรถที่สามารถส่งของได้และบรรจุของไม่เกินปริมาตรของรถ
- 6) *differenceDelivery* คือ ผลต่างระหว่างจำนวนรถที่สามารถส่งของได้ก่อนทำ action นั้น กับจำนวนรถที่สามารถส่งของได้หลังทำ action นั้น
- 7) *differenceNotFullCars* คือ ผลต่างระหว่างจำนวนรถที่บรรจุของไม่เกินปริมาตรของรถก่อนทำ action นั้น กับจำนวนรถที่บรรจุของไม่เกินปริมาตรของรถหลังทำ action นั้น
- 8) *finishRate* คือ อัตราส่วนของรถที่สามารถส่งของได้และบรรจุของไม่เกินปริมาตรของรถต่อจำนวนรถทั้งหมด

3.7.3.1 Reward Function แบบที่ 1

$$\text{Reward} = ((\text{differenceDistance} \times \text{deliveryRate}) + (\text{differenceAverageVolume} \times \text{notFullCarsRate})) + (\text{finishCars} \times 2) \quad (3.1)$$

3.7.3.2 Reward Function แบบที่ 2

$$\text{Reward} = \text{differenceDistance} + \text{deliveryRate} + \text{differenceAverageVolume} \times \text{notFullCarsRate} + (\text{finishCars} \times 2) \quad (3.2)$$

3.7.3.3 Reward Function แบบที่ 3

$$\text{Reward} = \text{differenceDelivery} + \text{differenceNotFullCars} + (\text{finishRate} \times 2) \quad (3.3)$$

3.7.4 เงื่อนไขของการ train model

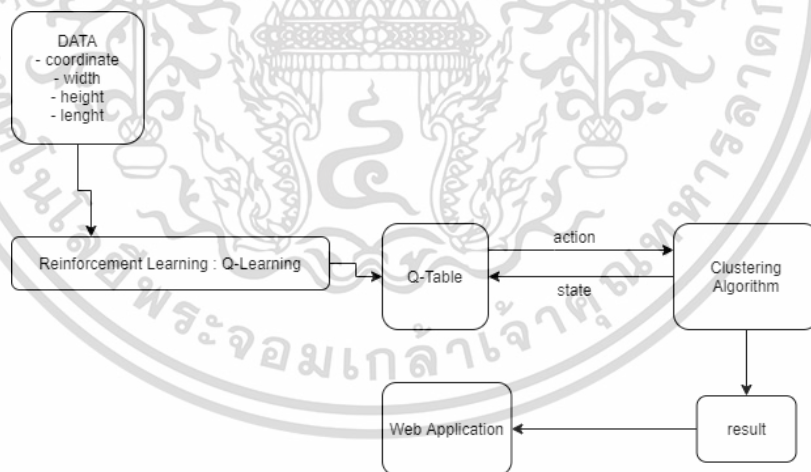
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการ train model ต้องมีการกำหนดตัวแปรต่าง ๆ เพื่อให้เหมาะสมในการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งในการ train model ได้ทำการกำหนดค่าต่าง ๆ ดังนี้

- 1) Learning rate = 0.1
- 2) Gamma = 0.89
- 3) Epsilon = 0.5

3.8 การพัฒนา Model จาก Q-learning

ในการพัฒนา model นั้น เป็นการนำการออกแบบ state และ action มาสร้างตารางขึ้นมา 1 ตารางเรียกว่าตาราง Q-Table ซึ่งมีหัวตารางในแนวคอลัมน์เป็น action ทั้ง 7 action จากตาราง 3.7 หรือ 8 action จากตาราง 3.8 และมีหัวตารางในแนวแถวเป็น state ทั้ง 9 state จากตาราง 3.4 หรือ 16 state จากตาราง 3.5 หรือ 18 state จากตาราง 3.6 ดังตัวอย่างตามตาราง 3.7 Fบรรจุค่าของ Q-Value ที่ได้ที่ได้จากการทำ action ใด action หนึ่งที่ state ใด state หนึ่ง โดยผ่านการทำงานของ agent ที่สร้างขึ้นจากเงื่อนไขที่กำหนดในหัวข้อ 3.7 เพื่อให้ได้ Q-Table ที่จะช่วยในการตัดสินใจตัดสินใจจัดสินค้าลงเพื่อบรรจุในรถแต่ละคัน



รูป 3.5 แผนภาพแสดงขั้นตอนการสร้าง Q-Table และการนำไปใช้งาน

จากรูป 3.5 การสร้างการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้ Q-Learning ใช้ข้อมูลพิกัดของสินค้าแต่ละชิ้น ความกว้าง ความยาว และความสูงของกล่องสินค้าชิ้นนั้น จำนวนทั้งหมด 300 ชิ้น ในการสร้างสภาพแวดล้อมสำหรับการสร้างการเรียนรู้ของ Agent และเมื่อ Agent ทำการเรียนรู้จนครบจำนวน

รอบตามที่กำหนดแล้ว จะได้ผลลัพธ์เป็น Q-Table ที่บรรจุค่า Q-Value เพื่อนำมาใช้ช่วยในการตัดสินใจของ Algorithm การจัดสินค้า

เมื่อทำการจัดสินค้าได้ตามเป้าหมายแล้ว เว็บแอปพลิเคชันจะนำผลลัพธ์ที่ได้ไปแสดงโดยการ plot พิกัดลงบนแผนที่จริงพร้อมแยกสีของรถแต่ละคันชัดเจน เพื่อความง่ายต่อการใช้งานของผู้ใช้ รวมถึงแสดงเวลาที่รถแต่ละคันบรรจุสินค้าลงไป และระยะทางที่รถแต่ละคันจะใช้ในการจัดส่งสินค้าทั้งหมด

ตาราง 3.9 ตัวอย่างตารางแสดงค่า Q-Value

Action	0	1	2	3	4	5	n
State							
0							
1							
2							
3							
N							

จากการออกแบบทั้งหมดทำให้สรุปได้ว่าจะทำการสร้าง Q-Table จากการ train model ได้ทั้งหมดดังนี้

3.8.1 Q-Table ที่ 1: Q-Table number of cars

ใช้การออกแบบ state แบบ 9 state จากตาราง 3.4 และ action จากตาราง 3.7 และ Reward จากหัวข้อ 3.7.3.3 ดังรูป 3.6



รูป 3.6 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.8.2 Q-Table ที่ 2: Q-Table multiple rate

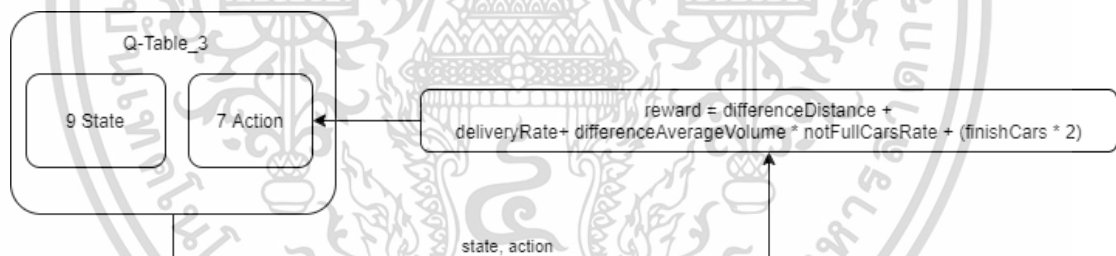
ใช้การออกแบบ state แบบ 9 state จากตาราง 3.4 และ action จากตาราง 3.7 และ Reward จากหัวข้อ 3.7.3.1 ดังรูป 3.7



รูป 3.7 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 2

3.8.3 Q-Table ที่ 3: Q-Table plus rate

ใช้การออกแบบ state แบบ 9 state จากตาราง 3.4 และ action จากตาราง 3.7 และ Reward จากหัวข้อ 3.7.3.2 ดังรูป 3.8



รูป 3.8 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 3

3.8.4 Q-Table ที่ 4: Q-Table edit goal state

ใช้การออกแบบ state แบบ 9 state จากตาราง 3.4 และ action จากตาราง 3.7 และ Reward จากหัวข้อ 3.7.3.3 แต่มีการกำหนดเงื่อนไขของการเข้า Goal State คือ ต้องมี standard deviation ของการบรรจุของไม่เกิน 2.3 ดังรูป 3.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 3.9 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 4

3.8.5 Q-Table ที่ 5: Q-Table volume standard deviation

ใช้การออกแบบ state แบบ 18 state จากตาราง 3.6 และ action จากตาราง 3.8 และใช้ Reward จากหัวข้อ 3.7.3.3 ดังรูป 3.10



รูป 3.10 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 5

3.8.6 Q-Table ที่ 6: Q-Table edit standard volume and state

ใช้การออกแบบ state แบบ 16 state จากตาราง 3.5 และ action จากตาราง 3.7 และ Reward จากหัวข้อ 3.7.3.3 แต่มีการกำหนดเงื่อนไขของการเข้า Goal State คือ ต้องมี standard deviation ของการบรรจุของไม่เกิน 2.3 ดังรูป 3.11



รูป 3.11 แผนภาพแสดงการออกแบบและการทำงานของ Q-Table ที่ 6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

การใช้งานและการทดลอง

4.1 การทดสอบการเชื่อมต่อกับฐานข้อมูลและการบันทึกข้อมูลลงฐานข้อมูล

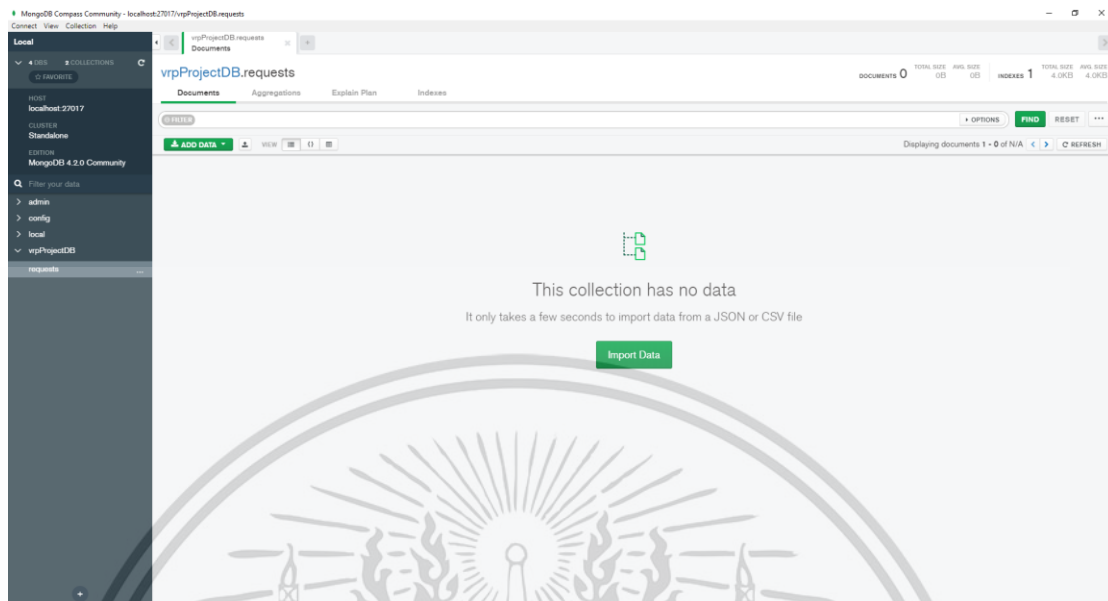
ทดสอบด้วยการเขียนโปรแกรมเชื่อมต่อกับฐานข้อมูลคือฐานข้อมูลมองโก (mongoDB) ด้วย express ซึ่งเขียนโปรแกรมให้บันทึกข้อมูลลงในฐานข้อมูลและทดสอบโปรแกรมด้วยการเรียกใช้งานเอพีไอผ่านการรันบนเครื่อง (localhost) โดยส่งข้อมูลพัสดุ (orders) เพื่อใช้ในการบันทึกลงฐานข้อมูลด้วยจำนวน 300 orders โดยทดสอบด้วยการเรียกใช้ API ผ่านโปรแกรม Postman ดังรูป

4.1



รูป 4.1 ผลลัพธ์การทดสอบการเชื่อมต่อกับฐานข้อมูล

เพื่อให้แน่ใจว่าระบบสามารถบันทึกข้อมูลลงฐานข้อมูลได้จริง จึงทำการตรวจสอบกับระบบของมองโกคือ MongoDB Compass Community โดยก่อนมีการบันทึกข้อมูลจะได้ผลลัพธ์ดังรูป 4.2 และหลังมีการบันทึกข้อมูลจะได้ผลลัพธ์ดังรูป 4.3



รูป 4.2 MongoDB Compass Community ก่อนมีการบันทึกข้อมูล



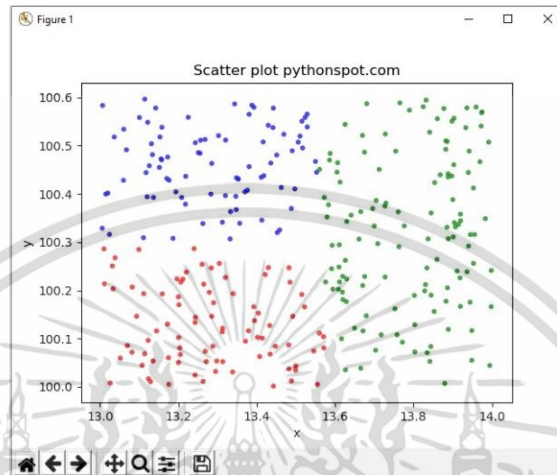
รูป 4.3 MongoDB Compass Community หลังมีการบันทึกข้อมูล

4.2 การทดสอบการจัดกลุ่มด้วยวิธีเคมีน

ทดสอบการจัดกลุ่มด้วยวิธีเคมีน โดยการนำพิกัดที่ได้จากการสุ่มให้อยู่ในขอบเขตของกรุงเทพมหานครและปริมณฑลไปใช้ในการจัดกลุ่มจำนวน 300 จุดและกำหนดค่า $k=3$ ด้วยการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เขียนโปรแกรมด้วยภาษา Python และใช้ Flask ในการสร้างเอพีไอในการทำการจัดสามารถแสดงผลการจับกลุ่มได้ตามรูปที่ 4.4



รูป 4.4 ผลลัพธ์ของการจัดกลุ่มด้วยวิธีเคมีน ด้วยตัวแปร $n = 300$ และ $k = 3$

4.3 การทดสอบ Travelling Salesman Problem

ได้ทำการทดสอบ Travelling Salesman Problem โดยใช้ Python ในการเขียน จะเห็นได้ว่าระยะทางที่ได้จะค่อยๆ มีขนาดลดลงเรื่อยๆ จน ได้ระยะทางที่ใกล้ optimal ที่สุด ดังรูป 4.5 โดยอัตราส่วนการเปลี่ยนแปลงระหว่าง best distance กับ previous distance ไม่เกิน threshold ที่กำหนดคือ 0.1

```

new distance: 5146.859516556152
new distance: 5144.132907877857
new distance: 5134.3157702484605
new distance: 5150.055779517666
new distance: 5114.964788358058
new distance: 5114.04844950827
new distance: 5115.72112439953
new distance: 5097.631735131161
new distance: 5087.232544292632
new distance: 5079.758282110916
new distance: 5094.170942178644
new distance: 5107.216633006584
new distance: 5072.8252257334
new distance: 5077.720578792584
new distance: 5036.494384635499
new distance: 3342.0896775898686
new distance: 3351.472876363507
new distance: 3323.9628057226396
new distance: 3322.6174956310315
new distance: 3333.926001628094
new distance: 3316.172040716802
new distance: 3343.115520424534
new distance: 3351.1131378722425
new distance: 3325.9897132238552
new distance: 3340.6994443900244
new distance: 3343.086408677026
new distance: 3322.5355440061535
new distance: 3317.5407256052335
new distance: 3322.3187253393457
new distance: 3358.5483774304703

```

รูป 4.5 ผลลัพธ์ระยะทางที่ได้จาก Travelling Salesman

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4 การทดสอบ Q-Learning

4.4.1 การ train model หรือการ update Q-value ใน Q-table

หลักการของการ train model คือ ให้ agent รับรู้ว่าเป็นสถานะใดอยู่ใน state ใด และทำการสุ่มว่าจะเลือกทำ action ใด เพื่อให้ได้รับ reward กลับมาและนำ reward ที่ได้ไปปรับปรุงค่า Q-Value ใน Q-Table และทำซ้ำไปเรื่อย ๆ จนเข้าสู่ Goal State จะนับเป็นการ train 1 รอบ และจะทำการ train ไปเรื่อย ๆ เพื่อให้ได้ Q-Table ที่พอจะเป็นตัวแทนของทุกสถานการณ์ได้

เมื่อรอบการ train เพิ่มมากขึ้นการสุ่มทำ action จะลดลงและเปลี่ยนเป็นการเลือกทำตามค่า Q-Value แทน เนื่องจากการกำหนดให้ค่า Epsilon ที่ใช้เป็นตัววัดว่าจะทำการสุ่มหรือไม่ค่อย ๆ ลดลงตามรอบของการ train

4.4.1.1 การ train model แบบ 9 state

จากการสังเกตการณ์การ train model แบบ 9 state ดังรูป 4.6 พบว่าไม่มี action ใดที่นำไปสู่ state ที่ 2 เลย คือ state ที่ รถทุกคันส่งของไม่ได้และรถทุกคันบรรจุของไม่เกินความจุของรถ ซึ่งจากการสังเกตพบว่าหากรถ 1 คันบรรจุของไม่เกินความจุที่กำหนดจะมีระยะทางในการเดินทางที่ใกล้ optimal ที่สุดจากการคำนวณผ่าน travelling sales man problem อยู่ที่ประมาณ 150 ถึง 220 กิโลเมตรเท่านั้นจึงเป็นไปได้ยากที่จะเข้า state ดังกล่าว

```

State : 4 action : 3
138 order total distance : 262.41341602628825 car 0
156 order total distance : 289.27631477613636 car 1
6 order total distance : 119.89897759237019 car 2 can delivery
138 order total distance : 262.41341602628825 car 0
CAR VOLUME 6992000
car 0 volume: 11683458.287160918 FULL
car 1 volume: 15997170.015677981 FULL
car 2 volume: 495983.54634709476
138 order total distance : 262.41341602628825 car 0
156 order total distance : 289.27631477613636 car 1
6 order total distance : 119.89897759237019 car 2 can delivery
Reward -1.0
Next State 4
number of cars: 3
not_excess : 1
is_delivery : 1
Q table
[[-4.44683226 -4.46152322 -4.49994593 -4.51601878 -4.50797869 -4.61359818
-4.47561952]
[-4.21552412 -4.2113822 -4.34614335 -4.32530971 -3.97149736 -4.17566701
-4.19272691]
[ 0. 0. 0. 0. 0. 0.
0. ]
[-0.90516449 -0.36758005 -0.27550486 -0.70956422 -0.23019951 -0.27676507
-1.7346752 ]
[-3.28572719 -3.25835349 -3.26843326 -3.31250863 -3.26785949 -3.31131228
-3.41424787]
[-0.1811 0.0189 -0.15393287 -0.1126104 0.13776069 0.00848549
1.28069384]
[ 0. 0. 0. 0. 0. 0.
0. ]
[ 0. 0. 0. 0. 0. 0.
0. ]
[ 0. 0. 0. 0. 0. 0.
0. ]
]]

```

รูป 4.6 การ train model เพื่อ update ค่า q-value ใน q-table แบบ 9 state

4.4.1.2 การ train model แบบ 16 state

จากการสังเกตการณ์ train model แบบ 16 state ดังรูป 4.7 พบว่า state ที่ 8 เป็น state ที่ model ไม่สามารถไปถึงได้ คือ state ที่มีรถที่ไม่สามารถส่งของได้มากกว่า 1 คันและรถทุกคันบรรจุของเกินความจุรถ ซึ่งจากการวิเคราะห์มีความเห็นว่า state ที่มีรถที่ไม่สามารถส่งของได้มากกว่า 1 คัน หมายความว่าต้องมีรถที่ส่งของได้อย่างน้อย 1 คัน ซึ่ง 1 คันที่สามารถส่งของได้นั้นน่าจะบรรจุของไม่เกินความจุรถ เนื่องจาก จากการสังเกตการณ์การ train model ที่ผ่านมารถที่บรรจุของเกือบเต็มความจุหรือเกินความจุไปเพียงเล็กน้อยจะมีระยะทางจากการคำนวณผ่าน travelling

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

sales man problem อยู่ที่ประมาณ 150 ถึง 220 กิโลเมตรเท่านั้น จึงเป็นไปได้ยากที่รถคันที่ส่งของได้ จะบรรจุกองเกินความจุของรถ

```

State : 10 action : 0
CAR VOLUME 6992000
car 0 volume: 15242280.28480943 FULL
car 1 volume: 7042470.804924467 FULL
car 2 volume: 4014599.9899380924
car 3 volume: 159588.329459173
161 order total distance : 300.63616861417535 car 0
94 order total distance : 187.57750733070097 car 1 can delivery
44 order total distance : 183.6616407408956 car 2 can delivery
1 order total distance : 0 car 3
not delivery check : 2
CAR VOLUME 6992000
car 0 volume: 15227200.01587996 FULL
car 1 volume: 7042470.804924467 FULL
car 2 volume: 4014599.9899380924
car 3 volume: 159588.329459173
car 4 volume: 15080.268929469352
160 order total distance : 300.52147441231136 car 0
94 order total distance : 187.57750733070097 car 1 can delivery
44 order total distance : 183.6616407408956 car 2 can delivery
1 order total distance : 0 car 3
not delivery check : 3
Reward -1.0
Next State 10
number of cars: 5
not full : 3
is_delivery : 2
sum volume : 26458939.409131147
Q table
[[ 1.96592697 -1.64547631 -1.61641645 -1.78841948 -1.46236686 -1.60057935
-1.50392003 ]
[ 1.46001442 1.77062872 1.07369476 1.64671804 1.02165958 3.38006707
-0.55542525 ]
[-2.23129729 -1.96957517 -2.15251661 -2.02290051 -1.99219525 -2.08515634
-2.01502034 ]
[-1.95624697 -2.07518301 -1.98766402 -2.03086091 -1.99603394 -2.01674945
-1.55598672 ]
[ 1.11069006 -0.17838188 -0.34273157 -0.28520181 -0.13396546 -0.21130618
-0.2304853 ]
[-1.95624697 -2.07518301 -1.98766402 -2.03086091 -1.99603394 -2.01674945
-1.55598672 ]
[ 1.11069006 -0.17838188 -0.34273157 -0.28520181 -0.13396546 -0.21130618
-0.2304853 ]
[ 5.00057108 8.11207002 7.93027888 6.39130924 7.97187285 8.09670866
-0.03338304 ]
[ 1.10371583 1.30755826 1.37549419 0.27404582 3.29119935 1.01401491
0.48749153 ]
[ 5.29785575 5.59031116 5.65822612 5.73715088 8.15244706 4.66248745
4.00563034 ]
[-0.01490438 0. 0. 0. 0. 0.
0. ]
[ 4.47298128 5.32891329 4.44009222 4.12192481 4.75020136 5.10796551
7.4074065 ]
[ 1.03404145 1.40262381 1.31060912 1.18274963 1.25016121 1.46471889
1.18920911 ]
[ 4.96861761 5.65321043 5.21917048 5.25601449 7.59902801 5.08774704
6.16853138 ]
[-0.15589322 -0.19174509 -0.19174509 -0.1989 -0.19174509 -0.1989
-0.1785982 ]
[ 5.02013022 4.63070751 3.52250649 2.11427432 3.80058411 3.12894018
2.511243 ]
[ 0.48310371 2.75041331 5.39757418 1.39328092 3.00863355 0.83735078
0.70090509 ]
[ 0.47776088 0.71883954 0.27811883 0.04503771 0.45873688 0.08557164
3.19503827]]
=====
State : 10 action : 5
CAR VOLUME 6992000
car 0 volume: 15227200.01587996 FULL
car 1 volume: 7042470.804924467 FULL
car 2 volume: 4014599.9899380924
car 3 volume: 159588.329459173
car 4 volume: 15080.268929469352
160 order total distance : 300.52147441231136 car 0
94 order total distance : 187.57750733070097 car 1 can delivery
44 order total distance : 183.6616407408956 car 2 can delivery
1 order total distance : 0 car 3
not delivery check : 0 car 4
1 order total distance : 0 car 4

```

รูป 4.7 การ train model เพื่อ update ค่า q-value ใน q-table แบบ 16 state

4.4.2 การผลลัพธ์จากการ train model Q-Learning

4.4.2.1 Q-Table ที่ 1 number of cars

การ train model จากหัวข้อ 3.8.1 คือการใช้การออกแบบ state แบบ 9 state และ train ด้วย Reward Function ตามหัวข้อ 3.7.3.3 Reward Function แบบที่ 3 หรือ สมการที่ (3.3) และ หากเข้า goal state แล้วจะถือว่าทำสำเร็จ โดยจากการ train ทั้งหมด 282 รอบ ทำให้ได้ผลลัพธ์ของ Q-Table ดังรูป 4.8 และสรุปผลออกมาได้ดังตาราง 4.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

[[ 4.72866815, 0.21191822, 0.47841244, 0.35602752, 0.26139064,
  0.110965, -0.01303728],
 [ 0.4335277, 0.83907133, 0.49329766, -0.37009774, 3.93351106,
  0.060977, 1.32744554],
 [ 0., 0., 0., 0., 0.,
  0., 0. ],
 [ 5.66433787, 3.79718583, 5.17683871, 3.72843567, 4.1042708,
  3.42437997, 1.29449126],
 [ 4.60728549, 4.85401899, 4.84253111, 4.68759903, 5.67055823,
  4.59235071, 4.72667137],
 [ 6.25295887, 7.20540305, 6.36396831, 6.39311025, 7.29306523,
  5.85197457, 6.3379432],
 [ 4.71458181, 7.74270722, 6.47808555, 4.43099957, 6.15497817,
  4.31023191, 2.95920971],
 [ 5.38603953, 7.93877684, 8.39183988, 8.18382982, 8.21652465,
  6.51609519, 6.75310583],
 [ 0., 0., 0., 0., 0.,
  0., 0. ]]]

```

รูป 4.8 q-table จากการ train Q-learning number of cars

ตาราง 4.1 ตารางแสดง q-value จากการ train ในข้อ 4.4.2.1 Q-learning number of cars

action	0	1	2	3	4	5	6
state							
0	4.72866815	0.21191822	0.47841244	0.356027523	0.261390642	0.1109650	-0.01303728
1	0.4335277	0.83907133	0.49329766	-0.3700977	3.93351106	0.060977	1.32744554
2	0	0	0	0	0	0	0
3	5.66433787	3.79718583	5.17683871	3.72843567	4.1042708	3.42437997	1.29449126
4	4.60728549	4.85401899	4.84253111	4.68759903	5.67055823	4.59235071	4.72667137
5	6.25295887	7.20540305	6.36396831	6.39311025	7.29306523	5.85197457	6.3379432
6	4.71458181	7.74270722	6.47808555	4.43099957	6.15497817	4.31023191	2.95920971
7	5.38603953	7.93877684	8.39183988	8.18382982	8.21652465	6.51609519	6.75310583
8	0	0	0	0	0	0	0

จาก ตารางแสดงค่า Q ที่ได้จากการ train model ในหัวข้อ 4.4.2.1 Q-learning number of cars ซึ่งทำการ train 282 รอบ ทำให้ได้ผลลัพธ์จากการทดสอบตามรูป 4.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

CAR VOLUME 6992000
car 0 volume: 6953027.82002738
car 1 volume: 6951196.145219621
car 2 volume: 6903311.594784279
car 3 volume: 6762874.088433365
97 order total distance : 175.22744597724667 car 0 can delivery
77 order total distance : 166.23744419640977 car 1 can delivery
68 order total distance : 148.59430269274978 car 2 can delivery
58 order total distance : 129.60383912460014 car 3 can delivery
current state: 7 action: 1 next state 8
-----
time : 1553.8078117370605
car : 0
volume : 6953027.82002738
distance : 175.22744597724667
car : 1
volume : 6951196.145219621
distance : 166.23744419640977
car : 2
volume : 6903311.594784279
distance : 148.59430269274978
car : 3
volume : 6762874.088433365
distance : 129.60383912460014

```

รูป 4.9 ผลลัพธ์จากการทดสอบ Q-learning number of cars ที่ผ่านการ train 282 รอบ

จากผลลัพธ์จะเห็นได้ว่าสามารถจัดของจำนวน 300 orders ให้ใช้รถจำนวนเพียง 4 คันเท่านั้น ซึ่งเป็นจำนวนที่น้อยที่สุดที่เป็นไปได้ และใช้เวลาประมาณ 1554 วินาที หรือประมาณ 25.9 นาที

4.4.2.2 Q-Table ที่ 4 Q- Table edit goal state

การ train model โดยใช้ 9 state และ Reward Function ตามหัวข้อ 3.7.3.3 Reward Function แบบที่ 3 หรือ สมการที่ (3.3) เช่นเดียวกับ Q-learning number of cars แต่เพิ่มเงื่อนไขในการเข้า Goal State คือต้องมี standard deviation ของการบรรจุของรถแต่ละคันไม่เกิน 2.3 จึงจะถือว่าทำสำเร็จ โดยจากการ train ทั้งหมด 139 รอบ ทำให้ได้ผลลัพธ์ของ Q-Table ดังรูป 4.10 และสรุปผลออกมาได้ดังตาราง 4.2

```

[[ 1.49368589, 0.30015825, 0.51344879, 0.36736443, 0.11827859,
  0.0698736 , 0.08631601],
 [-0.59698759, 1.49997716, 0.22282209, -0.57145897, 0.66529911,
 -0.61329219, -0.22156341],
 [ 0. , 0. , 0. , 0. , 0. ,
  0. , 0. ],
 [ 4.51062141, 3.999238 , 4.52147508, 3.70176579, 4.5590409 ,
  3.49163253, 1.17679762],
 [ 4.37535791, 4.4290495 , 4.41210863, 4.32527547, 5.81448528,
  4.08802931, 4.73252057],
 [ 6.25965797, 6.63953942, 6.39511589, 6.22570723, 7.68159978,
  5.76981452, 5.68267111],
 [ 6.95805722, 6.71729192, 6.80204308, 4.6959842 , 6.47333665,
  4.47692138, 2.77193417],
 [ 5.22447525, 8.18585456, 8.14273994, 8.40002004, 7.65495828,
  6.46960609, 5.78868897],
 [ 0. , 0. , 0. , 0. , 0. ,
  0. , 0. ]])

```

รูป 4.10 q-table จากการ train Q-learning edit goal state

ตาราง 4.2 ตารางแสดง q-value จากการ train ในข้อ 4.4.2.2 Q-learning edit goal state

action	0	1	2	3	4	5	6
0	1.49368589	0.30015825	0.51344879	0.36736443	0.11827859	0.0698736	0.08631601
1	-0.59698759	1.49997716	0.22282209	-0.57145897	0.66529911	-0.61329219	-0.22156341
2	0	0	0	0	0	0	0
3	4.51062141	3.99238	4.52147508	3.70176579	4.5590409	3.49163253	1.17679762
4	4.37535791	4.4290495	4.41210863	4.32527547	5.18448528	4.08802931	4.73252057
5	6.25965797	6.63953942	6.39511589	6.22570723	7.68159978	5.76981452	5.68267111
6	6.95805722	6.71729192	6.80204308	4.6959842	6.47333665	4.47692138	2.77193417
7	5.22447525	8.18585456	8.14273994	8.40002004	7.65495828	6.46960609	5.78868897
8	0	0	0	0	0	0	0

จาก ตารางแสดงค่า Q ที่ได้จากการ train model ตามหัวข้อ 4.4.2.2 Q-learning edit goal state ซึ่งทำการ train 139 รอบ ทำให้ได้ผลลัพธ์จากการทดสอบตามรูป 4.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

CAR VOLUME 6992000
car 0 volume: 6918147.869674938
car 1 volume: 6883112.940322203
car 2 volume: 6929566.282236097
car 3 volume: 6839582.556231413
87 order total distance : 189.22017198746465 car 0 can delivery
83 order total distance : 165.79568728506044 car 1 can delivery
57 order total distance : 130.38080269285973 car 2 can delivery
73 order total distance : 141.57682458534686 car 3 can delivery
current state: 7 action: 1 next state 8
-----
standard volume: 0.035071545763975594 time: 5490.390196800232
car : 0
volume : 6918147.869674938
distance : 189.22017198746465
car : 1
volume : 6883112.940322203
distance : 165.79568728506044
car : 2
volume : 6929566.282236097
distance : 130.38080269285973
car : 3
volume : 6839582.556231413
distance : 141.57682458534686

```

รูป 4.11 ผลลัพธ์จากการทดสอบ Q-learning edit goal state ที่ผ่านการ train 139 รอบ

จากผลลัพธ์จะเห็นได้ว่าจะสามารถจัดของจำนวน 300 orders ให้ใช้รถจำนวนเพียงแค่ 4 คันเท่านั้น ซึ่งเป็นจำนวนที่น้อยที่สุดที่เป็นไปได้ และใช้เวลาประมาณ 5490 วินาที หรือประมาณ 91.5 นาที

4.4.2.3 Q-Table ที่ 6 Q-Table edit standard volume and state

การ train model ด้วยการออกแบบ 16 state และใช้ Reward Function ตามหัวข้อ 3.7.3.3 Reward Function แบบที่ 3 หรือ สมการที่ (3.3) และใช้เงื่อนไขในการเข้า goal state เช่นเดียวกับ Q-learning edit goal state โดยจากการ train ทั้งหมด 26 รอบ ทำให้ได้ผลลัพธ์ของ Q-Table ดังรูป 4.12 และสรุปผลออกมาได้ดังตาราง 4.3



```

[[ 1.48528359 -0.1251537 -0.31487615 -0.25383403 -0.08765619 -0.06204356
-0.17843731]
 [ 1.6335456 1.9614719 1.98040823 1.50632282 1.96643871 2.59747399
0.42372804]
 [-1.25927155 -1.06602596 -0.83450641 -0.84342395 0.29562426 -1.2712351
-0.49105918]
 [-1.95624697 -2.07518301 -1.98766402 -2.03086091 -1.99603394 -2.01674945
-1.55598672]
 [ 1.45369998 -0.26752492 -0.30358141 -0.26428142 -0.10590994 -0.13766639
0.32335082]
 [ 4.9285764 5.98581054 5.70388488 5.46484838 5.79951087 5.54591334
3.26654935]
 [ 0.78811089 0.73948004 0.90942804 0.18948779 1.14815962 0.83220856
0.70531998]
 [ 5.18717876 5.29696774 4.57859366 5.27684906 6.99293778 4.1799463
4.14233767]
 [ 0. 0. 0. 0. 0. 0.
0. ]
 [ 4.94734582 5.07061393 5.11838503 4.70070098 6.31329994 5.38822818
5.74136327]
 [ 1.09768 1.35166994 1.06243455 1.24879541 2.24328523 1.27728843
1.59510184]
 [ 4.80983966 5.46195601 5.30039291 5.40729499 6.94592812 5.05685199
6.20611415]
 [-0.15589322 -0.19174509 -0.19174509 -0.1989 -0.19174509 -0.1989
-0.26825822]
 [ 4.70515586 5.63070751 3.52250649 2.11427432 3.80058411 3.12242368
2.511243 ]
 [-0.04632873 0.61356304 4.10079723 0.40864886 1.95885631 0.2749365
0.31688949]
 [ 0.47776088 0.71883954 -0.27811883 -0.04503771 0.45873688 0.08557164
2.92567511]]

```

รูป 4.12 q-table จากการ train Q-learning edit goal state

ตาราง 4.3 ตารางแสดง q-value จากการ train ในหัวข้อ 4.4.2.3 Q-learning edit standard volume and state

action	0	1	2	3	4	5	6
0	1.48528359	-0.1251537	-0.31487615	-0.25383403	-0.08765619	-0.06204356	-0.17843731
1	1.6335456	1.9614719	1.98040823	1.50632282	1.96643871	2.59747399	0.42372804
2	-1.25927155	-1.06602596	-0.83450641	-0.84342395	0.29562426	-1.2712351	-0.49105918
3	-1.95624697	-2.07518301	-1.98766402	-2.03086091	-1.99603394	-2.01674945	-1.55598672
4	1.45369998	-0.26752492	-0.30358141	-0.26428142	-0.10590994	-0.13766639	0.32335082
5	4.9285764	5.98581054	5.70388488	5.46484838	5.79951087	5.54591334	3.26654935
6	0.78811089	0.73948004	0.90942804	0.18948779	1.14815962	0.83220856	0.70531998
7	5.18717876	5.29696774	4.57859366	5.27684906	6.99293778	4.1799463	4.14233767

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

action	0	1	2	3	4	5	6
state							
8	0	0	0	0	0	0	0
9	4.94734582	5.07061393	5.11838503	4.70070098	6.31329994	5.38822818	5.74136327
10	1.09768	1.35166994	1.06243455	1.24879541	2.24328523	1.27728843	1.50510184
11	4.80983966	5.46195601	5.30039291	5.40729499	6.94592812	5.05685199	6.20611415
12	-0.15589322	-0.19174509	-0.19174509	-0.1989	-0.19174509	-0.1989	-0.26825822
13	4.70515586	5.63070751	3.52250649	2.11427432	3.80058411	3.12242368	2.511243
14	-0.0463873	0.061356304	4.10079723	0.40864886	1.95885631	0.2749365	0.31688949
15	0.47776088	0.71883954	0.27811883	0.04503771	0.45873688	0.08557164	2.92567511

จาก ตารางแสดงค่า Q ที่ได้จากการ train model ตามหัวข้อ 4.4.2.3 Q-learning edit standard volume and state ซึ่งทำการ train 26 รอบ ทำให้ได้ผลลัพธ์จากการทดสอบตามรูป 4.13

```

car 0 volume: 6221155.838385793
car 1 volume: 6189059.740977569
car 2 volume: 6699481.844133158
car 3 volume: 6788076.311257515
car 4 volume: 1672635.9137106128
full cars check : 0
86 order total distance : 140.97517661169758 car 0 can delivery
71 order total distance : 185.4886389459765 car 1 can delivery
69 order total distance : 143.15715034938586 car 2 can delivery
56 order total distance : 96.76895935727734 car 3 can delivery
18 order total distance : 70.50040013824103 car 4 can delivery
not delivery check : 0
state : 7 action : 1 next state: 15
-----
time : 2291.8790488243103
car : 0
volume : 6221155.838385793
distance : 140.97517661169758
car : 1
volume : 6189059.740977569
distance : 185.4886389459765
car : 2
volume : 6699481.844133158
distance : 143.15715034938586
car : 3
volume : 6788076.311257515
distance : 96.76895935727734
car : 4
volume : 1672635.9137106128
distance : 70.50040013824103

```

รูป 4.13 ผลลัพธ์จากการทดสอบ Q-learning edit standard volume and state ที่ผ่านการ train 26

รอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลลัพธ์จะเห็นได้ว่าสามารถจัดของจำนวน 300 orders ให้ใช้รถจำนวน 5 คันเท่านั้น และใช้เวลาประมาณ 2292 วินาที หรือ ประมาณ 38.1 นาที

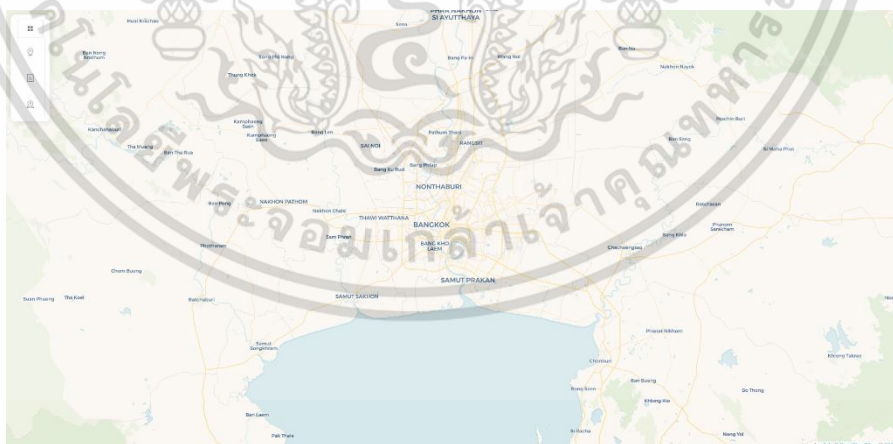
4.4.2.4 Q-learning อื่น ๆ

นอกเหนือจาก q-learning ที่กล่าวมาทั้งหมดนี้ ยังมี q-learning อื่น ๆ ที่ได้ทำการทดลอง train โดยใช้ state แบบ 18 state หรือใช้ action แบบที่ 2 คือ 8 action และใช้ Reward Function ในหัวข้อ 3.7.3.1 และหัวข้อ 3.7.3.2 แต่ผลจากการทดลองนั้นไม่เป็นที่น่าพอใจตั้งแต่ขั้นตอนการ train โดยมีทั้งการเลือก action ที่ทำให้เกิด loop และการเลือก action ที่ทำให้จำนวนรถมากเกินไปจนถึงอนันต์ จึงไม่ได้้นำการทดลองเหล่านั้นมาใส่ในโครงการฉบับนี้

4.5 ตัวต้นแบบ (Prototype)

ส่วนติดต่อกับผู้ใช้งานถูกสร้างขึ้นโดย vue.js ซึ่งเป็นจาวาสคริปต์เฟรมเวิร์กที่ใช้ในการดำเนินการสร้างเว็บไซต์ ทำการสร้างขึ้นเพื่อใช้ในการทดสอบภาพรวมของระบบทั้งหมด ได้แก่

- 1) การเชื่อมต่อกับฐานข้อมูล
- 2) การเรียกใช้งานโปรแกรม (Application Programming Interface: API)
- 3) การจัดกลุ่มโดยวิธีเคมีน (Kmean Clustering)
- 4) การจัดกลุ่มโดยวิธี Q-Learning

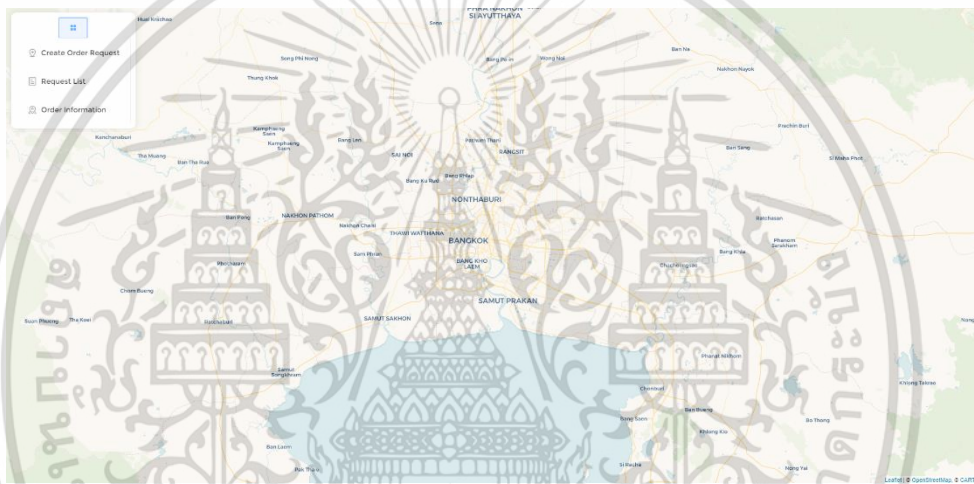


รูป 4.14 ตัวอย่างหน้าเว็บแอปพลิเคชัน

ในส่วนของเว็บแอปพลิเคชันจะมีเมนูให้เลือก 3 เมนู ประกอบไปด้วย

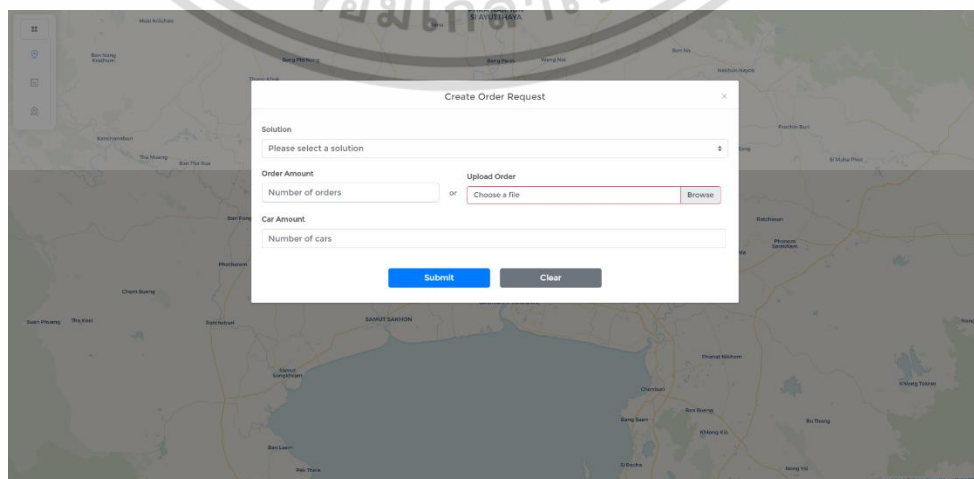
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 1) Create Order คือส่วนของหน้าหลักไว้ใช้ส่งข้อมูลของออเดอร์ไปยัง Backend เพื่อทำการจัดลำดับการส่งและจัดรถแต่ละคัน
- 2) Request List ไว้เช็คสถานะของข้อมูลของออเดอร์ที่เราส่งไปว่ามีการจัดลำดับเสร็จหรือยัง และยังสามารถเลือกข้อมูลที่จัดลำดับเสร็จแล้วนั้น เพื่อตกลงแผนที่ได้
- 3) Order Information มีไว้เพื่อเช็คข้อมูลต่าง ๆ ของข้อมูลที่รถเลือกเพื่อตกลงแผนที่ อาทิเช่น ข้อมูลของน้ำหนักของที่บรรจุลงบนรถแต่ละคัน ข้อมูลน้ำหนักของทั้งหมด และข้อมูลระยะทางของรถแต่ละคัน



รูป 4.15 เมนูทั้งหมดเมื่อกดขยาย

เมื่อกรอกข้อมูลครบหมดแล้ว ให้ทำการกดปุ่ม Submit จะได้ผลลัพธ์ที่ทำการจัดกลุ่มรถและลำดับการส่งแล้วตามรูปที่ 4.16



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูป 4.16 Dialog ของเมนู Create Order

ผู้ใช้งานจะต้องกรอกจำนวนพัสดุหรือสามารถทำการกดนำเข้าไฟล์พัสดุได้ และต้องกรอกจำนวนรถและเลือกวิธีการในการจัดกลุ่ม

รูป 4.17 Dialog Create Order เมื่อกรอกข้อมูลเสร็จ

เมื่อกรอกข้อมูลครบหมดแล้ว ให้ทำการกดปุ่ม Submit เพื่อส่งข้อมูล ไปยัง Backend หลังจากนั้นข้อมูลที่ส่งไปจะถูกตอบกลับ ไปอยู่ในเมนู Request List โดยจะถูกจัดอยู่ในรูปแบบตาราง

Request Id	Solution	Order Amount	Car Amount	Status	Operations
202409031604117153x22	kmean	300	2	pending	Go to Detail

รูป 4.18 Table Dialog ของเมนู Request List

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผู้ใช้สามารถส่งข้อมูลไปได้หลายครั้ง โดยตารางจะทำการอัปเดตข้อมูลของที่ส่งไปอยู่เสมอ โดยสามารถเช็คได้จาก Status ของข้อมูลนั้น ๆ ในตาราง ดังรูป 4.19

Request Id	Solution	Order Amount	Car Amount	Status	Operations
509664766bce0117c35316f	kmean	300	2	pending	Plot Order
509664806bce0117c35407c	kmean	300	10	pending	Plot Order

รูป 4.19 Table Dialog เมื่อมีการส่งคำขอร้องหลายครั้ง

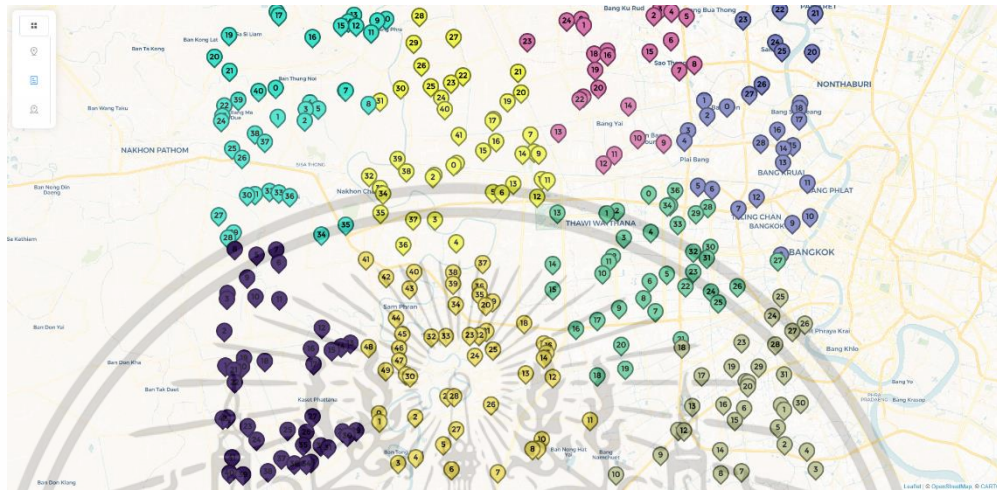
ตารางจะทำการอัปเดตสถานะเรื่อย ๆ ผู้ใช้งานจะสามารถลือตข้อมูลลงแผนที่เมื่อมีคำขอร้องที่มีการจัดลำดับเสร็จเรียบร้อยแล้วเท่านั้น เมื่อข้อมูลที่ส่งไปทำการจัดลำดับเสร็จเรียบร้อยแล้ว ผู้ใช้สามารถเลือกนำข้อมูลที่เสร็จนั้นมาลือตลงแผนที่ได้ ดังรูป 4.20 โดยการกดที่ปุ่ม Plot Order ในตาราง

Request Id	Solution	Order Amount	Car Amount	Status	Operations
50969309536c5d7804408	kmean	300	2	finish	Plot Order
50969363536c5d7841515	kmean	300		pending	Plot Order

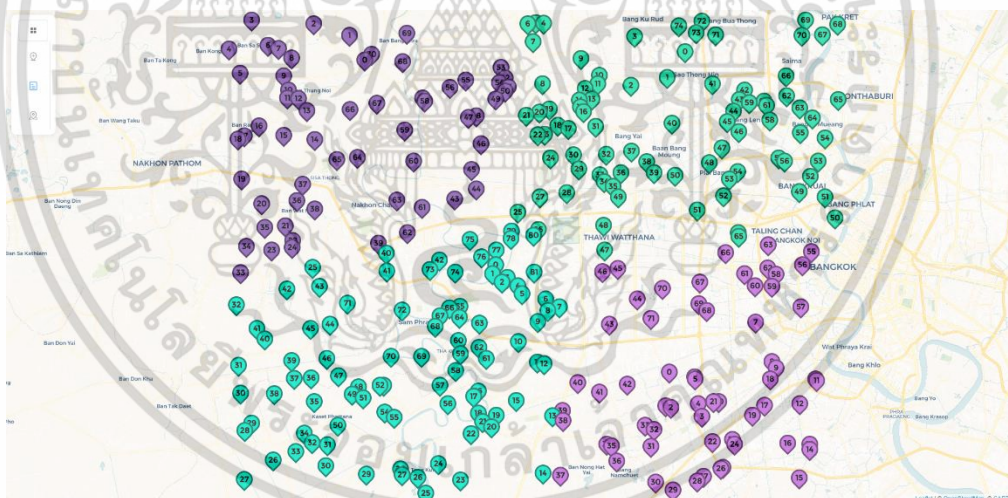
รูป 4.20 Table Dialog เมื่อมีคำขอร้องที่จัดลำดับเสร็จ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยผลลัพธ์ที่ได้จะแตกต่างกันเนื่องจากวิธีการจัดลำดับนั้นแตกต่าง ซึ่งส่งผลถึงระยะเวลาในการจัดลำดับด้วย ดังรูป 4.21 รูป 4.22 และรูป 4.23

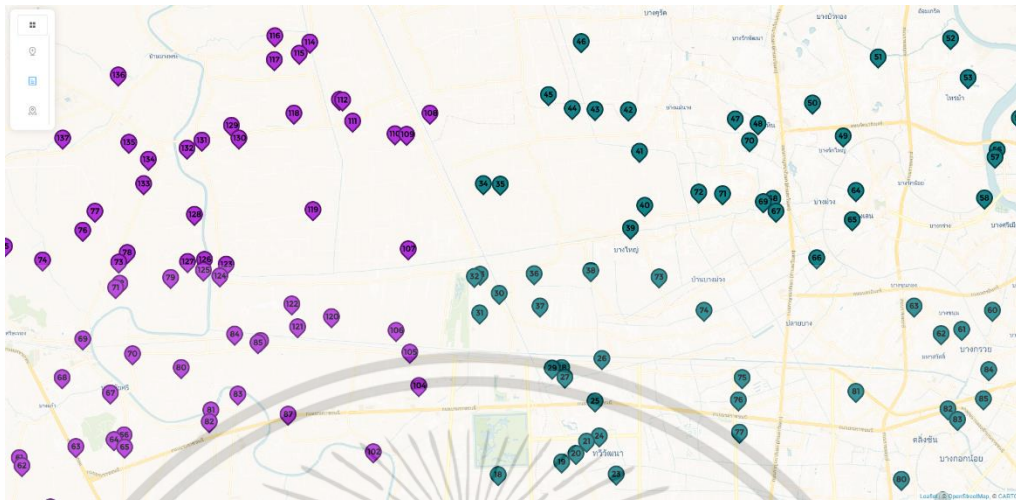


รูป 4.21 เว็บแอปพลิเคชันพร้อมผลลัพธ์ที่ได้โดยเลือกวิธีการแบบ Kmean



รูป 4.22 เว็บแอปพลิเคชันพร้อมผลลัพธ์ที่ได้โดยเลือกวิธีการแบบ Q-Learning

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

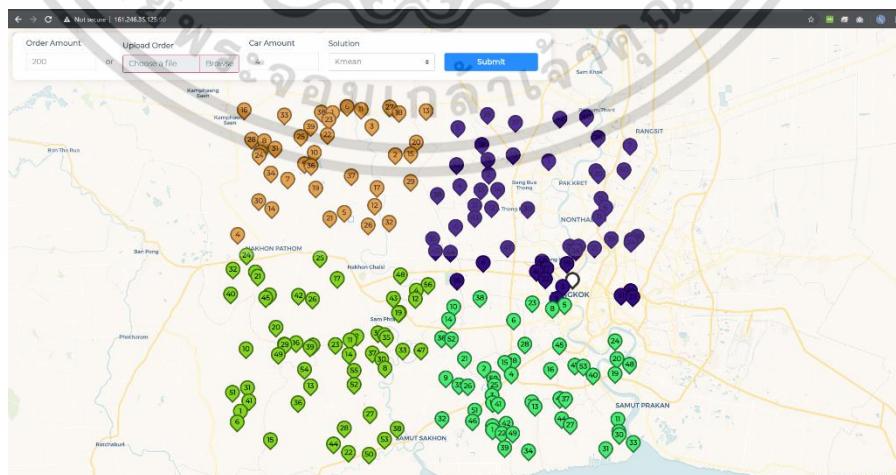


รูป 4.23 เว็บแอปพลิเคชันพร้อมผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการแบบ kmean โดยสนใจไปที่กลุ่มย่อย 2 กลุ่ม

ในส่วนของเมนู Order Information นั้น ผู้ใช้งานสามารถตรวจสอบข้อมูลต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นน้ำหนักของสิ่งของที่บรรจุของรถแต่ละคัน ระยะทางของรถแต่ละคัน โดยจะนำเสนอออกมาเป็นรูปแบบตาราง

4.6 การทดสอบการนำระบบขึ้นเซิร์ฟเวอร์

หลังจากการพัฒนาครบทั้งหมดยุคมีความพร้อมในระดับที่สามารถทำงานร่วมกันได้แล้ว จึงทำการนำระบบที่พัฒนาขึ้นไปรันบนเซิร์ฟเวอร์โดยใช้ docker เป็นตัวช่วย ทำให้สามารถเข้าถึงระบบผ่านการใช้งานเครื่องข่ายอินเทอร์เน็ตได้ ผ่าน <http://161.246.35.125:90/> ดังรูป 4.21



รูป 4.24 เว็บแอปพลิเคชันพร้อมผลลัพธ์โดยการเข้าถึงผ่านระบบอินเทอร์เน็ต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

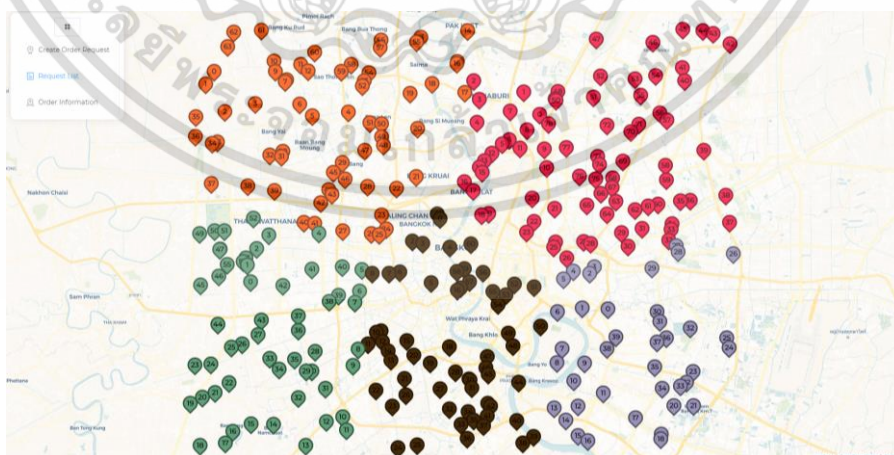
บทที่ 5

สรุปผลและข้อเสนอแนะ

จากการทดลองในบทที่ 4 ซึ่งได้ทำการทดสอบวิธีการจัดกลุ่มทั้งหมด 2 แบบ ได้แก่ วิธีการของ kmean และ วิธีการของ Q-Learning เมื่อเปรียบเทียบกัน โดยใช้จำนวนออร์เดอร์เท่ากับ 300 ออร์เดอร์พบว่าวิธีของ kmean มีข้อดีในเรื่องของการแบ่งกลุ่ม โดยเกิดการซ้อนทับกันได้น้อย ดังรูป 5.2 และใช้เวลาในการดำเนินการน้อยเพียง 6.6 วินาทีเท่านั้น แต่มีข้อเสียคือไม่สามารถคำนวณความจุที่รถแต่ละคันบรรจุของลงไปและระยะทางที่ใช้ในการจัดส่งได้ ผลลัพธ์ดังรูป 5.1 จะเห็นได้ว่า car 4 มีการบรรจุของลงไปเกินความจุของรถ คือ 699200 ลูกบาศก์เซนติเมตร โดยได้บรรจุลงไปถึง 8549939 ลูกบาศก์เซนติเมตร ซึ่งไม่สามารถใช้งานจริงได้

```
running kmean
kmean finish time: 6.608990669250488
car 0 distance: 114.52804586094993 volume: 4331150.510591444
car 1 distance: 87.36053450988086 volume: 3797355.0182464365
car 2 distance: 139.85555372133965 volume: 4903255.042073978
car 3 distance: 111.37179717237959 volume: 4480586.133642154
car 4 distance: 146.86727639314236 volume: 8549939.00543009
```

รูป 5.1 ผลลัพธ์จากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean



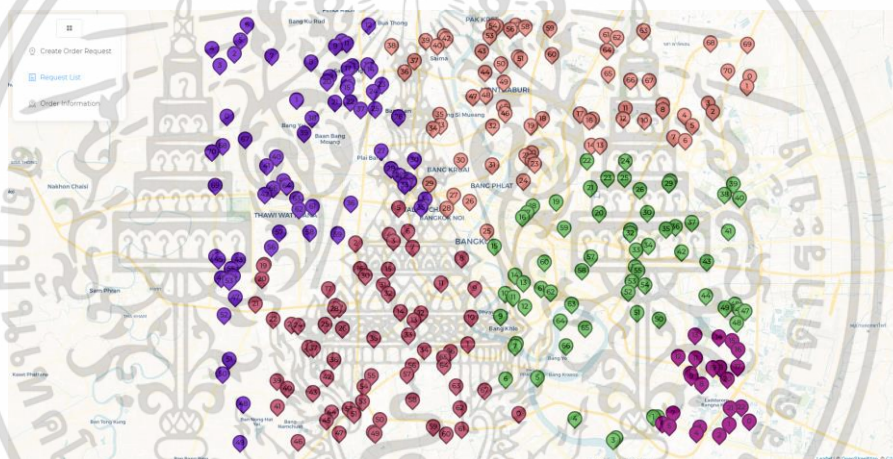
รูป 5.2 ผลลัพธ์การ plot ลงแผนที่จากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และในส่วนของวิธีแบบ Q-Learning มีข้อดีคือเมื่อจัดเสร็จแล้วจะได้ผลลัพธ์ที่สามารถนำไปใช้ในการบรรจุสินค้าได้จริง เพราะจะคำนวณปริมาตรความจุที่ใช้ไปให้รวมถึงระยะทางที่ใช้ด้วยเช่นกัน แต่มีข้อเสียคือการจัดของยังอาจมีความซ้อนทับกันอยู่บ้าง ดังรูป 5.3 และรูป 5.4

```
qlearning reject time: 1725.30623793602
car 0 distance: 157.08704636294496 volume: 5625127.147325247
car 1 distance: 132.0120006146408 volume: 5231726.11440495
car 2 distance: 130.64732981983596 volume: 5529968.444922082
car 3 distance: 151.0132737439225 volume: 5685674.2364016995
car 4 distance: 31.3849897140051 volume: 1882108.7360831338
```

รูป 5.3 ผลลัพธ์จากการแบ่งกลุ่มแบบ Q-Learning

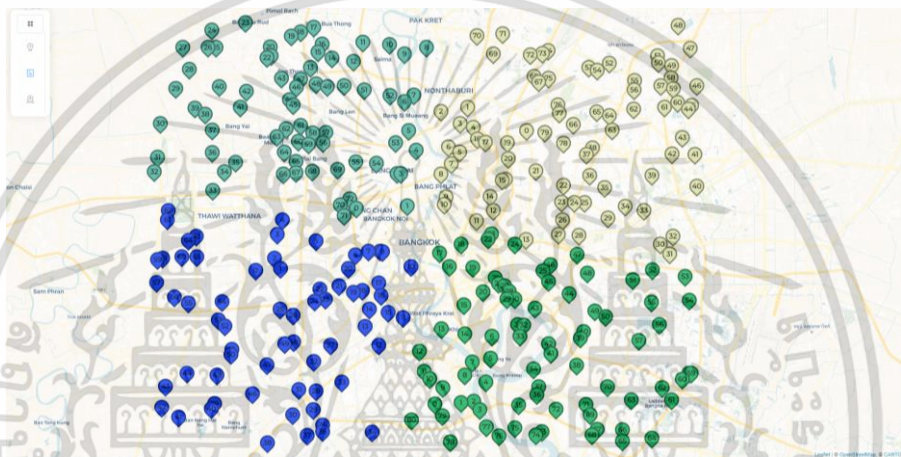


รูป 5.4 ผลลัพธ์การ plot ลงแผนที่จากการแบ่งกลุ่มแบบ Q-Learning

จากผลลัพธ์จะเห็นได้ว่าการจัดของวิธี Q-Learning ยังมีการซ้อนทับกันบางช่วง และยังไม่สามารถแบ่งกลุ่มแบบชัดเจนเป็นแผ่นเดียวกันได้ ดังนั้น จึงได้นำเอาข้อดีของทั้งสองวิธีมารวมกันเป็นวิธีที่ 3 เพื่อให้การจัดสินค้ามีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น คือนำข้อมูลไปผ่านการจัดกลุ่มแบบ kmean ก่อนเพื่อเป็นการแบ่งกลุ่มแบบคร่าว ๆ จากนั้นจึงนำผลลัพธ์ที่ได้ไปเช็คด้วย Q-Learning ว่าในขณะนั้นอยู่ที่ state ที่เท่าไร และทำ action ตามที่ Q-Table ระบุไว้ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่สามารถนำไปใช้ได้จริง และทำให้ได้ผลลัพธ์ดังรูป 5.5

```
standard volume 0.3053300927056162
finish
kmean and qlearning finish time: 27.344468593597412
car 0 distance: 126.30825947389715 volume: 6763123.538137807
car 1 distance: 155.80876600200116 volume: 6816653.008868929
car 2 distance: 134.2095338611567 volume: 6110455.5752014825
car 3 distance: 155.0783110371566 volume: 6854891.140701253
```

รูป 5.5 ผลลัพธ์จากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean และ Q-Learning ร่วมกัน



รูป 5.6 ผลลัพธ์การ plot ลงแผนที่จากการแบ่งกลุ่มแบบ Kmean และ Q-Learning ร่วมกัน

จากผลลัพธ์ตามรูป 5.5 และ 5.6 จะเห็นได้ว่าการจัดสินค้าใช้เวลาเพียง 27.34 วินาทีเท่านั้นและยังสามารถคำนวณระยะทางที่ใช้และความจุที่บรรจุสินค้าลงไปในตู้ในช่วงที่กำหนดได้ และนำไปใช้ได้จริงอีกด้วย ทั้งนี้ จากประสบการณ์การทำโครงการ สามารถสรุปผลที่ได้จากการทำโครงการในด้านต่าง ๆ รวมถึงปัญหาและอุปสรรคที่พบเจอระหว่างทำโครงการ และนำเสนอแผนการพัฒนาต่อในอนาคตต่อไป ได้ดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลที่ได้จากโครงการ

5.1.1 ส่วนของ Front-end Development

- 1) สามารถทดสอบการทำงานของระบบได้
- 2) สามารถทำการทดลองสุ่มข้อมูลพัสดุขึ้นมาได้ ตามจำนวนที่กำหนด
- 3) สามารถเลือกวิธีการและจำนวนเส้นทางที่ต้องการในการวางแผนเส้นทางได้
- 4) สามารถแสดงผลของการจัดกลุ่มได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 5) สามารถแสดงผลลัพธ์ของการหาเส้นทางจากการคำนวณผ่าน Travelling Salesman Problem ได้
- 6) สามารถแสดงรายการของ Request ที่ผู้ใช้ส่งไปคำนวณได้
- 7) สามารถส่งข้อมูลไปยังส่วน backend ได้

5.1.2 ส่วนของ Back-end Development

- 1) ความสามารถในการบันทึกข้อมูลพัสดุลงบนฐานข้อมูล
- 2) สามารถเรียกใช้งานการจัดกลุ่มแบบเคมีนจากส่วนของ python ได้
- 3) สามารถตอบกลับข้อมูลที่ผ่านการคำนวณทั้งหมดแล้วไปยัง frontend ได้

5.1.3 ส่วนของ Reinforcement Learning

- 1) ได้ Q-Table มาใช้ในการช่วยตัดสินใจในการจัดของ
- 2) เชื่อมต่อกับส่วน back-end ได้
- 3) สามารถตัดสินใจตามวิธีเคมีน และวิธี Q-Learning ได้
- 4) สามารถเรียงลำดับการส่งของโดยใช้ Traveling Salesman ได้ โดยได้ค่าระยะทางที่ดีที่สุดใกล้เคียงกับค่าระยะทางที่สั้นที่สุด หรือเรียกว่า near optimal

5.1.4 ด้านอื่น ๆ

- 2) ได้ฝึกการทำงานตามรูปแบบของ Agile Methodology ทำให้มีความรับผิดชอบต่องานที่ได้รับมอบหมาย ฝึกการตรงต่อเวลาในการทำงาน
- 3) ได้เรียนรู้เกี่ยวกับความรู้ใหม่ ๆ เช่น การทำการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine Learning) ด้วยวิธีการต่าง ๆ ตัวอย่างเช่น วิธีการจัดกลุ่มแบบเคมีน วิธีการแบบ Q-Learning เป็นต้น
- 4) ได้ฝึกฝนทักษะการทำงานร่วมกับผู้อื่นและการทำงานเป็นทีม

5.2 ปัญหาและอุปสรรค

- 1) เนื่องจากยังไม่มีความเชี่ยวชาญในด้านการทำ backend มากพอทำให้การดำเนินงานในช่วงแรกเป็นไปด้วยความล่าช้าเล็กน้อย โดยติดปัญหาที่การออกแบบการเรียกใช้งานโปรแกรม รวมถึงการเริ่มเขียนโปรแกรมในส่วนของโครงสร้างเอพีไอสำหรับใช้งาน
- 2) ปัญหาด้านการศึกษาค้นคว้าข้อมูล เนื่องจากมีความรู้ใหม่ ๆ ที่ต้องทำการศึกษาเป็นจำนวนมาก ทำให้ค่อนข้างใช้เวลาค้นคว้าค่อนข้างนาน
- 3) การ train model ใช้เวลาค่อนข้างนาน ทำให้ train ได้จำนวนรอบน้อย เนื่องจากข้อจำกัดในเรื่องของเวลา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 4) เนื่องจาก 3) จึงทำให้ค่าซ้ำในการ evaluate ให้ดีขึ้น
- 5) ในบางครั้งการจัดกลุ่มสินค้าจะมีการเกิดการย้ายของแบบวนซ้ำ คือ ย้ายของชิ้นเดิมไปมาระหว่างรถสองคัน ทำให้อาจไม่บรรลุเป้าหมายได้

5.3 แผนการพัฒนาต่อ

- 1) พัฒนาวิธีการจัดกลุ่มข้อมูลให้สามารถจัดกลุ่มได้อย่างอิงตามเส้นทางได้
- 2) พัฒนาวิธีการค้นหาเส้นทางโดยวิธีที่ทำให้สามารถขนส่งพัสดุได้เป็นจำนวนมากที่สุด
- 3) พัฒนาวิธีการค้นหาเส้นทางให้สามารถค้นหาเส้นทางที่ทำให้ใช้จำนวนพาหนะน้อยที่สุดได้
- 4) พัฒนาการเรียงลำดับการจัดส่งพัสดุให้มีความสอดคล้องกับความเป็นจริงบนท้องถนนโดยใช้การจัดลำดับตามทฤษฎีของการเดินทางของพนักงานขาย (Traveling Salesman Problem)

บรรณานุกรม

- สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.). (2561). รายงาน โลจิสติกส์ของประเทศไทยประจำปี 2560 [ออนไลน์] เข้าถึงได้จาก: <http://www.nesdb.go.th/> (วันที่ค้นข้อมูล: 13 พฤศจิกายน 2562)
- อรฉัตร จิตต์โสภักดิ์. (ตุลาคม 2562). การใช้ฐานข้อมูล UpToDate. เอกสาร ประกอบการอบรม เรื่อง ทฤษฎีประมวลผลภาพ, กรุงเทพมหานคร : สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
- Orachat, C. (2019). Image Segmentation [PowerPoint slides]. Retrieved November 20, 2019
- มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี. (2562). ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Travelling salesman problems). เข้าถึงได้จาก: http://www.ubu.ac.th/~pitakaso/1302476/new_doc/ch05_s.pdf (วันที่ค้นข้อมูล: 12 พฤศจิกายน 2562)
- Piravit Chenpittaya. (2562). Flask — เริ่มต้นเขียนเว็บง่ายๆด้วย Flask [ออนไลน์] เข้าถึงได้จาก: <https://link.medium.com/3hi3saNUQ5> (วันที่ค้นข้อมูล: 21 เมษายน 2563)
- Chai Phonbopit. (2558). MongoDB คืออะไร? + สอนวิธีใช้งานเบื้องต้น [ออนไลน์] เข้าถึงได้จาก: <https://devahoy.com/blog/2015/08/getting-started-with-mongodb/> (วันที่ค้นข้อมูล : 21 เมษายน 2563)
- Nuttavut Thongjor. (2559). [Vue2#1] รู้จัก Vue.js และคุณสมบัติใหม่ใน Vue 2 [ออนไลน์] เข้าถึงได้จาก: <https://www.babelcoder.com/blog/posts/vue2-introduction-to-vue2> (วันที่ค้นข้อมูล: 21 เมษายน 2563)
- Aofleejay. (2560). สร้าง RESTful API ด้วย Express — Express 101 [ออนไลน์] เข้าถึงได้จาก: <https://link.medium.com/Psneq14WQ5> (วันที่ค้นข้อมูล: 21 เมษายน 2563)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้