

**การพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง
และแบบจำลองระยะทางการเดินทาง ภายในเขตเทศบาลนครราชสีมา**

นายสัจจาจาก จอมโนนเขวา

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ปีการศึกษา 2552

**DEVELOPMENT OF MODE CHOICE MODEL AND
VEHICLE KILOMETER OF TRAVEL MODEL FOR
NAKHON RATCHASIMA MUNICIPALITY**

Sajjakaj Jomnonkwoa

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Engineering in Transportation Engineering**

Suranaree University of Technology

Academic Year 2009

การพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางและแบบจำลอง

ระยะทางการเดินทาง ภายในเขตเทศบาลนครราชสีมา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยเป็นหน่วยงานหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาโทบริหารธุรกิจ

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รศ. ดร.วัฒนวงศ์ รัตนวราห์)

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร.ธีรยุทธ ลิมานนท์)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. ดร.สิทธา เจนศิริศักดิ์)

กรรมการ

(ศ. ดร.ชูกิจ ลิ้มปิ๋มจันท์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

(รศ. น.อ. ดร.วรพจน์ ขำพิศ)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

สัจจากจ จอมโนนเขว : การพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางและ
แบบจำลองระยะการเดินทาง ภายในเขตเทศบาลนครราชสีมา (DEVELOPMENT
OF MODE CHOICE MODEL AND VEHICLE KILOMETER OF TRAVEL MODEL
FOR NAKHON RATCHASIMA MUNICIPALITY) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์
ดร.ธีรยุทธ ลิมานนท์, 100 หน้า.

วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้ เพื่อนำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการ
พัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง และแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-
กิโลเมตร ซึ่งเป็นระยะทางรวมที่บุคคลคนหนึ่งเดินทางด้วยยานยนต์ในหนึ่งหน่วยเวลา ตัวแปร
ระยะทางการเดินทางรวมนี้ สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้หลาย ๆ ด้าน เช่น กำหนดหา ปริมาณการ
ใช้น้ำมันเชื้อเพลิง ปริมาณการปล่อยมลพิษทางอากาศ การวางแผนการบำรุงรักษาผิวจราจร และ
การประเมินความเสี่ยงของการเกิดอุบัติเหตุ เป็นต้น ในการพัฒนาแบบจำลองครั้งนี้ใช้ข้อมูลจาก
การสำรวจการเดินทางของครัวเรือนในเขตเทศบาลนครราชสีมา โดยข้อมูลที่สำรวจจะประกอบด้วย
ข้อมูลสภาพทางเศรษฐกิจและสังคมของบุคคลและครัวเรือน ข้อมูลการเดินทางของบุคคล ผลจาก
การพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Multinomial Logit พบว่าแบบจำลองมี
ร้อยละความถูกต้อง 77.57 โดยตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อการเลือกรูปแบบการเดินทางได้แก่ จำนวน
ยานพาหนะ สถานะภาพในบ้าน รายได้ของบุคคล และจำนวนเที่ยวการเดินทาง ส่วนแบบจำลอง
การเลือกรูปแบบการเดินทางโดยโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ มีร้อยละความถูกต้อง
71.00 เมื่อพิจารณาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมโดยการวิเคราะห์ความถดถอย พบว่า
แบบจำลองสำหรับครัวเรือน มีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ 7.48 ตัวแปรที่มี
นัยสำคัญประกอบด้วย จำนวนคนในบ้านที่ทำงาน จำนวนคนในครัวเรือนที่กำลังศึกษา จำนวน
รถยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง และระยะทางจากที่ตั้งครัวเรือนถึงศูนย์กลางทางเศรษฐกิจของ
เมือง ส่วนแบบจำลองระยะการเดินทางรวมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ
พบว่า มีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ 27.16 ผลลัพธ์จากทั้งสองแบบจำลอง
แสดงให้เห็นว่าการพัฒนาแบบจำลองโดย Multinomial Logit และการวิเคราะห์ความถดถอยให้ผล
การพยากรณ์ที่ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียม

สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง

ปีการศึกษา 2552

ลายมือชื่อนักศึกษา _____

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

SAJJAKAJ JOMNONKWOA : DEVELOPMENT OF MODE CHOICE
MODEL AND VEHICLE KILOMETER OF TRAVEL MODEL FOR
NAKHON RATCHASIMA MUNICIPALITY. THESIS ADVISOR :
ASST. PROF. THIRAYOOT LIMANOND, Ph.D., 100 PP.

MODE CHOICE / VKT /ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

The purpose of this research is to apply an artificial neural network (ANN) concept to develop a mode choice model and a vehicle kilometer of travel (VKT) model. VKT is one of the transport indicators that represent how much a person travel using a motorized vehicle in a given timeframe. The VKT numbers can be used for many purposes, including estimation of transport fuel consumption, assessment of air pollution emission, planning of pavement maintenance, and accident assessment. This research used data collected from a household travel survey in Nakhon Ratchasima municipality. The survey collected a 1-day travel diary along with socio-economics of individuals and the household. In this study, the developed multinomial logit mode choice model has an ability to provide correct forecasts of 77.57%. The significant variables included in the model are household auto ownership, status of the individual in a household, individual income and the number of trips generated per day. Another mode choice model developed using the Learning Vector Quantization (LVQ) Neural Network concept provides correct forecasts of 71.00%. The regression VKT Model yields a mean absolute percent error of 7.48%. The significant variables in the model are the number of employees in the household, the number of students in a household, household vehicle ownership and distance from the residency to central business

district. The VKT model developed using the concept of the back-propagation artificial neural network provides a mean absolute percent error of 27.16%. This study successfully developed a mode choice model and a VKT model using the concept of an ANN. However, the ANN model does not perform as good as the traditional method.

School of Transportation Engineering

Academic Year 2009

Student's Signature _____

Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บุคคล และกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำช่วยเหลือ อย่างดียิ่ง ทั้งในด้านวิชาการ และ ด้านการดำเนินงานวิจัย อาทิเช่น

- ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ถิรยุทธ ลิมานนท์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ให้คำแนะนำเกี่ยวกับการสำรวจข้อมูล การพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางและแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร โดยใช้ Multinomial Logit และการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน
- ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ให้คำแนะนำเกี่ยวกับการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม
- คุณจริยาพร ศรีวิไลลักษณ์ ที่ให้คำปรึกษาในการจัดรูปแบบ และตรวจทานความถูกต้องของวิทยานิพนธ์
- คุณวันเพ็ญ สืบสาย เลขานุการสาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง ที่ให้ความช่วยเหลือในการประสานงานด้านเอกสารต่าง ๆ ในระหว่างการศึกษา
- ศูนย์ศึกษาและถ่ายโอนเทคโนโลยีการจราจรและขนส่ง สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้การสนับสนุนบุคลากรในการสำรวจข้อมูล
- มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้การสนับสนุนทุนการศึกษา (ทุนผู้มีผลการเรียนดีเด่น) ในการศึกษาในระดับปริญญาโท
- กองทุนสนับสนุนการวิจัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้ทุนสนับสนุนในการทำวิทยานิพนธ์

ขอกราบขอบพระคุณ ครู คณาจารย์ทุกท่านที่ได้สั่งสอนประสิทธิ์ประสาทวิชาให้แก่ผู้วิจัย จนประสบผลสำเร็จในวันนี้

ท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ที่ให้กำเนิด อบรม เลี้ยงดูด้วยความรัก และ ส่งเสริมทางการศึกษาเป็นอย่างดีตลอดมาโดยตลอด จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในชีวิตตลอดมา

สัจจากาจ จอมโนนเขวา

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ง
สารบัญ.....	จ
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญรูป.....	ฎ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ.....	ฐ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.4 ประโยชน์ที่ได้รับจากการวิจัย.....	3
2 ปรัชญาวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 ทฤษฎี Multinomial Logit.....	5
2.1.1 ทฤษฎีอรรถประโยชน์.....	5
2.1.2 แบบจำลองโลจิต.....	6
2.1.3 การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ตัวแปร.....	7
2.1.4 การทดสอบเพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสม.....	9
2.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์ความถดถอย.....	12
2.2.1 ประเภทของการวิเคราะห์ความถดถอย.....	12
2.2.2 ค่าสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ความถดถอย.....	13
2.2.3 การเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการถดถอย.....	14
2.2.4 ข้อจำกัดของการวิเคราะห์ความถดถอย.....	16
2.3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม.....	17

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.3.1	แนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียม	17
2.3.2	สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม	19
2.3.3	กฎการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม	20
2.3.4	การเรียนรู้แบบแพร่กลับ	22
2.3.5	การเรียนรู้แบบแข่งขัน	23
2.4	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	26
2.4.1	การศึกษาและการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง	26
2.4.2	การศึกษาและการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวม	29
2.4.3	การเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียม และการวิเคราะห์ความถดถอย	30
2.4.4	การเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมและแบบจำลองโลจิต	32
3	วิธีการดำเนินการวิจัย	33
3.1	ขั้นตอนการดำเนินการศึกษา	33
3.2	เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย	35
3.3	การเก็บรวบรวมข้อมูล	35
3.3.1	วิธีการสำรวจ	35
3.3.2	กลุ่มตัวอย่างและขนาดตัวอย่าง	35
3.3.3	เครื่องมือที่ใช้ในการสำรวจ	37
3.3.4	ประเภทของข้อมูล	41
3.4	การออกแบบแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง โดยใช้ Multinomial Logit	43
3.4.1	ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง	43
3.4.2	โครงสร้างแบบจำลอง	43
3.4.3	การพัฒนาแบบจำลอง	44
3.5	การออกแบบแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแข่งขัน	44
3.5.1	ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง	44

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.5.2	โครงสร้างแบบจำลอง.....	45
3.5.3	การพัฒนาแบบจำลอง.....	45
3.6	การออกแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร	
	โดยใช้การวิเคราะห์ความถดถอย.....	45
3.6.1	ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง.....	45
3.6.2	โครงสร้างแบบจำลอง.....	45
3.6.3	การพัฒนาแบบจำลอง.....	47
3.7	การออกแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร	
	โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ.....	48
3.7.1	ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง.....	48
3.7.2	การพัฒนาแบบจำลอง.....	48
3.8	การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง.....	50
4	การวิเคราะห์ข้อมูลและอภิปรายผล.....	52
4.1	การวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น.....	52
4.1.1	ข้อมูลลักษณะทางเศรษฐกิจและสังคมของครัวเรือน.....	52
4.1.2	ข้อมูลลักษณะทางเศรษฐกิจและสังคมของบุคคล.....	54
4.1.3	ข้อมูลการเดินทางของบุคคล.....	58
4.2	แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Multinomial Logit.....	61
4.3	แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง	
	โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ.....	63
4.4	แบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร	
	โดยใช้การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน.....	65
4.4.1	แบบจำลองสำหรับบุคคล.....	65
4.4.2	แบบจำลองสำหรับครัวเรือน.....	67
4.5	แบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร	
	โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ.....	69
4.5.1	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ.....	69

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.5.2	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่.....	73
4.5.3	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับบุคคล เปรียบเทียบผลกับการวิเคราะห์ความถดถอย.....	75
4.5.4	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับครัวเรือน เปรียบเทียบผลกับการวิเคราะห์ความถดถอย.....	77
4.6	การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง.....	78
5	บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....	80
5.1	แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง.....	80
5.2	แบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร.....	82
5.3	ข้อเสนอแนะ.....	84
	เอกสารอ้างอิง.....	85
	ภาคผนวก.....	89
	ภาคผนวก ก. บทความที่นำเสนอต่อที่ประชุมวิชาการ.....	89
	ประวัติผู้เขียน.....	100

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ข้อมูลในแบบสอบถาม.....	37
3.2 แปรที่พิจารณาในแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง โดยใช้ Multinomial Logit.....	42
3.3 ตัวแปรที่พิจารณาในแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวม โดยการวิเคราะห์ความถดถอย.....	46
3.4 ตัวแปรที่พิจารณาในแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวม โดยใช้โครงข่ายประสาทการเรียนรู้แบบแพร่กลับ.....	47
4.1 จำนวนตัวอย่างแยกตามลักษณะที่พักอาศัย.....	53
4.2 จำนวนตัวอย่างแยกตามรายได้.....	53
4.3 จำนวนตัวอย่างแยกตามลักษณะจำนวนสมาชิกในครัวเรือน.....	54
4.4 จำนวนตัวอย่างแยกตามลักษณะจำนวนยานพาหนะ.....	54
4.5 จำนวนตัวอย่างแยกตามเพศ.....	55
4.6 จำนวนตัวอย่างแยกตามอายุ.....	56
4.7 จำนวนตัวอย่างแยกตามสถานะในบ้าน.....	56
4.8 จำนวนตัวอย่างแยกตามการศึกษา.....	56
4.9 จำนวนตัวอย่างแยกตามอาชีพ.....	57
4.10 จำนวนตัวอย่างแยกตามรายได้บุคคล.....	57
4.11 จำนวนตัวอย่างแยกตามสถานะภาพการสมรส.....	58
4.12 จำนวนตัวอย่างแยกตามความถี่ในการเดินทาง.....	59
4.13 จำนวนตัวอย่างแยกตามประเภทยานพาหนะ.....	59
4.14 จำนวนตัวอย่างแยกตามสถานะการขับขี่.....	59
4.15 จำนวนตัวอย่างแยกระยะทาง.....	60
4.16 ตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง.....	60
4.17 ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง โดยใช้ Multinomial Logit Model.....	61

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.18 ผลการฝึกสอนและการทดสอบ แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ วัดผลด้วยค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย.....	64
4.19 ตัวแปรต้นที่ใช้พัฒนาแบบจำลองการวิเคราะห์ความถดถอย.....	64
4.20 ผลแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร สำหรับรถจักรยานยนต์.....	65
4.21 ผลแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร สำหรับรถยนต์ส่วนบุคคล.....	66
4.22 ผลแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร สำหรับรถโดยสารประจำทาง.....	67
4.23 ผลแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร สำหรับครัวเรือน.....	68
4.24 จำนวนข้อมูลที่ใช้พัฒนาแบบจำลอง.....	71
4.25 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการเรียนรู้ (Train-Mean Square Error).....	71
4.26 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการทดสอบ (Test-Mean Square Error).....	72
4.27 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบปกติ การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการเรียนรู้	72
4.28 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่ การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการเรียนรู้ (Train-Mean Square Error).....	74
4.29 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่ การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการทดสอบ (Test-Mean Square Error).....	74
4.30 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบปกติ การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการทดสอบ	74
4.31 จำนวนข้อมูลที่ใช้พัฒนาแบบจำลอง.....	76
4.32 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ได้จากการเรียนรู้ (Train- Mean Square Error).....	76

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.33	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ได้จากการทดสอบ (Test-Mean Square Error).....77
4.34	ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ (Train-R).....77
4.35	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ได้จากการเรียนรู้และทดสอบ (Training & Testing Mean Square Error).....78
4.36	ผลการการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองระยะการเดินทางรวม ในหน่วย คั่น-กิโลเมตร โดยใช้ MAPE78

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	แสดงส่วนประกอบและโครงสร้างของเซลล์ประสาท.....17
2.2	ลักษณะฟังก์ชันถ่ายโอน.....18
2.3	แสดงลักษณะของโหนดในโครงสร้างของเซลล์ประสาทเทียม.....18
2.4	โครงข่ายประสาทเทียมแบบโครงข่ายไปข้างหน้า.....19
2.5	โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ.....20
2.6	แผนผังกรอบการทำงานของการเรียนรู้แบบเสริมความเข้มแข็ง.....21
2.7	โครงสร้างเครือข่าย LVQ.....24
2.8	การเรียนรู้ของเครือข่าย LVQ.....25
2.9	ผลการเปรียบเทียบแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง ระหว่าง MNL NL และข้อมูลจริง.....29
3.1	ขั้นตอนการดำเนินการศึกษา.....34
3.2	พื้นที่ที่ดำเนินการศึกษา เขตเทศบาลนครราชสีมา.....36
3.3	โครงสร้างแบบจำลองระยะการเดินทางรวมโดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ.....49
3.4	Chain Neural Network.....50
4.1	สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ สำหรับพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง.....64
4.2	สัดส่วนของรูปแบบการเดินทางที่ได้จากการสำรวจ.....69
4.3	สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ (60-5-1).....70
4.4	สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ (60-5-5-1).....70
4.5	สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ (60-5-10-1).....70
4.6	สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ (60-10-10-1).....71
4.7	สถาปัตยกรรมโครงข่ายการเรียนรู้แบบ Perceptron.....76
4.8	สัดส่วนข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลอง.....76

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

U_{in}	=	อรรถประโยชน์หรือความพึงพอใจของคนที่ n ที่มีต่อทางเลือก i
V_{in}	=	ส่วนของอรรถประโยชน์ที่บุคคล n รับรู้และเห็นได้
$\mathcal{E}_{in}$	=	ส่วนของอรรถประโยชน์ที่ไม่แน่นอน
β_i	=	พารามิเตอร์ หรือค่าคงที่ที่ได้จากการสร้างแบบจำลอง
X_i	=	ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับอรรถประโยชน์ของสิ่ง i ของบุคคล n
C_n	=	เซตของทางเลือกที่เป็นไปได้ของแต่ละบุคคล
J_n	=	จำนวนทางเลือกทั้งหมดที่เป็นไปได้ของบุคคล n
$P_n(i)$	=	ความน่าจะเป็นที่บุคคล n จะเลือกทางเลือก i
$LL(\beta_{ik})$	=	สมการ Log-Likelihood เมื่อค่าสัมประสิทธิ์ทั้งหมดเป็นศูนย์
$LL(0)$	=	สมการ Log-Likelihood จากค่าสัมประสิทธิ์ที่ประมาณค่าได้
ρ^2	=	ดัชนีความสอดคล้อง (Likelihood Ratio Index)
Y	=	ตัวแปรตามในการพัฒนาแบบจำลองความถดถอย
R^2	=	สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ
ANN	=	โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)
LVQ	=	Learning Vector Quantization
h	=	ชั้นซ่อนเร้น
o	=	ชั้นผลลัพธ์
w_{ij}	=	ค่าน้ำหนักประสาทของชั้นซ่อนเร้น
w_{jk}	=	ค่าน้ำหนักประสาทของชั้นเอาต์พุต
p_i	=	อินพุต
a_j	=	เอาต์พุตของชั้นซ่อนเร้น
z_k	=	เอาต์พุตชั้นสุดท้าย
t_k	=	ค่าเป้าหมาย
η	=	อัตราการเรียนรู้
$f'(net_{ij})$	=	ฟังก์ชันถ่ายโอน

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

การเพิ่มขึ้นของจำนวนประชากรและที่อยู่อาศัยในแต่ละปี ผสมกับความเจริญทางเศรษฐกิจและความก้าวหน้าทางเทคโนโลยี ทำให้เกิดความต้องการการเดินทางเพิ่มขึ้นและมีความสลับซับซ้อนมากยิ่งขึ้นทุกปี ซึ่งหากไม่มีการศึกษาลักษณะความต้องการการเดินทางและการจัดการโครงสร้างพื้นฐานให้เหมาะสมกับความต้องการดังกล่าวแล้ว จะก่อให้เกิดปัญหาจราจรติดขัด มลพิษทางอากาศ มลพิษทางเสียง คุณภาพชีวิตของประชาชนแย่ลง และการใช้น้ำมันเชื้อเพลิงอย่างสิ้นเปลือง เป็นต้น ดังนั้นเมื่อเมืองเจริญเติบโตและมีจำนวนประชากรมากในระดับหนึ่ง การศึกษาความต้องการการเดินทางเพื่อวางแผนจัดการกับความต้องการการเดินทาง ทำให้สามารถจัดโครงสร้างพื้นฐานและระบบการจราจรที่เหมาะสมในอนาคตรองรับความต้องการการเดินทางที่จะเกิดขึ้น จึงเป็นสิ่งสำคัญและจำเป็นอย่างยิ่ง ซึ่งจะช่วยให้การดำเนินกิจกรรมทางเศรษฐกิจ และการดำเนินชีวิตในสังคมเมือง เป็นไปอย่างราบรื่นและยั่งยืนต่อไป

ในการวางแผนการขนส่งระดับเมืองเพื่อประเมินความต้องการการเดินทางในอนาคต จำเป็นต้องหาความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการการเดินทางและปัจจัยทางต่าง ๆ เช่น สถานภาพทางเศรษฐกิจและสังคมของบุคคล ซึ่งได้แก่ อายุ อาชีพ รายได้ การศึกษา เป็นต้น โดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (นระ คมนามูล, 2547) แบบจำลองสภาพการเดินทางของประชากร นิยมใช้กันในการวางแผนการขนส่งคือ แบบจำลองด้านการขนส่ง 4 ขั้นตอน ประกอบด้วย (1) แบบจำลองการเกิดการเดินทาง (Trip Generation) เป็นกระบวนการที่ทำให้ทราบถึงจำนวนเที่ยวการเดินทางจากพื้นที่ย่อยหนึ่ง ๆ โดยมีการแยกตามวัตถุประสงค์การเดินทาง เช่น การเดินทางเพื่อไปทำงาน การเดินทางเพื่อไปเรียน และการเดินทางเพื่อวัตถุประสงค์อื่น เป็นต้น (2) แบบจำลองการกระจายการเดินทาง (Trip Distribution) เป็นขั้นตอนที่ทำให้ทราบว่าจากที่ต้นทางหนึ่ง ไปยังปลายทางหนึ่งมีจำนวนเที่ยวการเดินทางตามวัตถุประสงค์การเดินทางเป็นเท่าใด (3) แบบจำลองการเลือกรูปแบบยานพาหนะในการเดินทาง (Modal Split) เป็นกระบวนการที่ทำให้ทราบว่าในการเดินทางแต่ละเที่ยว ใช้ยานพาหนะใดในการเดินทาง (4) แบบจำลองการกระจายการเดินทางลงบนโครงข่ายด้านคมนาคมขนส่ง (Traffic Assignment) เป็นกระบวนการที่ทำให้ทราบว่าในการเดินทางแต่ละเที่ยว ใช้เส้นทางใดในการเดินทาง (Ortuzar et al, 1999) ในการเดินทาง จากแบบจำลองที่กล่าวมาสามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้เช่น หากต้องการทราบปริมาณการใช้น้ำมันเชื้อเพลิง สามารถหาได้โดย การนำปริมาณยานพาหนะที่ได้จากแบบจำลองที่ 3 มาคูณกับปริมาณการเดินทางรวมของ

ยานพาหนะแต่ละประเภท ทำให้ทราบว่ายานพาหนะแต่ละชนิดเดินทางระยะทางเท่าไรใน 1 ปี จากนั้นนำระยะทางดังกล่าวมาคูณกับอัตราการสิ้นเปลืองพลังงานของยานพาหนะแต่ละประเภท เป็นต้น (พันธระวี กองบุญเทียม, 2546) โดยทั่วไปแล้วแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางถูกพัฒนาโดย Multinomial Logit ซึ่งเป็นการสร้างสมการอรรถประโยชน์สำหรับแต่ละรูปแบบการเดินทาง และหาความน่าจะเป็นที่แต่ละบุคคลจะเลือกรูปแบบการเดินทางแต่ละรูปแบบ

ข้อมูลระยะทางการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร (Vehicle Kilometer of Travel: VKT) เป็นผลรวมของระยะทางที่ยานพาหนะแต่ละประเภทเดินทางบนถนนในหนึ่งหน่วยเวลา ซึ่งเป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของการขนส่งได้เป็นอย่างดี ประโยชน์ที่ใช้เช่น สามารถหา ปริมาณการใช้น้ำมันเชื้อเพลิง ปริมาณมลพิษทางอากาศ การวางแผนการบำรุงรักษาผิวจราจรและการประเมินความเสี่ยงของการเกิดอุบัติเหตุ เป็นต้น (Guillaume Leduc, 2008) ในการประมาณระยะทางการเดินทางรวม มี 3 วิธี คือ (1) การประมาณค่าจากการนับปริมาณจราจร วิธีการนี้จะนับจำนวนยานพาหนะที่เดินทางบนช่วงถนนโดยใช้อุปกรณ์ตรวจจับอัตโนมัติ จากนั้นนำจำนวนรถที่ได้มาคูณกับระยะทางจะได้ปริมาณการเดินทางใน 1 วันหรือ 1 ปี (Kumapley and Fricker, 1999) (2) การสำรวจเลขเพิ่มไมล์ ซึ่งสามารถหาได้จากระยะทางที่ได้จากเข็มไมล์สะสมในช่วงเวลาที่สนใจ ซึ่งจำเป็นต้องมีการการสำรวจเข็มไมล์ทุกครั้งที่มีการเดินทาง ทำให้เกิดความยุ่งยาก และค่าใช้จ่ายสูง (3) การพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์หาความสัมพันธ์ระหว่างระยะการเดินทางกับปัจจัยต่าง ๆ ที่มีความสัมพันธ์กับการเดินทาง โดยสำรวจจากการสอบถามผู้ขับขี่ แล้วนำข้อมูลที่ได้มาสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์โดยใช้การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงพหุ (มนต์ชัย ชุ่มอินทรจักร, 2546)

เมื่อพิจารณาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง และแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร ดังที่กล่าวมาแล้วจะพบว่าแต่ละมามีวิธีการพัฒนาแบบจำลองที่เป็นวิธีการที่นิยมโดยทั่วไปอยู่แล้ว งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์ที่จะนำเสนอวิธีการพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์วิธีการใหม่คือ การใช้ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ซึ่งเป็นวิธีการพัฒนาแบบจำลองที่มีความยืดหยุ่น รูปแบบโครงสร้างสามารถปรับเปลี่ยนได้ และผลลัพธ์ที่ได้เป็นการเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตไม่ผูกกับสมการใดสมการหนึ่ง เนื่องจากความสามารถในการจำลองพฤติกรรมทางกายภาพที่ซับซ้อนของโครงข่ายประสาทเทียม จึงมีผู้นำมาประยุกต์ใช้งานหลายประเภท เช่น งานจดจำรูปแบบที่มีความไม่แน่นอน งานประมาณค่าฟังก์ชันหรือประมาณความสัมพันธ์ งานจัดหมวดหมู่และแยกแยะสิ่งของ งานทำนายหรือพยากรณ์ เป็นต้น

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ของการวิจัย ดังนี้

1.2.1 เพื่อนำเสนอวิธีการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง สำหรับประชากรในเขตเทศบาลนครราชสีมา โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน และเปรียบเทียบผลกับการพัฒนาแบบจำลองโดย Multinomial Logit

1.2.2 เพื่อนำเสนอวิธีการพัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร สำหรับประชากรในเขตเทศบาลนครราชสีมา โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ และเปรียบเทียบผลกับการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้การวิเคราะห์ความถดถอย

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

งานวิจัยนี้มีขอบเขตของการวิจัยดังนี้

1.3.1 พื้นที่การศึกษาเขตเทศบาลนคร นครราชสีมา

1.3.2 พัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง โดยใช้ แบบจำลองประเภท Multinomial Logit และ โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน (Learning Vector Quantization Artificial Neural Network)

1.3.3 พัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ระยะการเดินทางของการขนส่งแต่ละรูปแบบ ด้วยการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงพหุ (Multinomial Regression Analysis) และ โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-propagation Artificial Neural Network)

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 สามารถใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน มาใช้เป็นทางเลือกอีกทางเลือกหนึ่งในการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง

1.4.2 สามารถใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ มาใช้เป็นทางเลือกอีกทางเลือกหนึ่งในการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร

1.4.3 จากแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง ทำให้ทราบปัจจัยที่มีผลต่อการเลือกรูปแบบการเดินทางที่แตกต่างกันของประชาชน สามารถนำผลที่ได้ไปวางนโยบายด้านการเดินทางให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

1.4.4 จากแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร สามารถพยากรณ์ระยะเดินทางทางถนนในอนาคตได้ ซึ่งเป็นข้อมูลที่น่าไปใช้ประโยชน์ได้หลายด้านเช่น การพยากรณ์การใช้น้ำมันเชื้อเพลิงในภาคการขนส่ง การวิเคราะห์ความเหมาะสมของโครงสร้างพื้นฐานต่อความต้องการการเดินทางในอนาคต การจัดระบบขนส่งสาธารณะให้เพียงพอต่อความต้องการการเดินทางเพื่อลดปริมาณการเดินทางโดยรถยนต์ส่วนตัว เป็นต้น

บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

สำหรับการศึกษาในส่วนนี้จะเป็นการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องและพื้นฐานทฤษฎีที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งจะประกอบไปด้วย ทฤษฎี Multinomial Logit การวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ และทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม

2.1 ทฤษฎี Multinomial Logit

2.1.1 ทฤษฎีอรรถประโยชน์

ทฤษฎีอรรถประโยชน์ กล่าวได้ว่า บุคคลจะเลือกบริโภคหรือเลือกสิ่งที่ตนเองต้องการ สิ่ง ๆ นั้นจะต้องให้อรรถประโยชน์สูงสุด (Maximum Utility) เช่น พอใจในสิ่งนั้นมากที่สุด สิ่งนั้นมีราคาถูกที่สุด เป็นต้น สามารถมาประยุกต์ใช้กับการเดินทางและขนส่งได้คือ ผู้เดินทางจะเลือกเดินทางที่ทำให้ความสะดวกสบายมากที่สุด โดยคำนึงถึงปัจจัยต่าง ๆ เช่น เสียค่าใช้จ่ายและเวลาในการเดินทาง สมการอรรถประโยชน์สามารถแสดงได้ดัง สมการ 2.1

$$U_{in} = V_{in} + \varepsilon_{in} \quad (2.1)$$

โดยที่ U_{in} คือ อรรถประโยชน์หรือความพึงพอใจของคนที่ n ที่มีต่อทางเลือก i
 V_{in} คือ ส่วนของอรรถประโยชน์ที่บุคคล n รับรู้และเห็นได้
 ε_{in} คือ ส่วนของอรรถประโยชน์ที่ไม่แน่นอน

ส่วนของอรรถประโยชน์ที่เห็นได้ V_{in} นี้ส่วนใหญ่จะกำหนดให้เป็นฟังก์ชันในรูปแบบดังสมการที่ 2.2

$$V_{in} = \beta_0 + \beta_1 X_{in1} + \beta_2 X_{in2} + \dots + \beta_n X_{ink} \quad (2.2)$$

โดยที่ $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ คือ พารามิเตอร์ หรือค่าคงที่ที่ได้จากการสร้างแบบจำลอง
 $X_1, X_2, \dots, X_k$ คือ ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับอรรถประโยชน์ของสิ่ง i ของบุคคล n

เนื่องจากส่วนอรรถประโยชน์ที่เป็นค่าไม่แน่นอน เช่น รสนิยม ไม่สามารถตรวจวัดได้ ทำให้ไม่สามารถระบุอย่างแน่นอนได้ว่า สิ่งใดจะให้อรรถประโยชน์สูงสุด แต่จะระบุได้ในรูปของความน่าจะเป็น (Probability) ที่ทางเลือก i จากเซตของทางเลือกทั้งหมดของบุคคล n จะเลือกมีอรรถประโยชน์สูงสุด ถ้ากำหนดให้อรรถประโยชน์เป็นไปตามสมการที่ 2.1 และกำหนดให้เซตของทางเลือกเป็น C_n แล้ว จะได้ความน่าจะเป็นของบุคคล n จะเลือกทางเลือก i จากเซต C_n ดังสมการที่ 2.3

$$P_n(i) = \text{Prob} (U_{in} \geq U_{jn}; \forall j \in C_n, i \neq j) \quad (2.3)$$

สมการที่ 2.3 มีความหมายว่า ความน่าจะเป็นของบุคคล n ที่จะเลือกทางเลือก i มีค่าเท่ากับ ความน่าจะเป็นที่อรรถประโยชน์ของทางเลือก i สำหรับบุคคล n มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับอรรถประโยชน์ j โดยที่ทุก ๆ ทางเลือก j ซึ่งเป็นสมาชิกของเซต C_n

2.1.2 แบบจำลองโลจิต

กำหนดให้เซต C_n เป็นเซตของทางเลือกที่เป็นไปได้ของแต่ละบุคคล และกำหนดให้ J_n เป็นจำนวนทางเลือกทั้งหมดที่เป็นไปได้ของบุคคล n จากทฤษฎีอรรถประโยชน์จะได้ความน่าจะเป็นของบุคคล n เลือกทางเลือก i ก็ต่อเมื่อค่าอรรถประโยชน์ของทางเลือก i มีค่ามากกว่าอรรถประโยชน์ของทางเลือกอื่น ดังสมการที่ 2.4

$$U_{in} \geq U_{jn}, \forall j \in C_n \quad (2.4)$$

เมื่อแทนค่าความสัมพันธ์ดังสมการที่ 2.1 ลงในสมการที่ 2.4 จะได้ความสัมพันธ์ดังสมการ 2.5

$$V_{in} - V_{jn} \geq \varepsilon_{in} - \varepsilon_{jn}, \forall j \in C_n \quad (2.5)$$

จากสมการที่ 2.5 ไม่สามารถหาค่าคำตอบของสมการได้แน่นอน เนื่องจาก ε_{in} และ ε_{jn} เป็นองค์ประกอบเชิงสุ่ม ดังนั้นจึงต้องวิเคราะห์ด้วยค่าความน่าจะเป็น กล่าวคือ ความน่าจะเป็นที่ผู้เดินทาง n จะเลือกเดินทางด้วยรูปแบบ i จากกลุ่มทางเลือก C_n สามารถเขียนได้ดังสมการที่ 2.6 และ 2.7

$$P_n(i) = \text{Prob} (V_{in} - V_{jn} \geq \mathcal{E}_{in} - \mathcal{E}_{jn} ; \forall j \in C_n, i \neq j) \quad (2.6)$$

$$P_n(i) = \text{Prob} (\mathcal{E}_{jn} - \mathcal{E}_{in} \leq V_{in} - V_{jn} ; \forall j \in C_n, i \neq j) \quad (2.7)$$

โดยทั่วไปความไม่แน่นอนต่าง ๆ สามารถอธิบายโดยใช้การกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) ในกรณีนี้เช่นเดียวกัน ถ้าให้ $\mathcal{E}$ มีการกระจายแบบปกติ จะทำให้ได้แบบจำลองที่มีชื่อว่าโพรบิต (Probit) แต่เนื่องจากแบบจำลองโพรบิต ไม่สามารถเขียนในรูปสมการที่แสดงความสัมพันธ์ต่าง ๆ ได้ ดังนั้นในการคำนวณหาความน่าจะเป็นของแบบจำลองโพรบิต จะต้องใช้ simulation ซึ่งมีความยุ่งยากและเสียเวลา แต่ถ้าให้ $\mathcal{E}$ ของแต่ละทางเลือกมีการกระจายแบบ Gumbel Type I distribution ซึ่งมีฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นดังสมการที่ 2.8 จะให้ได้แบบจำลองที่มีชื่อว่าโลจิต (Logit) เมื่อ μ, η คือ พารามิเตอร์ที่กำหนดรูปร่างของการกระจายตัว

$$f(\mathcal{E}) = \mu e^{-\mu(\mathcal{E}-\eta)} \exp[-e^{-\mu(\mathcal{E}-\eta)}] \quad (2.8)$$

จากสมมติฐานดังกล่าวทำให้สามารถวิเคราะห์ความน่าจะเป็นของบุคคล n ที่จะเลือกทางเลือก i ได้ดังสมการที่ 2.9

$$P_n(i) = \frac{e^{V_{in}}}{\sum_{j \in C_n} e^{V_{jn}}} \quad (2.9)$$

หากทางเลือกของบุคคลมี 2 ทางเลือกแบบจำลองจะถูกเรียกว่า Binary Logit และหากทางเลือกมีมากกว่า 2 ทางเลือก แบบจำลองจะถูกเรียกว่า Multinomial Logit Model

2.1.3 การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ตัวแปร

วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับแบบจำลองโลจิตมีอยู่หลายวิธี แต่วิธีที่ผู้เชี่ยวชาญแนะนำเป็นวิธีทางสถิติ คือ Maximum Likelihood เนื่องจากเป็นวิธีที่สะดวก การวิเคราะห์สามารถทำได้ง่ายและใช้กันอย่างแพร่หลายที่สุด โดยสามารถสรุปหลักการได้ดังนี้

ถ้าจำนวนประชากรทั้งหมดมีจำนวน N คน และในบรรดาประชากรคนที่ n ตัดสินใจเลือกทางเลือกใด ๆ จะทำให้ความน่าจะเป็นของประชากรทั้งหมดที่เลือกทางเลือก i มีค่าดังสมการที่ 2.10 ซึ่งสมการนี้ถูกเรียกว่าฟังก์ชันความเป็นไปได้ (Likelihood Function)

$$L = \prod_{n=1}^N \prod_{i \in C_n} P_n(i)^{y_{in}} \quad (2.10)$$

โดยที่	$\prod$	คือ ผลคูณอันดับ (Product Operation)
	L	คือ ฟังก์ชันความเป็นไปได้
	$P_n(i)$	คือ ความน่าจะเป็นที่บุคคล n จะเลือกทางเลือก i
	y_{in}	คือ 1 เมื่อบุคคลที่ n เลือกทางเลือก i นอกนั้นให้มีค่าเท่ากับ 0
	C_n	คือ เซตของทางเลือกทั้งหมดที่เป็นไปได้ที่บุคคลที่ n ได้พิจารณา

เมื่อพิจารณาฟังก์ชันความเป็นไปได้พบว่าค่าความน่าจะเป็นจะแปรเปลี่ยนไปตามค่าพารามิเตอร์ b_{in} ดังนั้นการประมาณค่าพารามิเตอร์โดยวิธีนี้จึงเป็นการหาค่าพารามิเตอร์ b_{in} ใด ๆ ที่ทำให้ฟังก์ชันความเป็นไปได้นี้มีค่าสูงสุด

สำหรับการหาค่ามากที่สุดของฟังก์ชันลอการิทึม ความเป็นไปได้จากการหาอนุพันธ์แบบดังสมการที่ 2.11

$$\frac{\partial LL(\beta_{ik})}{\partial \beta_{ik}} = 0 ; \text{ สำหรับ } k \text{ เท่ากับ } 1, 2, 3, \dots, k \quad (2.11)$$

และอาจจะใช้กระบวนการทางตัวเลข (Numerical) เช่นวิธีการของ Fletcher Powell และทฤษฎี Davidon เพื่อหาคำตอบของสมการดังกล่าว ซึ่งวิธีการของ Newton-Raphson เป็นวิธีหนึ่งที่นิยมใช้กันมากที่สุดสำหรับกรณีนี้ วิธี Newton-Raphson เป็นวิธีการทางตัวเลขที่สามารถหาคำตอบได้โดยง่ายและมีประสิทธิภาพในการคำนวณสูง เนื่องจากเป็นกระบวนการที่กระทำซ้ำ (Iterations) เพื่อหาจุดลู่เข้าสู่คำตอบ โดยมีการหยุดกระทำซ้ำเมื่อ อัตราลู่เข้าของตัวแปรแต่ละตัวน้อยกว่าค่าที่ยอมรับ (Tolerance) หรือที่กำหนดให้ สำหรับการวิเคราะห์หาค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองที่ทำการเก็บตัวอย่างโดยวิธีแบ่งประชากรออกตามทางเลือก (Choice-Based Sampling) สามารถเขียนสมการฟังก์ชันของความเป็นไปได้ดังสมการที่ 2.12

$$L = \prod_{g=1}^G \prod_{n=1}^{Nsg} \prod_{i \in C_n} \left[\frac{f(i, x_n) w_g}{H_g} \right]^{y_{in}} \quad (2.12)$$

เมื่อ	W_g	คือ	สัดส่วนของประชากรในกลุ่ม g โดยเทียบกับจำนวนประชากรทั้งหมด
	H_g	คือ	สัดส่วนของตัวอย่างในกลุ่ม g โดยเทียบกับตัวอย่างทั้งหมด
	G	คือ	กลุ่มตัวอย่างที่ g
	N_{sg}	คือ	จำนวนตัวอย่างในกลุ่มที่ g

สามารถเขียนเป็นฟังก์ชันลอการิทึมของความเป็นไปได้ ดังสมการที่ 2.13

$$LL = \sum_{g=1}^G \sum_{n=1}^{N_{sg}} \sum_{i \in C_m} y_{im} \ln p(i/x_n, \beta) + \sum_{g=1}^G \sum_{n=1}^{N_{sg}} \ln p(X_n) + \sum_{g=1}^G N_{sg} \ln H_g - \sum_{g=1}^G N_{sg} N_{sg} \ln W_g \quad (2.13)$$

2.1.4 การทดสอบเพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสม

เมื่อได้แบบจำลองจากการประมาณค่าพารามิเตอร์แล้ว จะต้องนำมาทดสอบค่าทางสถิติเพื่อตรวจสอบความน่าเชื่อถือและความสมเหตุสมผลของแบบจำลอง ซึ่งมีข้อกำหนดที่ต้องตรวจสอบได้แก่

ก. การทดสอบนัยสำคัญของสัมประสิทธิ์

ขั้นตอนนี้เป็นการทดสอบตัวแปรที่น่าเข้ามาพิจารณาในการสร้างแบบจำลองนั้นมีความสำคัญหรือมีอิทธิพลต่อแบบจำลองหรือไม่ โดยใช้ค่าสถิติจากการทดสอบ T-test คือ

$$t_{n-k, \frac{\alpha}{2}} = \frac{\beta_{ik}}{\sqrt{V(\beta_{ik})}} \quad (2.14)$$

เมื่อ	$t_{N-K, \frac{\alpha}{2}}$	คือ	ค่าสถิติ t ที่มีองศาอิสระเป็น $N-K$ ที่ระดับความเชื่อมั่น $(1-\alpha)$
	β_{ik}	คือ	ค่าพารามิเตอร์ของตัวแปรตัวที่ k ฟังก์ชันอรรถประโยชน์ i
	$v(\beta_{ik})$	คือ	ค่าความแปรปรวนของ β_{ik} ซึ่งจาก Cramer-Rao Theorem
		จะได้ว่า	$v(\beta_{ik}) = \frac{\partial^2 L(\beta_{ik})}{\partial^2 \beta_{ik}^2}$
n		คือ	จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์
k		คือ	จำนวนสัมประสิทธิ์ทั้งหมดที่มีในแบบจำลอง

ในการทดสอบทำโดยตั้งสมมติฐานหลัก (Null Hypothesis) ว่า $H_0: \beta_{ik} = 0$ โดยจะปฏิเสธสมมติฐาน $H_0: \beta_{ik} = 0$ หรือตัวแปรนั้นมีอิทธิพลต่อแบบจำลองที่ระดับความเชื่อมั่น (1-a) เมื่อถึงสถิติ t มากกว่าหรือเท่ากับ 1.96 เมื่อข้อมูลที่ใช้ในการประมาณค่ามีมากกว่า 1.20

ข. การสอบระดับของความสอดคล้อง (Goodness of Fit)

การทดสอบนี้เป็นการตรวจสอบความสามารถของแบบจำลองที่ไปอธิบายพฤติกรรมของผู้เดินทางได้มากน้อยเพียงใด ซึ่งนิยมนำค่าออกมาเป็นดัชนีความสอดคล้อง (Likelihood Ratio Index: ρ^2) ดังสมการที่ 2.15

$$\rho^2 = 1 - \frac{LL(\beta_{ik})}{LL(0)} \quad (2.15)$$

เมื่อ $LL(\beta_{ik})$ คือ สมการ Log-Likelihood เมื่อค่าสัมประสิทธิ์ทั้งหมดเป็นศูนย์
 $LL(0)$ คือ สมการ Log-Likelihood จากค่าสัมประสิทธิ์ที่ประมาณค่าได้

ดัชนีนี้ความคล้ายคลึงกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) และมีค่าอยู่ระหว่าง 0 กับ 1 ความหมายก็คือ ρ^2 มีค่าเท่ากับ 1 แสดงว่าแบบจำลองสามารถแทนพฤติกรรมจริงได้อย่างถูกต้องสมบูรณ์ตามที่สำรวจได้จริงและค่า ρ^2 นี้ยอมรับได้มากกว่า 0.20 ขึ้นไป

ค. การทดสอบเครื่องหมายของสัมประสิทธิ์

เครื่องหมายของค่าสัมประสิทธิ์แสดงถึงทิศทางของขนาดความมีอิทธิพลของตัวแปรต่อแบบจำลองดังนั้นสัมประสิทธิ์ที่มีค่าเป็นบวกแสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรกับแบบจำลองมีความแปรผันตรง แต่ถ้าสัมประสิทธิ์ที่มีค่าเป็นลบแสดงถึงความสัมพันธ์แบบผกผัน

เครื่องหมายของสัมประสิทธิ์ของตัวแปรต่าง ๆ จึงมีความสมเหตุสมผล เช่น ตัวแปรค่าโดยสารหรือเวลาในการเดินทางควรมีสัมประสิทธิ์ที่มีค่าเป็นลบ เพราะถ้าตัวแปรเหล่านี้มีค่าเพิ่มขึ้นก็จะทำให้ค่าอัตราประโยชน์ต่อการเลือกรูปแบบการเดินทางลดลง และตัวแปรด้านความสะดวกสบายหรือความปลอดภัยก็ควรมีสัมประสิทธิ์ที่มีค่าเป็นบวก เพราะถ้าค่าของตัวแปรนี้เพิ่มขึ้นก็จะทำให้ค่าอัตราประโยชน์เพิ่มขึ้นเช่นกัน

ง. การตรวจสอบความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง

แบบจำลองที่ได้จากกระบวนการต่าง ๆ ดังที่ได้กล่าวไปแล้วจะต้องถูกนำมาตรวจสอบความน่าเชื่อถือซึ่งแบบออกเป็น 2 ระดับคือ การตรวจสอบความน่าเชื่อถือภายใน (Internal Validity) และการตรวจสอบความน่าเชื่อถือภายนอก (External Validity)

- การตรวจสอบความน่าเชื่อถือภายใน

การตรวจสอบความน่าเชื่อถือภายใน เป็นการประเมินความถูกต้องของพารามิเตอร์ของตัวแปรในแบบจำลอง และภาพรวมของสมการในแบบจำลองว่ามีความสมเหตุสมผลทางสถิติเชิงพฤติกรรมมากน้อยเพียงใด ซึ่งประกอบไปด้วยการทดสอบทางสถิติและความสมเหตุสมผล ได้แก่ การทดสอบนัยสำคัญของสัมประสิทธิ์ การทดสอบระดับของความสอดคล้อง และการตรวจสอบเครื่องหมายของค่าสัมประสิทธิ์

- การตรวจสอบความน่าเชื่อถือภายนอก

การตรวจสอบความน่าเชื่อถือภายนอก เป็นการประเมินความถูกต้องความแม่นยำของแบบจำลองในการพยากรณ์พฤติกรรมจริงของผู้เดินทางโดยอาศัยการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ผลลัพธ์จริงที่เกิดขึ้น ซึ่งอาจจะมาจากการทำสำรวจเพิ่มหรือนำข้อมูลจากการที่สำรวจเดินที่ไม่ถูกนำไปพัฒนาแบบจำลองทำการตรวจสอบ การตรวจสอบความถูกต้องและแม่นยำนี้สามารถทำได้ 2 ลักษณะ ซึ่งลักษณะแรกเป็นการเปรียบเทียบความน่าจะเป็นในการเลือกรูปแบบใด ๆ ที่ได้จากผลการทำนายจากแบบจำลองกับพฤติกรรมจริง ดังสมการที่ 2.16

$$Select_{ratio} = \frac{Share^{Estimated}}{Share^{Actual}} = \frac{\sum_{n=1}^N P_n^{Estimated}(i)}{\sum_{n=1}^N P_n^{Actual}(i)} \quad (2.16)$$

การตรวจสอบลักษณะที่สองเป็นการประเมินอัตราความถูกต้องของการพยากรณ์ (Percent Correctly Estimated) ดังสมการที่ 2.17

$$\%Correct = \sum_{n=1}^N W_n / N \quad (2.17)$$

เมื่อ W_n คือ $\begin{cases} 1 & \text{เมื่อตัวอย่างที่ } n \text{ ที่เลือกใช้รูปแบบที่ } i \text{ หรือ } P_n(i) \text{ มากที่สุด} \\ 0 & \text{กรณีอื่น ๆ} \end{cases}$

2.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์ความถดถอย

2.2.1 ประเภทของการวิเคราะห์ความถดถอย

การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม 1 ตัวแปร กับ ตัวแปรอิสระตั้งแต่ 1 ตัวแปรขึ้นไปโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อประมาณการค่าของตัวแปรตามเมื่อได้ทราบค่าของตัวแปรอิสระแล้ว โดยการวิเคราะห์ความถดถอยจะแบ่งเป็น 2 ประเภท คือ

ก. การวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่าย (Simple Regression Analysis)

การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายนี้มีตัวแปรอิสระ X เพียงตัวแปรเดียว และมีตัวแปรตาม Y เพียงตัวเดียวเช่นกันข้อมูลตัวอย่างกลุ่มสามารถเขียนออกมาได้ในรูปของคู่อันดับ (X_i, Y_i) โดยที่ $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ถ้าสมมติว่าค่าเฉลี่ยทั้งหมด $\mu_{Y/X}$ อยู่บนเส้นตรง ตัวแปรสุ่ม $Y_i = Y/X_i$ สามารถเขียนได้ด้วยตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายดังแสดงสมการที่ 2.18

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 \quad (2.18)$$

โดยที่ Y	คือ ตัวแปรตาม (Dependent Variable)
X	คือ ตัวแปรอิสระ (Independent Variable)
β_0	คือ เป็นระยะตัดแกน y หรือค่าเริ่มต้นของเส้นสมการถดถอย
β_1	คือ สัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) เป็นความชัน (Slope) ของเส้นถดถอย
ε	คือ ความคลาดเคลื่อนซึ่งเป็นตัวแปรสุ่ม

ข. การวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Analysis)

การวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ จะต่างจากการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย คือจะมีตัวแปรอิสระ x หลายตัวแปร หรืออาจกล่าวได้ว่ามีตัวแปรอิสระหลายตัวที่มีอิทธิพลต่อ y รูปแบบของสมการแสดงดังสมการที่ 2.19

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (2.19)$$

โดยที่ Y	คือ ตัวแปรตาม (Dependent Variable)
X	คือ ตัวแปรอิสระ (Independent Variable)

β_0 คือ เป็นระยะตัดแกน y หรือค่าเริ่มต้นของเส้นสมการถดถอย

$\beta_1 - \beta_n$ คือ สัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) ตัวที่ 1 ถึงตัวที่ n

โดยที่สมการถดถอยเชิงเส้นพหุนามนั้น จะเป็นการประมาณสมการความสัมพันธ์ของค่าเฉลี่ยของตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ

2.2.2 ค่าสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ความถดถอยพหุนาม

เนื่องจากวัตถุประสงค์ที่สำคัญของการสร้างสมการเส้นถดถอยขึ้นมาก็เพื่อประมาณหรือพยากรณ์ตัวแปรที่ต้องการศึกษา ดังนั้น เพื่อความมั่นใจว่าสมการเส้นถดถอยที่สร้างขึ้นมานั้นสามารถนำไปประมาณหรือพยากรณ์ตัวแปรที่เราต้องการศึกษาได้จริงจึงต้องมีการทดสอบโดยอาศัยค่าสถิติต่าง ๆ ได้แก่

ก. สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2)

สัมประสิทธิ์การตัดสินใจหมายถึงสัดส่วนที่ตัวแปร X สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปร Y ได้ ดังนั้นถ้า R^2 มีค่ามาก Y และ X มีความสัมพันธ์กันมากหรือ X สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของค่า Y ได้มาก โดยที่ค่า R^2 เป็นค่าสถิติที่ไม่มีหน่วย และมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยถ้า R^2 มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าร้อยละที่ตัวแปรอิสระสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตามมีค่ามาก แต่ถ้า R^2 มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าร้อยละที่ตัวแปรอิสระสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตามมีค่าน้อย โดย R^2 คำนวณได้จากสมการ 2.20

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (2.20)$$

โดยที่ R^2 คือ สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

SSR คือ ค่าความแปรปรวนของ y เนื่องจากอิทธิพลของ x

SSE คือ ค่าความแปรปรวนของ y เนื่องจากอิทธิพลของปัจจัยอื่น ๆ

SST คือ ค่าความแปรปรวนของ y ทั้งหมด

เมื่อเพิ่มตัวแปรอิสระเข้าไปเข้าสมการความถดถอยจะทำให้ค่า R^2 มากขึ้นทั้งที่ตัวแปรอิสระ x ที่เพิ่มขึ้นอาจจะไม่มีความสัมพันธ์กับ y ดังนั้น จึงมีการปรับค่า R^2 ให้ถูกต้องขึ้น ซึ่งเรียกค่าดังกล่าวว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจปรับแก้ (Adjusted R^2) โดยคำนวณได้จากสมการ

2.21

$$Adjust R^2 = 1 - \frac{SEE / (n - k - 1)}{SST / (n - 1)} = 1 + \frac{(n - 1)}{(n - k - 1)} (R^2 - 1) \quad (2.21)$$

โดยที่	Adjusted R^2	คือ	สัมประสิทธิ์การตัดสินใจปรับแก้
	n	คือ	จำนวนตัวอย่างของการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ
	k	คือ	จำนวนตัวแปรอิสระ

ข. การตรวจสอบเงื่อนไขของการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณเชิงเส้น

สมมติฐานหรือเงื่อนไขของการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณมี 4 ข้อ ซึ่งเป็นเงื่อนไขเกี่ยวกับความคลาดเคลื่อน (Error or Residual) ในการนำสมการที่ได้ไปใช้งานจะต้องตรวจสอบเงื่อนไขของการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณกับค่าคลาดเคลื่อนดังนี้

- ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนจะต้องเท่ากับเท่ากับศูนย์
- การตรวจสอบค่าความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนโดยการพิจารณา

จากกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนกับค่า Y ซึ่งหากพบว่าค่าคลาดเคลื่อนกระจายอยู่รอบ ๆ ศูนย์หรือค่าคลาดเคลื่อนมีค่าช่วงใดช่วงหนึ่งแคบ ๆ ไม่ว่า Y จะเปลี่ยนไปอย่างไร ในกรณีนี้ถือว่าค่าคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่และมีความสัมพันธ์กับ Y แบบจำลองที่ได้จึงมีความเหมาะสม กรณีที่ค่า Y เพิ่มขึ้นหรือลดลงค่าความคลาดเคลื่อนก็จะเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามไปด้วยแสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนมากหรือค่าความคลาดเคลื่อนไม่คงที่ดังนั้นแบบจำลองที่ได้จึงไม่เหมาะสม

- ค่าความคลาดเคลื่อนต้องเป็นอิสระกัน
- ค่าความคลาดเคลื่อนต้องมีการแจกแจงแบบปกติ

2.2.3 การเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการถดถอย

การคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการถดถอย จากการวิเคราะห์การถดถอยเชิงซ้อนเป็นการหารูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม 1 ตัวกับตัวแปรอิสระจำนวนหลายตัว สมการที่ถูกพัฒนาขึ้นจะมีรูปแบบสมการที่แตกต่างกันออกไปขึ้นอยู่กับว่าจะมีการคัดเลือกตัวแปรอิสระแบบใด ซึ่งแต่ละแบบจะได้ตัวแปรอิสระเข้าสมการไม่เหมือนกัน เช่นถ้าหากเลือกตัวแปรอิสระทุกตัวเข้าสมการอาจก่อให้เกิดปัญหาตัวแปรอิสระบางคู่มีความสัมพันธ์กัน (autocorrelation) ทำให้สมการถดถอยที่ได้มีความแม่นยำในการพยากรณ์ สมการถดถอยที่ดีจะประกอบไปด้วยตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งกระบวนการในการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการถดถอยนั้น ต้องอาศัยแนวคิดของสหสัมพันธ์บางส่วน ซึ่งเป็นความสัมพันธ์

ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระตัวหนึ่ง เมื่อขจัดอิทธิพลของตัวแปรอิสระอื่นออกไปแล้ว เทคนิคการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการถดถอย มีอยู่ 5 วิธีคือ การคัดเลือกเข้า (Enter) การคัดเลือกออก (Remove) การคัดเลือกเพิ่มแบบเดินหน้า (Forward) การคัดเลือกแบบถอยหลัง (Backward) การคัดเลือกแบบขั้นตอน (Stepwise) ซึ่งมีรายละเอียดแต่ละเทคนิคดังนี้

ก. การคัดเลือกเข้า (Enter)

การคัดเลือกเข้าเป็นการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการด้วยการวิเคราะห์ขั้นตอนเดียว โดยใช้วิจารณ์จากผู้พัฒนาสมการเองว่าจะเลือกตัวแปรอิสระตัวใดเข้าสมการบ้าง โดยใช้ค่าสถิติทดสอบ เช่น สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแต่ละคู่ก่อน ค่าความแปรปรวน และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน เป็นต้น ในการเลือกควรเลือกตัวแปรที่มีความแปรปรวนมาก ๆ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระมีค่าสูง ๆ และมีนัยสำคัญ เมื่อคัดเลือกได้แล้วจะใช้ตัวแปรอิสระทุกตัวที่เลือก วิเคราะห์พร้อมกันทุกตัวแปรอิสระเข้าสมการทั้งหมด

ข. การคัดเลือกออก (Remove)

การคัดเลือกออกเป็นการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้ามาอยู่ในสมการถดถอย ในลักษณะที่ตรงกันข้ามกับวิธีการคัดเลือกเข้า โดยมีการสร้างสมการถดถอยก่อน แล้วนำตัวแปรอิสระที่มีค่าต่ำกว่าเกณฑ์ที่กำหนดออกจากสมการ ซึ่งวิธีการนี้จะต้องใช้คู่กับวิธี Enter เพราะถ้าหากใช้โปรแกรม SPSS ในการวิเคราะห์โปรแกรมจะไม่อนุญาตให้เลือกวิธี Remove เป็นวิธีแรกในการวิเคราะห์

ค. การคัดเลือกเพิ่มแบบเดินหน้า (Forward)

การคัดเลือกเพิ่มแบบเดินหน้าเป็นการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้ามาอยู่ในสมการถดถอย โดยการเริ่มนำตัวแปรอิสระเข้าสมการครั้งละ 1 ตัว โดยนำตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามสูงสุดและมีนัยสำคัญที่ทดสอบด้วย t หรือ F เข้าสมการก่อน จากนั้นคัดเลือกตัวแปรอิสระที่เหลือเข้าสมการ โดยคำนวณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระที่เหลือ และทดสอบนัยสำคัญ ถ้าตัวแปรอิสระตัวใดมีนัยสำคัญก็จะคัดเลือกตัวนั้นเข้าสมการ เช่น มีตัวแปรอิสระ 5 ตัว คือ x_1, x_2, x_3, x_4 และ x_5 โดยมีตัวแปรตาม y เริ่มแรกจะคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r_{xy}) ระหว่างตัวแปร y กับตัวแปร x ทั้ง 5 ตัว ที่ละตัว แล้วเลือกตัวแปร x_i ที่มีค่า $(|r_{xy}|)$ สูงสุด สมมติว่าตัวแปรที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มากที่สุดคือ x_2 จึงได้ตัวแปร x_2 เข้าสมการเป็นตัวแรก จากนั้นนำตัวแปรอิสระที่เหลือคือ x_1, x_3, x_4, x_5 มาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กับตัวแปร y ตัวแปรใดมีนัยสำคัญก็จะคัดเลือกตัวนั้นเข้าสมการ สมมติตัวแปรที่มีนัยสำคัญได้แก่ x_1 กับ x_5 ส่วน x_3 กับ x_4 ไม่มีนัยสำคัญ ดังนั้นจะได้สมการถดถอยคือ $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_5 x_5$ จุดอ่อนของวิธีการนี้คือ อาจทำให้ได้ตัวแปรอิสระที่อยู่ในสมการถดถอยมากเกินไป ทั้งที่สามารถตัดออกไปได้จำนวนหนึ่ง

ง. การคัดเลือกถอยหลัง (Backward)

การคัดเลือกถอยหลังเป็นการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้ามาอยู่ในสมการถดถอยในลักษณะที่ตรงกันข้ามกับวิธีการคัดเลือกเพิ่มวิธีนี้จะนำตัวแปรอิสระทุกตัวเข้าสมการก่อน แล้วคัดเลือกออกครั้งละตัว เริ่มจากสมการแรกจะตัดตัวแปรอิสระตัวที่มีสัมประสิทธิ์ถดถอยที่ทดสอบด้วย t หรือ Partial F -test แล้วไม่มีนัยสำคัญออกก่อน จากนั้นตรวจสอบว่าควรตัดตัวแปรใดออกจากสมการอีกหรือไม่ โดยอาจจะไม่มีการตัดตัวแปรออกก็เป็นไปได้ หาตัวแปรอิสระทั้งหมดที่อยู่ในสมการมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม หรืออาจจะตัดออก 1 ตัวถ้าหากพบว่าตัวแปรนั้นไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม ทำเช่นนี้เรื่อย ๆ ไปจนไม่สามารถตัดตัวแปรอิสระตัวใดออกจากสมการได้ จะได้สมการถดถอยที่เหมาะสมและให้ค่าสัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจพหุคูณสูงสุดแต่วิธีนี้มีข้อเสียที่มีความคลาดเคลื่อนมากกว่าวิธีการคัดเลือกเพิ่ม

จ. การคัดเลือกแบบขั้นตอน (Stepwise)

การคัดเลือกแบบขั้นตอนเป็นการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้ามาอยู่ในสมการถดถอยด้วยกระบวนการที่ผสมกันระหว่างวิธีแบบเพิ่มไปข้างหน้า (Forward) และแบบถอยหลัง (Backward) เพื่อเป็นการแก้จุดอ่อนทั้งสองวิธีข้างต้น เป็นวิธีที่นิยมกันอย่างแพร่หลาย โดยเริ่มต้นใช้หลักการของวิธี Forward นำตัวแปรอิสระเข้าสมการครั้งละตัว โดยนำตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามสูงสุดและมีนัยสำคัญทดสอบด้วย t หรือ F เข้าสมการก่อน จากนั้นทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระตัวที่ 2 เข้าสมการ โดยวิธี Forward เช่นเดิมซึ่งจะหาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระที่เหลือเพื่อคัดเลือกตัวแปรอิสระตัวที่มีสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงสุดและมีนัยสำคัญเข้าสมการ จากนั้นเลือกตัวแปรอิสระตัวที่ 3 ด้วยวิธี Forward และในขณะเดียวกันก็จะใช้หลักการของ Backward ในการตรวจสอบว่าควรตัดตัวแปรใดที่อยู่ในสมการถดถอยออกบ้าง จะกระทำเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งไม่สามารถเลือกตัวแปรอิสระใดเข้าสมการและไม่สามารถตัดตัวแปรอิสระใดออกจากสมการได้อีก

2.2.4 ข้อจำกัดของการวิเคราะห์ความถดถอย

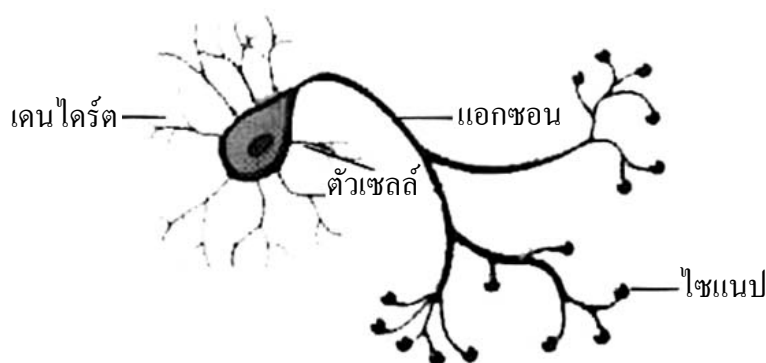
ข้อจำกัดของการวิเคราะห์ความถดถอย มีดังนี้ คือ ใช้เวลามากในการพยากรณ์ ข้อมูลอาจไม่เพียงพอและหาไม่ได้ ต้องใช้ความรู้ทางสถิติมาใช้ในการพยากรณ์ และอาจไม่สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำเพียงพอถ้าความสัมพันธ์เปลี่ยนไปเป็นการพยากรณ์ 2 ครั้ง (Double Forecasting)

2.3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.1 แนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) เป็นแขนงหนึ่งของระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) โดยมีโครงสร้างหน้าที่และการทำงานคล้ายกับระบบประสาทของมนุษย์ แนวคิดทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม ได้นำข้อดีของระบบประสาทมาใช้ในการทำงานร่วมกับความสามารถของคอมพิวเตอร์ เช่น ความสามารถเรียนรู้จากประสบการณ์ การจำแนกลักษณะสิ่งของที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกัน และการแปลความหมายของสัญลักษณ์และภาพ และอีกประเภทงานหนึ่งที่น่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้คือ งานด้านการพยากรณ์ เพราะโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้รูปแบบของระบบที่มีความซับซ้อนสูงและหาค่าพยากรณ์จากข้อมูลในอดีตได้ดีกว่าวิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิม

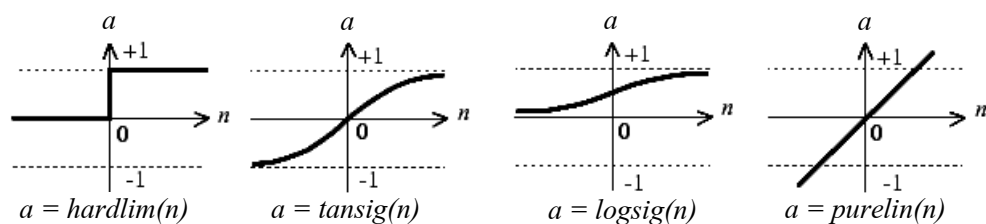
การทำงานของเซลล์ประสาท จะเริ่มจากเซลล์นิวรอนรับอินพุต (Input) จากเซลล์นิวรอนตัวอื่น ผ่านจุดเชื่อมโยงที่เรียกว่า ไซแนป จะถูกส่งผ่านเข้าทางเดนไดรต์ (Dendrite) ซึ่งทำหน้าที่เป็นตัวรับข้อมูลอินพุตเข้าสู่ตัวเซลล์ (Cell Body) สัญญาณอินพุตจะถูกประมวลผลบางประการตามกระบวนการที่เกิดขึ้นภายในเซลล์และส่งผ่านสัญญาณเอาต์พุต (Output) ออกทางเซลล์ที่เรียกว่า แอกซอน (Axon) สัญญาณดังกล่าวจะผ่านข้ามไซแนป ด้วยเงื่อนไขบางประการ ซึ่งเป็นส่วนอินพุตของเซลล์ตัวอื่นต่อไป ลักษณะทั่วไปของส่วนประกอบและโครงสร้างของเซลล์ประสาทแสดงดังรูปที่ 2.1



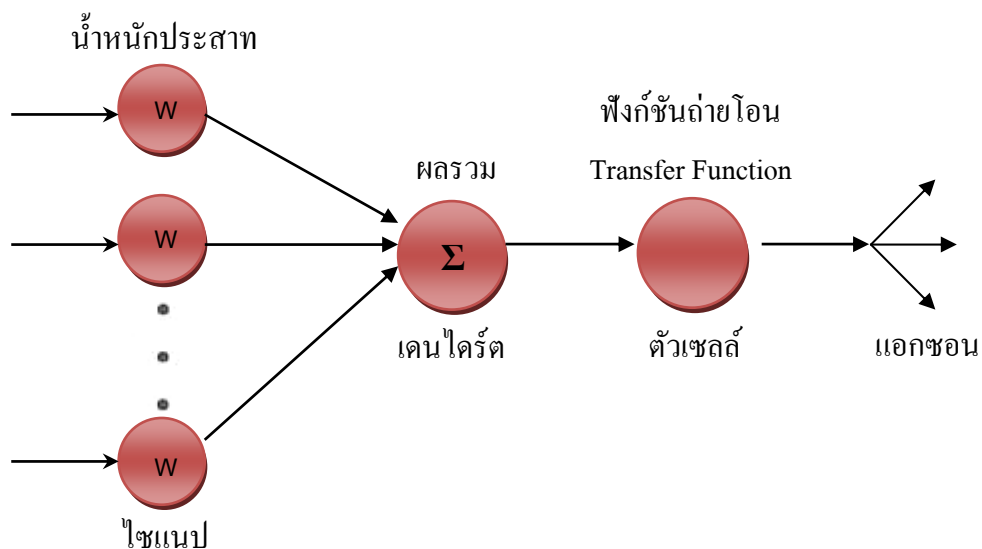
รูปที่ 2.1 แสดงส่วนประกอบและโครงสร้างของเซลล์ประสาท

ลักษณะทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียม การประมวลผลต่าง ๆ เกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อยเรียกว่า นิวรอน (Neuron) ซึ่งจำลองลักษณะการทำงานมาจากตัวเซลล์ประสาท การส่งสัญญาณต่าง ๆ ระหว่างนิวรอนโดยส่วนที่เชื่อมต่อกัน จำลองมาจากการเชื่อมต่อกันของเดนไดรต์ โดยแต่ละการเชื่อมต่อจะมีค่าน้ำหนักประสาท (Weight) ที่ต่างกัน ขึ้นอยู่กับอิทธิพลที่นิวรอนจะ

ได้รับจากนิวรอนอื่น ซึ่งจำลองมาจากไซแนปส์ ค่าน้ำหนักที่ได้จะทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้ใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างของมนุษย์ ซึ่งภายในจะมีฟังก์ชันกำหนดคณณณเอาต์พุตซึ่งเรียกว่า ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในตัวเซลล์ประสาท โดยฟังก์ชันถ่ายโอนที่สำคัญจะประกอบด้วย 4 แบบคือ Hard-Limited, Log-Sigmoid, Tan-Sigmoid และ Pure-Linear ดังรูปที่ 2.2 จากนั้นก็จะส่งออกไปยังนิวรอนอื่น ซึ่งเปรียบเสมือนแอกซอน ลักษณะนิวรอนภายในโครงสร้างของเซลล์ประสาทเทียม แสดงดังในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.2 ลักษณะฟังก์ชันถ่ายโอน



รูปที่ 2.3 แสดงลักษณะของโหนดในโครงสร้างของเซลล์ประสาทเทียม

การทำงานของ Artificial Neural Networks เป็นดังนี้คือเมื่อมีข้อมูลนำเข้า (Input) เข้ามายัง Network ก็เอา Input มาคูณกับค่าน้ำหนักประสาท (Weight) ของแต่ละขา ผลที่ได้จาก Input ทุก ๆ ขาของเซลล์ประสาทจะเอามารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับค่า Threshold ที่กำหนดไว้ ถ้า

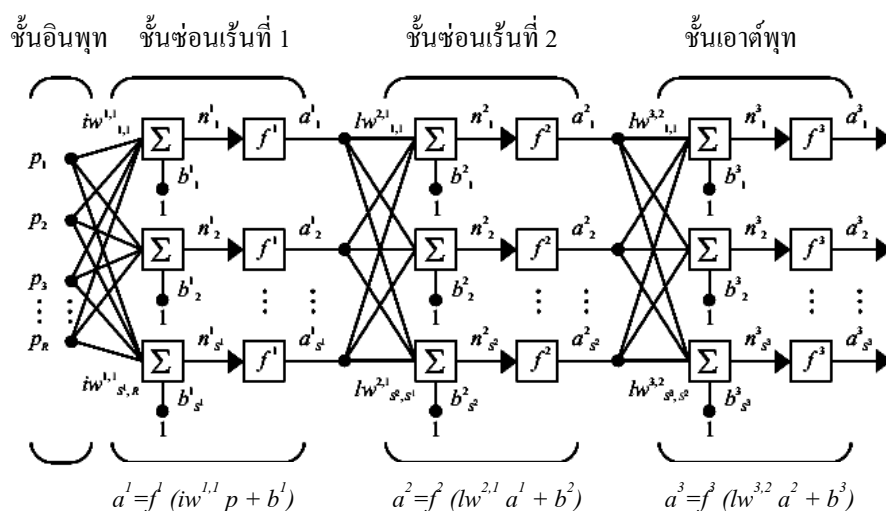
ผลรวมมีค่ามากกว่า Threshold แล้วเซลล์ประสาทก็จะส่งผลลัพธ์ออกไป ผลลัพธ์นี้ก็จะถูกส่งไปยัง Input ของเซลล์ประสาทอื่น ๆ ที่เชื่อมกันในโครงข่ายประสาท ถ้าค่าน้อยกว่า Threshold ก็จะไม่เกิดผลลัพธ์

2.3.2 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม

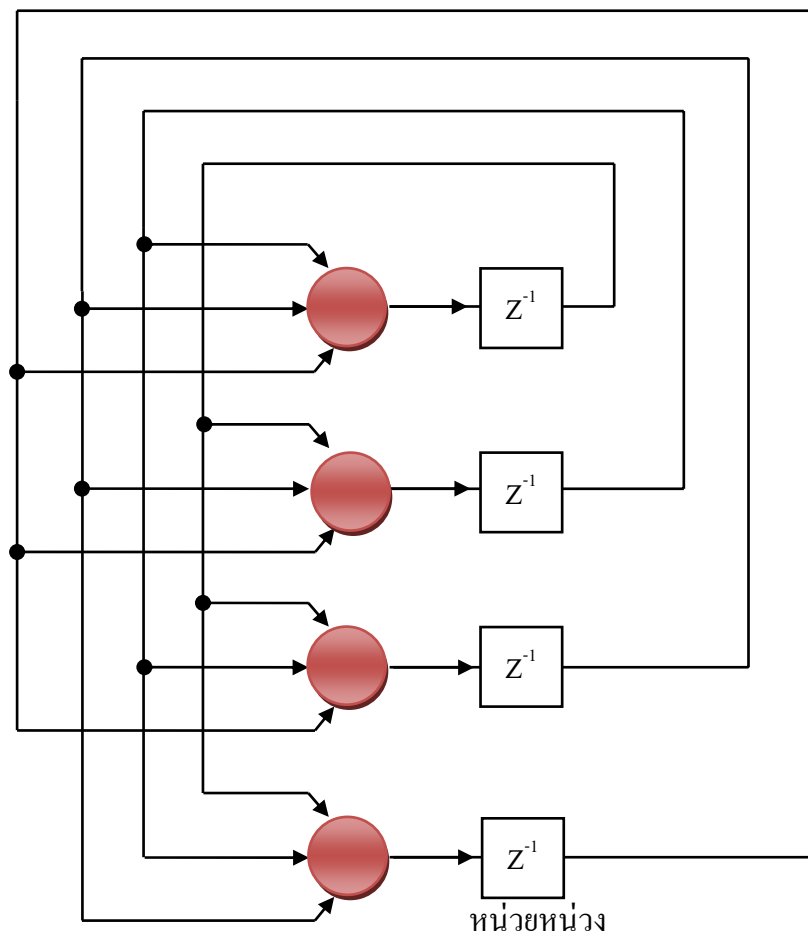
โครงสร้างการเชื่อมต่อ รวมไปถึงรูปแบบการเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียม เรียกว่า สถาปัตยกรรมของโครงข่าย ซึ่งสถาปัตยกรรมของโครงข่ายที่แตกต่างกัน มีผลทำให้ พฤติกรรมของโครงข่ายมีความแตกต่างกันด้วย ชนิดและรูปแบบของสถาปัตยกรรมโครงข่ายมี 2 ลักษณะ คือ เครือข่ายไปข้างหน้า (Feed-forward Network) และเครือข่ายแบบป้อนกลับ (Recurrent Network) รายละเอียดดังต่อไปนี้

● เครือข่ายไปข้างหน้า (Feed Forward Network)

โดยทั่วไปแล้วโครงข่ายประสาทจะประกอบด้วยนิวรอนหลาย ๆ ตัว และเชื่อมต่อแบบขนานกันหลาย ๆ ชั้น ซึ่งเรียกว่า Multilayer Network ดังแสดงในรูปที่ 2.4 โดยที่แต่ละชั้นมีเมตริกซ์น้ำหนักประสาท w ไปยัง b เน็ตเอาต์พุต n และเอาต์พุต a ของชั้นนั้น จากรูปจะเห็นว่า แต่ละชั้นสามารถมีจำนวนนิวรอนที่แตกต่างกันได้ โครงข่ายชั้นแรกเรียกว่าชั้นอินพุต มี R อินพุต ชั้นที่ 1 มี S^1 นิวรอน ไปเรื่อย ๆ จนถึงชั้นสุดท้าย คือชั้นเอาต์พุต ซึ่งมี S^N นิวรอน เอาต์พุตของชั้นแรกจะเป็นอินพุตให้กับชั้นที่สอง และเอาต์พุตของชั้นที่สองจะเป็นอินพุตให้ชั้นที่สามอย่างนี้ไปเรื่อย ๆ จนถึงชั้นสุดท้าย โครงข่ายที่ไม่ใช่ชั้นแรกและชั้นสุดท้าย เรียกว่าชั้นซ่อนเร้น หรือ Hidden Layer รูปแบบการไหลของอินพุตไปยังเอาต์พุต ไม่มีการป้อนกลับแต่อย่างใด จึงเรียกโครงข่ายประเภทนี้ว่า โครงข่ายแบบไปข้างหน้า



รูปที่ 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบโครงข่ายไปข้างหน้า



รูปที่ 2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ

- **โครงข่ายแบบป้อนกลับ (Recurrent Network)**

โครงข่ายแบบป้อนกลับแตกต่างจากโครงข่ายแบบไปข้างหน้าตรงที่มีการวนรอบแบบป้อนกลับภายในโครงข่าย ดังที่แสดงในรูปที่ 2.5 ซึ่งเอาต์พุตของแต่ละนิวรอนถูกป้อนกลับไปยังอินพุตของทุก ๆ นิวรอน โครงข่ายแบบป้อนกลับสามารถมีชั้นซ่อนเร้นหรือไม่ก็ได้ การป้อนกลับในโครงข่ายแบบป้อนกลับนี้เป็นส่วนที่มีความสำคัญต่อการเรียนรู้ของโครงข่าย นอกจากนั้นแล้วในโครงข่ายป้อนกลับนี้ยังมีการใช้หน่วยหน่วง (Unit Delay) ในโครงสร้าง ซึ่งเป็นส่วนที่ก่อให้เกิดพฤติกรรมไม่เป็นเชิงเส้นของเครือข่ายป้อนกลับ

2.3.3 กฎการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบได้โดยตรงกับการเรียนรู้ในระบบประสาทมนุษย์ ซึ่งการเรียนรู้ในโครงข่ายประสาทมีวัตถุประสงค์เพื่อคำนวณหาคำตอบ ตรวจสอบคำตอบว่าถูกต้องหรือไม่ และปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักแล้วคำนวณใหม่อีกครั้ง (Medsker et al, 1993)

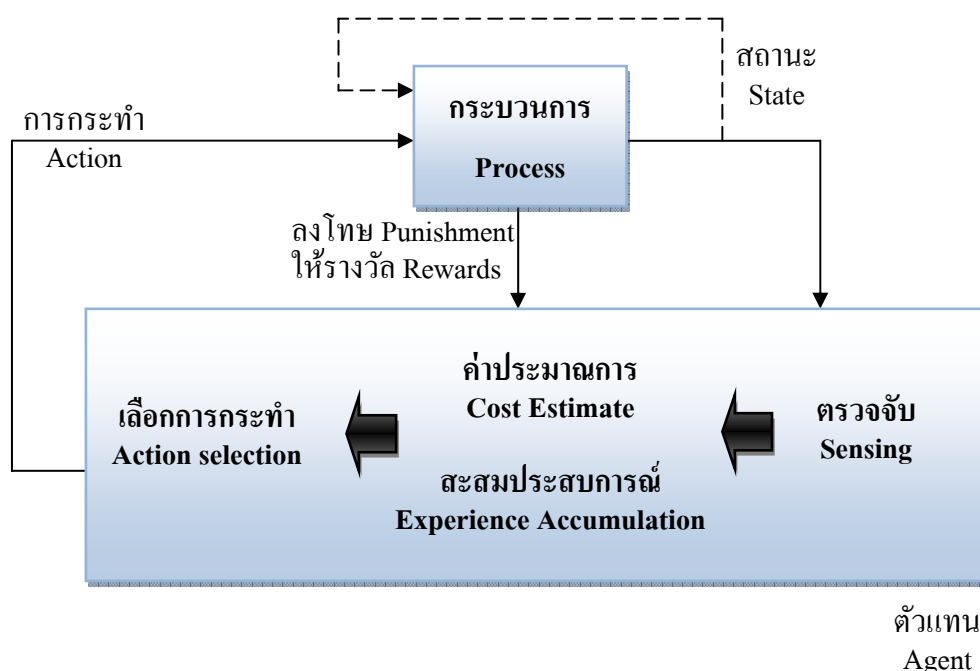
โดยทั่วไปแล้วกฎการเรียนรู้มีอยู่มากมายหลายแบบแต่สามารถแบ่งออกเป็น 3 กลุ่มคือ การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised) และการเรียนรู้แบบเสริมความเข้มแข็ง (Reinforcement)

ก. การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised learning)

การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนจะประกอบไปด้วย คู่อันดับของข้อมูลป้อนเข้า และผลลัพธ์จริง ซึ่งเมื่อโครงข่ายเริ่มการเรียนรู้จากข้อมูลป้อนเข้า และคำนวณหาผลลัพธ์ได้แล้ว จึงจะนำไปเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริง เพื่อหาความคลาดเคลื่อนซึ่งความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะถูกส่งกลับเข้าไปยังโครงข่ายพร้อมกับการปรับแก้ค่าน้ำหนักประสาทและค่าไบอัสตามกฎการเรียนรู้ เพื่อให้โครงข่ายคำนวณผลลัพธ์ใหม่ให้มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

ข. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอนได้คิดค้นโดย Kohonen (1984) โดยเครือข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัสโดยใช้ข้อมูลอินพุตเท่านั้น โดยไม่ต้องใช้ผลลัพธ์จริงมาทำการเปรียบเทียบ แต่จะใช้คุณสมบัติทางสถิติของข้อมูลชุดทดสอบมาจัดกลุ่มเป็นหมวดหมู่ (Clustering) หลังจากทีป้อนข้อมูลเข้าไปแล้ว การปรับดังกล่าวถือว่าเป็นการปรับหรือจัดการตนเองของเครือข่าย (Self-organization)



รูปที่ 2.6 แผนผังการทำงานของ การเรียนรู้แบบเสริมความเข้มแข็ง

ก. การเรียนรู้แบบเสริมความเข้มแข็ง (Reinforce Learning)

การเรียนรู้แบบเสริมความเข้มแข็งมีความคล้ายคลึงกับแบบมีผู้ฝึกสอน แต่มีความแตกต่างกันโดยแทนที่จะทำการนำเสนอเป้าหมายให้กับโครงข่าย แต่จะมีตัวแทน (agent) และกระบวนการ (Process) ทำงานโต้ตอบกัน โดยตัวแทนจะทำการตรวจสอบระบบผ่านตัวตรวจรู้ แล้วทำการเลือกการกระทำ โดยตัดสินใจจากค่าการประมาณที่เป็นส่วนที่เกิดการสะสมของประสบการณ์ของระบบ การเรียนรู้แบบนี้จะให้คะแนนประสิทธิภาพของโครงข่ายในรูปการลงโทษ เมื่อเครือข่ายทำงานผิดพลาด หรือให้รางวัลเมื่อเครือข่ายทำงานถูกต้อง โดยกระบวนการของระบบจะส่งผลคะแนนให้กับตัวแทน การเรียนรู้ประเภทนี้อาจจะไม่แพร่หลายเมื่อเปรียบเทียบกับการเรียนรู้รูปแบบอื่น ๆ แต่กำลังได้รับความสนใจจากนักวิจัยจำนวนมากขึ้นเรื่อย ๆ ซึ่งแผนผังกรอบการทำงานของการเรียนรู้แบบเสริมความเข้มแข็งแสดงดังรูปที่ 2.6

2.3.4 การเรียนรู้แบบแพร่กลับ

การเรียนรู้แบบแพร่กลับเป็นการเรียนรู้แบบมีครูสอน และมีสถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบเครือข่ายไปข้างหน้าจำนวนหลายชั้น (Multilayer Feed Forward) ดังรูปที่ 2.4 สำหรับวิธีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ จะมีการปรับค่าน้ำหนักประสาท (w) ในทุก ๆ รอบของการเรียนรู้ เพื่อให้เกิดค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด โดยจะเริ่มต้นปรับแก้ค่าน้ำหนักประสาทตั้งแต่ชั้นเอาต์พุต จากนั้นจึงทำการปรับย้อนกลับมาที่ชั้นซ่อนเร้นชั้นสุดท้าย และชั้นซ่อนเร้นชั้นต่อไป ๆ มา จนกระทั่งถึงชั้นซ่อนเร้นชั้นที่ 1 เมื่อกำหนดให้ w คือเวกเตอร์ของค่าน้ำหนักประสาท สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$w_{new} = w_{old} + \Delta w \quad (2.22)$$

โดยที่ การปรับค่าน้ำหนักประสาทที่ชั้นเอาต์พุตมีค่าเท่ากับ

$$\Delta w = \eta a_i (t_k - z_k) f'(net_{jk})_o \quad (2.23)$$

กำหนดให้ $\delta_k = (t_k - z_k) f'(net_{jk})_o$ ทำให้

$$\Delta w = \eta a_i \delta_k \quad (2.24)$$

โดยที่ การปรับค่าน้ำหนักประสาทที่ชั้นซ่อนเร้นมีค่าเท่ากับ

$$\Delta w = \eta p_i f'(net_{ij})_h \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (2.25)$$

กำหนดให้ $\delta_j = f'(net_{ij})_h \sum_k \delta_k w_{jk}$ ทำให้

$$\Delta w = \eta a_i \delta_j \quad (2.26)$$

โดยที่	h	คือ ชั้นซ่อนเร้น
	o	คือ ชั้นผลลัพธ์
	w_{ij}	คือ ค่าน้ำหนักประสาทของชั้นซ่อนเร้น
	w_{jk}	คือ ค่าน้ำหนักประสาทของชั้นเอาต์พุต
	p_i	คือ อินพุต
	a_j	คือ เอาต์พุตของชั้นซ่อนเร้น
	z_k	คือ เอาต์พุตชั้นสุดท้าย
	t_k	คือ ค่าเป้าหมาย
	η	คือ อัตราการเรียนรู้
	$f'(net_{ij})$	คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน

2.3.5 การเรียนรู้แบบแข่งขัน

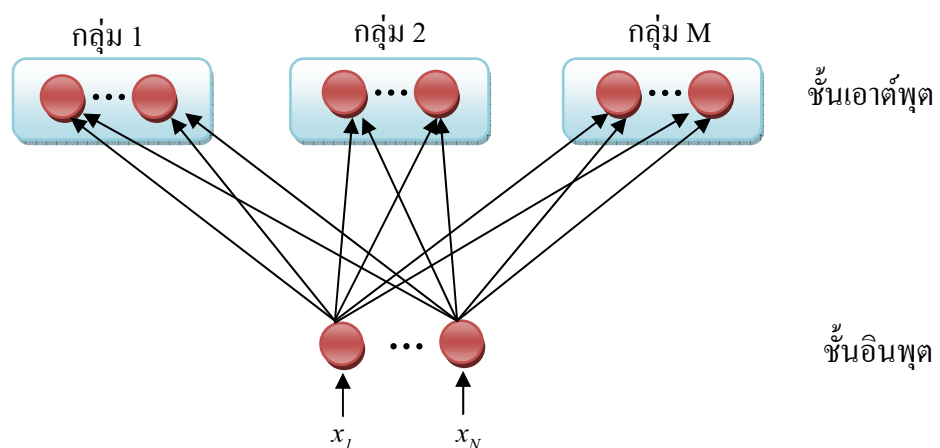
การเรียนรู้แบบแข่งขันเป็นการเรียนรู้แบบหนึ่งที่ใช้ในเครือข่ายที่ต้องการ การเรียนรู้ที่ไม่มีผู้ฝึกสอน เช่นเครือข่ายโคโฮเนน (Kohonen Network) ซึ่งเป็นเครือข่ายประเภทจัดการตนเอง (Self Organizing Network) ซึ่งสามารถรับอินพุต แล้วทำการคัดแยกประเภทของอินพุตได้ด้วยโครงสร้างภายในตัวเอง ซึ่งมีลักษณะคล้ายกับการทำงานของประสาทตา ที่สามารถแยกแยะสภาพแวดล้อมได้ ถึงแม้ไม่เคยเห็นมาก่อนก็ตาม เครือข่ายที่จัดการตนเองได้สามารถค้นหาโครงสร้างรูปแบบ หรือคุณลักษณะจากสภาพแวดล้อมได้โดยตรง

เครือข่ายการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (Learning Vector Quantization) หรือ LVQ เป็นการขยายเครือข่ายโคโฮเนนสำหรับการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน เครือข่าย LVQ ใช้ในการคัดแยกเวกเตอร์อินพุตด้วยการกำหนดคุณลักษณะของกลุ่มสำหรับคัดแยก จะมีการกำหนดกลุ่มที่ใช้ในการคัดแยกและใช้เป็นส่วนหนึ่งในการฝึกสอน โครงสร้างของเครือข่าย LVQ มีลักษณะ

เช่นเดียวกับเครือข่ายการจัดการตนเอง โดยมีข้อแตกต่างคือ แต่ละนิวรอนเอาต์พุตจะถูกกำหนดให้เป็นกลุ่มของการคัดแยก ดังที่แสดงในรูปที่ 2.7 โดยปกติแล้วกลุ่มการคัดแยกหนึ่ง ๆ จะประกอบด้วยนิวรอนเอาต์พุตมากกว่าหนึ่งนิวรอน ในทำนองเดียวกับเครือข่ายโคโฮเนน เวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอนเอาต์พุตจะทำการโต้ตอบกันกับเวกเตอร์รูปแบบอินพุตที่มีความสัมพันธ์กัน คือเมื่ออินพุต x ถูกป้อนให้กับเครือข่าย นิวรอนเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับ x ที่สุดจะเป็นนิวรอนผู้ชนะ เครือข่ายจะทำการปรับค่าของเวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอนผู้ชนะและนิวรอนอื่น ๆ ตามความสัมพันธ์ดังต่อไปนี้

$$w_{ij}^{new} = \begin{cases} w_{ij}^{old} + \alpha(x_i - w_{ij}^{old}) & \text{ถ้ากลุ่มการคัดแยกถูกต้อง} \\ w_{ij}^{old} - \alpha(x_i - w_{ij}^{old}) & \text{ถ้ากลุ่มการคัดแยกไม่ถูกต้อง} \end{cases} \quad (2.27)$$

จากกฎการเรียนรู้ของ LVQ จะเห็นได้ว่าในการฝึกสอนจะทำการให้รางวัลกับนิวรอนผู้ชนะที่ซึ่งมีผลการคัดแยกกลุ่มของเวกเตอร์รูปแบบอินพุตที่ต้องการ โดยการปรับค่าให้เวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอนนั้นมีค่าเข้าใกล้เวกเตอร์รูปแบบอินพุต ในทางตรงกันข้าม ถ้านิวรอนผู้ชนะให้ผลของการคัดแยกกลุ่มไม่ถูกต้อง นิวรอนนั้นจะถูกลงโทษ โดยการปรับค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอนนั้นให้มีค่าห่างจากเวกเตอร์รูปแบบอินพุต ดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.7 โครงสร้างเครือข่าย LVQ

กำหนดให้ x^p คือเวกเตอร์รูปแบบอินพุตตัวที่ p สำหรับใช้ในการฝึกสอน T^p แทนกลุ่มการตัดแยกที่ต้องการของ x^p และท้ายสุด C_j แทนกลุ่มการตัดแยกของนิวรอนเอาต์พุตตัวที่ j อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครือข่าย LVQ สามารถสรุปได้ดังนี้

1. กำหนดค่าเริ่มต้นให้กับเวกเตอร์น้ำหนักประสาทและค่าคงที่ของการเรียนรู้
2. แต่ละเวกเตอร์รูปแบบอินพุต x^p ค้นหานิวรอนผู้ชนะ k จากความสัมพันธ์

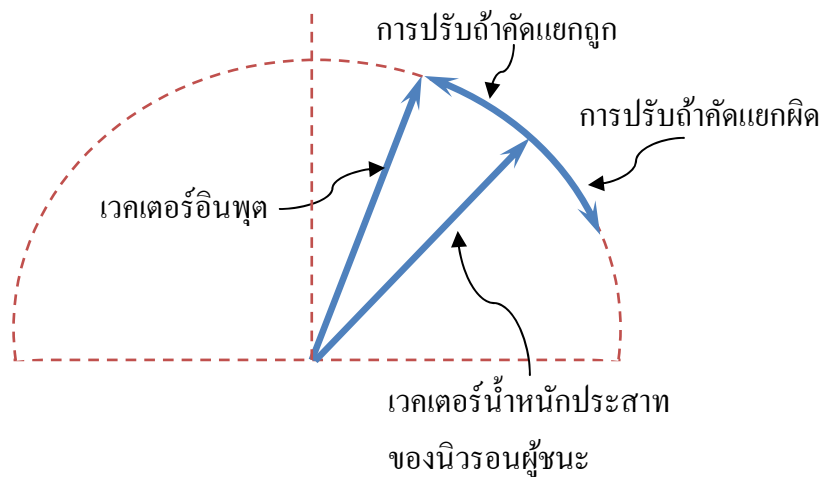
ดังนี้

$$i(x^p) = k, \text{ โดยที่ } \|x^p - w_k\| < \|x^p - w_j\|, j = 1, 2, \dots, n \quad (2.28)$$

3. ทำการปรับค่า w_k ดังนี้

$$w_k^{new} = \begin{cases} w_k^{old} + \alpha(x^p - w_k^{old}) & \text{ถ้า } T^p = C_j \\ w_k^{old} - \alpha(x^p - w_k^{old}) & \text{ถ้า } T^p \neq C_j \end{cases} \quad (2.29)$$

4. ปรับค่าคงที่การเรียนรู้ให้มีค่าลดลงตามจำนวนรอบที่เพิ่มขึ้น



รูปที่ 2.8 การเรียนรู้ของเครือข่าย LVQ

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.4.1 การศึกษาและการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง

ยุทธกิจ ครุฑาโรจน์ (2548) พัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางด้วยระบบขนส่งสาธารณะระหว่างเมืองเชียงใหม่ และกรุงเทพมหานคร โดยรวมตัวแปรแฝงทางด้านจิตวิทยาเข้ามาด้วย คือ ความสะดวกและความสบาย ซึ่งรูปแบบการเดินทางที่สนใจในแบบจำลองนี้จะประกอบด้วย เครื่องบิน รถโดยสาร และรถไฟ สำหรับข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองได้จากการสัมภาษณ์ผู้โดยสารที่สถานีขนส่ง โดยแบบสอบถามเป็นแบบ Reveal Preference จำนวน 1,288 ชุด ข้อมูลจะประกอบด้วย (1) ลักษณะทางสังคมและเศรษฐกิจของผู้เดินทาง (2) ลักษณะการเดินทางและการเลือกใช้รูปแบบการเดินทาง และ (3) ข้อมูลแสดงทัศนคติความคิดเห็นทั่วไปของผู้เดินทางในด้านความสะดวกและความสบาย จากการศึกษาพบว่า ดัชนีวัดที่มีความสัมพันธ์กับปัจจัยความสะดวกได้แก่ ความง่ายในการหา/ต่อรถเข้าบ้านเมื่อถึงปลายทาง การตรงเวลาของรถตามตารางเวลา ความสามารถในการเลือกเวลาเดินทาง ความสะดวกในการเดินทางกับสัมภาระหรือเด็กเล็ก และความสะดวกในการซื้อตั๋ว/จองตั๋ว สำหรับดัชนีวัดที่อธิบายปัจจัยความสบายได้แก่ ความพอใจจากการปรับอากาศบนยานพาหนะ การมีที่นอน/ได้นอนบนยานพาหนะ ยานพาหนะมีที่นั่งกว้างพอ สำหรับการโดยสาร ความสะดวกของยานพาหนะ ผลการพัฒนาแบบจำลองโลจิตตามวิธีปกติที่ไม่รวมตัวแปรแฝง พบว่า ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อพฤติกรรมการเลือกรูปแบบการเดินทางมีดังนี้ (1) อายุ ผู้ที่มีอายุมากขึ้นมีความต้องการเดินทางกับรูปแบบการเดินทางที่มีความสะดวก และความสบายมากขึ้น (2) รายได้ของผู้เดินทาง ผู้ที่มีรายได้เฉลี่ยสูงมีศักยภาพในการเลือกใช้รูปแบบการเดินทางที่ดีกว่า สูงกว่าผู้มีรายได้เฉลี่ยต่ำ (3) ค่าโดยสารการเดินทาง ในการเดินทางระยะทางที่เท่ากันผู้เดินทางจะเลือกใช้รูปแบบการเดินทางที่มีค่าโดยสารที่ถูกลง และ (4) ความสัมพันธ์ของค่าใช้จ่ายในการเดินทางกับระดับรายได้ของผู้เดินทาง (อิทธิพลของค่าใช้จ่ายในการเดินทางจะลดลงหากผู้เดินทางมีรายได้เพิ่มขึ้น) เป็นความสามารถในการจ่ายค่าโดยสารในการเดินทาง ผู้ที่มีกำลังซื้อน้อยกว่าก็จะมีศักยภาพในการจ่ายค่าโดยสารที่จำกัด และจะเลือกยานพาหนะที่ดีที่สุดในการเดินทางที่ยังสามารถจ่ายเงินได้ โดยมีค่า Likelihood Ratio Index (p^2) เท่ากับ 0.552 ให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องร้อยละ 64.2 สำหรับการวิเคราะห์แบบจำลองโดยรวมตัวแปรแฝง พบว่า แบบจำลองที่รวมตัวแปรแฝงสามารถอธิบายพฤติกรรมการเลือกรูปแบบการเดินทางและการพยากรณ์ได้ดีกว่าแบบจำลองทั่วไป และมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบโลจิตให้ผลที่ดีขึ้นมีค่าของ p^2 เท่ากับ 0.642 ให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องร้อยละ 80.1

เอกฉัตร วงศ์ทะกัณฑ์ (2548) พัฒนาแบบจำลองการเลือกยานพาหนะของผู้เดินทางระหว่างเมือง โดยใช้ข้อมูลการเลือกรูปแบบการเดินทางของเมืองภูมิภาค ข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองใช้ข้อมูลทุติยภูมิที่รวบรวมจากโครงการศูนย์ข้อมูลและแบบจำลองด้าน

การจราจรและขนส่งระยะที่ 2 (TDMC II) ของสำนักนโยบายและแผนการขนส่งและจราจร ซึ่งได้แก่ข้อมูลจากการสัมภาษณ์ผู้เดินทางเข้า-ออกจังหวัดในเมืองหลักภูมิภาค 4 เมือง คือ จังหวัดเชียงใหม่ จังหวัดขอนแก่น จังหวัดราชบุรีและจังหวัดสงขลา โดยสามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 4 ประเภท คือ (1) ข้อมูลสภาพทางเศรษฐกิจและสังคมของผู้เดินทาง ประกอบด้วย 9 ปัจจัย คือ เพศ อายุ ประเภทยานพาหนะที่ครอบครอง รายได้ของผู้เดินทาง อาชีพ ระดับการศึกษา ความถี่ในการเดินทาง และวัตถุประสงค์ในการเดินทางระหว่างจังหวัดของผู้เดินทาง (2) ข้อมูลคุณลักษณะของระบบขนส่ง (3) ข้อมูลโครงข่ายการเดินทางที่ใช้ในการเดินทางเข้าออกจังหวัดฐานข้อมูล และ (4) ข้อมูลสัดส่วนปริมาณการเดินทางระหว่างจังหวัดโดยยานพาหนะประเภทต่าง ๆ โดยจากการศึกษาพบว่า ปัจจัยที่มีอิทธิพลสูงต่อการเลือกรูปแบบยานพาหนะในการเดินทางระหว่างจังหวัดคือ ปัจจัยทางด้านคุณลักษณะการเดินทางที่เกี่ยวข้องกับระบบขนส่งโดยสามารถเรียงลำดับจากมากไปหาน้อยได้แก่ ระยะทางในการเดินทางหลัก ค่าใช้จ่ายในการเดินทางหลัก ระยะเวลาในการเดินทางหลัก ส่วนปัจจัยด้านเศรษฐกิจและสังคมของผู้เดินทางมีอิทธิพลค่อนข้างต่ำ

Ibrahim Sheikh.A.K. et al (2006) ประเทศกำลังพัฒนามีการใช้รถจักรยานยนต์เพิ่มขึ้นจำนวนมากในแต่ละปี แต่การเลือกใช้จักรยานยนต์เป็นรูปแบบการเดินทางที่มีความปลอดภัยน้อยที่สุด ดังนั้นจึงได้ทำการศึกษาพฤติกรรมของผู้ขับขี่จักรยานยนต์ในประเทศมาเลเซีย โดยการหาความน่าจะเป็นในการเปลี่ยนรูปแบบการเดินทางจากรถจักรยานยนต์มาเป็นรูปแบบอื่นที่ปลอดภัยกว่า ซึ่งจากการศึกษาพบว่าผู้ขับขี่เปลี่ยนมาใช้รถยนต์ 40 เปอร์เซ็นต์ รถประจำทาง 27 เปอร์เซ็นต์ รถไฟรางเบา 9 เปอร์เซ็นต์ และไม่เปลี่ยน 24 เปอร์เซ็นต์ โดยปัจจัยที่มีผลต่อการเปลี่ยนยานพาหนะได้แก่ อายุ รายได้ เพศ เวลาในการเดินทาง และค่าใช้จ่ายในการเดินทาง

Mark P. De Guzman (2005) ศึกษาพฤติกรรมในการเลือกยานพาหนะในการเดินทางมหาวิทยาลัย ของนักศึกษาในกรุงมะนิลา (Manila) ทำการศึกษาใน Ateneo Manila University และ Manila College วิธีการสำรวจใช้การสัมภาษณ์นักศึกษาจำนวน 683 คน จากการศึกษาพบว่า รถยนต์ 29 เปอร์เซ็นต์ รถจักรยาน 20 เปอร์เซ็นต์ รถสามล้อ 15 เปอร์เซ็นต์ รถประจำทาง 2 เปอร์เซ็นต์ Fx 12 เปอร์เซ็นต์ รถแท็กซี่ 2 เปอร์เซ็นต์ เดิน 11 เปอร์เซ็นต์ อาศัยมากับรถคนอื่น 10 เปอร์เซ็นต์ โดยพบว่าปัจจัยที่มีผลต่อการเลือกยานพาหนะคือ เวลาในการเดินทาง ความสะดวกสบาย และรายได้ต่อเดือนของนักศึกษา

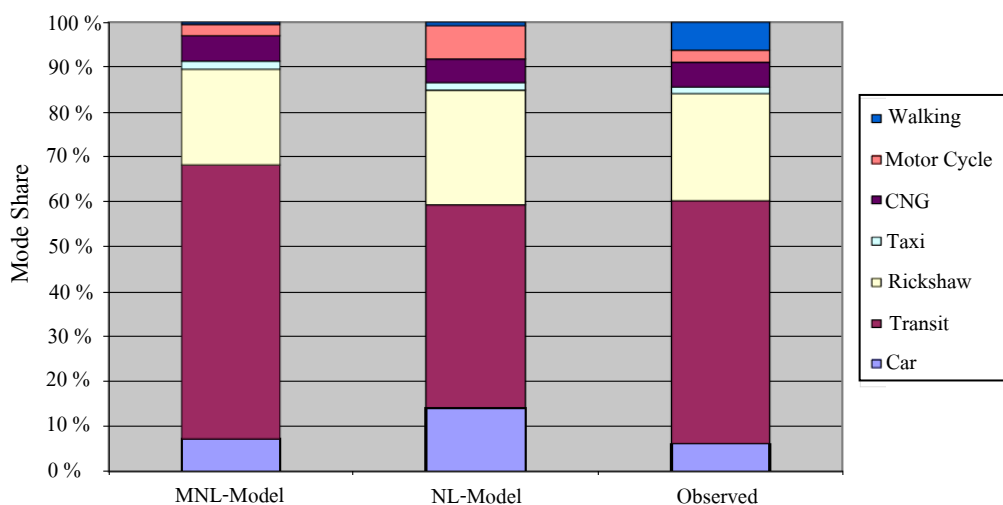
Qiang Ci (2002) ศึกษาพฤติกรรมการเดินทางประจำวันของประชาชนในเขตธุรกิจของเมือง Fukuoka ประเทศญี่ปุ่น โดยใช้ Binary Logit Model ในการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางซึ่งพิจารณารูปแบบการเดินทางเพียง 2 รูปแบบ รถยนต์ และ รถสาธารณะ ปัจจัยที่นำมาพิจารณาในการสร้างแบบจำลองประกอบด้วย ลักษณะการเดินทางได้แก่ จำนวนเที่ยวการเดินทาง เวลาในการเดินทาง ช่วงเวลาที่เดินทางไปถึงที่ทำงาน ชั่วโมงทำงาน ช่วงเวลาที่เดินทางออก

จากทำงาน ช่วงเวลาที่กลับถึงบ้าน ลักษณะทางสังคมของบุคคล เพศ อายุ อาชีพ และเงื่อนไขการเสียค่าใช้จ่ายในการจอดรถ โดยแบบจำลองแบ่งเป็นแบบจำลองย่อย 2 แบบจำลอง คือ แบบจำลองสำหรับบุคคลที่เดินทาง 2 เที่ยวต่อวัน และแบบจำลองสำหรับบุคคลที่เดินทางมากกว่า 2 เที่ยวต่อวัน จากผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง มีค่า ρ^2 เท่ากับ 0.315 สำหรับแบบจำลองสำหรับบุคคลที่เดินทาง 2 เที่ยวต่อวัน และ 0.376 สำหรับแบบจำลองสำหรับบุคคลที่เดินทางมากกว่า 2 เที่ยวต่อวัน

Weijie Wang (2007) ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างลักษณะส่วนบุคคล และ รูปแบบการเดินทางสำหรับการเดินทางไกลระหว่างในประเทศเกาหลี โดยใช้เทคนิคด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ตัวอย่างสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลมีจำนวน 366 ชุด โดยตัวแปรที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองได้แก่ เพศ อายุ การศึกษา อาชีพ รายได้เฉลี่ยของครัวเรือน การมีรถยนต์ในครอบครอง วัตถุประสงค์การเดินทาง และรูปแบบการเดินทาง จากการศึกษาพบว่า บุคคลเลือกใช้รถไฟ 50 เปอร์เซ็นต์ รถยนต์ 12 เปอร์เซ็นต์ รถประจำทาง 23 เปอร์เซ็นต์ รถไฟด่วน (Korea Train express: KTX) 15 เปอร์เซ็นต์ และแบบจำลองสามารถเรียนรู้ได้ถูกต้อง 74.59 เปอร์เซ็นต์

Chi Xie (2003) พัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้เทคนิคทางด้านเหมืองข้อมูล (Data Mining) โดยปัจจัยที่นำมาพิจารณาประกอบด้วย ประเภทที่พัก ขนาดของครัวเรือน รายได้ของครัวเรือน จำนวนยานพาหนะทั้งหมดในบ้าน จำนวนรถจักรยานยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง จำนวนรถจักรยานที่ครัวเรือนมีครอบครอง อายุ เพศ สถานะในบ้าน สถานการณ์ทำงาน อาชีพ การมีใบขับขี่ ที่ตั้งของที่พักอาศัย ระยะเวลาในเดินทาง ช่วงเวลาในการเดินทาง ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง จากผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองสามารถทำนายการเลือกรูปแบบการเดินทางได้ถูกต้อง 88 เปอร์เซ็นต์

Md. Suidur Rahman (2008) ได้พัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางในเมือง Dhaka ประเทศญี่ปุ่น โดยใช้แบบจำลอง Multinomial Logit (MNL) และ Nest Logit (NL) ซึ่งรูปแบบการเดินทางที่พิจารณาได้แก่ รถยนต์ส่วนบุคคล รถประจำทาง รถลาก แท็กซี่ รถจักรยานยนต์ การเดิน และปัจจัยที่ทำให้บุคคลเลือกยานพาหนะที่แตกต่างกันได้แก่ เวลาในการเดินทาง และค่าใช้จ่ายในการเดินทาง ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ผลมาจากการสำรวจโดยการสัมภาษณ์ของครัวเรือนจำนวน 4,906 ครัวเรือน จากผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง MNL มีค่า ρ^2 เท่ากับ 0.3719 และ NL มีค่า ρ^2 เท่ากับ 0.4259 เมื่อนำค่าที่ได้จากการสำรวจ MNL และ NL มาวาดกราฟจะได้ดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 ผลการเปรียบเทียบแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง
ระหว่าง MNL NL และข้อมูลจริง

2.4.2 การศึกษาและการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวม

Cervero and Hansen (2001) พัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-ไมล์ (Vehicle Mile of Travel: VMT) โดยใช้สมการความถดถอยพื้นฐาน พบว่า ตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลองและทำให้แบบจำลองมีความเหมาะสมมากที่สุด ได้แก่ จำนวนช่องจราจร ระยะทางของถนนหลักในพื้นที่ ราคาน้ำมันต่อแกลลอน ประชากร ระดับรายได้ต่อหัวประชากร ความหนาแน่นของการใช้ที่ดิน

Grace Corpuz (2006) ได้พัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร สำหรับเมือง Sydney ประเทศออสเตรเลีย โดยใช้การวิเคราะห์ความถดถอย ซึ่งตัวแปรอิสระที่นำมาพิจารณา ประกอบด้วย ระยะทางจากที่พักถึงศูนย์กลางธุรกิจ ความสามารถในการเข้าถึงรถสาธารณะ ความหนาแน่นของแรงงาน ความหนาแน่นของครัวเรือน ประเภทการใช้ประโยชน์ที่ดิน ประเภทที่พักอาศัย จำนวนยานพาหนะ จำนวนสมาชิกในครัวเรือน จำนวนคนที่มีใบอนุญาตขับขี่ และรายได้ของครัวเรือน ข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองได้มาจากการสำรวจการเดินทางของครัวเรือน จำนวน 16,000 ครัวเรือน จากการพัฒนาแบบจำลองพบว่าตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับระยะการเดินทางรวมอย่างมีนัยสำคัญที่ร้อยละ 95 ประกอบด้วย จำนวนยานพาหนะในครัวเรือน ระยะทางจากที่พักถึงศูนย์กลางทางธุรกิจ การใช้ประโยชน์ที่ดิน จำนวนการจ้างงาน ความหนาแน่นของครัวเรือน และการเข้าถึงระบบขนส่งสาธารณะ แบบจำลองมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.731

Guillaume Leduc (2008) ข้อมูลระยะทางการเดินทางรวม (Vehicle Kilometer of Travel: VKT) เป็นระยะทางที่ยานพาหนะแต่ละประเภทเดินทางบนถนนในหนึ่งปี ซึ่งเป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของการขนส่งได้เป็นอย่างดี ประโยชน์ที่ใช้เช่น สามารถหาปริมาณการใช้น้ำมันเชื้อเพลิง ปริมาณมลพิษทางอากาศ การวางแผนการบำรุงรักษาผิวจราจรและการประเมินความเสี่ยงของการเกิดอุบัติเหตุ เป็นต้น

Kumapley and Fricker (1999) วิธีการประมาณระยะการเดินทางที่ยานพาหนะใช้ในการเดินทาง มีอยู่หลายวิธีแล้วแต่วัตถุประสงค์และทรัพยากรที่มีอยู่ โดยสามารถสรุปได้เป็น 2 วิธีใหญ่ ๆ ดังนี้ (1) วิธีการประมาณค่าจากการนับปริมาณจราจร วิธีการนี้ประมาณค่าระยะทางในการเดินทางของรถยนต์จากข้อมูลการจราจรจริงบนโครงข่ายถนน โดยติดตั้งเครื่องตรวจนับจำนวนยานพาหนะอัตโนมัติครอบคลุมโครงข่ายที่พิจารณา เมื่อได้จำนวนรถยนต์ในช่วงเวลาที่สนใจแล้วคูณด้วยระยะทางแต่ละช่วงถนนจะได้ปริมาณระยะทางในการเดินทางทั้งหมดของยานพาหนะในโครงข่ายถนนทั้งหมด ตลอดระยะเวลา 1 วัน หรือ 1 ปี ขึ้นอยู่กับช่วงเวลาที่นับจำนวนรถยนต์ วิธีการนี้เป็นที่ยอมรับและใช้โดย Federal Highway Administration (FHWA) (2) วิธีการประมาณค่าโดยไม่ใช้ปริมาณจราจร วิธีการนี้เป็นการประมาณค่าระยะทางในการเดินทางของยานพาหนะโดยไม่นับปริมาณจราจร แต่จะใช้วิธีการทางอ้อม เช่น การหาปริมาณการเดินทางของรถยนต์จากอัตราการใช้เชื้อเพลิงของยานพาหนะ โดยใช้ควบคู่กับปริมาณการขายน้ำมันเชื้อเพลิงของสถานบริการน้ำมัน หรือ จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าระยะทางและตัวแปรต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง ซึ่งต้องอาศัยการเก็บข้อมูลโดยการสำรวจ วิธีการนี้ได้รับความนิยมเพราะมีความสะดวกและค่าใช้จ่ายน้อย

2.4.3 การเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมและการวิเคราะห์ความถดถอย

ธัญนันท์ ฤทธิมณี (2549) ได้ศึกษาและพัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์คุณภาพของสัมผัสน้ำผิหลังการขนส่งทางรถบรรทุกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยการเปรียบเทียบผลกับการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ จากการศึกษาพบว่า ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีค่าอยู่ที่ระหว่าง 1 เปอร์เซ็นต์ ถึง 23 เปอร์เซ็นต์ มีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสูงสุดอยู่ที่ 31.68 เปอร์เซ็นต์ ส่วนการใช้สมการทำนายคุณภาพของสัมผัสน้ำผิโดยใช้วิธีการวิเคราะห์หรีเกรสชันเส้นตรงแบบหลายตัวแปรความถดถอยนั้น มีค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของสมการทำนายอยู่ที่ 3 เปอร์เซ็นต์ ถึง 50 เปอร์เซ็นต์ เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสูงสุดอยู่ที่ 256.01 เปอร์เซ็นต์

พยุห มีสัจ และ สมิข บัตรเจริญ (2548) ทำการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ปริมาณเลขหมายโทรศัพท์ประจำที่ ระหว่างการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณและโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้แบบแพร่กลับ ซึ่งในการพัฒนาแบบจำลองมีตัวแปรที่เกี่ยวข้องดังนี้ คือ จำนวนประชากร จำนวนครัวเรือน จำนวนธุรกิจ สภาพเศรษฐกิจ ความหนาแน่นของการใช้โทรศัพท์ และจำนวนเลขหมายโทรศัพท์ที่มีผู้ใช้ในกรุงเทพมหานคร ระหว่างปี พ.ศ. 2507 – 2544 ผลการศึกษาเปรียบเทียบโดยใช้ค่าสถิติ t-test พบว่าเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์คลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำกว่าเทคนิคการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ ที่ระดับความเชื่อมั่น 99 เปอร์เซนต์

ศุภเชษฐ์ กันนิม (2547) ได้ทำการศึกษาแบบจำลองในการพยากรณ์ยอดขายรถจักรยานยนต์ภายในประเทศเป็นรายเดือน โดยเปรียบเทียบผลกับวิธีการพัฒนาแบบจำลอง 3 วิธีการคือ โครงข่ายประสาทเทียม อนุกรมเวลา และการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ โดยปัจจัยที่พิจารณาประกอบด้วย ปัจจัยทางเศรษฐกิจ ได้แก่ อัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราระหว่างประเทศ อัตราดอกเบี้ย ราคาทองคำ มูลค่าการส่งออกและนำเข้า ค่าใช้จ่ายภาครัฐ อัตราค่าจ้างขั้นต่ำ อัตราเงินเฟ้อ อัตราการว่างงาน ราคาน้ำมันเบนซิน และผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ เป็นต้น ผลการทดลองพบว่าผลการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่ต่ำสุด เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์อนุกรมเวลา และการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ

ศรัลย์ ปานศรีพงษ์ (2550) การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM10 ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและเทศบาลนครนครราชสีมา และเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งสองแบบ โดยใช้ข้อมูลมลพิษอากาศและอุตุนิยมวิทยาจากสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติ 4 จุดที่กระจายอยู่ในเขตกรุงเทพมหานคร และ 1 จุดในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา ในช่วงปี พ.ศ.2543 - 2547 มาทำการสร้างแบบจำลอง และข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2548 - 2549 มาทำการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองที่ได้ ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งสองแบบ จากการทดสอบความไวของแบบจำลอง พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีความไวของแบบจำลองใกล้เคียงกันเมื่อตัวแปรมีการเปลี่ยนแปลงค่าภายในแบบจำลอง ส่วนแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ พบว่าตัวแปรบางค่าภายในแบบจำลองมีค่าเปลี่ยนไป จะส่งผลให้แบบจำลองมีความไวสูง ซึ่งมีค่าพิสัยสูงกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Mukta Paliwal and Usha A. Kumar (2009) ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบผลการวิจัยที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับเทคนิคการวิเคราะห์ผลทางสถิติโดยทั่วไป ซึ่งได้แก่ การวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติกส์ และการจำแนกกลุ่มด้วย Discriminate Analysis จากจำนวนงานวิจัยทั้งหมด 96 งานวิจัย ปรากฏว่า โครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าจำนวน 58 เปอร์เซนต์ โครงข่ายประสาทเทียมกับเทคนิคการวิเคราะห์ผลทางสถิติโดยทั่วไป ให้ผลการพยากรณ์เหมือนกันจำนวน 24 เปอร์เซนต์ และเทคนิคการวิเคราะห์ผลทางสถิติโดยทั่วไป ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าจำนวน 18 เปอร์เซนต์

2.4.4 การเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมและแบบจำลองโลจิสติก

Ahmet Tortum, Nadir Yaylab, and Mahir Gokdag (2009) ได้พัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการขนส่งสินค้าระหว่างเมืองด้วยทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ โดยเปรียบเทียบผลกับการสร้างแบบจำลองโลจิสติก รูปแบบการขนส่งสินค้าที่พิจารณา 2 รูปแบบคือการขนส่งทางถนน และการขนส่งทางรถไฟ โดยปัจจัยที่นำมาพิจารณาได้แก่ ค่าใช้จ่ายระยะทาง และเวลา จากการศึกษาพบว่าทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าการพยากรณ์ที่ดีกว่า

Giulio Erberto Cantarella and Stefano de Luca (2005) ได้พัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางของประชาชนด้วยทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ โดยเปรียบเทียบผลกับ Random Utility Model ซึ่งในการพัฒนาแบบจำลองใช้ข้อมูลระดับการให้บริการของทางเลือกได้แก่ ระยะเวลาและค่าใช้จ่ายในการเดินทาง เวลาในการเปลี่ยนรูปแบบการเดินทางและเวลาที่เข้าถึงรูปแบบการเดินทาง ข้อมูลสภาพเศรษฐกิจและสังคม และข้อมูลการใช้ประโยชน์ที่ดิน ซึ่งรูปแบบการเดินทางที่พิจารณา 3 รูปแบบคือ รถยนต์ รถประจำทาง และรถไฟ ซึ่งการศึกษานี้ใช้ข้อมูลการสัมภาษณ์ครัวเรือนจำนวน 1,067 ครัวเรือนในเมือง Veneto ซึ่งอยู่ทางตะวันออกเฉียงเหนือของอิตาลี จากการศึกษาพบว่าทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าการพยากรณ์ที่ดีกว่า

บทที่ 3

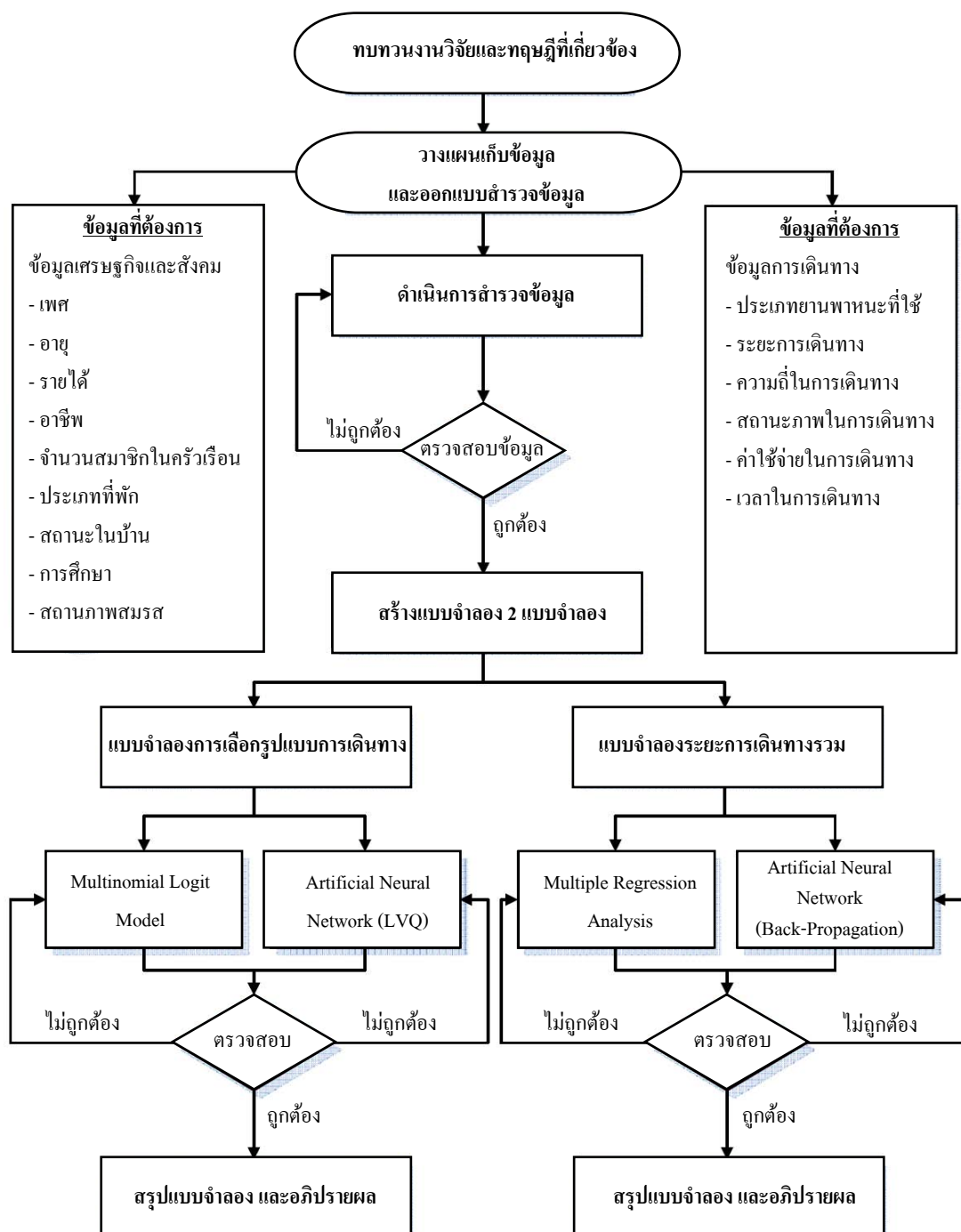
วิธีดำเนินการวิจัย

วิธีการดำเนินการวิจัยประกอบด้วยส่วนต่าง ๆ 7 ขั้นตอนคือ ขั้นตอนการดำเนินการศึกษา เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย การเก็บรวบรวมข้อมูล การออกแบบแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Multinomial Logit การออกแบบแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบเวกเตอร์คอนโตนไทเซชัน การออกแบบแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมโดยใช้สมการความถดถอย การออกแบบแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ และการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง

3.1 ขั้นตอนการดำเนินการศึกษา

งานวิจัยนี้มีขั้นตอนการดำเนินการดังแสดงดังรูปที่ 3.1 ดังนี้

1. ทบทวนเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง และแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวม รวมถึงวิธีการต่าง ๆ ในการสำรวจข้อมูล
2. รวบรวมข้อมูลที่เป็นจากหน่วยงานต่าง ๆ ที่มีอยู่แล้ว และวางแผนการสำรวจข้อมูลเพิ่มเติมในส่วนที่ยังไม่มีข้อมูล
3. ดำเนินการสำรวจข้อมูล โดยใช้วิธีการสัมภาษณ์สมาชิกในครัวเรือน พร้อมทั้งตรวจสอบข้อมูลความถูกต้องเบื้องต้น และบันทึกข้อมูลลงคอมพิวเตอร์
4. วิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการสำรวจเบื้องต้น โดยการใช้วิธีทางทางสถิติเชิงพรรณนา ซึ่งใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ในการวิเคราะห์ข้อมูล
5. พัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง โดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่เหมาะสมในการวิเคราะห์ Multinomial Logit Model และโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบเวกเตอร์คอนโตนไทเซชัน
6. พัฒนาแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวม โดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ สำหรับการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ และโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ
7. สรุปผลการวิจัยและจัดทำข้อเสนอแนะ



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินการศึกษา

3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ในการวิจัยครั้งนี้ใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูปที่เหมาะสมกับการพัฒนาแบบจำลองด้วยวิธีการต่าง ๆ ซึ่งได้แก่ การสร้างแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ กับ Multinomial Logit Model และการสร้างแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร โดยโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับกับการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ

3.3 การเก็บรวบรวมข้อมูล

3.3.1 วิธีการสำรวจ

ในการสำรวจครั้งนี้จะทำการเก็บข้อมูลพฤติกรรมการเดินทางและลักษณะทางเศรษฐกิจและสังคมของครัวเรือนในเขตเทศบาลนครราชสีมาซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.2 โดยการสัมภาษณ์สมาชิกในครัวเรือน (Household Travel Survey) ลักษณะคำถามจะเป็นแบบ Reveal Preference (RP) ซึ่งเป็นคำถามที่ถามถึงเหตุการณ์ต่าง ๆ ที่บุคคลได้ประสบเหตุการณ์นั้นมาแล้ว

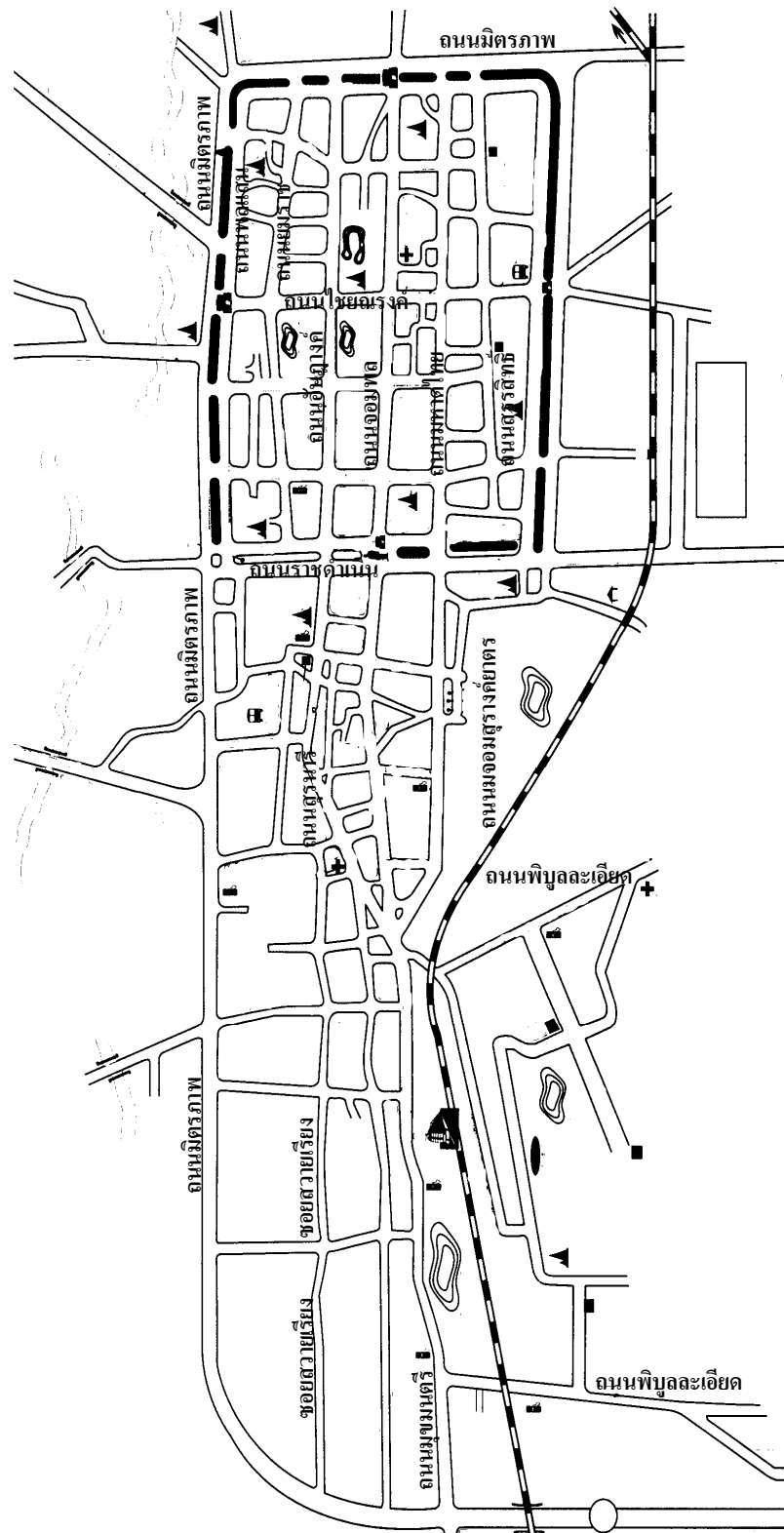
3.3.2 กลุ่มตัวอย่างและขนาดตัวอย่าง

กลุ่มตัวอย่างเป็นครัวเรือนที่มีที่ตั้งอยู่ในเขตเทศบาลนครราชสีมา การเลือกตัวอย่างเลือกโดยวิธีการสุ่ม (Random) สำหรับจำนวนตัวอย่างสามารถคำนวณสมการที่ 3.1

$$n = \frac{0.25NZ^2}{NE^2 + 0.25Z^2} \quad (3.1)$$

เมื่อ	N	คือ	ขนาดประชากร
	n	คือ	จำนวนตัวอย่าง
	E	คือ	ค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุดที่ยอมรับได้
	Z	คือ	ค่าปกติมาตรฐานที่ได้จากตารางแจกแจงแบบปกติมาตรฐาน ซึ่งขึ้นอยู่กับระดับความเชื่อมั่นที่กำหนด ถ้ากำหนดระดับความเชื่อมั่นที่ 95% จะได้ค่า Z เท่ากับ 1.96

เนื่องจากครัวเรือนในเขตเทศบาลนครราชสีมามีจำนวน 59,715 ครัวเรือน (ธันวาคม, 2551) เมื่อกำหนด ค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุดที่ยอมรับได้ 10% ค่า $Z = 1.96$ จากการคำนวณดังสมการที่ 3.1 ต้องใช้ตัวอย่างจำนวน 384 ครัวเรือน ดังนั้นเพื่อป้องกันค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจึงใช้ตัวอย่างจำนวน 400 ครัวเรือน



รูปที่ 3.2 พื้นที่ที่ดำเนินการศึกษา เขตเทศบาลนครราชสีมา

สำหรับการสุ่มตัวอย่าง ดำเนินการ โดยแบ่งพื้นที่ออกเป็นพื้นที่ย่อยตามแนวของ ถนนสายหลักในเขตเทศบาลนครราชสีมา จำนวน 12 โซน ดังนี้ ซอยสวายเรียง ถนนมุขมนตรี ถนน พิบูลละเอียด ถนนจอมสุรางค์ยาตร ถนนสุรนารี ถนนราชดำเนิน ถนนอภัยวงศ์ ถนนจอมพล ถนน มหาดไทย ถนนสรรพสิทธิ์ ถนนพลแสนและถนนยมราช และเขตตำบลบ้านเกาะบางส่วน

3.3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการสำรวจ

ในการสำรวจจะใช้แบบสำรวจที่พัฒนาขึ้นตามความเหมาะสมกับพื้นที่ ทำการศึกษาโดยลักษณะแบบสำรวจแสดงใน ซึ่งรายละเอียดข้อมูลแสดงดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลในแบบสอบถาม

ประเภทข้อมูล	ข้อมูล	ลักษณะข้อมูลที่จัดเก็บ
ข้อมูลลักษณะทางเศรษฐกิจ และสังคมของครัวเรือน	ประเภทที่พักอาศัย	1. บ้านเดี่ยว 2. ทาวน์เฮาส์ 3. ตึกแถว 4. คอนโดมิเนียม/แฟลต 5. อื่น ๆ
ข้อมูลลักษณะทางเศรษฐกิจ และสังคมของครัวเรือน	รายได้ของครัวเรือนต่อเดือน	1. ไม่มีรายได้ 2. น้อยกว่า 3,000 3. 3,000-4,999 บาท 4. 5,000-7,499 บาท 5. 7,500-9,999 บาท 6. 10,000-12,499 บาท 7. 12,500-14,999 บาท 8. 15,000-17,499 บาท 9. 17,500-19,999 บาท 10. 20,000-24,999 บาท 11. 25,000-29,999 บาท 12. 30,000-39,999 บาท

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลในแบบสอบถาม (ต่อ)

ประเภทข้อมูล	ข้อมูล	ลักษณะข้อมูลที่จัดเก็บ
ข้อมูลลักษณะทางเศรษฐกิจ และสังคมของครัวเรือน	รายได้ของครัวเรือนต่อเดือน	13. 40,000-49,999 บาท 14. 50,000-59,999 บาท 15. 60,000-69,999 บาท 16. 70,000-79,999 บาท 17. 80,000-89,999 บาท 18. 90,000-99,999 บาท 19. 100,000 บาท ขึ้นไป
	จำนวนผู้อาศัยในครัวเรือน	เลขจำนวนเต็ม
	จำนวนผู้อาศัยในครัวเรือนที่ ทำงานแล้ว	เลขจำนวนเต็ม
	จำนวนผู้อาศัยในครัวเรือน กำลังศึกษาอยู่	เลขจำนวนเต็ม
	จำนวนผู้ที่อาศัยอยู่ในบ้านที่ ไม่ได้ทำงานและศึกษา	เลขจำนวนเต็ม
	จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือน มีครอบครอง แยกประเภท ยานพาหนะ	เลขจำนวนเต็ม
ข้อมูลลักษณะทางเศรษฐกิจ และสังคมของบุคคล	เพศ	1. ชาย 2. หญิง
	อายุ	เลขจำนวนเต็ม
	สถานะในบ้าน	1. พ่อบ้าน 2. ลูก 3. ผู้อาศัย/ลูกจ้าง 4. แม่บ้าน 5. ญาติ 6. อื่น ๆ

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลในแบบสอบถาม (ต่อ)

ประเภทข้อมูล	ข้อมูล	ลักษณะข้อมูลที่จัดเก็บ
ข้อมูลลักษณะทางเศรษฐกิจ และสังคมของบุคคล	การศึกษา	1. ประถมศึกษา 2. ม.3 3. ม.6/ปวช. 4. อนุปริญญา/ปวส. 5. ปริญญาตรี 6. ปริญญาโท 7. ปริญญาเอก
	อาชีพ	1. ไม่ได้ทำงาน 2. นักเรียน/นักศึกษา 3. ข้าราชการ 4. รัฐวิสาหกิจ 5. ลูกจ้างเอกชน 6. กิจการส่วนตัว 7. เกษตรกรรม 8. รับจ้างทั่วไป 9. อื่น ๆ
	รายได้ต่อเดือน	1. ไม่มีรายได้ 2. น้อยกว่า 3,000 3. 3,000-4,999 บาท 4. 5,000-7,499 บาท 5. 7,500-9,999 บาท 6. 10,000-12,499 บาท 7. 12,500-14,999 บาท 8. 15,000-17,499 บาท

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลในแบบสอบถาม (ต่อ)

ประเภทข้อมูล	ข้อมูล	ลักษณะข้อมูลที่จัดเก็บ
ข้อมูลลักษณะทางเศรษฐกิจ และสังคมของบุคคล	รายได้ต่อเดือน	9. 17,500-19,999 บาท 10. 20,000-24,999 บาท 11. 25,000-29,999 บาท 12. 30,000-39,999 บาท 13. 40,000-49,999 บาท 14. 50,000-59,999 บาท 15. 60,000-69,999 บาท 16. 70,000-79,999 บาท 17. 80,000-89,999 บาท 18. 90,000-99,999 บาท 19. 100,000 บาท ขึ้นไป
	สถานภาพสมรส	1. โสด 2. แต่งงาน 3. หย่า/แยกกันอยู่
ข้อมูลการเดินทางของบุคคล	ความถี่ในการเดินทางต่อวัน	เลขจำนวนเต็ม
	ยานพาหนะที่ใช้ในการเดินทาง	1. รถจักรยาน 2. รถสามล้อถีบ 3. รถจักรยานยนต์ 4. รถสามล้อเครื่อง 5. รถเก๋ง 6. รถปิคอัพ 7. รถตู้ 8. รถบัส 9. รถสองแถว/มินิบัส 10. รถบรรทุก 6 ล้อขึ้นไป 11. อื่น ๆ โปรดระบุ

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลในแบบสอบถาม (ต่อ)

ประเภทข้อมูล	ข้อมูล	ลักษณะข้อมูลที่จัดเก็บ
ข้อมูลการเดินทางของบุคคล	สถานะภาพการขับขี่	1. ผู้ขับขี่ 2. ผู้โดยสาร
	ระยะทางในการเดินทางต่อวัน แยกประเภทยานพาหนะ	เลขจำนวนเต็ม
	ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง	เลขจำนวนเต็ม
	ระยะเวลาในการเดินทาง	เลขจำนวนเต็ม

3.3.4 ประเภทของข้อมูล

ข้อมูลที่เก็บรวบรวมเพื่อวิเคราะห์จะประกอบด้วยข้อมูลหลาย ๆ ประเภทรวมกัน การแบ่งประเภทของข้อมูลจะทำให้สามารถเลือกวิธีวิเคราะห์ทางสถิติได้อย่างเหมาะสม เมื่อพิจารณาตามสเกลของหลักการวัดข้อมูลสามารถแบ่งได้เป็น 4 สเกลดังนี้

- สเกลตัวเลข (Numerical Scale)

สเกลตัวเลขเป็นข้อมูลที่ระบุตัวเลขจำนวนนับ สามารถวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติได้ทุกแบบ

- สเกลนาม (Nominal Scale)

สเกลนามเป็นการแบ่งกลุ่มของข้อมูลเพื่อความสะดวกในการลงรหัสและการวิเคราะห์ โดยถือว่าแต่ละกลุ่มมีความเท่าเทียมกัน ไม่สามารถบอกได้ว่ากลุ่มใดมีค่ามากกว่า หรือน้อยกว่า เช่น เพศ มี 2 ค่าคือ ชายและหญิง หรือประเภทยานพาหนะที่แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม คือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ และรถโดยสาร เป็นต้น ข้อมูลสเกลนามสามารถหาความถี่และเปอร์เซ็นต์ได้ นอกจากนั้นยังสามารถนำความถี่มาคำนวณค่าทางสถิติดังนี้ ค่าฐานนิยม การทดสอบไคสแควร์ การทดสอบทวินาม แต่ไม่สามารถหาค่าเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานได้

- สเกลอันดับ (Ordinal Scale)

สเกลอันดับเป็นสเกลที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยข้อมูลที่อยู่ในแต่ละกลุ่มจะมีความแตกต่างกัน สามารถบอกได้ว่ากลุ่มใดดีกว่ากลุ่มอื่น ๆ สามารถเรียงลำดับได้ แต่ไม่สามารถระบุเป็นปริมาณได้ว่าแต่ละกลุ่มมีค่ามากกว่าหรือน้อยกว่าอีกกลุ่มเท่าใด เช่น ระดับการศึกษา ที่สามารถเรียงลำดับได้เป็น ประถมศึกษา มัธยมศึกษา ปริญญาตรี ปริญญาโท ปริญญาเอก แต่ไม่ระบุไม่ได้ว่าแต่ละกลุ่มแตกต่างกันมากหรือน้อยแค่ไหน ข้อมูลสเกลอันดับสามารถนำมา

วิเคราะห์ทางสถิติได้ดังนี้ เช่น ความถี่ เปอร์เซ็นต์ ควอไทล์ ค่ามัธยฐาน และการทดสอบไคสแควร์ เป็นต้น

- **สเกลอันตรภาค (Interval Scale)**

สเกลอันตรภาคเป็นการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มแบบสเกลอันดับ คือสามารถบอกความแตกต่างระหว่างกลุ่ม สามารถเรียงลำดับ แต่จะแตกต่างกับสเกลอันดับตรงที่สเกลอันตรภาคสามารถบอกความแตกต่างระหว่างกลุ่มได้ เช่น อายุที่ถูกแบ่งเป็น 4 ช่วง คือ (1) ต่ำกว่า 15 ปี (2) 15-30 ปี (3) 31-50 ปี (4) สูงกว่า 50 ปี เป็นต้น ข้อมูลสเกลอันตรภาคสามารถวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติได้ เช่น ความถี่ เปอร์เซ็นต์ ฐานนิยม การทดสอบไคสแควร์ ค่าเฉลี่ยเลขคณิต ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน เป็นต้น

ตารางที่ 3-2 ตัวแปรที่พิจารณาในแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง
โดยใช้ Multinomial Logit

ตัวแปร	ประเภทข้อมูล	จำนวนตัวแปร
<u>ทางเลือก (Choice)</u>		
ประเภทยานพาหนะ	สเกลนาม	1
<u>ตัวแปรต้น</u>		
ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง	สเกลตัวเลข	1
ระยะเวลาในการเดินทาง	สเกลตัวเลข	1
ระยะการเดินทาง	สเกลตัวเลข	1
รายได้บุคคล	สเกลอันตรภาค	19
การศึกษา	สเกลอันดับ	7
สถานะในบ้าน	สเกลนาม	3
อาชีพ	สเกลนาม	9
สถานภาพการสมรส	สเกลนาม	3
ประเภทที่พักอาศัย	สเกลนาม	5
จำนวนสมาชิกทั้งหมดในครัวเรือน	สเกลตัวเลข	1
จำนวนสมาชิกในบ้านที่ทำงาน	สเกลตัวเลข	1
จำนวนสมาชิกในบ้านที่ไม่ได้ทำงาน	สเกลตัวเลข	1
รายได้ของครัวเรือน	สเกลอันดับ	19
จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมีครอบครอง	สเกลตัวเลข	1

3.4 การออกแบบแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Multinomial Logit

3.4.1 ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง

ตัวแปรที่นำมาพิจารณาในการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Multinomial Logit แสดงดังตารางที่ 3-2 โดยตัวแปรที่เป็นทางเลือกได้แก่ ประเภทยานพาหนะ ส่วนตัวแปรต้นที่ทำให้ค่าอรรถประโยชน์ของแต่ละทางเลือกมีความแตกต่างกันแบ่งออกเป็น 2 ประเภทคือ กลุ่มตัวแปรที่เป็นลักษณะเฉพาะของทางเลือก ได้แก่ ระยะเวลาการเดินทาง ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง และกลุ่มตัวแปรที่เป็นลักษณะเฉพาะของตัวบุคคล ได้แก่ เพศ อายุ การศึกษา รายได้ส่วนบุคคล อาชีพ สถานะภาพการสมรส สถานะในบ้าน ประเภทที่อยู่อาศัย รายได้เฉลี่ยของครัวเรือน จำนวนสมาชิกทั้งหมดในครัวเรือน จำนวนสมาชิกในบ้านที่ทำงาน จำนวนสมาชิกในบ้านที่ไม่ได้ทำงาน จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมีครอบครอง

3.4.2 โครงสร้างแบบจำลอง

สำหรับแบบจำลองการเลือกใช้ยานพาหนะโดยใช้ Multinomial Logit ในการพัฒนาแบบจำลอง โดยตัวแปรอิสระที่นำมาใช้เป็นองค์ประกอบของแบบจำลองซึ่งจะปรากฏอยู่ในฟังก์ชันอรรถประโยชน์ (Utility Function)

$$V_{MC} = \beta_{MC0} + \beta_{MC1}X_{MC1} + \beta_{MC2}X_{MC2} + \dots + \beta_{MCn}X_{MCn} \quad (3.1)$$

$$V_{CAR} = \beta_{CAR0} + \beta_{CAR1}X_{CAR1} + \beta_{CAR2}X_{CAR2} + \dots + \beta_{CARn}X_{CARn} \quad (3.2)$$

$$V_{BUS} = \beta_{BUS0} + \beta_{BUS1}X_{BUS1} + \beta_{BUS2}X_{BUS2} + \dots + \beta_{BUSn}X_{BUSn} \quad (3.3)$$

โดยที่	V_{MC}, V_{CAR}, V_{BUS}	คือ	อรรถประโยชน์ของทางเลือก รถจักรยานยนต์ รถยนต์ รถโดยสารประจำทาง
	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$	คือ	สัมประสิทธิ์ที่แสดงอิทธิพลของตัวแปรตัวที่ i ที่มีต่อระดับ ความพึงพอใจ
	$X_1, X_2, \dots, X_k$	คือ	ตัวแปรตัวที่ i ที่มีอิทธิพลต่อความพึงพอใจของผู้เดินทาง

แบบจำลองวิเคราะห์ความน่าจะเป็นที่ผู้เดินทางคนที่ n จะตัดสินใจเลือกยานพาหนะต่าง ๆ เป็นแบบจำลองที่อยู่ในรูปแบบจำลอง Logit ดังสมการที่ 3.4 ถึง 3.5

$$P_n(MC) = \frac{e^{V_{MC-n}}}{e^{V_{MC-n}} + e^{V_{CAR-n}} + e^{V_{BUS-n}}} \quad (3.4)$$

$$P_n(CAR) = \frac{e^{V_{CAR-n}}}{e^{V_{MC-n}} + e^{V_{CAR-n}} + e^{V_{BUS-n}}} \quad (3.5)$$

$$P_n(BUS) = \frac{e^{V_{BUS-n}}}{e^{V_{MC-n}} + e^{V_{CAR-n}} + e^{V_{BUS-n}}} \quad (3.6)$$

3.4.3 การพัฒนาแบบจำลอง

สำหรับขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Logit Model มีดังนี้

1. กำหนดเขตของทางเลือก ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้พิจารณายานพาหนะ 3 ประเภท คือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ และรถโดยสารประจำทาง
2. กำหนดเขตของตัวแปรต้นที่ผลต่อฟังก์ชันอรรถประโยชน์ของแต่ละทางเลือก โดยแบ่งตัวแปรต้นออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ตัวแปรต้นที่เป็นลักษณะเฉพาะของทางเลือกและตัวแปรต้นที่เป็นลักษณะเฉพาะของบุคคล
3. เลือกซอฟต์แวร์ที่สามารถพัฒนาแบบจำลองได้
4. จากนั้นดำเนินการพัฒนาแบบจำลองโดยซอฟต์แวร์ที่เลือกใช้
5. ตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองโดยรวม

3.5 การออกแบบแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้โครงข่ายประสาท

เทียมการเรียนรู้แบบแข่งขัน

3.5.1 ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง

ตัวแปรที่พิจารณาในการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นตัวแปรชุดเดียวกันกับ การพัฒนาแบบจำลองโดยใช้ Logit Model ซึ่งตัวแปรเป้าหมาย (Target) คือ ประเภทยานพาหนะได้แก่ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ และรถโดยสารประจำทาง และตัวแปรอินพุต (Input) ได้แก่ ระยะเวลาการเดินทาง ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง เพศ อายุ การศึกษา รายได้ส่วนบุคคล อาชีพ สถานะภาพการสมรส สถานะในบ้าน ประเภทที่อยู่อาศัย รายได้เฉลี่ยของครัวเรือน จำนวนสมาชิกทั้งหมดในครัวเรือน จำนวนสมาชิกในบ้านที่ทำงาน จำนวนสมาชิกในบ้านที่ไม่ได้ทำงาน จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมีครอบครอง

3.5.2 โครงสร้างแบบจำลอง

แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม การเรียนรู้รูปแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน จะไม่สามารถเขียนเป็นสมการในรูปแบบสมการทางคณิตศาสตร์ได้ โดยผลลัพธ์ที่ได้ออกมาจะเป็นผลการฝึกสอน ที่โครงข่ายสามารถเรียนรู้ได้ซึ่งสามารถวัดประสิทธิภาพการเรียนรู้ได้จากค่าความคลาดเคลื่อนเมื่อนำมาทดสอบกับชุดข้อมูลจริง

3.5.3 การพัฒนาแบบจำลอง

สำหรับขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน มีดังนี้

1. กำหนดตัวแปรเป้าหมายที่จะให้โครงข่ายใช้ในการคัดแยกกลุ่ม ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้พิจารณายานพาหนะ 3 กลุ่มคือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ และรถโดยสารประจำทาง
2. กำหนดชุดข้อมูลอินพุต ปัจจัยต่าง ๆ ที่มีอิทธิพลต่อการคัดแยกกลุ่มของโครงข่ายประสาทเทียม การเรียนรู้แบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน
3. เลือกซอฟต์แวร์ที่สามารถพัฒนาแบบจำลองได้
4. จากนั้นดำเนินการพัฒนาแบบจำลองโดยซอฟต์แวร์ที่เลือกใช้
5. ตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองโดยรวม

3.6 การออกแบบแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมโดยใช้การวิเคราะห์ความ

ถดถอยพหุคูณ

3.6.1 ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง

ตัวแปรที่นำมาพิจารณาในการพัฒนาแบบจำลองแสดงดังตารางที่ 4-1 โดยตัวแปรที่เป็นตัวแปรต้น มีจำนวน 1 ตัว คือ ระยะทางการเดินทางรวม (VKT) และตัวแปรที่เป็นตัวแปรตาม (Input) มีจำนวน 13 ตัว คือ เพศ อายุ การศึกษา รายได้ส่วนบุคคล อาชีพ สถานะภาพการสมรส สถานะในบ้าน ประเภทที่อยู่อาศัย รายได้เฉลี่ยของครัวเรือน จำนวนสมาชิกทั้งหมดในครัวเรือน จำนวนสมาชิกในบ้านที่ทำงาน จำนวนสมาชิกในบ้านที่ไม่ได้ทำงาน จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมีครอบครอง

3.6.2 โครงสร้างแบบจำลอง

สำหรับการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมโดยใช้การวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ จะเป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นกับตัวแปรตาม ซึ่งสามารถเขียนโครงสร้างแบบจำลองเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ 2.19

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (2.19)$$

โดยที่ Y คือ ตัวแปรตาม (Dependent Variable) ซึ่งการศึกษานี้คือระยะการเดินทางรวม
 $X_1 - X_n$ คือ ตัวแปรต้น (Independent Variable) ที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม ตัวที่ 1 ถึงตัวที่ n
 β_0 คือ เป็นระยะตัดแกน y หรือค่าเริ่มต้นของเส้นสมการถดถอย
 $\beta_1 - \beta_n$ คือ สัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) ตัวที่ 1 ถึงตัวที่ n

ตารางที่ 3.3 ตัวแปรที่พิจารณาในแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมโดยการวิเคราะห์

ความถดถอยพหุคูณ

ตัวแปร	ประเภทข้อมูล	ลักษณะข้อมูลที่ นำเข้าโปรแกรม	จำนวน ตัวแปร
<u>ตัวแปรตาม (Dependent Variable)</u> ระยะทางการเดินทาง	สเกลตัวเลข	สเกลตัวเลข	1
<u>ตัวแปรต้น (Independent Variable)</u> เพศ	สเกลนาม	สเกลนาม	2
อายุ	สเกลตัวเลข	สเกลอันดับ	1
รายได้บุคคล	สเกลอันตรภาค	สเกลอันดับ	4
การศึกษา	สเกลอันดับ	สเกลอันดับ	7
สถานะในบ้าน	สเกลนาม	สเกลนาม	3
อาชีพ	สเกลนาม	สเกลนาม	9
สถานภาพการสมรส	สเกลนาม	สเกลนาม	3
ประเภทที่พักอาศัย	สเกลนาม	สเกลนาม	5
จำนวนสมาชิกทั้งหมดในครัวเรือน	สเกลตัวเลข	สเกลตัวเลข	1
จำนวนสมาชิกในบ้านที่ทำงาน	สเกลตัวเลข	สเกลตัวเลข	1
จำนวนสมาชิกในบ้านที่ไม่ได้ทำงาน	สเกลตัวเลข	สเกลตัวเลข	1
รายได้ของครัวเรือน	สเกลอันตรภาค	สเกลอันดับ	4
จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมี	สเกลตัวเลข	สเกลตัวเลข	1
ครอบครอง			

3.6.3 การพัฒนาแบบจำลอง

สำหรับขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมโดยการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ มีดังนี้

1. กำหนดตัวแปรตามที่น่าสนใจ ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้คือระยะการเดินทางรวม
2. กำหนดชุดข้อมูลตัวแปรต้นที่มีผลต่อตัวแปรตาม
3. เลือกซอฟต์แวร์ที่สามารถพัฒนาแบบจำลองได้ จากนั้นดำเนินการพัฒนาแบบจำลองโดยซอฟต์แวร์ที่เลือกใช้
4. ตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองโดยรวม

ตารางที่ 3.4 ตัวแปรที่พิจารณาในแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ

ตัวแปร	ประเภทข้อมูล	ลักษณะข้อมูลที่นำเข้าโปรแกรม	จำนวนตัวแปร
<u>ข้อมูลนำเข้า (Input)</u>			
เพศ	สเกลนาม	Binary Data	2
อายุ	สเกลตัวเลข	Numerical Data	1
รายได้บุคคล	สเกลอันดับ	Binary Data	19
การศึกษา	สเกลอันดับ	Binary Data	7
สถานะในบ้าน	สเกลนาม	Binary Data	3
อาชีพ	สเกลนาม	Binary Data	9
สถานภาพการสมรส	สเกลนาม	Binary Data	3
ประเภทที่พักอาศัย	สเกลนาม	Binary Data	5
จำนวนสมาชิกทั้งหมดในครัวเรือน	สเกลตัวเลข	Numerical Data	1
จำนวนสมาชิกในบ้านที่ทำงาน	สเกลตัวเลข	Numerical Data	1
จำนวนสมาชิกในบ้านที่ไม่ได้ทำงาน	สเกลตัวเลข	Numerical Data	1
รายได้ของครัวเรือน	สเกลอันดับ	Binary Data	19
จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมี	สเกลตัวเลข	Numerical Data	1
ครอบครอง			
<u>ข้อมูลเป้าหมาย (Target)</u>			
ระยะทางการเดินทาง	สเกลตัวเลข	Numerical Data	1

3.7 การออกแบบแบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม การเรียนรู้แบบแพร่กลับ

3.7.1 ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง

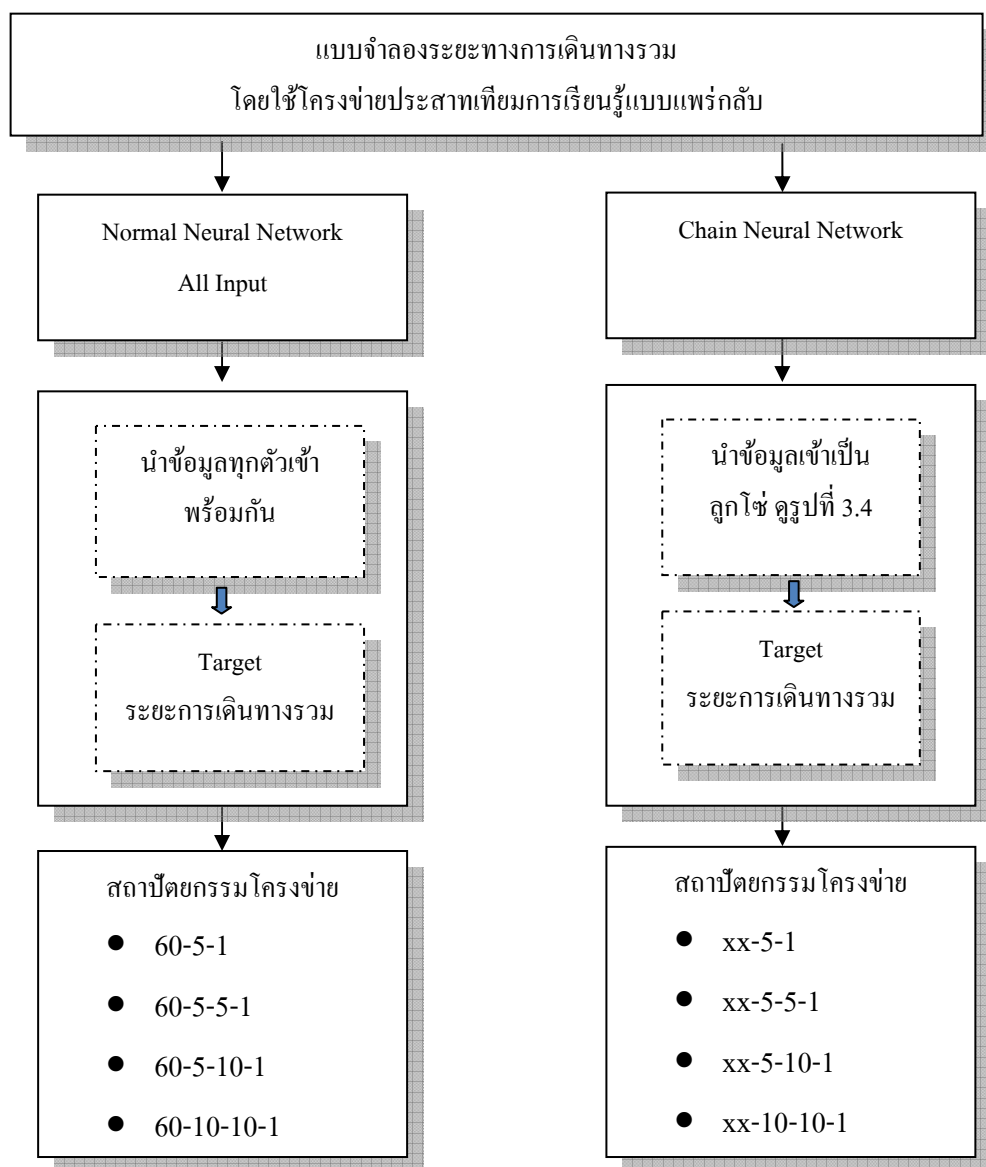
ตัวแปรที่นำมาพิจารณาในการพัฒนาแบบจำลองแสดงดังตารางที่ 4-1 โดยตัวแปรที่เป็นตัวแปรเป้าหมาย (Target) มีจำนวน 1 ตัว คือ ระยะทางการเดินทางรวม (VKT) และตัวแปรที่เป็นตัวแปรนำเข้า (Input) มีจำนวน 13 ตัว คือ เพศ อายุ การศึกษา รายได้ส่วนบุคคล อาชีพ สถานะภาพการสมรส สถานะในบ้าน ประเภทที่อยู่อาศัย รายได้เฉลี่ยของครัวเรือน จำนวนสมาชิกทั้งหมดในครัวเรือน จำนวนสมาชิกในบ้านที่ทำงาน จำนวนสมาชิกในบ้านที่ไม่ได้ทำงาน จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมีครอบครอง

โครงสร้างแบบจำลองจะแบ่งเป็น 2 แบบจำลอง ดังรูปที่ 3.3 ซึ่งแบบจำลองที่ 1 เป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติโดยจะนำตัวแปรทั้งหมดเข้าแบบจำลองพร้อมกัน จากนั้นดูผลการฝึกสอน และการทดสอบ ส่วนแบบจำลองที่ 2 จะนำข้อมูลเข้าเป็นลูกโซ่ดังแสดงในรูปที่ 3.4 ซึ่งในการสร้างแบบจำลองนี้จะพิจารณาความสัมพันธ์กันของตัวแปรนำเข้าทั้ง 13 ตัว เริ่มต้นที่ให้ข้อมูล อายุ การศึกษา อาชีพ สถานะในบ้าน เป็นตัวแปรนำเข้า (Input) และให้ตัวแปร รายได้เฉลี่ยบุคคลเป็นตัวแปรเป้าหมาย (Target) จากนั้น นำผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้มาเป็นข้อมูลนำเข้าพร้อมกับตัวแปร จำนวนสมาชิกทั้งหมดในครัวเรือน จำนวนสมาชิกครัวเรือนที่ทำงาน จำนวนสมาชิกในครัวเรือนที่ไม่ทำงาน และกำหนดให้ รายได้เฉลี่ยครัวเรือนเป็นตัวแปรเป้าหมาย ผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นรายได้เฉลี่ยของครัวเรือน นำผลลัพธ์ที่ได้มาเป็นข้อมูลนำเข้าและให้ประเภทที่พักอาศัย จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนครอบครอง เป็นตัวแปรเป้าหมาย ทำการฝึกสอนอีกรอบ แล้วนำผลลัพธ์ที่ได้และข้อมูล เพศ สถานะภาพสมรส มาเป็นข้อมูลนำเข้า โดยกำหนดให้ระยะการเดินทางรวมเป็นตัวแปรเป้าหมาย

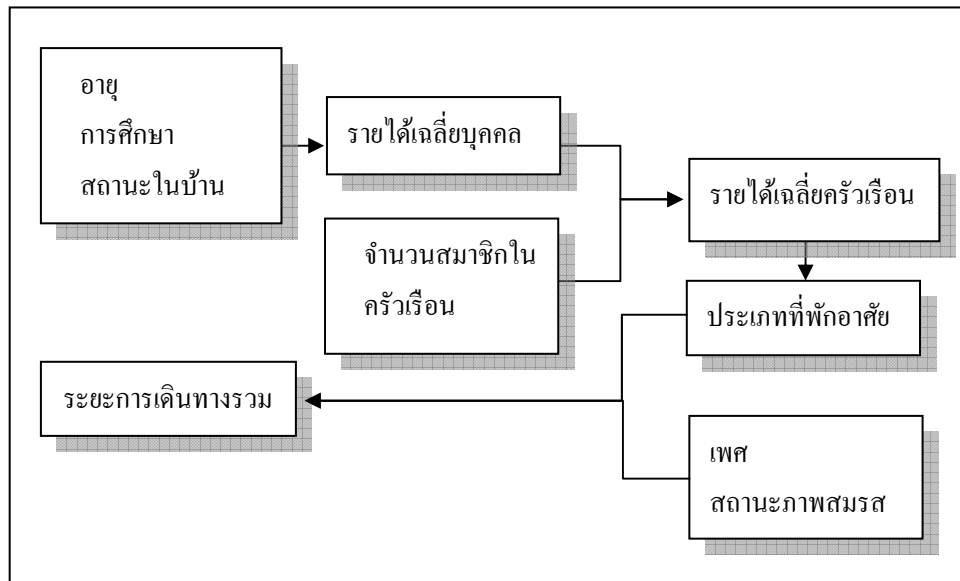
3.7.2 การพัฒนาแบบจำลอง

สำหรับขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ มีดังนี้

1. กำหนดตัวแปรเป้าหมายที่จะให้โครงข่ายใช้เรียนรู้ ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้พิจารณาระยะการเดินทางรวม
2. กำหนดชุดข้อมูลอินพุต บัณฑิตต่าง ๆ ที่มีอิทธิพลต่อการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียม การเรียนแบบแพร่กลับ
3. เลือกซอฟต์แวร์ที่สามารถพัฒนาแบบจำลองได้ ดำเนินการพัฒนาแบบจำลองโดยซอฟต์แวร์ที่เลือกใช้
4. ตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองโดยรวม



รูปที่ 3.3 โครงสร้างแบบจำลองระยะการเดินทางรวมโดยใช้
โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ



รูปที่ 3.4 Chain Neural Network

3.8 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง

เนื่องจากในแต่ละแบบจำลองได้ทำการพัฒนาโดยวิธีการที่แตกต่างกัน จึงต้องมีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองว่าแบบจำลองใดให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่า สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางจะใช้ร้อยละความถูกต้อง (Percent Correct) ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 3.2

$$\%Correct = \sum_{n=1}^N W_n / N \quad (3.2)$$

เมื่อ W_n คือ 1 เมื่อตัวอย่างที่ n ที่เลือกใช้รูปแบบที่ i หรือ $P_n(i) > 0.5$
 0 กรณีอื่นๆ
 N คือ ตัวอย่างทั้งหมด

สำหรับแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร จะใช้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percent Error: MAPE) ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้ง 2 แบบจำลอง ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 3.3

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum \left| \frac{T_i - Y_i}{T_i} \right| \quad (3.3)$$

เมื่อ	Ti	คือ	ค่าจริงของผลลัพธ์ที่ต้องการของข้อมูลที่ i
	Yi	คือ	ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองของข้อมูลที่ i
	N	คือ	ตัวอย่างทั้งหมด

บทที่ 4

การวิเคราะห์ข้อมูลและอภิปรายผล

ผลการศึกษาแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ การวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น การสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์การเลือกรูปแบบการเดินทางและระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร

4.1 การวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น

ข้อมูลที่ดำเนินการสำรวจประกอบด้วย 3 ส่วน คือ ข้อมูลทางเศรษฐกิจและสังคมของครัวเรือน ข้อมูลทางเศรษฐกิจและสังคมของบุคคล และข้อมูลการเดินทางของบุคคล ซึ่งได้ผลดังนี้

4.1.1 ข้อมูลทางเศรษฐกิจและสังคมของครัวเรือน

ข้อมูลทางเศรษฐกิจและสังคมของครัวเรือนจะประกอบด้วย ประเภทที่พักอาศัย รายได้ของครัวเรือน จำนวนสมาชิกในครัวเรือน และยานพาหนะที่ครัวเรือนมีครอบครองซึ่งจากการสำรวจได้ข้อมูลดังนี้

- ประเภทที่พักอาศัย ลักษณะที่อยู่อาศัยของกลุ่มตัวอย่างที่ทำการสำรวจ ซึ่งแบ่งออกเป็น 5 กลุ่ม คือ บ้านเดี่ยว ทาวน์เฮาส์ ตึกแถว คอนโดมิเนียม/แฟลต และ ประเภทที่พักลักษณะอื่น ๆ พบว่า ลักษณะที่อยู่อาศัยส่วนใหญ่เป็นบ้านเดี่ยว คิดเป็นร้อยละ 56 รองลงมาคือตึกแถว คือ ร้อยละ 14.2 และน้อยที่สุดคือคอนโดมิเนียมหรือแฟลต คิดเป็นร้อยละ 4.8 ทั้งนี้เนื่องจากในเขตเทศบาลนครราชสีมาไม่มีการสร้างคอนโดมิเนียมเป็นที่พักอาศัยมากนัก ประชาชนส่วนใหญ่เป็นคนจังหวัดนครราชสีมาโดยกำเนิดจึงมีลักษณะที่พักเป็นบ้านเดี่ยว รายละเอียดที่พักประเภทอื่นแสดงดังตารางที่ 4.1

- รายได้ของครัวเรือน จากการสำรวจสามารถแจกแจงรายได้ของครัวเรือนแสดงดังตารางที่ 4.2 ซึ่งพบว่า ครัวเรือนส่วนใหญ่มีรายได้อยู่ระหว่าง 10,000-14,999 บาทต่อเดือน คิดเป็นร้อยละ 36.10 รองลงมาคือช่วง 15,000-19,999 บาท คิดเป็นร้อยละ 23.53

- จำนวนสมาชิกในครัวเรือน ขนาดของครัวเรือนจากการสำรวจพบว่าครัวเรือนส่วนใหญ่มีสมาชิกในครัวเรือน 2 คน คิดเป็นร้อยละ 50 รองลงมาคือ 3 คน คิดเป็นร้อยละ 23.5 ขนาดของครัวเรือนไม่ใหญ่มากนักจะเป็นลักษณะครัวเรือนที่ประกอบไปด้วย สามิ-ภรรยา หรือ ลักษณะ พ่อ-แม่-ลูก รายละเอียดดังตารางที่ 4.3

● จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมีครอบครอง จากการสำรวจพบว่าจำนวนยานพาหนะในครัวเรือนส่วนใหญ่ คือ 2 คัน คิดเป็นร้อยละ 45.8 รองลงคือ 1 คัน คิดเป็นร้อยละ 41.2 และนอกจากนี้ยังพบว่าครัวเรือนที่ไม่มียานพาหนะ ร้อยละ 0.8 รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.1 จำนวนตัวอย่างแยกตามลักษณะที่พักอาศัย

ประเภทที่พัก	จำนวน	ร้อยละ
บ้านเดี่ยว	224	56.0
ทาวน์เฮาส์	32	8.0
ตึกแถว	57	14.2
คอนโดมิเนียม/แฟลต	19	4.8
อื่น ๆ	68	17.0
รวม	400	100.0

ตารางที่ 4.2 จำนวนตัวอย่างแยกตามรายได้

รายได้	จำนวน	ร้อยละ
น้อยกว่า 5,000 บาท	14	3.74
5,000-9,999 บาท	74	19.79
10,000-14,999 บาท	135	36.10
15,000-19,999 บาท	88	23.53
20,000-24,999 บาท	31	8.29
25,000-29,999 บาท	13	3.48
30,000 บาทขึ้นไป	19	5.08
รวม	374	100.0

ตารางที่ 4.3 จำนวนตัวอย่างแยกตามลักษณะจำนวนสมาชิกในครัวเรือน

จำนวนสมาชิกในครัวเรือน	จำนวน	ร้อยละ
0 คน	4	1.0
1 คน	18	4.5
2 คน	200	50.0
3 คน	94	23.5
4 คน ขึ้นไป	84	21.0
รวม	400	100.0

ตารางที่ 4.4 จำนวนตัวอย่างแยกตามลักษณะจำนวนยานพาหนะ

จำนวนยานพาหนะ	จำนวน	ร้อยละ
0 คัน	3	0.8
1 คัน	165	41.2
2 คัน	183	45.8
3 คัน	44	11.0
4 คัน	4	1.0
5 คัน	1	0.2
รวม	400	100.0

4.1.2 ข้อมูลทางเศรษฐกิจและสังคมของบุคคล

ข้อมูลทางเศรษฐกิจและสังคมของบุคคล จะประกอบด้วย เพศ อายุ สถานะในบ้าน การศึกษา อาชีพ รายได้ของบุคคล สถานะภาพการสมรส จากการสำรวจได้ข้อมูลดังนี้

- เพศ กลุ่มตัวอย่างที่สำรวจได้มี เพศชาย ร้อยละ 49.2 และเพศหญิง ร้อยละ 50.2 ซึ่งแสดงดังตารางที่ 4.5

- อายุ อายุของกลุ่มตัวอย่างที่ทำการสำรวจสามารถแจกแจงได้ดังนี้ อายุ 0-15 ปี คิดเป็นร้อยละ 9.4 อายุ 16-21 ปี คิดเป็นร้อยละ 15.8 อายุ 22-30 ปี คิดเป็น ร้อยละ 31.5 อายุ 31-40 ปี คิดเป็นร้อยละ 31.5 และ อายุมากกว่า 40 ปี คิดเป็นร้อยละ 15.8 ซึ่งแสดงดังตารางที่ 4.6

- สถานะในบ้าน ในการสำรวจข้อมูลครั้งนี้ได้แยกสถานะในบ้านเป็น 5 กลุ่มคือ พ่อบ้านหรือแม่บ้าน ลูก ผู้อยู่อาศัย ลูกจ้าง ญาติ และอื่น ๆ ซึ่งจากการสำรวจกลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่จะมีสถานะในบ้านเป็น พ่อบ้านหรือแม่บ้าน คิดเป็นร้อยละ 64.8 รองลงมาคือลูก คิดเป็นร้อยละ 23.7 และน้อยที่สุดคือญาติ คิดเป็นร้อยละ 3.9 รายละเอียดอื่น ๆ แสดงดังตารางที่ 4.7

- การศึกษา ระดับการศึกษาของกลุ่มตัวอย่างที่ดำเนินการสำรวจพบว่า ระดับการศึกษาที่มีกลุ่มตัวอย่างมากที่สุดคือ ระดับปริญญาตรี คิดเป็นร้อยละ 30.7 รองลงมาคือ ระดับมัธยมศึกษาปีที่ 6 หรือประกาศนียบัตรวิชาชีพ คิดเป็นร้อยละ 28.2 และน้อยที่สุด คือ ระดับปริญญาโท คิดเป็นร้อยละ 0.4 รายละเอียดอื่น ๆ แสดงดังตารางที่ 4.8

- อาชีพ ในการสำรวจข้อมูลครั้งนี้ได้แบ่งอาชีพของกลุ่มตัวอย่างออกเป็น 8 กลุ่มได้แก่ ไม่ได้ทำงาน นักเรียนหรือนักศึกษา รับราชการหรือรัฐวิสาหกิจ ลูกจ้างเอกชน กิจการส่วนตัว เกษตรกรรม รับจ้างทั่วไป และอาชีพอื่น ๆ ที่ไม่ได้ระบุไว้ จากการสำรวจพบว่า ประชาชนส่วนใหญ่ประกอบอาชีพ ลูกจ้างเอกชน คิดเป็นร้อยละ 27.4 รองลงมาคือประกอบกิจการส่วนตัว คิดเป็นร้อยละ 16.8 น้อยที่สุดคือเกษตรกรรมคิดเป็นร้อยละ 0.5 และยังพบว่ามีกลุ่มคนที่ไม่ได้ทำงานอยู่ร้อยละ 13.5 สำหรับรายละเอียดอื่น ๆ แสดงดังตารางที่ 4.9

- รายได้ของบุคคล สำหรับรายได้ของกลุ่มตัวอย่างจากการสำรวจพบว่า ประชาชนส่วนใหญ่มีรายได้ในช่วง 5,000-9,999 บาทต่อเดือน คิดเป็นร้อยละ 35.57 รองลงมาคือช่วงน้อยกว่า 5,000 บาทต่อเดือน และน้อยที่สุดคือ ช่วง 25,000-29,999 บาทต่อเดือน และ 30,000 บาทขึ้นไป คิดเป็นร้อยละ 1.20 สำหรับรายละเอียดอื่น ๆ แสดงดังตารางที่ 4.10

- สถานะภาพการสมรส ในการสำรวจข้อมูลครั้งนี้ได้แบ่งสถานะภาพการสมรสของกลุ่มตัวอย่างออกเป็น 3 สถานะคือ โสด แต่งงาน หย่าหรือแยกกันอยู่ จากการสำรวจพบว่า แต่งงาน คิดเป็นร้อยละ 57.2 โสด คิดเป็นร้อยละ 39.5 และหย่าหรือแยกกันอยู่ คิดเป็นร้อยละ 3.4 ดังที่แสดงในตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.5 จำนวนตัวอย่างแยกตามเพศ

เพศ	จำนวน	ร้อยละ
ชาย	434	49.8
หญิง	438	50.2
รวม	872	100.0

ตารางที่ 4.6 จำนวนตัวอย่างแยกตามอายุ

อายุ	จำนวน	ร้อยละ
0-15 ปี	42	9.4
16-21ปี	71	15.8
22-30 ปี	103	23.0
31-40 ปี	141	31.5
มากกว่า 40 ปี	91	20.3
รวม	448	100.0

ตารางที่ 4.7 จำนวนตัวอย่างแยกตามสถานะในบ้าน

สถานะในบ้าน	จำนวน	ร้อยละ
พ่อบ้าน/แม่บ้าน	514	64.8
ลูก	188	23.7
ผู้อาศัย/ลูกจ้าง	60	7.6
ญาติ	31	3.9
รวม	793	100.0

ตารางที่ 4.8 จำนวนตัวอย่างแยกตามการศึกษา

การศึกษา	จำนวน	ร้อยละ
ประถมศึกษา	49	9.6
ม.3	82	16.0
ม.6/ปวช.	144	28.2
อนุปริญญา/ปวส.	77	15.1
ปริญญาตรี	157	30.7
ปริญญาโท	2	0.4
รวม	511	100.0

ตารางที่ 4.9 จำนวนตัวอย่างแยกตามอาชีพ

อาชีพ	จำนวน	ร้อยละ
ไม่ได้ทำงาน	113	13.5
นักเรียน/นักศึกษา	125	15.0
รับราชการ/รัฐวิสาหกิจ	104	12.4
ลูกจ้างเอกชน	229	27.4
กิจการส่วนตัว	140	16.8
เกษตรกรรวม	4	0.5
รับจ้างทั่วไป	117	14.0
อื่น ๆ	3	0.4
รวม	835	100.0

ตารางที่ 4.10 จำนวนตัวอย่างแยกตามรายได้บุคคล

รายได้บุคคล	จำนวน	ร้อยละ
น้อยกว่า 5,000 บาท	254	30.42
5,000-9,999 บาท	297	35.57
10,000-14,999 บาท	200	23.95
15,000-19,999 บาท	52	6.23
20,000-24,999 บาท	12	1.44
25,000-29,999 บาท	10	1.20
30,000 บาทขึ้นไป	10	1.20
รวม	835	100.0

ตารางที่ 4.11 จำนวนตัวอย่างแยกตามสถานะภาพการสมรส

สถานะภาพการสมรส	จำนวน	ร้อยละ
โสด	234	39.5
แต่งงาน	339	57.2
หย่า/แยกกันอยู่	20	3.4
รวม	593	100.0

4.1.3 ข้อมูลการเดินทางของบุคคล

ข้อมูลการเดินทางของบุคคล จะประกอบด้วย ความถี่ในการเดินทาง ยานพาหนะที่เลือกเดินทางเป็นประจำ สถานะในการเดินทาง ระยะทางการเดินทางในหนึ่งวัน จากการสำรวจได้ข้อมูลดังนี้

- ความถี่ในการเดินทาง จากการสำรวจพบว่าประชาชนส่วนใหญ่เดินทาง 6 วันต่อสัปดาห์ คิดเป็นร้อยละ 38.0 รองลงมาคือเดินทาง 7 วันต่อสัปดาห์ คิดเป็นร้อยละ 25.2 สำหรับรายละเอียดอื่น ๆ แสดงดังตารางที่ 4.12

- ยานพาหนะที่เลือกเดินทางเป็นประจำ สำหรับงานวิจัยครั้งนี้จะพิจารณา ยานพาหนะ 3 รูปแบบคือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ส่วนบุคคล และรถโดยสารประจำทาง ซึ่งจากการสำรวจพบว่า ประชาชนส่วนส่วนใหญ่เดินทางด้วย รถจักรยานยนต์ คิดเป็นร้อยละ 53.80 รองลงมาคือ รถยนต์ส่วนบุคคล คิดเป็นร้อยละ 35.15 และน้อยที่สุดคือ รถโดยสารประจำทาง คิดเป็นร้อยละ 11.05 ดังแสดงในตารางที่ 4.13

- ระยะทางการเดินทางรวมใน 1 ปี จากการสำรวจพบว่าประชาชนส่วนใหญ่เดินทางด้วยระยะทาง 2,500-4,999 กิโลเมตรต่อปี คิดเป็นร้อยละ 32.9 รองลงมาคือ น้อยกว่า 2,500 กิโลเมตรต่อปี คิดเป็นร้อยละ 31.2 และน้อยที่สุดคือ ช่วงระยะ 7,500 กิโลเมตรขึ้นไป คิดเป็นร้อยละ 13.2 สำหรับรายละเอียดอื่น ๆ แสดงดังตารางที่ 4.14

- สถานะในการเดินทาง จากการสำรวจพบว่าประชาชนเดินทางโดยการขับขี่ ยานพาหนะด้วยตนเอง คิดเป็นร้อยละ 66.3 และโดยสารมากับผู้อื่น คิดเป็นร้อยละ 33.7 ดังแสดงในตารางที่ 4.15

ตารางที่ 4.12 จำนวนตัวอย่างแยกตามความถี่ในการเดินทาง

ความถี่ในการเดินทาง	จำนวน	ร้อยละ
1 วัน/สัปดาห์	11	1.3
2 วัน/สัปดาห์	42	5.1
3 วัน/สัปดาห์	33	4.0
4 วัน/สัปดาห์	14	1.7
5 วัน/สัปดาห์	202	24.7
6 วัน/สัปดาห์	311	38.0
7 วัน/สัปดาห์	206	25.2
รวม	819	100.0

ตารางที่ 4.13 จำนวนตัวอย่างแยกตามประเภทยานพาหนะ

ประเภทยานพาหนะ	จำนวน	ร้อยละ
จักรยานยนต์	404	53.80
รถยนต์	264	35.15
รถประจำทาง	83	11.05
รวม	751	100.0

ตารางที่ 4.14 จำนวนตัวอย่างแยกระยะทาง

ระยะทาง	จำนวน	ร้อยละ
น้อยกว่า 2,500 กม./ปี	261	31.2
2,500-4,999 กม./ปี	275	32.9
5,000-7,499 กม./ปี	190	22.7
7,500 กม./ปี ขึ้นไป	110	13.2
รวม	836	100.0

ตารางที่ 4.15 จำนวนตัวอย่างแยกตามสถานะการขับขี่

สถานะ การขับขี่	จำนวน	ร้อยละ
ผู้ขับขี่	534	66.3
ผู้โดยสาร	271	33.7
รวม	805	100.0

ตารางที่ 4.16 ตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง

ตัวแปร	คำอธิบาย	ลักษณะตัวแปร
ทางเลือก		
VEH	ประเภทยานพาหนะ	1. รถจักรยานยนต์ 2. รถยนต์ส่วนบุคคล 3. รถโดยสาร
ตัวแปรต้นที่เป็นลักษณะเฉพาะของทางเลือก		
TCOST	ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง (บาท)	จำนวนเต็ม
TTIME	ระยะเวลาในการเดินทาง (นาที)	จำนวนเต็ม
ตัวแปรต้นที่เป็นลักษณะเฉพาะของตัวบุคคล		
PINC	รายได้บุคคล	1. น้อยกว่า 5,000 บาท 2. 5,000-9,999 บาท 3. 10,000-14,999 บาท 4. 15,000 บาท ขึ้นไป
EDU	ระดับการศึกษา	1. ต่ำกว่าปริญญาตรี 2. ปริญญาตรี 3. สูงกว่าปริญญาตรี
HST	สถานะในบ้าน	1. พ่อบ้าน/แม่บ้าน 2. ลูก 3. อื่น ๆ
FREQ	จำนวนเที่ยวการเดินทางต่อ 1 วัน	จำนวนเต็ม
NO_MC	จำนวนรถจักรยานยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง	จำนวนเต็ม
NO_CAR	จำนวนรถยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง	จำนวนเต็ม

4.2 แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Multinomial Logit Model

แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Multinomial Logit Model จะพิจารณา รูปแบบการเดินทาง 3 รูปแบบ คือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ส่วนบุคคล และรถโดยสาร ตัวแปรที่ใช้ แบ่งเป็นตัวแปรที่เป็นคุณลักษณะของทางเลือก และตัวแปรที่เป็นลักษณะเฉพาะของบุคคล รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 4.16 ในการวิเคราะห์ข้อมูลจะใช้จำนวนตัวอย่างทั้งหมด 457 เทียบ ได้ ผลลัพธ์ที่เป็นฟังก์ชันอรรถประโยชน์ ดังที่แสดงในตารางที่ 4.17

ตารางที่ 4.17 ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Multinomial Logit Model

ตัวแปร	ฟังก์ชันอรรถประโยชน์ สำหรับแต่ละทางเลือก		
	จักรยานยนต์	รถยนต์	รถประจำทาง
Constants	-1.1152 (-2.440, 0.0147)	-4.2968 (-5.977, 0.0000)	-
NO_MC	0.4906 (2.313, 0.0207)	-	-
NO_CAR	-	3.6814 (7.947, 0.0000)	-
INC ₄	-	1.9119 (3.549, 0.0004)	-
HST ₂	3.1432 (5.009, 0.0000)	-	3.7146 (5.907, 0.0000)
FREQ	0.4758 (3.127, 0.0018)	0.6032 (3.009, 0.0026)	-

*** ตัวเลขในวงเล็บคือ ค่า t-stat และ p-value

เมื่อพิจารณาค่า ρ^2 ของแบบจำลองซึ่งเป็นดัชนีความสอดคล้องที่แสดงถึงความสามารถ แทนพฤติกรรมจริงได้อย่างถูกต้องสมบูรณ์ตามที่สำรวจได้จริง ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าแบบจำลองสามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น ค่า ρ^2 นี้ยอมรับได้มากกว่า 0.20 ขึ้นไป ซึ่งแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมีค่า ρ^2 เท่ากับ 0.299 แสดงว่าแบบจำลองนี้สามารถอธิบายพฤติกรรมของการเลือกรูปแบบการเดินทางได้ในระดับหนึ่งที่ยอมรับได้

สำหรับการพิจารณาความเหมาะสมของแบบจำลองจะพิจารณาโดยใช้ค่า p-value ที่มีค่าน้อยกว่า 5 เปอร์เซนต์ และตรวจสอบเครื่องหมายของสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันอรรถประโยชน์ว่าสอดคล้องกับความเป็นจริงหรือไม่

จากแบบจำลองที่ได้พบว่าตัวแปรที่มีผลต่อฟังก์ชันอรรถประโยชน์สำหรับรถจักรยานยนต์ ได้แก่ จำนวนรถจักรยานยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง สถานะในบ้านที่มีสถานะเป็นลูก และจำนวนเที่ยวในการเดินทางต่อวัน ตัวแปรที่มีผลต่อฟังก์ชันอรรถประโยชน์สำหรับรถยนต์ ได้แก่ จำนวนรถยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง รายได้ของบุคคลระดับ ตั้งแต่ 15,000 บาทต่อเดือนขึ้นไป และจำนวนเที่ยวในการเดินทางต่อวัน ส่วนตัวแปรที่มีผลต่อฟังก์ชันอรรถประโยชน์สำหรับรถโดยสารประจำทาง ได้แก่ สถานะในบ้านที่เป็นลูก ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังสมการที่ 4.1-4.3

$$V_{MC} = -1.1152 + 0.4906NO_MC + 3.1432HST_2 + 0.4758FREQ \quad (4.1)$$

$$V_{CAR} = -4.2968 + 3.6814NO_CAR + 1.9119PINC_4 + 0.6032FREQ \quad (4.2)$$

$$V_{BUS} = 3.7146 HST_2 \quad (4.3)$$

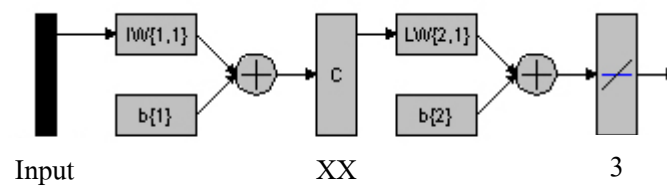
จากแบบจำลองพบว่าตัวแปร ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง และระยะทางในการเดินทาง ไม่มีนัยสำคัญในสมการอรรถประโยชน์ของยานพาหนะทั้ง 3 ประเภท ทั้งนี้สาเหตุที่เป็นไปได้อันหนึ่งก็คือการเลือกรูปแบบการเดินทางในเขตเทศบาลนครราชสีมาเป็นลักษณะถูกบังคับให้เลือก (Captive) ซึ่งประชาชนจะเลือกใช้ยานพาหนะที่ตนเองใช้อยู่เป็นประจำที่เป็นความเคยชินโดยไม่นึกถึงค่าอรรถประโยชน์ในเรื่องค่าใช้จ่ายและเวลาในการเดินทาง จึงไม่พิจารณารูปแบบการเดินทางอื่น ๆ อีก

เมื่อนำข้อมูลการเดินทางที่ยังไม่ได้นำมาพัฒนาแบบจำลองจำนวน 1,052 เที่ยว มาทดสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ของแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น พบว่าแบบจำลองสามารถทำนายได้ถูกต้องร้อยละ 77.57 โดยพิจารณาตามรูปแบบการเดินทางดังนี้ รถจักรยานยนต์ข้อมูลจริง 633 เที่ยว ผลการทำนาย 516 เที่ยว รถยนต์ข้อมูลจริง 387 เที่ยว ผลการทำนาย 473 เที่ยว และรถโดยสารข้อมูลจริง 32 เที่ยว ผลการทำนาย 63 เที่ยว

4.3 แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ

ในการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ Learning Vector Quantization โดยกำหนดใช้ประเภทยานพาหนะที่เลือกใช้ในการเดินทางเป็นตัวแปรเป้าหมาย (Target) ซึ่งมี 3 รูปแบบคือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ และรถโดยสาร ส่วนตัวแปรอินพุตจะใช้ตัวแปรเดียวกับแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดยใช้ Multinomial Logit Model สถาปัตยกรรมโครงข่ายแสดงดังรูปที่ 4.1 โดยกำหนดจำนวนนิวรอนต่างกันในแต่ละสถาปัตยกรรมโครงข่ายดังนี้ 100, 250, 500, 750, 1000 นิวรอน ในการฝึกสอนกำหนดให้รอบการเรียนรู้สูงสุดเท่ากับ 1,000 รอบ ซึ่งฝึกสอนนี้จะเป็นการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตที่ป้อนเข้าไป จากนั้นโครงข่ายประสาทเทียมก็จะจดจำรูปแบบที่ได้เรียนรู้เพื่อใช้ในการทำนายผลข้อมูลชุดอื่น ๆ ซึ่งประสิทธิภาพของการฝึกสอนนี้จะวัดผลด้วยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) เป็นการเปรียบเทียบผลระหว่างข้อมูลที่ป้อนเข้าไปและข้อมูลที่โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ ถ้าค่า MSE สำหรับการฝึกสอนมีค่ามากแสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ไม่ค่อยดี แต่ถ้าหากค่า MSE สำหรับการฝึกสอนมีค่าน้อยแสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และจดจำความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตได้เป็นอย่างดี เมื่อทำการฝึกสอนแล้วจะเป็นการทดสอบการทำงานของโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลชุดใหม่ ซึ่งการวัดประสิทธิภาพการทดสอบจะใช้ค่า MSE เช่นเดียวกัน จากการฝึกสอนพบว่าผลการเรียนรู้และการทดสอบแสดงดังตารางที่ 4.18 โดยสถาปัตยกรรมโครงข่ายที่ทำการฝึกสอนได้ผลดีที่สุด คือ 26-100-3 ให้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.0893 ซึ่งหมายความว่าแบบจำลองเรียนรู้ผิดพลาดเป็นค่าเท่ากับ 0.0893 จากค่าเฉลี่ยกำลังสองของข้อมูลจริงของชุดฝึกสอน และเมื่อนำโครงข่ายมาทดสอบพบว่าสถาปัตยกรรมโครงข่ายที่ให้ผลการทดสอบที่ดีที่สุด คือ 26-1,000-3 ให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเท่ากับ 0.2764 ซึ่งหมายความว่าโครงข่ายทำนายผลผิดพลาดเป็นค่า 0.2764 จากค่าเฉลี่ยกำลังสองของข้อมูลจริงของชุดฝึกทดสอบ

จากผลการพัฒนาแบบจำลองจะพบว่าค่า MSE สำหรับการฝึกสอนมีค่าน้อยกว่าค่า MSE จากการทดสอบทั้งนี้เนื่องจากจำนวนตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบมีจำนวนน้อย ทำให้บางชุดข้อมูลในชุดทดสอบที่มีลักษณะแตกต่างไปจากข้อมูลชุดฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจึงไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตได้



รูปที่ 4.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ
สำหรับพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง

ตารางที่ 4.18 ผลการฝึกสอนและการทดสอบ แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ วัดผลด้วยค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย

สถาปัตยกรรมโครงข่าย	ผลการฝึกสอน	ผลการทดสอบ
26-100-3	0.0893	0.3415
26-250-3	0.0962	0.3740
26-500-3	0.1237	0.3415
26-750-3	0.1030	0.3577
26-1,000-3	0.1099	0.2764

ตารางที่ 4.19 ตัวแปรต้นที่ใช้พัฒนาแบบจำลองการวิเคราะห์ความถดถอย

ตัวแปร	รถจักรยานยนต์	รถยนต์	รถโดยสาร
เพศ	✓	✓	✓
อายุ	✓	✗	✗
รายได้บุคคล	✓	✓	✓
อาชีพ	✓	✓	✗
สถานะในบ้าน	✓	✓	✓
สถานะสภาพสมรส	✓	✓	✗
การศึกษา	✗	✗	✗
สถานะ การขับขี	✗	✓	✗
จำนวนตัวอย่าง	130	117	33

4.4 แบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมโดยใช้ Regression Analysis

สำหรับการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตรจะพิจารณาในระดับ คือ ระดับบุคคล และระดับครัวเรือน ซึ่งมีรายละเอียดตามหัวข้อ 4.4.1 และ หัวข้อ 4.4.2

4.4.1 แบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมสำหรับบุคคล

ในการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร ได้แบ่งประเภทยานพาหนะออกเป็น 3 ประเภท คือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ และรถโดยสาร โดยกำหนดให้ข้อมูลระยะการเดินทางรวมเป็นตัวแปรตาม และจำนวนตัวแปรต้นของแต่ละแบบจำลอง เป็นดังตารางที่ 4.19 ทั้งนี้จำนวนตัวแปรของแต่ละประเภทยานพาหนะมีความแตกต่างกันเพราะว่าในบางตัวแปรมีข้อมูลที่หายไป (Missing data) จำนวนมาก เพื่อให้จำนวนตัวอย่างเพียงพอที่จะพัฒนาแบบจำลองได้ จึงจำเป็นต้องตัดตัวแปรนั้นออกจากแบบจำลอง ซึ่งผลที่ได้เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้การเลือกตัวแปรด้วยวิธี Stepwise ผลที่ได้เป็นดังตารางที่ 4.20-4.22

ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาแบบจำลองสำหรับรถจักรยานยนต์พบว่าแบบจำลองมีค่าสัมประสิทธิ์ตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.163 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อยอาจส่งผลให้แบบจำลองพยากรณ์ได้ผลที่มีแม่นยำไม่มากนัก และเมื่อพิจารณาตัวแปรที่มีนัยสำคัญ ได้แก่ รายได้ช่วง 10,000-14,999 บาท มีค่าสัมประสิทธิ์ติดลบ ทั้งนี้อาจเนื่องจากในช่วงรายได้ดังกล่าวประชาชนอาจเลือกเดินทางด้วยรูปแบบอื่น และ อายุช่วง 22-30 ปี มีค่าสัมประสิทธิ์ติดลบ เพราะในช่วงอายุดังกล่าวเป็นวัยทำงาน จึงใช้ยานพาหนะประเภทอื่นในการเดินทาง เมื่อทำการทดสอบความถูกต้องของแบบจำลองด้วยค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) เท่ากับ 7.71 เปอร์เซนต์

ตารางที่ 4.20 ผลแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร สำหรับรถจักรยานยนต์

ตัวแปร	β	t-stat	p-value	Collinearity Statistics	
				Tolerance	VIF
constant	8.223	77.876	0.000		
10,000-14,999 บาท	-1.019	-3.539	0.001	0.993	1.007
22-30 ปี	-0.561	-2.484	0.015	0.993	1.007
ตัวแปรตาม	Ln(VKT)		R	0.404	
จำนวนตัวอย่าง	91		R^2	0.163	
			Adjusted R^2	0.144	

ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาแบบจำลองสำหรับรถยนต์พบว่าแบบจำลองมีค่าสัมประสิทธิ์ตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.137 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อยอาจส่งผลให้แบบจำลองพยากรณ์ได้ผลที่มีแม่นยำไม่มากนัก และเมื่อพิจารณาตัวแปรที่มีนัยสำคัญ ได้แก่ รายได้ช่วง น้อยกว่า 5,000 บาท มีค่าสัมประสิทธิ์ติดลบ ทั้งนี้อาจเนื่องจากในช่วงรายได้ดังกล่าวประชาชนอาจเลือกเดินทางด้วยรูปแบบอื่น เมื่อทำการทดสอบความถูกต้องของแบบจำลองด้วยค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) เท่ากับ 9.78 เปอร์เซนต์

ตารางที่ 4.21 ผลแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร
สำหรับรถยนต์ส่วนบุคคล

ตัวแปร	β	t-stat	p-value	Collinearity Statistics	
				Tolerance	VIF
constant	8.584	93.069	0.000		
น้อยกว่า 5,000 บาท	-0.692	-3.536	0.001	1.000	1.000
ตัวแปรตาม	Ln(VKT)		R	0.370	
จำนวนตัวอย่าง	81		R^2	0.137	
			Adjusted R^2	0.126	

ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาแบบจำลองสำหรับรถโดยสารพบว่าแบบจำลองมีค่าสัมประสิทธิ์ตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.180 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อยอาจส่งผลให้แบบจำลองพยากรณ์ได้ผลที่มีแม่นยำไม่มากนัก และเมื่อพิจารณาตัวแปรที่มีนัยสำคัญ ได้แก่ รายได้ช่วง 5,000-10,000 บาท มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นบวก ทั้งนี้อาจเนื่องจากในช่วงรายได้ดังกล่าวประชาชนรายได้ไม่สูงมากนักอาจจะไม่มีรถส่วนตัวจึงต้องอาศัยระบบขนส่งสาธารณะในการเดินทาง เมื่อทำการทดสอบความถูกต้องของแบบจำลองด้วยค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) เท่ากับ 4.85 เปอร์เซนต์

ตารางที่ 4.22 ผลแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร
สำหรับรถโดยสารประจำทาง

ตัวแปร	β	t-stat	p-value	Collinearity Statistics	
				Tolerance	VIF
constant	7.514	40.405	0.000		
5,000-10,000 บาท	0.781	2.146	0.044	1.000	1.000
ตัวแปรตาม	Ln(VKT)		R	0.424	
จำนวนตัวอย่าง	23		R ²	0.180	
			Adjusted R ²	0.141	

4.4.2 แบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมสำหรับครัวเรือน

สำหรับแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร สำหรับครัวเรือน ตัวแปรต้นที่พิจารณาได้แก่ จำนวนสมาชิกในครัวเรือนทั้งหมด จำนวนสมาชิกในครัวเรือนที่ทำงาน จำนวนสมาชิกในครัวเรือนที่กำลังศึกษา จำนวนเด็กที่อายุต่ำกว่า 6 ปี จำนวนยานพาหนะทั้งหมดที่ครัวเรือนมีไว้ครอบครอง จำนวนรถจักรยานยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง จำนวนรถยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง รายได้ของครัวเรือน ระยะห่างจากที่ตั้งครัวเรือนถึงศูนย์กลางธุรกิจ จากการพัฒนาแบบจำลองด้วยวิธี Multiple Linear Regression และเลือกตัวแปรด้วยวิธี Stepwise ได้ผลดังตารางที่ 4.23

ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาแบบจำลองพบว่าแบบจำลองมีค่าสัมประสิทธิ์ตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.193 ซึ่งมีค่าค่อนข้างน้อยอาจส่งผลให้แบบจำลองพยากรณ์ได้ผลที่มีแม่นยำไม่มากนัก ซึ่งหมายความว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามได้น้อย ซึ่งค่า R^2 ที่จะสามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้องมีค่าเข้าใกล้ 1 และเมื่อพิจารณาตัวแปรที่มีนัยสำคัญ ได้แก่ จำนวนคนในครัวเรือนที่ทำงาน จำนวนคนในครัวเรือนที่กำลังศึกษา จำนวนรถยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง ทั้งหมดมีค่าสัมประสิทธิ์เป็นบวก ทั้งนี้เพราะถ้าครัวเรือนใดมีจำนวนคนที่กำลังศึกษาและทำงานในครัวเรือนจำนวนมากก็จะเดินทางมาก จำนวนรถยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครองถ้ามีจำนวนมากก็เป็นแรงจูงใจในการเดินทางทำให้เดินทางมาก สุดท้ายคือตัวแปรระยะทางจากครัวเรือนถึงศูนย์กลางการค้า ซึ่งมีค่าสัมประสิทธิ์ติดลบทั้งนี้เนื่องจากถ้าระยะจากบ้านไกลจากศูนย์กลางทางเศรษฐกิจ ทำให้ประชาชนไม่อยากจะเดินทางจึงทำให้ระยะการเดินทางน้อย

ตารางที่ 4.23 ผลแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร สำหรับครัวเรือน

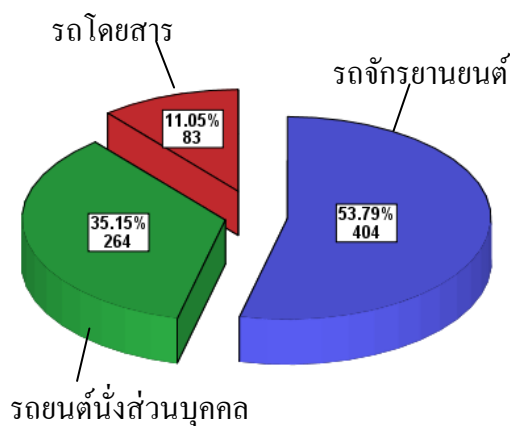
ตัวแปร	β	t-stat	p-value	Collinearity Statistics	
				Tolerance	VIF
Constant	8.0011	57.2555	0.0000		
จน.คนที่ทำงาน	0.4468	6.9273	0.0000	0.8434	1.1856
จน.คนที่กำลังศึกษา	0.2956	5.4321	0.0000	0.8971	1.1147
จน.รถยนต์	0.1485	2.4495	0.0147	0.8629	1.1589
ระยะทางถึง CBD	-0.0621	-2.0525	0.0408	0.9984	1.0016
ตัวแปรตาม	ln(VKT)				
จำนวนตัวอย่าง	278				
R	0.449				
R ²	0.202				
Adjusted R ²	0.193				

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นได้กับแบบจำลองที่ถูกพัฒนาขึ้นมาก่อนแล้วพบว่า สำหรับแบบจำลองระดับบุคคลในยานพาหนะทุกประเภท งานวิจัยที่ผ่านได้ตัวแปรที่มีนัยสำคัญคือ ระยะการเดินทางต่อวัน และความถี่ในการเดินทาง (พันธ์ระวี กองบุญเทียม, 2546) ซึ่งจะพบว่าได้ตัวแปรที่แตกต่างกันเพราะว่าในการพัฒนาแบบจำลองครั้งนี้ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูล ระยะการเดินทางต่อวันเป็นตัวแปรตาม ไม่ได้ใช้เป็นต้นแปรต้น สำหรับแบบจำลองระดับครัวเรือน งานวิจัยที่ผ่านมาได้ตัวแปรที่มีนัยสำคัญดังนี้ จำนวนยานพาหนะในครัวเรือน ระยะทางจากที่พักถึงศูนย์กลางทางธุรกิจ การใช้ประโยชน์ที่ดิน จำนวนการจ้างงาน ความหนาแน่นของครัวเรือน และการเข้าถึงระบบขนส่งสาธารณะ (Grace Corpuz, 2006) ซึ่งพบว่าตัวแปรที่เหมือนกันคือ จำนวนยานพาหนะ จำนวนคนทำงาน และระยะทางจากที่พักถึงศูนย์กลางทางธุรกิจ ที่แตกต่างกันไปคือ ลักษณะของข้อมูลด้านพื้นที่ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้ไม่ได้พิจารณา

4.5 แบบจำลองระยะทางการเดินทางรวมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ

4.5.1 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ

สำหรับการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร แบบปกติได้ใช้ข้อมูลจากการสำรวจการเดินทางโดยการสัมภาษณ์ครัวเรือน จำนวน 400 ครัวเรือน ได้สัดส่วนของการเดินทางดังที่แสดงในรูปที่ 4.2 คือรถจักรยานยนต์จำนวน 404 คนคิดเป็น 53.79% รถยนต์นั่งส่วนบุคคล จำนวน 264 คนคิดเป็น 35.15% และรถโดยสารสาธารณะ จำนวน 83 คนคิดเป็น 11.05% ดังที่แสดงในรูป 4.2



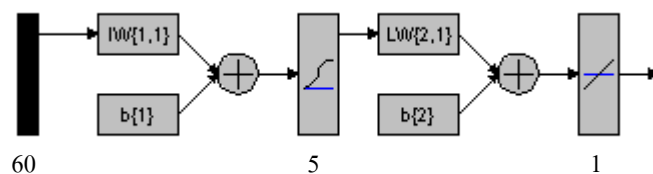
รูปที่ 4.2 สัดส่วนของรูปแบบการเดินทางที่ได้จากการสำรวจ

โครงสร้างแบบจำลองได้กล่าวไว้ในบทที่ 3 การออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายในการกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมไม่มีวิธีการที่แน่นอน โดยทั่วไปทำโดยวิธีการสุ่ม ซึ่งงานวิจัยครั้งนี้จะสุ่มเลือกใช้สถาปัตยกรรมโครงข่าย 4 รูปแบบดังนี้

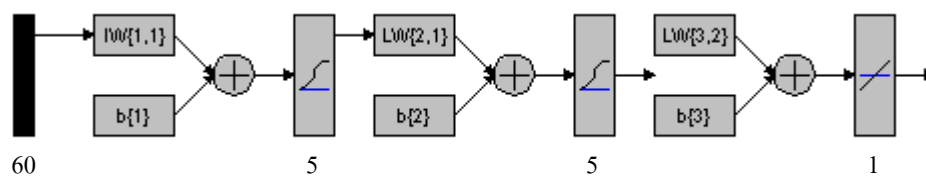
- โครงข่ายแบบ (60-5-1) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว มีข้อมูลนำเข้า 60 ชุดข้อมูล ส่งผ่านด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid เข้าสู่เซลล์ประสาทจำนวน 5 นิวรอน จากนั้นส่งถ่ายข้อมูลด้วยฟังก์ชัน Pure-Linear สู่ออกผลลัพธ์ที่มี 1 ค่าคือระยะทางการเดินทาง ดังรูปที่ 4.3

- โครงข่ายแบบ (60-5-5-1) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น มีข้อมูลนำเข้า 60 ชุดข้อมูล ส่งผ่านด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid เข้าสู่เซลล์ประสาทในชั้นซ่อนเร้นจำนวน 2 ชั้นละ 5 นิวรอน จากนั้นส่งถ่ายข้อมูลด้วยฟังก์ชัน Pure-Linear สู่ออกผลลัพธ์ที่มี 1 ค่าคือระยะทางการเดินทาง ดังรูปที่ 4.4

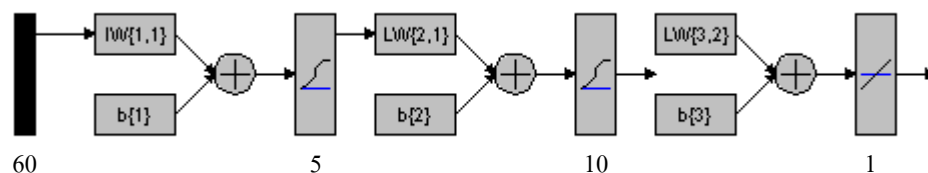
- โครงข่ายแบบ (60-5-10-1) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น มีข้อมูลนำเข้า 60 ชุดข้อมูล ส่งผ่านด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid เข้าสู่เซลล์ประสาทในชั้นซ่อนเร้นจำนวน 2 ชั้นแรกมี 5 นิวรอน ชั้นที่ 2 มี 10 นิวรอน จากนั้นส่งถ่ายข้อมูลด้วยฟังก์ชัน Pure-Linear สู่ออกชั้นผลลัพธ์ที่มี 1 ค่าคือระยะทางการเดินทาง ดังรูปที่ 4.5
- โครงข่ายแบบ (60-10-10-1) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น มีข้อมูลนำเข้า 60 ชุดข้อมูล ส่งผ่านด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid เข้าสู่เซลล์ประสาทในชั้นซ่อนเร้นจำนวน 2 ชั้นละ 10 นิวรอน จากนั้นส่งถ่ายข้อมูลด้วยฟังก์ชัน Pure-Linear สู่ออกชั้นผลลัพธ์ที่มี 1 ค่าคือระยะทางการเดินทาง ดังรูปที่ 4.6



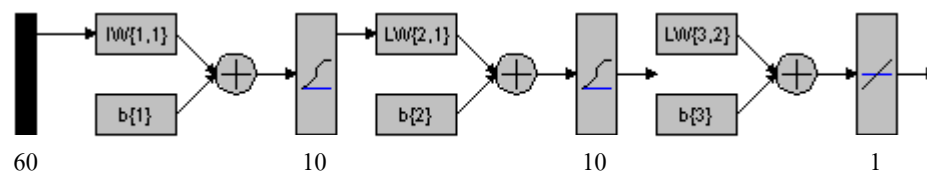
รูปที่ 4.3 สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ (60-5-1)



รูปที่ 4.4 สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ (60-5-5-1)



รูปที่ 4.5 สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ (60-5-10-1)



รูปที่ 4.6 สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ (60-10-10-1)

การฝึกสอนใช้การฝึกสอนแบบแพร่กลับ โดยกำหนดรอบการเรียนรู้สูงสุดที่ 1,000 รอบ (Epoch) ซึ่งแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอน 70 เปอร์เซ็นต์ และสำหรับชุดทดสอบ 30 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งแสดงดังตารางที่ 4.24 สำหรับแบบจำลองของรถจักรยานยนต์ใช้ชุดฝึกสอนเท่ากับ 282 ชุด และชุดทดสอบเท่ากับ 122 ชุด สำหรับแบบจำลองของรถยนต์นั่งส่วนบุคคลใช้ชุดฝึกสอนเท่ากับ 175 ชุด และชุดทดสอบเท่ากับ 89 ชุด สำหรับแบบจำลองของรถโดยสารประจำทางใช้ชุดฝึกสอนเท่ากับ 58 ชุด และชุดทดสอบเท่ากับ 25 ชุด เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 4.25 สำหรับการเรียนรู้และ ตารางที่ 4.26 สำหรับการทดสอบ

ตารางที่ 4.24 จำนวนข้อมูลที่ใช้พัฒนาแบบจำลอง

ประเภทข้อมูล	รถจักรยานยนต์	รถยนต์ส่วนบุคคล	รถโดยสารประจำทาง
ข้อมูลทั้งหมด	404	264	83
ข้อมูลการเรียนรู้	282	175	58
ข้อมูลการทดสอบ	122	89	25

ตารางที่ 4.25 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ

การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการเรียนรู้ (Train-Mean Square Error)

โครงข่ายประสาทเทียม	รถจักรยานยนต์ (MSE)	รถยนต์ส่วนบุคคล (MSE)	รถโดยสารประจำทาง (MSE)
60-5-1	3.01141e-4	1.64742e-4	3.21839e-5
60-5-5-1	1.47369e-4	1.1454e-4	3.21839e-5
60-5-10-1	2.30788e-5	9.33333e-5	3.21839e-5
60-10-10-1	8.3005e-6	9.33333e-5	3.21839e-5

ตารางที่ 4.26 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ
การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการทดสอบ (Test-Mean Square Error)

โครงข่ายประสาทเทียม	รджกรยานยนต์ (MSE)	รถยนต์ส่วนบุคคล (MSE)	รถโดยสารประจำทาง (MSE)
60-5-1	0.0106	0.1009	0.7650
60-5-5-1	0.0939	0.2270	0.3416
60-5-10-1	0.2394	0.1569	0.0875
60-10-10-1	0.2324	0.4511	0.2126

ตารางที่ 4.27 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการเรียนรู้

โครงข่ายประสาทเทียม	รджกรยานยนต์ (MSE)	รถยนต์ส่วนบุคคล (MSE)	รถโดยสารประจำทาง (MSE)
60-5-1	0.9390	0.9872	0.9980
60-5-5-1	0.9839	0.9939	0.9980
60-5-10-1	0.9959	0.9888	0.9980
60-10-10-1	0.9988	0.9942	0.9980

แบบจำลองสำหรับรถจักรยานยนต์ พบว่าเมื่อสถาปัตยกรรมโครงข่ายมีจำนวนชั้นซ่อนเร้นมากขึ้นผลค่าความคลาดเคลื่อนจะมีค่าลดลง และเมื่อพิจารณาจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนเร้นจะพบว่าเมื่อจำนวนนิวรอนมากขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนก็จะลดน้อยลงเช่นกัน

แบบจำลองสำหรับรถยนต์ส่วนบุคคล พบว่าเมื่อสถาปัตยกรรมโครงข่ายมีจำนวนชั้นซ่อนเร้นมากขึ้นผลค่าความคลาดเคลื่อนจะมีค่าลดลง และเมื่อพิจารณาจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนเร้นจะพบว่าเมื่อจำนวนนิวรอนมากขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนก็จะลดน้อยลงเช่นกัน แต่จะลดลงถึงแค่ 9.333×10^{-5} ซึ่งนั่นหมายความว่าโครงข่ายมีค่าเสถียรภาพที่สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ 60-5-10-1 ถึงจะเพิ่มชั้นซ่อนเร้นและจำนวนนิวรอนมากขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนก็ไม่ลดลง

แบบจำลองสำหรับรถโดยสารประจำทาง พบว่าสถาปัตยกรรมโครงข่ายมีเสถียรภาพตั้งแต่สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบที่ 1 คือ 60-5-1 ซึ่งเมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเร้นและจำนวนนิวรอนมากขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนก็ไม่ลดลง

เมื่อพิจารณาผลจากการทดสอบพบว่าค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของยานพาหนะทั้งสามประเภท คือรถจักรยานยนต์ รถยนต์ และรถโดยสารประจำทาง จะขึ้นอยู่กับโครงสร้างของโครงข่ายประสาท โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะเรียนรู้ได้ดี ที่สถาปัตยกรรมโครงข่ายที่เหมาะสมกับปัญหานั้น ๆ

4.5.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่

สำหรับการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร แบบปกติลูกโซ่ โดยที่ผู้พัฒนาแบบจำลองจะพิจารณาความสัมพันธ์กันระหว่างอินพุตเอง และได้ใช้ข้อมูลที่ได้จากการสำรวจทั้งหมด ตามโครงสร้างแบบจำลองที่กล่าวไว้ในบทที่ 3 เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 4.28 สำหรับการเรียนรู้และ ตารางที่ 4.29 สำหรับการทดสอบ

แบบจำลองสำหรับรถจักรยานยนต์ พบว่าเมื่อสถาปัตยกรรมโครงข่ายมีจำนวนชั้นซ่อนเร้นมากขึ้นผลค่าความคลาดเคลื่อนจะมีค่าลดลง และเมื่อพิจารณาจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนเร้นจะพบว่าเมื่อจำนวนนิวรอนมากขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนก็จะลดน้อยลงเช่นกัน

แบบจำลองสำหรับรถยนต์ส่วนบุคคล พบว่าเมื่อสถาปัตยกรรมโครงข่ายมีจำนวนชั้นซ่อนเร้นมากขึ้นผลค่าความคลาดเคลื่อนจะมีค่าลดลง และเมื่อพิจารณาจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนเร้นจะพบว่าเมื่อจำนวนนิวรอนมากขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนก็จะลดน้อยลงเช่นกัน แต่จะลดลงถึงแค่ 9.333×10^{-5} ซึ่งนั่นหมายความว่าโครงข่ายมีค่าเสถียรภาพที่ สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ 60-5-10-1 ถึงจะเพิ่มชั้นซ่อนเร้นและจำนวนนิวรอนมากขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนก็ไม่ลดลง

แบบจำลองสำหรับรถโดยสารประจำทาง พบว่าสถาปัตยกรรมโครงข่ายมีเสถียรภาพตั้งแต่สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบที่ 1 คือ 60-5-1 ซึ่งเมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเร้นและจำนวนนิวรอนมากขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนก็ไม่ลดลง

เมื่อพิจารณา สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ xx-5-1 พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถเรียนรู้ได้ เนื่องจากมีจำนวนชั้นซ่อนเร้นเพียงชั้นเดียวและจำนวนนิวรอนมีจำนวนน้อยเพียง 5 นิวรอน จึงไม่สามารถจดจำค่าอินพุตและค่าเอาต์พุตที่เข้ามาสู่โครงข่ายได้

เมื่อเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติและโครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่ พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติสามารถเรียนรู้ได้ดีกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่ ทั้งนี้เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติสามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอินพุตแต่ละตัวได้ด้วยตนเอง ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่ผู้พัฒนาแบบจำลองต้องหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแต่ละตัวเอง

ตารางที่ 4.28 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่
การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการเรียนรู้ (Train-Mean Square Error)

โครงข่ายประสาท เทียม	รตจักรยานยนต์ (MSE)	รถยนต์ส่วนบุคคล (MSE)	รถโดยสารประจำทาง (MSE)
xx-5-1	NA	NA	NA
xx-5-5-1	1.7341e-3	5.3431e-3	7.33716e-3
xx-5-10-1	1.61679e-3	7.41359e-3	7.33716e-3
xx-10-10-1	9.55732e-4	7.05601e-3	7.33716e-3

ตารางที่ 4.29 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่
การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการทดสอบ (Test-Mean Square Error)

โครงข่ายประสาท เทียม	รตจักรยานยนต์ (MSE)	รถยนต์ส่วนบุคคล (MSE)	รถโดยสารประจำทาง (MSE)
xx-5-1	NA	NA	NA
xx-5-5-1	0.3935	0.1085	0.046
xx-5-10-1	0.2428	0.0618	0.0611
xx-10-10-1	0.5922	0.0226	0.0182

ตารางที่ 4.30 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
แบบปกติ การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สำหรับการทดสอบ

โครงข่ายประสาท เทียม	รตจักรยานยนต์ (MSE)	รถยนต์ส่วนบุคคล (MSE)	รถโดยสารประจำทาง (MSE)
60-5-1	NA	NA	NA
60-5-5-1	0.7129	0.5823	0.3065
60-5-10-1	0.7361	0.5823	0.3065
60-10-10-1	0.8539	0.3566	0.3065

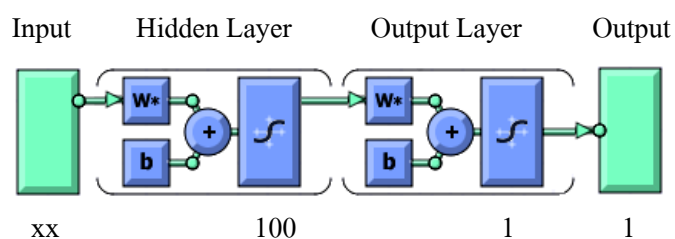
4.5.3 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับบุคคลเพื่อเปรียบเทียบผลกับการวิเคราะห์ความถดถอย

เนื่องจากงานวิจัยนี้ต้องการเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อนและโครงข่ายประสาทเทียม จึงได้สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมอีกชุดหนึ่ง ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมชุดนี้จะใช้ข้อมูลอินพุตเหมือนกับข้อมูลตัวแปรต้นในการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน โดยเลือกการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกตินี้เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้จากหัวข้อ 4.5.1 และ 4.5.2 พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกตินี้ได้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่

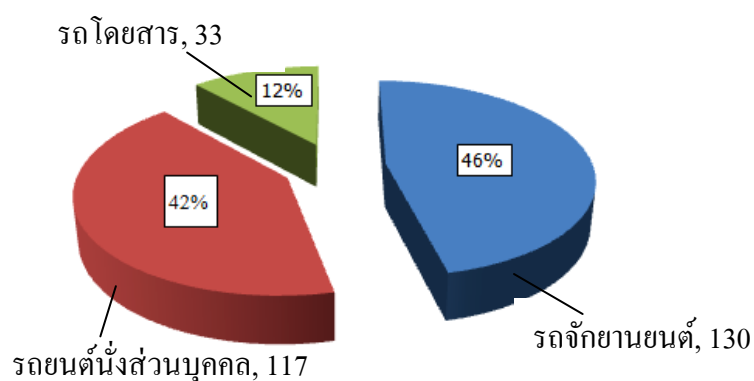
- การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชุดนี้ จะพิจารณาการเรียนรู้ 2 แบบ คือ การเรียนรู้แบบ Perceptron ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมยุคเริ่มแรก และการเรียนรู้แบบแพร่กลับ สถาปัตยกรรมโครงข่ายที่แตกต่างกันอีก 4 แบบ ดังนี้
 - การเรียนรู้แบบ Perceptron เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว มีข้อมูลนำเข้า ชุดข้อมูล (xx ขึ้นอยู่กับข้อมูลนำเข้าของยานพาหนะแต่ละประเภท) เข้าสู่เซลล์ประสาทจำนวน 100 นิวรอน จากนั้นส่งถ่ายข้อมูลสู่ชั้นผลลัพธ์ที่มี 1 ค่าคือระยะทางการเดินทาง ดังรูปที่ 4.7
 - การเรียนรู้แบบแพร่กลับ มีสถาปัตยกรรมโครงข่ายเหมือนกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกตินี้ใน หัวข้อ 4.5.1 ดังรูปที่ 4.3-4.6 แต่จะเปลี่ยนฟังก์ชันถ่ายโอนชั้นเอาต์พุตจาก Pure-Linear เป็น Log-sigmoid

สำหรับการฝึกสอนแบบแพร่กลับ ได้กำหนดรอบการเรียนรู้สูงสุดที่ 1,000 รอบ (Epoch) ซึ่งแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอน 70 เปอร์เซ็นต์ และสำหรับชุดทดสอบ 30 เปอร์เซ็นต์ โดยข้อมูลในการพัฒนาแบบจำลองครั้งนี้จะใช้ข้อมูลเท่ากับจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองความถดถอยเชิงซ้อน (Multiple Regression Analysis) แสดงดังตารางที่ 4.31 สำหรับแบบจำลองของรถจักรยานยนต์ใช้ชุดฝึกสอนเท่ากับ 282 ชุด และชุดทดสอบเท่ากับ 122 ชุด สำหรับแบบจำลองของรถยนต์นั่งส่วนบุคคลใช้ชุดฝึกสอนเท่ากับ 175 ชุด และชุดทดสอบเท่ากับ 89 ชุด สำหรับแบบจำลองของรถโดยสารประจำทางใช้ชุดฝึกสอนเท่ากับ 58 ชุด และชุดทดสอบเท่ากับ 25 ชุด เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 4.32 สำหรับการเรียนรู้และ ตารางที่ 4.33 สำหรับการทดสอบ

จากตารางที่ 4.32 พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ สามารถเรียนรู้ได้ดีกว่าการเรียนรู้แบบ Perceptron สำหรับการเรียนรู้แบบแพร่กลับ เมื่อสถาปัตยกรรมโครงข่ายเปลี่ยนไปค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยไม่ได้ลดลงมากนัก ทั้งนี้เนื่องจากโครงข่ายได้เรียนรู้ได้ดีที่สุดแล้ว



รูปที่ 4.7 สถาปัตยกรรมโครงข่ายการเรียนรู้แบบ Perceptron



รูปที่ 4.8 สัดส่วนข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลอง

ตารางที่ 4.31 จำนวนข้อมูลที่ใช้พัฒนาแบบจำลอง

ประเภทข้อมูล	รถจักรยานยนต์	รถยนต์ส่วนบุคคล	รถโดยสารประจำทาง
ข้อมูลทั้งหมด	130	117	33
ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้	91	82	23
ข้อมูลสำหรับการทดสอบ	39	35	10

ตารางที่ 4.32 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ได้จากการเรียนรู้ (Train- Mean Square Error)

ยานพาหนะ	Perceptron	Back-Propagation			
	xx-100-1	xx-5-1	xx-10-1	xx-5-10-1	xx-10-10-1
รถจักรยานยนต์	0.0397	0.0053	0.0052	0.0052	0.0052
รถยนต์	0.0538	0.0164	0.0164	0.0164	0.0164
รถโดยสาร	0.1277	0.0021	0.0021	0.0021	0.0021

ตารางที่ 4.33 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ได้จากการทดสอบ (Test-Mean Square Error)

ยานพาหนะ	Perceptron	Back-Propagation			
	xx-100-1	xx-5-1	xx-10-1	xx-5-10-1	xx-10-10-1
รถจักรยานยนต์	0.0154	0.2852	0.0307	0.0374	0.0290
รถยนต์	0.0065	0.0202	0.0253	0.0281	0.0221
รถโดยสาร	0.2470	0.0080	0.0080	0.0080	0.0080

ตารางที่ 4.34 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ (Train-R)

ยานพาหนะ	Perceptron	Back-Propagation			
	xx-100-1	xx-5-1	xx-10-1	xx-5-10-1	xx-10-10-1
รถจักรยานยนต์	0.7698	0.7782	0.7821	0.7821	0.7821
รถยนต์	0.5857	0.6332	0.6332	0.6332	0.6332
รถโดยสาร	0.5344	0.7733	0.7733	0.7733	0.7733

4.5.4 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับครัวเรือนเพื่อเปรียบเทียบผล

กับการวิเคราะห์ความถดถอย

แบบจำลองจะใช้สถาปัตยกรรมโครงข่ายเช่นเดียวกับแบบจำลองสำหรับบุคคล ซึ่งมีตัวแปรระยะการเดินทางรวมเป็นตัวแปรเป้าหมาย ส่วนตัวแปรอินพุตประกอบด้วย จำนวนสมาชิกในครัวเรือนทั้งหมด จำนวนสมาชิกในครัวเรือนที่ทำงาน จำนวนสมาชิกในครัวเรือนที่กำลังศึกษา จำนวนเด็กที่อายุต่ำกว่า 6 ปี จำนวนยานพาหนะทั้งหมดที่ครัวเรือนมีไว้ครอบครอง จำนวนรถจักรยานยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง จำนวนรถยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง รายได้ของครัวเรือน ระยะห่างจากที่ตั้งครัวเรือนถึงศูนย์กลางธุรกิจ จากการพัฒนาแบบจำลองได้ผลดังตารางที่ 4.35

จากตารางที่ 4.35 พบว่าผลการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Perceptron ได้ผลที่ดีกว่า การเรียนรู้แบบแพร่กลับสถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบ xx-5-1 และ xx-10-1 และเมื่อพิจารณาเฉพาะการเรียนรู้แบบแพร่กลับ พบว่าเมื่อโครงข่ายมีชั้นซ่อนเร้นและจำนวนนิวรอนมากขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนก็ลดลง สำหรับผลการทดสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีค่ามากกว่าการเรียนรู้เพราะจำนวนตัวแปรอินพุตมีจำนวนมากและจำนวนตัวอย่างมีจำนวนน้อย

ตารางที่ 4.35 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ได้จากการเรียนรู้และทดสอบ

(Training & Testing Mean Square Error)

ผล	Perceptron	Back-Propagation			
	xx-100-1	xx-5-1	xx-10-1	xx-5-10-1	xx-10-10-1
ผลการเรียนรู้	0.01310	0.01968	0.01464	0.01256	0.00714
ผลการทดสอบ	0.13741	0.0646	0.0938	0.0892	0.1756
R-train	0.85572	0.7854	0.86756	0.86955	0.92888

4.6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง

เนื่องจากในแต่ละแบบจำลองได้ทำการพัฒนาโดยวิธีการที่แตกต่างกัน จึงต้องมีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองว่าแบบจำลองใดให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่า สำหรับแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางจะเปรียบเทียบโดยค่าร้อยละความถูกต้องของการพยากรณ์ ซึ่งพบว่า แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางโดย Multinomial Logit มีความถูกต้องร้อยละ 77.57 ส่วนแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางแบบ LVQ มีความถูกต้องร้อยละ 71.00 ซึ่งแสดงว่าแบบจำลอง Multinomial Logit ให้ผลการพยากรณ์ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียม ร้อยละ 6.57

ตารางที่ 4.36 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองระยะการเดินทางรวม

ในหน่วย คั่น-กิโลเมตร โดยใช้ MAPE

แบบจำลอง	การวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ	โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ	ร้อยละความแตกต่าง
รถจักรยานยนต์	7.71	8.60	0.89
รถยนต์	9.78	9.78	0.00
รถโดยสาร	4.85	4.85	0.00
คร่าวเรือน	7.48	27.16	19.68

สำหรับแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย ซึ่งจากการทดสอบได้ผลดังตารางที่ 4.36 ซึ่งพบว่าแบบจำลองระยะการเดินทางรวมโดยการวิเคราะห์ความถดถอยให้ผลการพยากรณ์ผิดพลาดน้อยกว่าโครงข่ายประสาท

เทียมร้อยละ 0.89 สำหรับแบบจำลองรถจักรยานยนต์ และร้อยละ 19.68 สำหรับแบบจำลองของครัวเรือนส่วนแบบจำลองของรถยนต์และรถโดยสารไม่แตกต่างกัน

จากการเปรียบเทียบทั้งสองแบบจำลองคือ แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง และแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร ปรากฏว่าวิธีการพัฒนาแบบจำลองแบบดั้งเดิมให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองที่พัฒนาโดยโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งนี้เนื่องจากจำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองอาจมีจำนวนน้อย และจำนวนตัวแปรที่ให้โครงข่ายประสาทเทียมหาความสัมพันธ์มีจำนวนมาก ในการศึกษาของ Mukta Paliwal and Usha A. Kumar พบว่าจากจำนวนงานวิจัยทั้งหมด 96 งานวิจัย โครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าจำนวน 58 เปอร์เซนต์ โครงข่ายประสาทเทียมกับเทคนิคการวิเคราะห์ผลทางสถิติโดยทั่วไป ให้ผลการพยากรณ์เหมือนกันจำนวน 24 เปอร์เซนต์ และเทคนิคการวิเคราะห์ผลทางสถิติโดยทั่วไปให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าจำนวน 18 เปอร์เซนต์ ซึ่งหมายความว่าโครงข่ายประสาทเทียมไม่ได้ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าเสมอไป

บทที่ 5

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

การสรุปผลการศึกษาในบทนี้จะบรรยายสรุปแยกตามวัตถุประสงค์ของงานวิจัยดังนี้ (1) สรุปรูปแบบแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง (2) สรุปรูปแบบแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร และสุดท้ายจะเป็นข้อเสนอแนะในการทำวิจัยต่อเนื่องไป

5.1 แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง

แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางได้พัฒนาขึ้นด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ 2 วิธีการคือ Multinomial Logit Model และโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ (Learning Vector Quantization Artificial Neural Network) โดยพิจารณารูปแบบการเดินทาง 3 รูปแบบคือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ส่วนบุคคล และรถโดยสารประจำทาง ตัวแปรต้นที่เป็นคุณลักษณะของทางเลือกที่พิจารณาได้แก่ ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง ระยะเวลาในการเดินทาง และลักษณะที่เป็นคุณลักษณะของตัวบุคคล ได้แก่ เพศ อายุ รายได้ การศึกษา สถานะในบ้าน สถานะภาพการสมรส ความถี่ในการเดินทาง จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมีครอบครอง

จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้ Multinomial Logit Model แบบจำลองมีค่า ρ^2 เท่ากับ 0.299 ซึ่งสามารถอธิบายพฤติกรรมในระดับที่ยอมรับได้ โดยผลลัพธ์ที่เป็นฟังก์ชันอรรถประโยชน์สำหรับแต่ละทางเลือกดังสมการที่ 5.1-5.3 ซึ่งพบว่าตัวแปรที่มีผลต่อฟังก์ชันอรรถประโยชน์สำหรับรถจักรยานยนต์ ได้แก่ จำนวนรถจักรยานยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง สถานะในบ้านที่มีสถานะเป็นลูก และจำนวนเที่ยวในการเดินทางต่อวัน ตัวแปรที่มีผลต่อฟังก์ชันอรรถประโยชน์สำหรับรถยนต์ ได้แก่ จำนวนรถยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง รายได้ของบุคคลระดับ ตั้งแต่ 15,000 บาทต่อเดือนขึ้นไป และจำนวนเที่ยวในการเดินทางต่อวัน ส่วนตัวแปรที่มีผลต่อฟังก์ชันอรรถประโยชน์สำหรับรถโดยสารประจำทางได้แก่ สถานะในบ้านที่เป็นลูก ส่วนตัวแปร ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง และระยะทางในการเดินทาง ไม่มีนัยสำคัญในสมการอรรถประโยชน์ของยานพาหนะทั้ง 3 ประเภท เนื่องจากการเลือกรูปแบบการเดินทางในเขตเทศบาลนครราชสีมาเป็นลักษณะถูกบังคับให้เลือก (Captive) ซึ่งประชาชนจะเลือกใช้ยานพาหนะที่ตนเองใช้อยู่เป็นประจำที่เป็นความเคยชินโดยไม่นึกถึงค่าอรรถประโยชน์ในเรื่องค่าใช้จ่ายและเวลาในการเดินทาง จึงไม่พิจารณารูปแบบการเดินทางอื่น ๆ อีก

$$V_{MC} = -1.1152 + 0.4906NO_MC + 3.1432HST_2 + 0.4758FREQ \quad (5.1)$$

$$V_{CAR} = -4.2968 + 3.6814NO_CAR + 1.9119PINC_4 + 0.6032FREQ \quad (5.2)$$

$$V_{BUS} = 3.7146 HST_2 \quad (5.3)$$

สำหรับแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ ว่าสถาปัตยกรรมโครงข่ายที่มีจำนวนนิวรอน 1,000 นิวรอน ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยสำหรับการฝึกสอนเท่ากับ 0.1099 แสดงว่าโครงข่ายสามารถเรียนรู้ได้ในระดับที่ยอมรับได้ และสำหรับการทดสอบเท่ากับ 0.2764 ซึ่งจากการทดสอบมีความคลาดเคลื่อนมากกว่าการฝึกสอน เพราะว่าจำนวนตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบมีจำนวนน้อย ทำให้บางชุดข้อมูลในชุดทดสอบที่มีลักษณะแตกต่างไปจากข้อมูลชุดฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมจึงไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตได้

เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพแบบจำลองโดยใช้ผลการทดสอบร้อยละความถูกต้อง พบว่า Multinomial Logit Model มีความถูกต้องร้อยละ 77.57 และโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ มีความถูกต้องร้อยละ 71.00 ซึ่งแสดงว่า Multinomial Logit Model ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ ร้อยละ 6.57

เนื่องจากวิธีการพัฒนาแบบจำลองแต่ละวิธีมีข้อดีและข้อจำกัดที่ต่างกันไปจึงทำให้ผลการพยากรณ์ต่างกันไป เมื่อพิจารณาข้อดีและข้อจำกัดของ Multinomial Logit โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ สามารถสรุปได้ดังนี้

- Multinomial Logit ผลลัพธ์ที่ออกมาเป็นสมการอรรถประโยชน์ที่สามารถอธิบายถึงปัจจัยที่ทำให้รรถประโยชน์สำหรับแต่ละทางเลือกมีค่ามากหรือน้อยได้ แต่เมื่อใช้โครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นลักษณะ Black Box ที่จะได้แต่ผลลัพธ์ออกมาไม่สามารถบอกความสัมพันธ์ถึงปัจจัยต่าง ๆ ว่ามีความสำคัญน้อยหรือสำคัญมาก
- Multinomial Logit ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นเพียงการทำนายความน่าจะเป็นว่าแต่ละบุคคลจะเลือกทางเลือกใด แต่โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบ LVQ สามารถคัดแยกกลุ่มออกมาอย่างชัดเจนว่าแต่ละคนจะเลือกทางเลือกใด

5.2 แบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คั่น-กิโลเมตร

แบบจำลองระยะระยะการเดินทางรวมได้พัฒนาขึ้นด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ 2 วิธีการคือ การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน (Multinomial Regression Analysis) และโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-propagation Artificial Neural Network) ซึ่งแต่ละวิธีจะพิจารณาระยะการเดินทางใน 2 ระดับคือ ระดับตัวบุคคล และระดับครัวเรือน โดยแต่แบบจำลองมีรายละเอียดดังนี้

การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน พิจารณาระดับตัวบุคคล จะแยกแบบจำลองเป็น 3 แบบจำลองตามประเภทยานพาหนะที่แต่ละบุคคลเลือกใช้ คือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ส่วนบุคคล รถโดยสารประจำทาง ตัวแปรที่มีนัยสำคัญได้แก่ รายได้และอายุ (INC_1 = รายได้น้อยกว่า 5,000 บาท, INC_2 = รายได้ 5,000-9,999 บาท, INC_3 = รายได้ 10,000-14,999 บาท, AGE_3 = อายุ 22-30 ปี) เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) มีค่าค่อนข้างน้อยแต่ก็สามารถอธิบายความสัมพันธ์ได้ในระดับหนึ่ง โดยเมื่อพิจารณาร้อยละความผิดพลาดของการพยากรณ์อยู่ในระดับที่ดีคือ ร้อยละ 7.71 ร้อยละ 9.78 และ ร้อยละ 4.85 สำหรับรถจักรยานยนต์ รถยนต์ส่วนบุคคล และรถโดยสารประจำทาง ตามลำดับ แบบจำลองแสดงได้ดังสมการที่ 5.4-5.6

$$\text{รถจักรยานยนต์} : \ln(VKT) = 8.223 - 1.019INC_3 - 0.561AGE_3 \quad (5.4)$$

$$\text{รถยนต์ส่วนบุคคล} : \ln(VKT) = 8.584 - 0.692INC_1 \quad (5.5)$$

$$\text{รถโดยสาร} : \ln(VKT) = 7.514 + 0.781INC_2 \quad (5.6)$$

การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน พิจารณาระดับครัวเรือน ตัวแปรที่มีนัยสำคัญในแบบจำลองได้แก่ จำนวนคนในบ้านที่ทำงาน (NUM_WORK) จำนวนคนในครัวเรือนที่กำลังศึกษา (NUM_EDU) จำนวนรถยนต์ที่ครัวเรือนมีครอบครอง (NUM_CAR) และระยะทางจากที่ตั้งครัวเรือนถึงศูนย์กลางทางเศรษฐกิจของเมือง ($Dist_CBD$) เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.193 ถือว่ามีค่าค่อนข้างน้อยแต่ก็สามารถอธิบายความสัมพันธ์ได้ในระดับหนึ่ง โดยเมื่อพิจารณาร้อยละความผิดพลาดของการพยากรณ์อยู่ในระดับที่ดีคือ ร้อยละ 7.78 แบบจำลองแสดงได้ดังสมการที่ 5.7

$$\begin{aligned} \ln(VKT) = & 8.0011 + 0.4468NUM_WORK + 0.2956NUM_EDU \\ & + 0.1485NUM_CAR - 0.0621Dist_CBD \end{aligned} \quad (5.7)$$

โครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ พิจารณาระดับบุคคล พบว่าสถาปัตยกรรมโครงข่ายที่ให้ผลการเรียนรู้ดีที่สุดสำหรับยานพาหนะทุกประเภท คือโครงข่ายแบบ xx-5-1 โดยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย สำหรับรถจักรยานยนต์เท่ากับ 0.0053 รถยนต์ส่วนบุคคลเท่ากับ 0.0164 รถโดยสารเท่ากับ 0.0021 และเมื่อพิจารณาระดับครัวเรือน พบว่าสถาปัตยกรรมโครงข่ายที่ให้ผลที่ดีที่สุดคือ xx-10-10-1 มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเท่ากับ 0.00714 ซึ่งถือว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ในระดับที่ยอมรับได้ เมื่อพิจารณาร้อยละความผิดพลาดของการพยากรณ์ พบว่าแบบจำลองระยะการเดินทางระดับบุคคลแยกตามประเภทยานพาหนะให้ผลการพยากรณ์ที่ดี คือ ร้อยละ 8.60 ร้อยละ 9.78 และ 4.85 สำหรับรถจักรยานยนต์ รถยนต์ส่วนบุคคล และรถโดยสารประจำทาง ตามลำดับ ส่วนแบบจำลองระดับครัวเรือนให้ผลการพยากรณ์ไม่ค่อยดีนัก คือมีร้อยละความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 27.16

เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพแบบจำลองเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percent Error: MAPE) ซึ่งพบว่าแบบจำลองระยะการเดินทางรวมโดยการวิเคราะห์ความถดถอยให้ผลการพยากรณ์ผิดพลาดน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมร้อยละ 0.89 สำหรับแบบจำลองรถจักรยานยนต์ และร้อยละ 19.68 สำหรับแบบจำลองของครัวเรือนส่วนแบบจำลองของรถยนต์และรถโดยสาร ไม่แตกต่างกัน

เนื่องจากวิธีการพัฒนาแบบจำลองแต่ละวิธีมีข้อดีและข้อจำกัดที่ต่างกันออกไปจึงทำให้ผลการพยากรณ์แตกต่างกันออกไป เมื่อพิจารณาข้อดีและข้อจำกัดของการวิเคราะห์ความถดถอยกับโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ สามารถสรุปได้ดังนี้

- การวิเคราะห์ความถดถอยผลลัพธ์ที่ออกมาเป็นสมการความถดถอยที่สามารถอธิบายถึงปัจจัยที่มีผลต่อตัวแปรตาม ว่ามีตัวแปรใดบ้างมีอิทธิพลมากหรือน้อย และตัวแปรใดบ้างมีอิทธิพลในทางลบหรือบวก ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นลักษณะ Black Box ที่จะได้แต่ผลลัพธ์ออกมาไม่สามารถบอกความสัมพันธ์ถึงปัจจัยต่าง ๆ ว่ามีความสำคัญน้อยหรือสำคัญมาก
- โครงข่ายประสาทเทียมสามารถกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างรูปแบบของข้อมูลอินพุต-เอาต์พุต ได้โดยเรียนรู้จากข้อมูลที่มีอยู่ จึงมีประสิทธิภาพในการประยุกต์ที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณและจดจำในกรณีที่มีจำนวนข้อมูลจำนวนมาก แต่การวิเคราะห์ความถดถอยเป็นเพียงการสร้างสมการเส้นตรง ซึ่งในบางครั้งความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตามไม่เป็นเส้นหรือไม่เป็นไปตามข้อกำหนด ทำให้สมการเกิดปัญหา Multicollinearity ได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาและการวิจัยครั้งนี้ ผู้ทำวิจัยขอเสนอแนะข้อคิดเห็นต่าง ๆ ดังนี้

5.3.1 จากการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร ผู้ทำวิจัยได้ใช้ข้อมูลส่วนใหญ่เป็นข้อมูลทางลักษณะทางเศรษฐกิจและสังคมของผู้เดินทาง ซึ่งอาจจะมีข้อมูลอื่นที่อาจจะมีผลต่อระยะการเดินทาง ดังนั้นการหาตัวแปรอื่น ๆ เข้ามาพิจารณาเพิ่มเติมอาจจะทำให้แบบจำลองมีความสามารถในการพยากรณ์ได้ดีขึ้น

5.3.2 สำหรับการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมควรมีจำนวนตัวอย่างจำนวนมาก และตัวแปรอินพุตต้องไม่มีจำนวนมากเกินไป เพื่อที่โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ส่วนการกำหนดสถาปัตยกรรมโครงข่ายไม่มีข้อกำหนดที่ชัดเจน ซึ่งหากต้องการสถาปัตยกรรมโครงข่ายที่เหมาะสมต้องทำการลองผิดลองถูก (Trial and Error) จำนวนหลายครั้ง

5.3.3 ในการพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง ควรใช้ Logit Model ซึ่งเป็นการหาฟังก์ชันอรรถประโยชน์ของแต่ละทางเลือก โดยจะพิจารณาคุณลักษณะของทางเลือก และไม่ควรใช้ Multinomial Logistics Regression ซึ่งเป็นการหาความน่าจะเป็นในการเลือกทางเลือกแต่ละทางเลือกซึ่งคล้ายกับ Logit Model แต่จะไม่มีพิจารณาคุณลักษณะของทางเลือก ซึ่ง Multinomial Logistics Regression นี้

5.3.4 ในการสำรวจข้อมูลแบบ Reveal Preference หรือ RP สำหรับพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทาง ควรถามสอบถามข้อมูลการเดินทางรูปแบบอื่น ๆ ที่เป็นไปได้ที่ไม่ใช่รูปแบบการเดินทางที่ผู้ตอบแบบสำรวจเลือกด้วย เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบค่าอรรถประโยชน์สำหรับแต่ละทางเลือก

เอกสารอ้างอิง

- กัลยา วานิชย์บัญชา. (2551). **หลักสถิติ**. กรุงเทพมหานคร: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. พิมพ์ครั้งที่ 10, 490 หน้า.
- กัลยา วานิชย์บัญชา. (2550). **สถิติสำหรับงานวิจัย**. กรุงเทพมหานคร: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. พิมพ์ครั้งที่ 3, 320 หน้า.
- จรูญ มีสมบุญ. (2542). **Discrete Choice Analysis: Methodology for Predicting Passengers' Choice of Airport**. กรุงเทพมหานคร: กรมการบินพาณิชย์ กระทรวงคมนาคม.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. (2548). **การวิเคราะห์ความถดถอย**. กรุงเทพมหานคร: สำนักพิมพ์แห่งมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. พิมพ์ครั้งที่ 3, 294 หน้า.
- บุษรา ลิ้มพิพัฒนางกูร. (2549). **การพยากรณ์โอกาสการสำเร็จการศึกษาของนักศึกษา โดยใช้จินตนิมิต อัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์ เปรียบเทียบกับวิธีทางระบบโครงข่ายประสาทเทียม: กรณีศึกษานักศึกษาภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ. วิทยานิพนธ์ปริญญา มหาบัณฑิต ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, กรุงเทพมหานคร.**
- ธัญนันท์ ฤทธิมณี. (2549). **การพยากรณ์คุณภาพของสัมผัสน้ำดื่มหลังการขนส่งทางรถบรรทุกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ ปริญญา มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการหลังการเก็บเกี่ยว, มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.**
- พยุง มีสัจ และ สมัช บัตรเจริญ. (2548). **การเปรียบเทียบผลพยากรณ์ปริมาณเลขหมายโทรศัพท์ประจำที่ระหว่างการถดถอยพหุคูณกับโครงข่ายประสาทเทียม. วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 15 ฉบับที่ 2.**
- พันธุ์ระวี กองบุญเทียม. (2546). **แบบจำลองการใช้น้ำมันเชื้อเพลิงสำหรับยานพาหนะในครัวเรือนในเขตเมืองเชียงใหม่. วิทยานิพนธ์ปริญญา มหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.**
- มนต์ชัย ชุ่มอิทธิจักร. (2546). **แบบจำลองการใช้น้ำมันเชื้อเพลิงสำหรับรถยนต์ส่วนบุคคลในเขตเมืองเชียงใหม่. วิทยานิพนธ์ปริญญา มหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.**

- ยุทธกิจ กรุณาโรจน์. (2548). แบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางด้วยระบบขนส่งสาธารณะระหว่างเมืองเชียงใหม่และกรุงเทพมหานครโดยรวมตัวแปรแฝง. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.
- ศุภเชษฐ์ กันนั่ม. (2547). การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพัฒนารูปแบบการพยากรณ์ยอดขายรถจักรยานยนต์ภายในประเทศ. วิทยานิพนธ์ ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ศรัลย์ ปานศรีพงษ์. (2550). การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM10 ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและเทศบาลนครนครราชสีมา. วิทยานิพนธ์ ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมสิ่งแวดล้อม, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.
- อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2552). ปัญญาเชิงคำนวณ. นครราชสีมา: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.
- เอกฉัตร วงศ์ทะกัณฑ์. (2548). แบบจำลองการเลือกยานพาหนะของผู้เดินทางระหว่างเมืองโดยใช้ข้อมูลการเลือกรูปแบบการเดินทางของเมืองภูมิภาค. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.
- Ben-Akiva, Moshe and Leeman, Steven R. (1993). **Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand**. Cambridge, Massachusetts London, England : The MIT Press.
- Cantarella, G. E., & de Luca, S. (2005). **Multilayer feed forward networks for transportation mode choice analysis: An analysis and a comparison with random utility models**. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 13(2), 121-155.
- Chi Xie, Jinyang Lu and Emily Parkany (2003). **Work Travel Mode Choice Modeling Using Data Mining: Decision Trees and Neural Networks**. Transportation Research Record No.1854.
- Grace Corpuz, Michelle McCabe and Kamila Ryszawa. (2006). **The Development of a Sydney VKT Regression Model**. Proceeding on 29th Australasian Transport Research Forum. Australia.
- Ibrahimian Sheikh.A.K (2006). **Modeling Mode Choice Behavior of Motorcyclists in Malaysia**. Ph.D. Thesis: University Putra Malaysia. Malaysia.
- Kumapley, R. K. (1999). **Review of Methods for Estimating Vehicle Mile Traveled**. Transportation Research Record. 1551, 59-66.

- Leduc, G. (2008). **Road Traffic Data: Collection Methods and Applications**. Spain: Joint Research Centre Institute for Prospective Technological Studies.
- Mark P. De Guzman and Crispin Emmanuel Diaz. (2005). **Analysis of Mode Choice Behavior of Students in Exclusive Schools in Metro Manila: The Case of Ateneo De Manila University & Miriam College**. Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol. 5, pp. 1116 – 1131.
- Md. Saidur Rahman, Akimasa Fujiwara and Junyi Zhang. (2008). **Development of Travel Mode Choice Models for Commuting Trips in Dhaka City**. Proceedings of an International Symposium and Workshop on Sustainable Transport for Developing Countries (STDC) 2008 held at BUET, Dhaka on August 28-29, 2008.
- Mukta Paliwal, Usha A. Kumar. (2009). **Neural networks and statistical techniques: A review of applications**. Expert Systems with Applications 36, 2–17.
- Ortuzar, J. d. D., & Willumen, L. G. (1999). **Modelling Transport**. England: John Wiley & Sons.
- Patterson, D. W. (1996). **Artificial Neural Networks: Theory and Applications**. New York: Prentice Hall.
- Qiang Li, Yoshinao Ooeda, Chia Matsunaga and Tomonori Sumi.(2002). **Identifying the Determinants of Commuting Travel Mode Choice from Daily Communication Behavior**. Memories of the Faculty of Engineering, Kyushu University. Vol. 62, No. 4.
- Robert Cervero and Mark Hansen. (2002). **Road Supply-Demand Relationships: Sorting Out Causal Linkages**. Department of civil and environment engineering. University of California, Berkeley.
- South Jersey Transportation Planning Organization. (2001). **Transportation for the 21st Century Household Travel Survey**. Vineland.
- Tortum, A., Yayla, N., & Gkdag, M. (2009). **The modeling of mode choices of intercity freight transportation with the artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system**. Expert Systems with Applications 36, 6199-6217.
- Train, Kenneth. (2002). **Discrete Choice Methods with Simulations**. California: Cambridge University Press.

Transport and Population Data Centre. (2006). **2004 Household Travel Survey Summary Report**. Sydney: NSW Department of Planning.

Weijie Wang, Moon Namgung. (2007) **.Knowledge Discovery from the Data of Long Distance Travel Mode Choices Based on Rough Set Theory**. International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering Vol. 2.

ภาคผนวก ก

บทความที่นำเสนอต่อที่ประชุมวิชาการ
การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษาแห่งชาติ ครั้งที่ 13
ระหว่างวันที่ 15 -16 พฤษภาคม 2552
ณ อาคารเฉลิมพระเกียรติ 80 พรรษา 5 ธันวาคม 2550
มหาวิทยาลัยนอร์ท - เชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่



PMO5

Artificial Neural Network Application for Vehicle Kilometer of Travel Model Development

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวม

สัจจากาจ จอมโนนเขวา (Sajjakaj Jomnonkwoa)*

ดร.ธีรยุทธ ลิมานนท์ (Thirayoot Limanond)**

ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว (Arthit Srikaew)***

ABSTRACT

The purpose of this paper is vehicle kilometer of travel (VKT) model development for Nakhon Ratchasima Municipality by using multilayer feed-forward artificial neural network and back-propagation learning. Vehicle kilometer of travel is the transportation efficiency indicator such as determine fuel consumption for each transportation mode. Data for model development from travel household survey and considerate road transportation modes are motorcycle, private car and light public transit. Results of this the best research neural network architecture VKT model is 60-10-10-1 and Mean Square Error for motorcycle, private car and light public transit are 8.3005×10^{-6} , 9.33333×10^{-5} and 3.21839×10^{-5}

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้เพื่อพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวมในหน่วย คัน-กิโลเมตร (Vehicle Kilometer of Travel: VKT) ของยานพาหนะแต่ละประเภทในเขตเทศบาลนครราชสีมาโดยใช้ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบไปข้างหน้า (multi layer feed-forward artificial neural network) และการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (back-propagation) ข้อมูลระยะทางการเดินทางรวม (VKT) เป็นข้อมูลปริมาณการจราจรที่ใช้เป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของการเดินทางและสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในหลายๆด้าน เช่น การหาปริมาณการใช้น้ำมันเชื้อเพลิง เป็นต้น ในการพัฒนาแบบจำลองจะใช้ข้อมูลที่ได้จากแบบสอบถามการเดินทางของครัวเรือนในเขตเทศบาลนครราชสีมา ซึ่งยานพาหนะที่พิจารณาได้แก่ รถจักรยานยนต์ รถยนต์นั่งส่วนบุคคล และรถโดยสารประจำทางขนาดเล็ก โดยได้แบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับรถจักรยานยนต์, รถยนต์นั่งส่วนบุคคล, รถโดยสารประจำทางขนาดเล็ก ซึ่งมีสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบ(60-10-10-1) และค่า MSE (Mean Square Error) เท่ากับ 8.3005×10^{-6} , 9.33333×10^{-5} และ 3.21839×10^{-5} ตามลำดับ

Key Words: Vehicle kilometer of travel, Artificial Neural Network, Transportation Model

คำสำคัญ: ระยะทางการเดินทางรวม, โครงข่ายประสาทเทียม, แบบจำลองการขนส่ง

* นักศึกษาปริญญาโท สาขาวิศวกรรมขนส่ง สำนักวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

** ผู้ช่วยศาสตราจารย์ สาขาวิศวกรรมขนส่ง สำนักวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

*** ผู้ช่วยศาสตราจารย์ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทนำ

การเพิ่มขึ้นของจำนวนประชากรและที่อยู่อาศัยในแต่ละปี ผสมกับความเจริญทางเศรษฐกิจและความก้าวหน้าทางเทคโนโลยี ทำให้เกิดความต้องการการเดินทางมีความสลับซับซ้อนมากยิ่งขึ้นทุกวัน ซึ่งหากไม่มีการศึกษาลักษณะความต้องการการเดินทางและการจัดการ โครงสร้างพื้นฐานให้เหมาะสมและเพียงพอกับความต้องการดังกล่าวแล้ว จะก่อให้เกิดปัญหาจราจรติดขัด มลพิษทางอากาศ มลพิษทางเสียง คุณภาพชีวิตของประชาชนแออัด และการขาดแคลนน้ำมันเชื้อเพลิง เป็นต้น ดังนั้นเมื่อเมืองเจริญเติบโตและมีจำนวนประชากรมากในระดับหนึ่ง การศึกษาความต้องการการเดินทาง เพื่อที่จะจัดโครงสร้างพื้นฐานและระบบการจราจรที่เหมาะสมในอนาคตรองรับความต้องการการเดินทางที่จะเกิดขึ้น จึงเป็นสิ่งสำคัญและจำเป็นอย่างยิ่ง ซึ่งจะช่วยให้การดำเนินกิจกรรมทางเศรษฐกิจ และการดำเนินชีวิตในสังคมเมือง เป็นอย่างราบรื่นและยั่งยืนต่อไป

ในการวางแผนการขนส่งระดับเมือง เพื่อที่จะประเมินความต้องการการเดินทางในอนาคต จำเป็นต้องหาความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการการเดินทางและปัจจัยทางต่างๆ เช่น สถานภาพทางเศรษฐกิจและสังคม อายุ อาชีพ รายได้ เป็นต้น โดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (นระ คมนามูล, 2547) แบบจำลองด้านการขนส่ง 4 แบบจำลองย่อย คือ 1) แบบจำลองการเกิดการเดินทาง (Trip Generation) เป็นกระบวนการที่ทำให้ทราบถึงจำนวนเที่ยวการเดินทางจากพื้นที่ย่อยหนึ่งๆ โดยมีการแยกตามวัตถุประสงค์การเดินทาง เช่น การเดินทางเพื่อไปทำงาน (HBW) การเดินทางเพื่อไปเรียน (HBE) และการเดินทางเพื่อวัตถุประสงค์อื่น (HBO) เป็นต้น 2) แบบจำลองการกระจายการเดินทาง (Trip Distribution) เป็นขั้นตอนที่ทำให้ทราบว่าจากที่ต้นทางหนึ่ง ไปยังปลายทางหนึ่งถึงมีจำนวนเที่ยวการเดินทางตามวัตถุประสงค์การเดินทางเป็นเท่าใด 3) แบบจำลองการเลือกรูปแบบยานพาหนะในการ

เดินทาง (Modal Split) เป็นกระบวนการที่ทำให้ทราบว่าในการเดินทางแต่ละเที่ยวใช้ยานพาหนะใดในการเดินทาง 4) แบบจำลองการกระจายการเดินทางลงบนโครงข่ายด้านคมนาคมขนส่ง (Traffic Assignment) เป็นกระบวนการที่ทำให้ทราบว่าในการเดินทางแต่ละเที่ยวใช้เส้นทางใด (Ortuzar et al., 1999) ในการเดินทาง จากแบบจำลองที่กล่าวมาสามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้เช่น หากต้องการทราบปริมาณการใช้น้ำมันเชื้อเพลิง ก็สามารถหาได้โดยการนำปริมาณยานพาหนะที่ได้จากแบบจำลองที่ 3 มาคูณกับปริมาณการเดินทางรวม (Vehicle Kilometer of Travel: VKT) ของยานพาหนะแต่ละประเภท ก็ทำให้ทราบว่ายานพาหนะแต่ละชนิดเดินทางเท่าไรใน 1 ปี จากนั้นก็นำมาคูณกับอัตราการสิ้นเปลืองพลังงานของยานพาหนะแต่ละประเภท เป็นต้น (พันธิระวิ กองบุญเทียม, 2546)

ข้อมูลระยะทางการเดินทางรวม (Vehicle Kilometer of Travel: VKT) เป็นระยะทางที่ยานพาหนะแต่ละประเภทเดินทางบนถนนในหนึ่งปี ซึ่งเป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของการขนส่งได้เป็นอย่างดี ประโยชน์ที่ใช้เช่น สามารถหา ปริมาณการใช้น้ำมันเชื้อเพลิง ปริมาณมลพิษทางอากาศ การวางแผนการบำรุงรักษาผิวจราจรและการประเมินความเสี่ยงของการเกิดอุบัติเหตุ เป็นต้น (Guillaume Leduc, 2008) ในการประมาณระยะทางการเดินทางมี 3 วิธี คือ 1) การประมาณค่าจากการนับปริมาณจราจร (Traffic count) วิธีการนี้จะนับจำนวนยานพาหนะที่เดินทางบนช่วงถนนโดยใช้อุปกรณ์ตรวจนับอัตโนมัติ (Automatic Detectors) จากนั้นก็นำจำนวนรถที่ได้มาคูณกับระยะทางก็จะได้ปริมาณการเดินทางใน 1 วัน หรือ 1 ปี (Kumapley and Fricker, 1999) 2) การสำรวจเลขเข็มไมล์ (Odometer Reading) ซึ่งสามารถหาได้จากระยะทางที่ได้จากเข็มไมล์สะสมในช่วงเวลาที่สนใจ ซึ่งจำเป็นต้องมีการสำรวจเข็มไมล์ทุกครั้งที่มีการเดินทาง ทำให้เกิดความยุ่งยาก และค่าใช้จ่ายสูง 3) การพัฒนา

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์หาความสัมพันธ์ระหว่างระยะการเดินทางกับปัจจัยต่างๆที่มีความสัมพันธ์กับการเดินทาง โดยสำรวจจากการสอบถามผู้ขับขี่ (Driver Survey) แล้วนำข้อมูลที่ได้มาสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์โดยใช้ Multiple Regression Analysis (มนต์ชัย ชุ่มอินทรจักร, 2546) ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้จะยังพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์โดยเปลี่ยนเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลมาเป็นการใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบไปข้างหน้า (Multi Layer Feed-Forward Artificial Neural Network)

ทฤษฎี

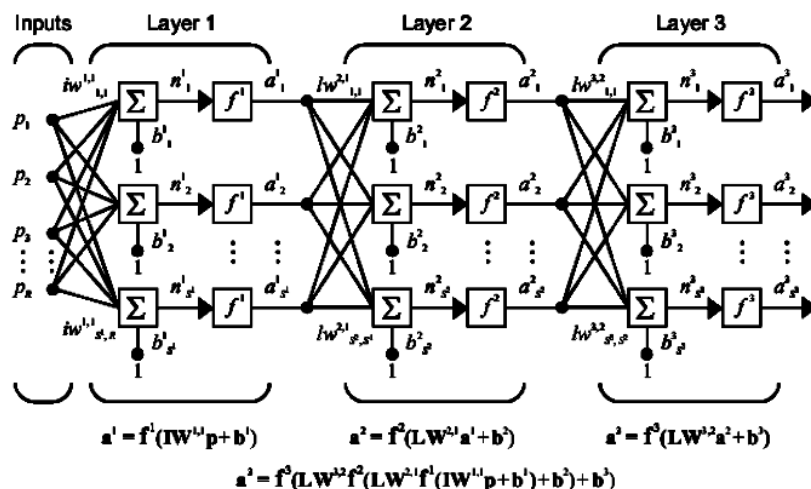
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นโครงข่ายที่มีรูปแบบโครงสร้างและการทำงานเหมือนกับสมองในสิ่งมีชีวิตซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนตัวเองต่อสิ่งเร้า (Input) โดยการเรียนรู้ (Learning) ซึ่งการเรียนรู้นี้มี 2 แบบคือ การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน และการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนแล้วก็จะตอบสนองสิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ออกมาเป็นผลลัพธ์ (Output) โครงข่ายประสาทเทียมมีทั้งแบบชั้นเดียวและแบบหลายชั้น สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมมี 2 แบบคือแบบเครือข่ายไปข้างหน้า (Feed-Forward Network) และแบบป้อนกลับ (Recurrent Network)

ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย คำนำเข้า (Input) คำนำหนักประสาท (Weight) ไบอัส (Bias) เซลล์ประสาท (Neural) ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) และผลลัพธ์ (Output) ดังที่แสดงในรูปที่ 1 และตัวอย่างสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแสดงดังรูปที่ 2 ซึ่งเป็นโครงสร้างประสาทเทียมหลายชั้นแบบ

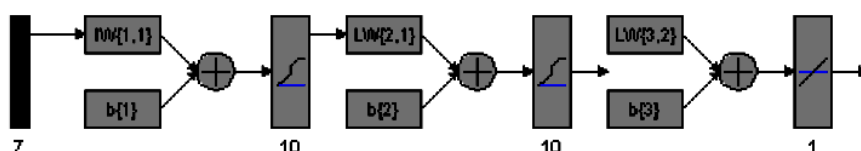
สร้างเครือข่ายไปข้างหน้า จำนวน 2 ชั้น ประกอบด้วย Input จำนวน 7 ตัว ส่งผ่านเข้ามาตามเส้นประสาทที่มีคำนำหนักประสาทและไบอัสที่คอยปรับแก้ค่าอินพุตก่อนเข้าสู่เซลล์ประสาทชั้นที่ 1 ซึ่งมีเซลล์ประสาทอยู่ 10 นิวรอน โดยมีฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบ Log-Sigmoid และส่งผ่านข้อมูลมายังชั้นที่ 2 ซึ่งเหมือนกับชั้นที่ 1 และส่งออกมาเป็น Output จำนวน 1 ตัว มีฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบ Pure-linear ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ที่สำคัญจะประกอบด้วย 4 แบบคือ Hard-Limited , Log-Sigmoid, Tan-Sigmoid และ Pure-Linear แสดงดังรูปที่ 3

การทำงานของ Artificial Neural Networks เป็นดังนี้คือเมื่อมีข้อมูลนำเข้า (Input) เข้ามายัง Network ก็เอา Input มาคูณกับ คำนำหนักประสาท (Weight) ของแต่ละขา ผลที่ได้จาก Input ทุก ๆ ขาของเซลล์ประสาทจะเอามารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับค่า Threshold ที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่า Threshold แล้วเซลล์ประสาทก็จะส่งผลลัพธ์ออกไป ผลลัพธ์นี้ก็จะถูกส่งไปยัง Input ของเซลล์ประสาทอื่น ๆ ที่เชื่อมกันในโครงข่ายประสาท ถ้าค่าน้อยกว่า Threshold ก็จะไม่เกิดผลลัพธ์

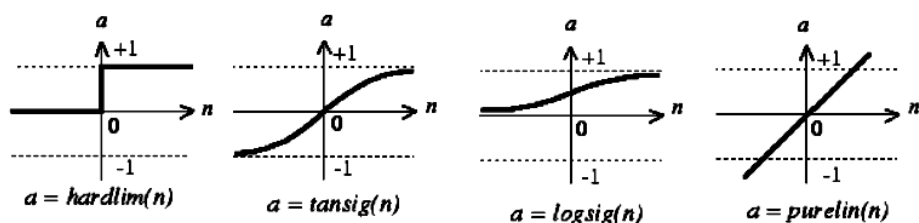
การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-propagation Learning) เป็นการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมอีกวิธีหนึ่ง เพื่อปรับคำนำหนักในเส้นประสาทให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้อาจขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ โดยจะเอาค่า Error ที่ได้จากการเรียนรู้ในรอบแรกส่งกลับเข้าไปเป็น Input ของการเรียนรู้ในรอบถัดไป ซึ่งจะช่วยให้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น



รูปที่ 1 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น



รูปที่ 2 ตัวอย่างสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น



รูปที่ 3 ลักษณะฟังก์ชันถ่ายโอน

อุปกรณ์และวิธีการวิจัย

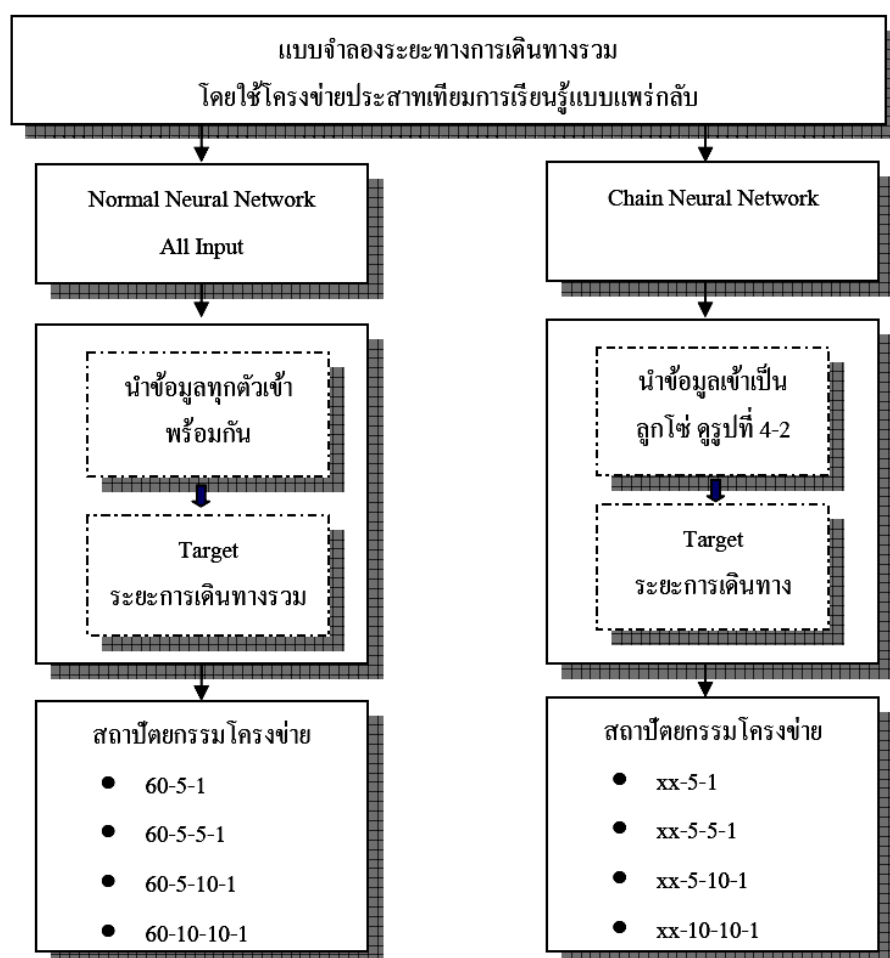
1. การสำรวจข้อมูล ดำเนินการสำรวจข้อมูลการเดินทางของครัวเรือนจำนวน 400 ครัวเรือนในเขตเทศบาลนครราชสีมาโดยการสุ่มสำรวจ โดยข้อมูลที่สำรวจแยกออกเป็น 2 ส่วนคือ 1) ข้อมูลครัวเรือน ได้แก่ ประเภทที่พักอาศัย รายได้เฉลี่ยของครัวเรือน จำนวนสมาชิกในครัวเรือน จำนวนยานพาหนะที่ครัวเรือนมีครอบครอง 2) ข้อมูลบุคคล ได้แก่ เพศ อายุ สถานะในบ้าน การศึกษา

อาชีพ รายได้ สถานภาพสมรส ยานพาหนะที่ใช้เดินทาง ระยะทางที่เดินทาง วัดอุปสงค์ของการเดินทาง

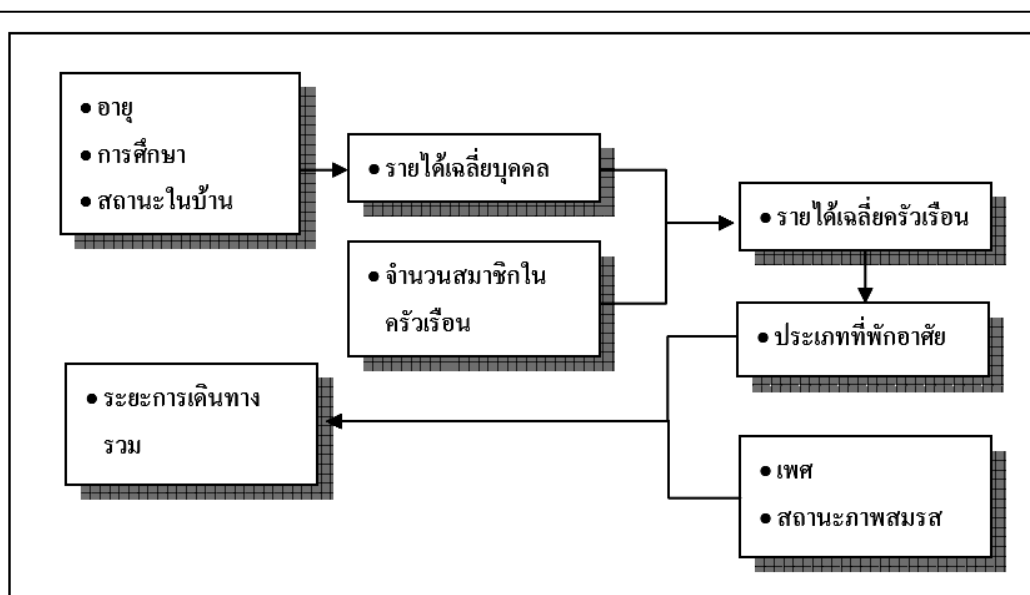
2. เครื่องมือที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลในการวิเคราะห์ข้อมูลโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ Neural Network Toolbox V.6 ของโปรแกรม MATLAB ส่วนการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติจะใช้โปรแกรม SPSS V.16

ตารางที่ 1 ตัวแปรที่พิจารณาในแบบจำลอง

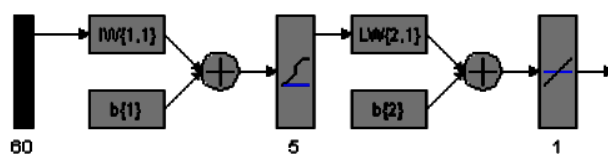
ตัวแปร	ประเภทข้อมูล	ลักษณะข้อมูลที่นำเข้าโครงข่ายประสาท	จำนวนตัวแปร
ข้อมูลนำเข้า (Input)			
เพศ	Nominal	Binary Data	2
อายุ	Scale	Numerical Data	1
รายได้บุคคล	Ordinal	Binary Data	19
การศึกษา	Ordinal	Binary Data	7
สถานะในบ้าน	Nominal	Binary Data	3
สถานภาพการสมรส	Nominal	Binary Data	3
ประเภทที่พักอาศัย	Nominal	Binary Data	5
จำนวนสมาชิกในครัวเรือน	Scale	Numerical Data	1
รายได้ของครัวเรือน	Ordinal	Binary Data	19
ข้อมูลเป้าหมาย (Target)			
ระยะทางการเดินทาง	Scale	Numerical Data	1



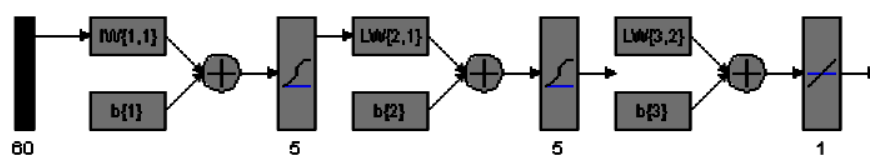
รูปที่ 4 โครงสร้างแบบจำลอง



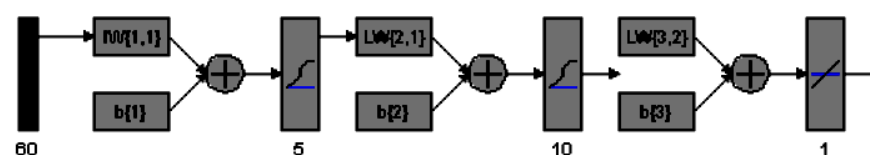
รูปที่ 5 Chain Neural Network



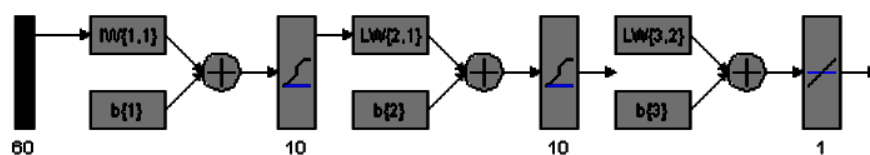
รูปที่ 6 โครงข่ายแบบ (60-5-1)



รูปที่ 7 โครงข่ายแบบ (60-5-5-1)



รูปที่ 8 โครงข่ายแบบ (60-5-10-1)



รูปที่ 9 โครงข่ายแบบ (60-10-10-1)

3. ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล เมื่อดำเนินการสำรวจข้อมูลเสร็จแล้วนำข้อมูลที่ได้อาวิเคราะห์ทางสถิติพื้นฐานโดยใช้โปรแกรม SPSS โดยจะแสดงข้อมูลในลักษณะตารางแจกแจงความถี่และแผนภูมิ จากนั้นก็ดำเนินการพัฒนาแบบจำลองโดยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้โปรแกรม MATLAB แยกเป็น 3 แบบจำลองสำหรับรถจักรยานยนต์ รถยนต์ส่วนบุคคล และรถโดยสารประจำทางขนาดเล็ก

4. การออกแบบแบบจำลองระยะทางการเดินทาง (VKT) ข้อมูลนำเข้า (Input) ประกอบด้วย 9 ตัวแปร ดังนี้ เพศ อายุ รายได้บุคคล การศึกษา สถานะในบ้าน สถานภาพการสมรส ประเภทที่พักอาศัย จำนวนสมาชิกในครัวเรือน และรายได้ของครัวเรือน ส่วนข้อมูลที่เป็นข้อมูลเป้าหมาย (Target) คือระยะทางการเดินทาง ซึ่งลักษณะของข้อมูลแสดงดังตารางที่ 1 โครงสร้างแบบจำลองจะแบ่งเป็น 2 แบบจำลอง ดังรูปที่ 4 ซึ่งแบบจำลองที่ 1 เป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติโดยจะนำตัวแปรทั้งหมดเข้าแบบจำลองพร้อมกัน จากนั้นดูผลการฝึกสอน และการทดสอบ ส่วนแบบจำลองที่ 2 จะนำข้อมูลเข้าเป็นลูกโซ่ดังแสดงในรูปที่ 5 ซึ่งในการสร้างแบบจำลองนี้จะพิจารณาความสัมพันธ์กันของตัวแปรนำเข้าทั้ง 9 ตัว เริ่มต้นที่ให้อายุ การศึกษา สถานะในบ้าน เป็นตัวแปรนำเข้า (Input) และให้ตัวแปรรายได้เฉลี่ยบุคคลเป็นตัวแปรเป้าหมาย (Target) จากนั้น นำผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้มาเป็นข้อมูลนำเข้าพร้อมกับตัวแปร จำนวนสมาชิกทั้งหมดในครัวเรือน และกำหนดให้ รายได้เฉลี่ยครัวเรือนเป็นตัวแปรเป้าหมาย ผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นรายได้เฉลี่ยของครัวเรือน นำผลลัพธ์ที่ได้มาเป็นข้อมูลนำเข้าและให้ประเภทที่พักอาศัย เป็นตัวแปรเป้าหมาย ทำการฝึกสอนอีกรอบ แล้วนำผลลัพธ์ที่ได้และข้อมูล เพศ สถานภาพการสมรส มาเป็นข้อมูลนำเข้า โดยกำหนดให้ระยะการเดินทางรวมเป็นตัวแปรเป้าหมาย

5. การออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่าย ในการกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมไม่มีวิธีการที่แน่นอน โดยทั่วไปทำโดยวิธีการสุ่ม ซึ่งงานวิจัยครั้งนี้จะสุ่มเลือกใช้สถาปัตยกรรมโครงข่าย 4 รูปแบบดังนี้

4.1 โครงข่ายแบบ (60-5-1) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว มีข้อมูลนำเข้า 60 ชุดข้อมูล ส่งผ่านด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid เข้าสู่เซลล์ประสาทจำนวน 5 นิวรอน จากนั้นส่งถ่ายข้อมูลด้วยฟังก์ชัน Pure-Linear สู่ออกผลลัพธ์ที่มี 1 ค่าคือระยะทางการเดินทาง ดังรูปที่ 6

4.2 โครงข่ายแบบ (60-5-5-1) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น มีข้อมูลนำเข้า 60 ชุดข้อมูล ส่งผ่านด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid เข้าสู่เซลล์ประสาทในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) จำนวน 2 ชั้นละ 5 นิวรอน จากนั้นส่งถ่ายข้อมูลด้วยฟังก์ชัน Pure-Linear สู่ออกผลลัพธ์ที่มี 1 ค่าคือระยะทางการเดินทาง ดังรูปที่ 7

4.3 โครงข่ายแบบ (60-5-10-1) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น มีข้อมูลนำเข้า 60 ชุดข้อมูล ส่งผ่านด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid เข้าสู่เซลล์ประสาทในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) จำนวน 2 ชั้นแรกมี 5 นิวรอน ชั้นที่ 2 มี 10 นิวรอน จากนั้นส่งถ่ายข้อมูลด้วยฟังก์ชัน Pure-Linear สู่ออกผลลัพธ์ที่มี 1 ค่าคือระยะทางการเดินทาง ดังรูปที่ 8

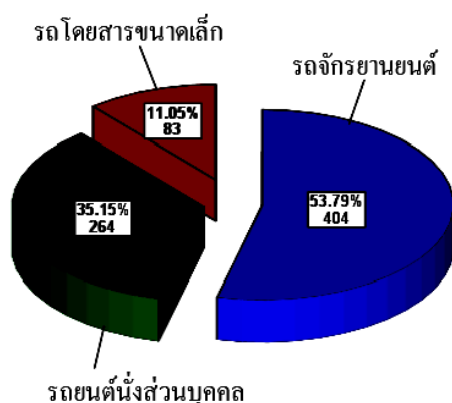
4.4 โครงข่ายแบบ (60-10-10-1) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น มีข้อมูลนำเข้า 60 ชุดข้อมูล ส่งผ่านด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid เข้าสู่เซลล์ประสาทในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) จำนวน 2 ชั้นละ 10 นิวรอน จากนั้นส่งถ่ายข้อมูลด้วยฟังก์ชัน Pure-Linear สู่ออกผลลัพธ์ที่มี 1 ค่าคือระยะทางการเดินทาง ดังรูปที่ 9

5. การฝึกสอนใช้การฝึกสอนแบบแพร่กลับ (Back-propagation Learning) โดยกำหนดรอบการเรียนรู้สูงสุดที่ 1,000 รอบ (Epoch) ซึ่งแบ่งชุดข้อมูล

สำหรับการฝึกสอน 70 เปอร์เซ็นต์ และสำหรับชุดทดสอบ 30 เปอร์เซ็นต์ สำหรับแบบจำลองของรถจักรยานยนต์ใช้ชุดฝึกสอนเท่ากับ 282 ชุด และชุดทดสอบเท่ากับ 121 ชุด สำหรับแบบจำลองของรถยนต์นั่งส่วนบุคคลใช้ชุดฝึกสอนเท่ากับ 175 ชุด และชุดทดสอบเท่ากับ 89 ชุด สำหรับแบบจำลองของรถโดยสารประจำทางใช้ชุดฝึกสอนเท่ากับ 58 ชุด และชุดทดสอบเท่ากับ 25 ชุด

ผลการวิจัย

ผลจากการสำรวจการเดินทางโดยการสัมภาษณ์ครัวเรือน จำนวน 400 ครัวเรือน ได้สัดส่วนของการเดินทางดังที่แสดงในรูปที่ 8 คือ รถจักรยานยนต์จำนวน 404 คนคิดเป็น 53.79% รถยนต์นั่งส่วนบุคคล จำนวน 264 คนคิดเป็น 35.15% และรถโดยสารสาธารณะ จำนวน 83 คนคิดเป็น 11.05%



รูปที่ 8 สัดส่วนของรูปแบบการเดินทางที่ได้จากการสำรวจ

จากการพัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวม (VKT) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมซึ่งใช้โปรแกรม MATLAB ได้ผลดังตารางดังตารางที่ 2 และ ตารางที่ 3 โดยแยกแบบจำลองตามรูปแบบการขนส่ง 3 รูปแบบคือ รถจักรยานยนต์ รถยนต์ส่วนบุคคล และรถโดยสารประจำทางขนาดเล็ก

แบบจำลองของรถจักรยานยนต์แบบปกติ โครงข่ายแบบ 60-5-1 มีค่า MSE เท่ากับ 3.01141×10^{-4} โครงข่ายแบบ 60-5-5-1 มีค่า MSE เท่ากับ 1.47369×10^{-4} โครงข่ายแบบ 60-5-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 2.30788×10^{-5} และ โครงข่ายแบบ 60-10-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 8.3005×10^{-6}

แบบจำลองของรถจักรยานยนต์แบบลูกโซ่ โครงข่ายแบบ 60-5-1 ไม่สามารถเรียนรู้ได้ โครงข่ายแบบ 60-5-5-1 มีค่า MSE เท่ากับ 1.7341×10^{-3} โครงข่ายแบบ 60-5-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 1.61679×10^{-3} และ โครงข่ายแบบ 60-10-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 9.55732×10^{-4}

แบบจำลองของรถยนต์ส่วนบุคคลแบบปกติ โครงข่ายแบบ 60-5-1 มีค่า MSE เท่ากับ 1.64742×10^{-4} โครงข่ายแบบ 60-5-5-1 มีค่า MSE เท่ากับ 1.1454×10^{-4} โครงข่ายแบบ 60-5-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 9.33333×10^{-5} และ โครงข่ายแบบ 60-10-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 9.33333×10^{-5}

แบบจำลองของรถยนต์ส่วนบุคคลแบบลูกโซ่ โครงข่ายแบบ 60-5-1 โครงข่ายไม่สามารถเรียนรู้ได้ โครงข่ายแบบ 60-5-5-1 มีค่า MSE เท่ากับ 5.3431×10^{-3} โครงข่ายแบบ 60-5-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 7.41359×10^{-3} และ โครงข่ายแบบ 60-10-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 7.05601×10^{-3}

แบบจำลองของรถโดยสารขนาดเล็กแบบปกติ โครงข่ายแบบ 60-5-1 มีค่า MSE เท่ากับ 3.21839×10^{-5} โครงข่ายแบบ 60-5-5-1 มีค่า MSE เท่ากับ 3.21839×10^{-5} โครงข่ายแบบ 60-5-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 3.21839×10^{-5} และ โครงข่ายแบบ 60-10-10-1 มีค่า MSE เท่ากับ 3.21839×10^{-5}

แบบจำลองของรถโดยสารขนาดเล็กแบบลูกโซ่ โครงข่ายแบบ 60-5-1 โครงข่ายไม่สามารถเรียนรู้ได้ ส่วน โครงข่ายแบบ 60-5-5-1 , โครงข่ายแบบ 60-5-10-1 และ โครงข่ายแบบ 60-10-10-1 มีค่า MSE เท่ากัน คือ 7.33716×10^{-3}

ตารางที่ 2 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ

โครงข่ายประสาทเทียม	รถจักรยานยนต์ (MSE)	รถยนต์ส่วนบุคคล (MSE)	รถโดยสารประจำทาง (MSE)
60-5-1	3.01141e-4	1.64742e-4	3.21839e-5
60-5-5-1	1.47369e-4	1.1454e-4	3.21839e-5
60-5-10-1	2.30788e-5	9.33333e-5	3.21839e-5
60-10-10-1	8.3005e-6	9.33333e-5	3.21839e-5

ตารางที่ 3 ผลลัพธ์จากการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูกโซ่

โครงข่ายประสาทเทียม	รถจักรยานยนต์ (MSE)	รถยนต์ส่วนบุคคล (MSE)	รถโดยสารประจำทาง (MSE)
xx-5-1	NA	NA	NA
xx-5-5-1	1.7341e-3	5.3431e-3	7.33716e-3
xx-5-10-1	1.61679e-3	7.41359e-3	7.33716e-3
xx-10-10-1	9.55732e-4	7.05601e-3	7.33716e-3

สรุปและวิจารณ์ผลการวิจัย

จากผลการวิจัยสรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีการหนึ่งที่สามารถใช้พัฒนาแบบจำลองระยะการเดินทางรวม (VKT) ได้ โดยผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองจะขึ้นอยู่กับโครงสร้างของโครงข่ายประสาทซึ่งจากผลการวิจัยจะพบว่าเมื่อโครงข่ายมีจำนวนชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) มากขึ้นและจำนวนเซลล์ประสาท (Neural) มากขึ้นจะทำให้แบบจำลองมีค่าความคลาดเคลื่อนลดน้อยลง แต่ก็ไม่ได้เสมอไป โครงข่ายประสาทเทียมจะให้ค่าที่ดีที่สุดที่สถาปัตยกรรมโครงข่ายที่เหมาะสม ส่วนค่าที่เหมาะสมนี้จะขึ้นอยู่กับงาน และความพึงพอใจของผู้ใช้

แบบจำลองระยะการเดินทางรวมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมได้ออกแบบ แบบจำลองเป็น 2 แบบ คือแบบปกติ และแบบลูกโซ่ จากผลลัพธ์ที่ได้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติจะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า ทั้งนี้อาจขึ้นอยู่กับว่าโครงข่ายสามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแต่ละตัวได้เองเมื่อใส่ข้อมูลตัวแปรทั้งหมดเข้าไปในแบบจำลองพร้อมกัน

และเมื่อมาใช้โครงข่ายแบบลูกโซ่ เป็นการพิจารณาความสัมพันธ์ของตัวแปร โดยผู้พัฒนาแบบจำลองความสัมพันธ์ของลูกโซ่อาจจะเป็นสิ่งที่พิจารณาหรือตัวแปรทุกตัวอาจมีความสัมพันธ์กันหมดก็ได้

ข้อเสนอแนะ

ในการพัฒนาแบบจำลองครั้งนี้เพียงเสนอแนวทางที่แตกต่างจากวิธีการเดิมในการพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อหาระยะการเดินทางรวมเพื่อเป็นทางเลือกอีกทางเลือกหนึ่งและไม่ได้ระบุว่าวิธีไหนดีกว่า เพราะวิธีการแต่ละวิธีอาจจะเหมาะสมสำหรับบางชุดข้อมูล

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธีรยุทธ ลิมานนท์ ที่ช่วยให้คำปรึกษาแบบจำลองเกี่ยวกับการขนส่ง ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว ที่ให้คำแนะนำเกี่ยวกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

และมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารีที่ให้การสนับสนุนการศึกษา
ในการศึกษาในระดับปริญญาโท

เอกสารอ้างอิง

นระ คมนามูล. (2547). ระบบขนส่งสาธารณะใน

กทม. กรุงเทพมหานคร: สถาบันวิจัย

วิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งประเทศไทย.

พันธุ์ระวี กองบุญเทียม. (2546). แบบจำลองการใช้

น้ำมันเชื้อเพลิงสำหรับยานพาหนะในครัวเรือน

ในเขตเมืองเชียงใหม่. วิทยานิพนธ์ปริญญา

มหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมโยธา

มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.

มนต์ชัย ชุ่มอิทธิจักร. (2546). แบบจำลองการใช้

น้ำมันเชื้อเพลิงสำหรับรถยนต์ส่วนบุคคลใน

เขตเมืองเชียงใหม่. วิทยานิพนธ์ปริญญา

มหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมโยธา

มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.

อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2552). ปริญญาเชิงคำนวณ.

นครราชสีมา: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.

Kumapley, R. K. (1999). Review of Methods for
Estimating Vehicle Mile Traveled.

Transportation Research Record, 1551, 59-66.

Leduc, G. (2008). Road Traffic Data: Collection

Methods and Applications. Spain: Joint

Research Centre Institute for Prospective

Technological Studies.

Ortuzar, J. d. D., & Willumen, L. G.,. (1999).

Modelling Transport. England: John Wiley &
Sons.

Southern California Association of Government.

(2003). Year 2000 Post-Census Regional Travel

Survey Final Report of Survey Results.

California: Southern California Association of
Government.

Transport and Population Data Centre. (2006). 2004

Household Travel Survey Summary Report.

Sydney: NSW Department of Planning.

ประวัติผู้เขียน

นายสัจจากาจ จอมโนนเขวา เกิดเมื่อวันที่ 12 กรกฎาคม พ.ศ. 2527 ที่ อำเภอเกษตรสมบูรณ์ จังหวัดชัยภูมิ เริ่มการศึกษาระดับประถมศึกษาที่โรงเรียนบ้านบัว (รัฐราษฎร์วิทยา) ระดับมัธยมศึกษาตอนต้นและตอนปลายที่โรงเรียนโนนกกอกวิทยา จากนั้นเริ่มศึกษาในระดับปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี หลังจากสำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรีในปี พ.ศ. 2549 ได้เข้าทำงานในตำแหน่งวิศวกรโครงสร้าง บริษัท ฟิวเจอร์ เอ็นจิเนียริงแอนด์คอนซัลแตนท์ จำกัด เนื่องจากเป็นผู้ที่มีผลการเรียนเป็นอันดับ 1 ของหลักสูตรในระดับปริญญาตรี จึงได้รับคัดเลือกให้ทุนการศึกษาสำหรับผู้มีผลการเรียนดีเด่น เพื่อเข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง ณ สถาบันเดิม

ปัจจุบัน เป็นผู้ช่วยโครงการวิจัย สาขาวิชาวิศวกรรมขนส่ง สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี