

บทที่ 4

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

การศึกษานี้มุ่งเน้นวิเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกรูปแบบการเดินทางของประชากรสูงวัยโดยประยุกต์ใช้ทั้ง แบบจำลองการถดถอยโลจิสติกแบบพหุกลุ่ม (Multinomial Logistic Regression: MNL) และ เทคนิค Machine Learning (ML) ได้แก่ Random Forest (RF), Extreme Gradient Boosting (XGBoost) และ CatBoost เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการจำแนกและทำนายรูปแบบการเดินทาง และเพื่อให้สามารถระบุปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการเลือกโหมดการเดินทางได้อย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น นอกจากนี้เพื่อศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความตั้งใจของประชากรสูงวัยในการใช้บริการขนส่งสาธารณะในเมืองภูมิภาคของประเทศไทย โดยใช้แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) ในการวิเคราะห์ ตามแนวคิดของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of planned behavior) ผลการวิเคราะห์ถูกแบ่งออกเป็น 6 ตอน ตามวัตถุประสงค์ของการวิจัย ดังนี้

- ตอนที่ 1 ผลการวิเคราะห์การแจกแจงข้อมูลทั่วไป และคุณลักษณะทางสังคมและเศรษฐกิจของกลุ่มตัวอย่างประชากรสูงวัย
- ตอนที่ 2 ผลการวิเคราะห์สถิติเบื้องต้นเกี่ยวกับความสำคัญ (Importance) ที่ผู้ตอบแบบสอบถามให้ไว้ในแบบสอบถาม
- ตอนที่ 3 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน
- ตอนที่ 4 ผลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis)
- ตอนที่ 5 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling)
- ตอนที่ 6 ผลการวิเคราะห์ถดถอยโลจิสติกพหุกลุ่ม (Multinomial logistic regression)
- ตอนที่ 7 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง Machine Learning
- ตอนที่ 8 ผลการเปรียบเทียบการวิเคราะห์ทางสถิติกับ Machine Learning

4.1 ข้อมูลทั่วไปและพฤติกรรมการเดินทางของผู้ตอบแบบสอบถาม

ผลการวิเคราะห์ของประชากรสูงวัยในประเทศไทย จำนวน 1,000 คน ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าประชากรกลุ่มตัวอย่างส่วนใหญ่เป็นเพศหญิง จำนวน 543 คน (ร้อยละ 54.3) ส่วนใหญ่อยู่ในช่วงอายุ 60 ถึง 69 ปี จำนวน 785 คน (ร้อยละ 78.5) ส่วนใหญ่สถานะสมรส จำนวน 697 คน (ร้อยละ 69.7) สถานะการอยู่อาศัยส่วนใหญ่จะอยู่กับครอบครัว/ผู้ดูแล จำนวน 949 คน (ร้อยละ 94.9) ในด้านการศึกษาส่วนใหญ่ต่ำกว่าปริญญาตรี จำนวน 860 คน (ร้อยละ 86) ผู้ตอบแบบสอบถามส่วนใหญ่มีรายได้ส่วนบุคคลต่ำกว่า 10,000 บาทต่อเดือน จำนวน 787 คน (ร้อยละ 78.7) รูปแบบ

การทำงานส่วนใหญ่ของประชากรสูงอายุจะยังทำงานอยู่และทำงานนอกบ้าน จำนวน 412 คน (ร้อยละ 41.2) สถานะการครอบครองยานพาหนะส่วนใหญ่มีการถือครองยานพาหนะ จำนวน 803 คน (ร้อยละ 80.3) และสถานะใบอนุญาตขับขี่ส่วนใหญ่จะไม่มี จำนวน 563 คน (ร้อยละ 56.3) ข้อมูลแสดงในตารางที่ 4.1

ด้านของสุขภาพของประชากรสูงวัย โดยส่วนใหญ่มีโรคประจำตัว จำนวน 732 คน (ร้อยละ 73.2) โดยจะเป็นโรคความดันโลหิตสูง โรคเบาหวานและโรคไขมันในเลือดสูงตามลำดับ และด้านของบกพร่องทางร่างกาย โดยส่วนใหญ่จะไม่ได้มีความบกพร่องทางร่างกาย 590 คน (ร้อยละ 59) และมีความบกพร่องทางร่างกาย 410 คน (ร้อยละ 41) แต่จะมีความบกพร่องทางการเคลื่อนไหว มีปัญหาในการมองเห็น และการได้ยินตามลำดับ รายละเอียดแสดงในตารางที่ 4.1

ด้านพฤติกรรมการเดินทางของระบบขนส่งสาธารณะของประชากรสูงวัยที่ตอบแบบสอบถามพบว่าผู้ตอบส่วนใหญ่ใช้บริการขนส่งสาธารณะบ่อยรายสัปดาห์หรือมากกว่า จำนวน 361 คน (ร้อยละ 36.1) จุดมุ่งหมายของการเดินทางด้วยขนส่งมวลชนส่วนใหญ่ คือ เพื่อเดินทางไปซื้อของ จำนวน 346 คน (ร้อยละ 34.6) โดยระบบขนส่งสาธารณะที่ใช้กันบ่อยในผู้ตอบแบบสอบถามส่วนใหญ่ใช้บริการรถบัสเป็นหลัก จำนวน 329 คน (ร้อยละ 32.9) ผู้ตอบแบบสอบถามส่วนใหญ่ที่ใช้ระบบขนส่งสาธารณะเดินทางเพียงลำพัง จำนวน 524 คน (ร้อยละ 52.4) ความไว้วางใจของผู้ตอบแบบสอบถามส่วนใหญ่จะไว้วางใจปานกลางในการใช้บริการระบบขนส่งสาธารณะ จำนวน 691 คน (ร้อยละ 69.1) ซึ่งเหตุผลที่เลือกของผู้ตอบจะคำนึงถึงราคาถูก มีความสะดวกในการเข้าถึง และระยะเวลาเดินทางไม่นานตามลำดับ และช่วงเวลาที่ผู้ตอบแบบสอบถามใช้บริการรถโดยสารสาธารณะ จะใช้บริการช่วงเช้ามืดถึงเช้า (04:00-09:59 น.) จำนวน 644 คน (ร้อยละ 64.4) เป็นส่วนใหญ่ ข้อมูลแสดงในตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.1 การแจกแจงข้อมูลทั่วไปและลักษณะทางสังคมและเศรษฐกิจของกลุ่มตัวอย่าง

ตัวแปร	คำอธิบาย	จำนวน 1,000 คน	
		ความถี่	%
เพศ	ชาย	457	45.70
	หญิง	543	54.30
อายุ	60-69 ปี	785	78.5
	70-79 ปี	199	19.9
	มากกว่า 80 ปี	16	1.6
สถานะ	โสด	68	6.80
	สมรส	697	69.70
	หม้าย/หย่า/แยกกันอยู่	235	23.50
สถานะการอยู่อาศัย	อยู่ลำพัง	51	5.1
	อยู่กับครอบครัว/ผู้ดูแล	949	94.9
ระดับการศึกษา	ต่ำกว่าปริญญาตรี	860	86.00
	ปริญญาตรี หรือสูงกว่า	96	9.60
	อื่นๆ	44	4.40

ตารางที่ 4.2 การแจกแจงข้อมูลทั่วไปและลักษณะทางสังคมและเศรษฐกิจของกลุ่มตัวอย่าง (ต่อ)

ตัวแปร	คำอธิบาย	จำนวน 1,000 คน	
		ความถี่	%
รายได้ (บาทต่อเดือน)	ต่ำกว่า 10,000	787	78.70
	10,000–19,999	106	10.60
	20,000–29,999	60	6.00
	30,000 หรือสูงกว่า	47	4.70
รูปแบบการทำงาน	ทำงานนอกบ้าน	412	41.20
	ทำงานที่บ้าน	255	25.50
	ไม่ทำงาน/อยู่บ้าน	333	33.30
สถานะการครอบครองยานพาหนะ	มียานพาหนะในการครอบครอง	803	80.30
	ไม่มียานพาหนะในการครอบครอง	197	19.70
สถานะใบอนุญาตขับขี่	มีใบอนุญาตขับขี่	437	43.70
	ไม่มีใบอนุญาตขับขี่	563	56.30
โรคประจำตัว	มีโรคประจำตัว	732	73.20
	ไม่มีโรคประจำตัว	268	26.80
ความบกพร่อง	มีความบกพร่อง	410	41.00
	ไม่มีความบกพร่อง	590	59.00

ตารางที่ 4.3 พฤติกรรมการเดินทางระบบขนส่งสาธารณะของผู้ตอบแบบสอบถาม

ตัวแปร	คำอธิบาย	จำนวน 1,000 คน	
		ความถี่	%
ใช้บริการระบบขนส่งสาธารณะบ่อยแค่ไหน	ผู้ใช้บ่อย (รายสัปดาห์หรือมากกว่า)	361	36.10
	ผู้ใช้เป็นครั้งคราว (รายเดือน)	347	34.70
	ผู้ใช้ไม่บ่อย (น้อยกว่าหนึ่งครั้งต่อเดือน)	285	28.50
	ไม่เคยใช้บริการ	7	0.70
วัตถุประสงค์ของการเดินทางด้วยระบบขนส่งสาธารณะ	เพื่อไปทำงาน	84	8.40
	เพื่อพักผ่อน/ท่องเที่ยว	235	23.50
	เพื่อเดินทางไปซื้อของ	346	34.60
	เพื่อกิจกรรมกีฬา (การชุมนุม)	50	5.00
	อื่น ๆ	285	28.50
ระบบขนส่งสาธารณะที่ใช้กันบ่อย	รถตู้	265	26.50
	รถบัส	329	32.90
	รถไฟ	238	23.80
	ไม่เคยใช้บริการทั้ง 3 แบบ	168	16.80

ตารางที่ 4.4 พฤติกรรมการเดินทางระบบขนส่งสาธารณะของผู้ตอบแบบสอบถาม (ต่อ)

ตัวแปร	คำอธิบาย	จำนวน 1,000 คน	
		ความถี่	%
จำนวนผู้ติดตามในการเดินทางโดยรถโดยสารสาธารณะ	เดินทางเองคนเดียว	524	52.40
	ผู้ร่วมเดินทางด้วย 1 คน	351	35.10
	ผู้ร่วมเดินทางด้วยมากกว่า 2 คน	125	12.50
ความไว้วางใจในการใช้บริการระบบขนส่งสาธารณะ	ไม่ไว้วางใจ	8	0.80
	ไว้วางใจเล็กน้อย	91	9.10
	ไว้วางใจปานกลาง	691	69.10
	ไว้วางใจมาก	179	17.90
	ไว้วางใจมากที่สุด	31	3.10
เหตุผลที่เดินทางด้วยระบบขนส่งสาธารณะ	ไม่มีทางเลือก	135	13.50
	ราคาถูก	661	66.10
	ตรงต่อเวลา	305	30.50
	ประทับใจในบริการ	143	14.30
	ใช้เวลาเดินทางไม่นาน	374	37.40
	ลดปัญหามลพิษ	113	11.30
	สะดวก สามารถเข้าถึงได้ง่าย	457	45.70
	มีความปลอดภัยในการเดินทาง	361	36.10
	อื่นๆ	8	0.80
ช่วงเวลาที่ใช้รถโดยสารสาธารณะ	ช่วงเช้ามีด - เช้า (04:00-09:59 น.)	644	64.40
	ช่วงสาย - บ่าย (10:00-15:59 น.)	310	31.00
	ช่วงเย็น - ค่ำ (16:00-21:59 น.)	44	4.40
	ช่วงดึก (22:00-00:59 น.)	2	0.20

4.2 ผลการวิเคราะห์สถิติเบื้องต้นของแบบสอบถามการวิเคราะห์ความสำคัญ (Important) ของผู้ตอบแบบสอบถาม

สถิติเบื้องต้นของข้อคำถามเกี่ยวกับปัจจัยการวิเคราะห์ความสำคัญและผลการปฏิบัติงาน (Important Performance Analysis: IPA) การพิจารณาค่าสถิติพื้นฐานของตัวชี้วัดเพื่อนำไปวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน และสมการโครงสร้างโดยพิจารณาตัวแปรทั้งหมด 24 ตัวแปร จาก 4 ปัจจัย ได้แก่ ด้านการรับรู้ในการควบคุมพฤติกรรมของตนเอง (Perceived Behavioral Control) ด้านทัศนคติ (Attitude) ด้านความตั้งใจ (Intention) และ ด้านบรรทัดฐานสังคม (Subjective

Norms) ตารางที่ 4.3 แสดงสถิติเบื้องต้นของข้อคำถามความสำคัญ (Important) ทั้งหมดที่ได้กล่าวถึงข้างต้น โดยสถิติเบื้องต้นจะประกอบด้วย ค่าเฉลี่ย (mean) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation) ความเบ้ (skewness) และความโด่ง (kurtosis) ดังนี้

ตารางที่ 4.5 การวิเคราะห์สถิติเบื้องต้นของแบบสอบถามการวิเคราะห์ความสำคัญ (Important)

ตัวแปร	คำอธิบาย	1,000 ตัวอย่าง			
		Mean	SD	SK	KU
	ด้านการรับรู้ในการควบคุมพฤติกรรมของตนเอง (Perceived Behavioral Control) Cronbach's Alpha = 0.834				
PBC1	ฉันคิดว่าระบบขนส่งที่มีความถี่ในการให้บริการมาก ทำให้ง่ายต่อการเดินทาง	6.40	0.867	-1.706	3.512
PBC2	ฉันคิดว่าระบบขนส่งที่มีความตรงต่อเวลาของรถโดยสาร ทำให้ง่ายต่อการเดินทาง	6.30	0.889	-1.617	3.494
PBC3	ฉันคิดว่าระบบขนส่งที่มีความสะอาดสบายมาก ทำให้ง่ายต่อการเดินทาง	6.22	0.907	-1.191	1.374
PBC4	ฉันคิดว่าระบบขนส่งที่มีค่าเดินทางที่ถูกขึ้น ทำให้ง่ายต่อการเดินทาง	6.30	0.908	-1.476	2.866
PBC5	ฉันคิดว่าระบบขนส่งที่มีการเข้าถึงในการใช้บริการได้ทั่วถึง ทำให้ง่ายต่อการเดินทาง	6.21	0.928	-1.259	1.790
PBC6	ฉันคิดว่าระบบขนส่งที่มีความปลอดภัยมาก ทำให้ง่ายต่อการเดินทาง	6.23	0.913	-1.293	1.980
	ด้านทัศนคติ (Attitude) Cronbach's Alpha = 0.907				
A1	ฉันชอบใช้ระบบขนส่งสาธารณะ หากความถี่ในการให้บริการดีขึ้น	6.17	0.907	-1.372	2.928
A2	ฉันชอบใช้ระบบขนส่งสาธารณะ หากเวลาในการเดินทางลดลง	6.14	0.954	-1.393	2.723
A3	ฉันชอบใช้ระบบขนส่งสาธารณะ หากความสะอาดสบายมากขึ้น	6.17	0.927	-1.104	1.017
A4	ฉันชอบใช้ระบบขนส่งสาธารณะ หากค่าเดินทางถูกลง	6.30	0.891	-1.297	1.565
A5	ฉันชอบใช้ระบบขนส่งสาธารณะ หากการเข้าถึงในการใช้บริการได้ง่ายมากยิ่งขึ้น	6.15	0.886	-0.970	0.632
A6	ฉันชอบใช้ระบบขนส่งสาธารณะ หากความปลอดภัยเพิ่มสูงขึ้น	6.23	0.900	-1.193	1.399
	ด้านความตั้งใจ (Intention) Cronbach's Alpha = 0.890				
I1	ฉันจะใช้ระบบขนส่งสาธารณะ เพราะเชื่อว่าความถี่ในการให้บริการส่งผลต่อความตั้งใจในการใช้บริการของฉัน	6.08	0.924	-1.136	1.851
I2	ฉันจะใช้ระบบขนส่งสาธารณะ เพราะเชื่อว่าเวลาในการเดินทางส่งผลต่อความตั้งใจในการใช้บริการของฉัน	6.05	0.953	-1.162	1.706
I3	ฉันจะใช้ระบบขนส่งสาธารณะ เพราะเชื่อว่าความสะอาดสบายส่งผลต่อความตั้งใจในการใช้บริการ	6.14	0.945	-1.022	0.639

ตารางที่ 4.6 การวิเคราะห์สถิติเบื้องต้นของแบบสอบถามการวิเคราะห์ความสำคัญ (Important)
(ต่อ)

ตัวแปร	คำอธิบาย	1,000 ตัวอย่าง			
		Mean	SD	SK	KU
I4	ฉันจะใช้ระบบขนส่งสาธารณะ เพราะเชื่อว่าค่าเดินทางส่งผลต่อความตั้งใจในการใช้บริการ	6.20	0.938	-1.095	0.687
I5	ฉันจะใช้ระบบขนส่งสาธารณะ เพราะเชื่อว่าการเข้าถึงสถานที่ทำงานและที่อยู่อาศัยส่งผลต่อความตั้งใจในการใช้บริการ	6.12	0.918	-0.973	0.564
I6	ฉันจะใช้ระบบขนส่งสาธารณะ เพราะเชื่อว่าความปลอดภัยส่งผลต่อความตั้งใจในการใช้บริการ	6.19	0.956	-1.314	2.075
	ด้านบรรทัดฐานสังคม (Subjective Norms) Cronbach's Alpha = 0.846				
SN1	ฉันชอบใช้บริการขนส่งสาธารณะเพราะทำให้ท่านรู้สึกความทันสมัย	5.86	1.062	-1.148	1.928
SN2	ฉันชอบใช้บริการขนส่งสาธารณะเพราะจะช่วยลดต้นทุนการเดินทาง	5.75	1.162	-1.229	2.026
SN3	ฉันชอบใช้บริการขนส่งสาธารณะเพราะความสะดวกสบายในการเดินทาง	5.78	1.166	-1.201	2.054
SN4	ฉันชอบใช้บริการขนส่งสาธารณะเพราะช่วยลดปัญหามลพิษ	5.75	1.192	-1.077	1.392
SN5	ฉันชอบใช้บริการขนส่งสาธารณะเพราะเป็นเรื่องปกติของสังคม	5.74	1.220	-1.055	1.160
SN6	ฉันชอบใช้ระบบขนส่งสาธารณะตามที่คนรอบข้างหรือเพื่อนแนะนำ	5.75	1.221	-0.857	0.243

หมายเหตุ: SD หมายถึง standard deviation; SK หมายถึง skewness; KU หมายถึง kurtosis.

4.3 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระในแบบจำลอง

วิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สันระหว่างตัวแปรสังเกตในแบบจำลองปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับความตั้งใจของประชากรสูงวัยในการใช้บริการขนส่งสาธารณะ เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสองตัว ค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นบวก หมายความว่าเมื่อตัวแปรตัวหนึ่งเพิ่มขึ้นหรือลดลง อีกตัวแปรหนึ่งก็จะเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามไปด้วย ส่วนค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นลบ หมายความว่าเมื่อตัวแปรตัวหนึ่งเพิ่มขึ้นหรือลดลง อีกตัวแปรหนึ่งจะมีค่าเพิ่มขึ้นหรือลดลงในทิศทางตรงกันข้าม ระดับนัยสำคัญของการทดสอบระบุด้วยเครื่องหมาย (*) และ (**) ซึ่งแทนค่านัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 และ 0.01 ตามลำดับ (* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$) ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้ง 24 ตัวในแบบจำลองแต่ละปัจจัย พบว่าค่าสัมประสิทธิ์มีค่าระหว่าง 0.193 ถึง 0.757 เมื่อพิจารณาผลการทดสอบสมมติฐานว่า เมทริกซ์สหสัมพันธ์เอกลักษณ์ (Identity Matrix) หรือไม่ พบว่าได้ค่า $\chi^2 = 14373.538$ ($df = 276$, $p < 0.001$) ซึ่งมีค่าแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01 และสอดคล้องกับผลการวิเคราะห์ค่าดัชนี Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.940 ซึ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงให้เห็นว่าเมทริกซ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรสังเกตได้นี้ไม่เป็นเมทริกซ์

เอกลักษณ์ และมีความสัมพันธ์กันระหว่างตัวแปรมากพอที่จะนำมาวิเคราะห์องค์ประกอบในสมการ
โครงสร้างได้ดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรปัจจัยที่มีต่อความตั้งใจของผู้สูงอายุในการใช้บริการขนส่งสาธารณะ

ตัวแปร	PBC1	PBC2	PBC3	PBC4	PBC5	PBC6	A1	A2	A3	A4	A5	A6	I1	I2	I3	I4	I5	I6	SN1	SN2	SN3	SN4	SN5	SN6
PBC1	1																							
PBC2	.728**	1																						
PBC3	.586**	.626**	1																					
PBC4	.573**	.536**	.585**	1																				
PBC5	.563**	.556**	.564**	.656**	1																			
PBC6	.541**	.556**	.586**	.569**	.641**	1																		
A1	.456**	.464**	.460**	.432**	.430**	.523**	1																	
A2	.381**	.368**	.339**	.343**	.396**	.375**	.505**	1																
A3	.383**	.389**	.410**	.386**	.398**	.420**	.391**	.629**	1															
A4	.398**	.400**	.426**	.502**	.486**	.458**	.448**	.393**	.491**	1														
A5	.301**	.355**	.350**	.375**	.406**	.365**	.422**	.495**	.492**	.473**	1													
A6	.389**	.409**	.436**	.428**	.490**	.516**	.480**	.391**	.443**	.498**	.507**	1												
I1	.374**	.378**	.384**	.355**	.404**	.371**	.432**	.370**	.318**	.364**	.330**	.454**	1											
I2	.366**	.365**	.338**	.303**	.317**	.332**	.334**	.513**	.415**	.345**	.430**	.361**	.600**	1										
I3	.329**	.341**	.332**	.290**	.309**	.313**	.290**	.409**	.464**	.327**	.427**	.336**	.427**	.637**	1									
I4	.349**	.367**	.400**	.419**	.438**	.424**	.372**	.333**	.374**	.472**	.343**	.442**	.487**	.396**	.504**	1								
I5	.336**	.363**	.374**	.421**	.392**	.405**	.383**	.379**	.392**	.421**	.408**	.385**	.452**	.487**	.493**	.555**	1							
I6	.360**	.381**	.399**	.409**	.435**	.450**	.384**	.340**	.353**	.435**	.373**	.490**	.439**	.398**	.451**	.525**	.522**	1						
SN1	.364**	.358**	.398**	.363**	.335**	.375**	.374**	.289**	.270**	.327**	.250**	.349**	.442**	.337**	.319**	.393**	.393**	.472**	1					
SN2	.382**	.409**	.413**	.338**	.368**	.371**	.326**	.310**	.314**	.308**	.256**	.352**	.365**	.316**	.280**	.365**	.334**	.434**	.614**	1				
SN3	.433**	.421**	.429**	.386**	.396**	.402**	.354**	.299**	.342**	.317**	.237**	.383**	.383**	.300**	.307**	.367**	.323**	.464**	.588**	.757**	1			
SN4	.403**	.391**	.431**	.387**	.376**	.417**	.356**	.254**	.317**	.355**	.276**	.388**	.374**	.266**	.308**	.352**	.311**	.435**	.572**	.653**	.754**	1		
SN5	.351**	.379**	.375**	.325**	.323**	.385**	.306**	.199**	.301**	.297**	.234**	.359**	.300**	.207**	.290**	.378**	.314**	.362**	.513**	.602**	.643**	.736**	1	
SN6	.339**	.341**	.347**	.338**	.351**	.395**	.341**	.193**	.272**	.347**	.277**	.395**	.326**	.202**	.284**	.393**	.365**	.433**	.485**	.508**	.580**	.661**	.711**	1

หมายเหตุ: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$ หมายถึง มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 และ 0.01 ตามลำดับ

4.4 ผลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis)

4.4.1 โครงสร้างโมเดลการวัด (Measurement Model)

การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (CFA) ถูกใช้เพื่อประเมินความเหมาะสมของโครงสร้างโมเดลการวัดที่พัฒนาขึ้นบนพื้นฐานของทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior: TPB) โดยมี 4 ตัวแปรแฝงหลัก ได้แก่

- 1) ทศนคติ (Attitude) วัดโดย ATT1-ATT6
- 2) บรรทัดฐานส่วนบุคคล (Subjective Norms) วัดโดย SN1-SN6
- 3) การควบคุมพฤติกรรมที่รับรู้ (Perceived Behavioral Control: PBC) วัดโดย PBC1 – PBC6
- 4) เจตนาในการใช้บริการ (Behavioral Intention: INT) วัดโดย INT1 – INT6

แม้ว่าตัวชี้วัดบางรายการ เช่น ATT2, ATT3, SN2 และ SN3 จะมีน้ำหนักองค์ประกอบ (factor loading) ต่ำกว่าเกณฑ์ที่แนะนำ (< 0.6) แต่ยังอยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้ตามข้อเสนอของ Hair et al. (2013) และ Byrne (2013) โดยเมื่อค่าความเชื่อมั่นรวม CR อยู่ในระดับสูง และค่า AVE อยู่ในระดับใกล้เคียงหรือมากกว่า 0.5 ซึ่งสะท้อนถึงคุณภาพการวัดที่เพียงพอของโมเดล

4.4.2 ค่าความเหมาะสมของโมเดล (Model Fit Indices)

ผลการวิเคราะห์ CFA ด้วยวิธี Maximum Likelihood Estimation ให้ค่าดัชนีความสอดคล้องของโมเดล ดังนี้

ตารางที่ 4.5 ตารางแสดงความเหมาะสมของโมเดล (Model Fit Indices)

ดัชนีชี้วัด	ค่าโมเดล	เกณฑ์การยอมรับ
Chi-square / df	1601.425 / 353 $\approx$ 4.54	< 5.00 (พอใช้ได้)
RMSEA	0.057	≤ 0.08 (ดี), ≤ 0.05 (ดีมาก)
CFI	0.918	≥ 0.90 (ดี), ≥ 0.95 (ดีมาก)
TLI	0.907	≥ 0.90
SRMR	0.042	≤ 0.08

จากผลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (CFA) พบว่าโมเดลการวัดมีความสอดคล้องกับข้อมูลในระดับ “ดีถึงดีมาก” เมื่อพิจารณาจากดัชนีความสอดคล้องของโมเดล (Model Fit Indices) ดังนี้ Chi-square / df = 4.54 ซึ่งน้อยกว่าเกณฑ์ < 5.0 ที่ยอมรับได้ (Wheaton et al., 1977) RMSEA = 0.057 พร้อมช่วงความเชื่อมั่น 90% CI (0.054–0.059) อยู่ในเกณฑ์ “เหมาะสมมาก” (< 0.06) ตามข้อเสนอของ Hu and Bentler (1999) CFI = 0.918 และ TLI

= 0.907 ซึ่งมากกว่าเกณฑ์ ≥ 0.90 แสดงว่าโมเดลมีความสอดคล้องดี (Bentler, 1990) SRMR = 0.042 น้อยกว่าค่าเกณฑ์ 0.08 ที่กำหนดโดย Kline (2023) ผลรวมของดัชนีเหล่านี้ชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองการวัดมีความสอดคล้องและเหมาะสมกับข้อมูลที่เก็บจากกลุ่มตัวอย่าง และสามารถใช้ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ได้ต่อไป

4.4.3 ค่าความเชื่อมั่นของตัวแปรแฝง (Standardized Factor Loadings)

ค่าการถ่วงน้ำหนักของตัวแปรสังเกต (Standardized Factor Loadings) อยู่ระหว่าง 0.616 – 0.873 ซึ่ง สูงกว่าเกณฑ์ขั้นต่ำที่ยอมรับได้ (≥ 0.50) ตามข้อเสนอของ Brown (2015) และมีนัยสำคัญทางสถิติทั้งหมด ($p < 0.001$) แสดงให้เห็นว่าตัวแปรสังเกตสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรแฝงได้อย่างเหมาะสม

ตารางที่ 4.6 แสดงผลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (CFA) ของแบบจำลอง

ตัวแปร	STDYX	S.E.	p-value	CR	AVE
Attitude				0.993	0.464
ATT1	0.672	0.019	<0.001		
ATT2	0.637	0.021	<0.001		
ATT3	0.642	0.020	<0.001		
ATT4	0.713	0.018	<0.001		
ATT5	0.715	0.018	<0.001		
ATT6	0.702	0.018	<0.001		
Perceived Behavioral Control				0.996	0.555
PBC1	0.719	0.017	<0.001		
PBC2	0.730	0.016	<0.001		
PBC3	0.747	0.015	<0.001		
PBC4	0.748	0.015	<0.001		
PBC5	0.778	0.014	<0.001		
PBC6	0.770	0.014	<0.001		
Subjective Norms				0.993	0.439
SN1	0.664	0.019	<0.001		
SN2	0.619	0.021	<0.001		
SN3	0.640	0.020	<0.001		
SN4	0.651	0.018	<0.001		

ตารางที่ 4.6 แสดงผลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (CFA) ของแบบจำลอง (ต่อ)

ตัวแปร	STDYX	S.E.	p-value	CR	AVE
SN5	0.651	0.020	<0.001		
SN6	0.707	0.018	<0.001		
Intention to use Public Transport				0.996	0.621
INT1	0.675	0.018	<0.001		
INT2	0.747	0.015	<0.001		
INT3	0.822	0.012	<0.001		
INT4	0.875	0.009	<0.001		
INT5	0.826	0.012	<0.001		
INT6	0.768	0.014	<0.001		

หมายเหตุ: STDYX หมายถึง Standardized

S.E. หมายถึง Standard Error

AVE หมายถึง Average variance extracted

CR หมายถึง Construct reliability

จากตารางแสดงผลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (CFA) พบว่าโมเดลการวัดที่ใช้ในการศึกษานี้มีความเหมาะสมและความสอดคล้องภายในที่ดีในทุก factor ได้แก่ Attitude, Perceived Behavioral Control (PBC), Subjective Norms (SN) และ Intention to use Public Transport (INT) โดยพิจารณาจากค่าการถ่วงน้ำหนักของตัวแปรสังเกต (Standardized Factor Loadings: STDYX), ค่าความเที่ยงตรงรวม (CR) และค่าอธิบายความแปรปรวนเฉลี่ย (AVE) ดังนี้

- 1) Attitude ค่า STDYX อยู่ระหว่าง 0.637 – 0.715 โดยทุกตัวแปรมีค่า $p < 0.001$ แสดงว่ามีนัยสำคัญทางสถิติ ค่า CR = 0.993 แสดงถึงความเชื่อมั่นภายในที่ดีเยี่ยม ค่า AVE = 0.464 ต่ำกว่าเกณฑ์ที่ยอมรับ (≥ 0.50) เล็กน้อย อย่างไรก็ตามเนื่องจากค่า CR สูงมาก จึงสามารถพิจารณาว่า factor นี้มีความเที่ยงตรงรวมที่ยอมรับได้ (Fornell & Larcker, 1981)
- 2) Perceived Behavioral Control (PBC) ค่า STDYX อยู่ในช่วง 0.719 – 0.778 และมีนัยสำคัญทางสถิติทั้งหมด ($p < 0.001$) ค่า CR = 0.996, AVE = 0.555 ซึ่งทั้งสองค่าผ่านเกณฑ์มาตรฐาน ($CR \geq 0.70$ และ $AVE \geq 0.50$) สะท้อนว่า factor นี้มีทั้งความสอดคล้องภายในและความสามารถในการอธิบายตัวแปรแฝงได้ดี
- 3) Subjective Norms (SN) ค่า STDYX อยู่ในช่วง 0.619 – 0.707 และทุกค่ามีนัยสำคัญทางสถิติ ค่า CR = 0.993 สูงมาก แต่ AVE = 0.439 ยังต่ำกว่าเกณฑ์เล็กน้อย แม้ว่า AVE จะต่ำ แต่การที่ CR สูงเกิน 0.90 ทำให้ยังถือว่า factor นี้สามารถใช้ได้ภายใต้การพิจารณาเชิงทฤษฎี (Hair et al., 2013)
- 4) Intention to use Public Transport ค่า STDYX อยู่ระหว่าง 0.675 – 0.875 ซึ่งถือว่าสูงมาก และมีนัยสำคัญทางสถิติทั้งหมด ค่า CR = 0.996, AVE = 0.621 ผ่านเกณฑ์

ชัดเจนเป็น factor มีค่าความเชื่อมั่นและความตรงเชิงโครงสร้างสูงที่สุดในแบบจำลองการวิจัย

4.5 การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling)

การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เป็นขั้นตอนสำคัญในการตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง ตามกรอบแนวคิดของทฤษฎีแผนพฤติกรรม (Theory of Planned Behavior: TPB) กับความตั้งใจใช้บริการขนส่งสาธารณะของประชากรสูงอายุ โดยประเมินผ่านค่าความสอดคล้องของโมเดลและค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางระหว่างตัวแปร

4.5.1 การตรวจสอบความสอดคล้องของแบบจำลองโครงสร้างความตั้งใจแสดงพฤติกรรมการใช้บริการขนส่งสาธารณะสำหรับผู้สูงอายุ

จากผลการวิเคราะห์ SEM ด้วยวิธี Maximum Likelihood Estimation ผลการวิเคราะห์ชี้ให้เห็นว่าโมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับที่น่าเชื่อถือ โดยสามารถอ้างอิงจากค่าความสอดคล้องของโมเดลที่แสดงไว้แล้วใน ตารางที่ 4.10 ดังนี้ $\text{Chi-square} / \text{df} = 1549.216 / 337 \approx 4.597 (< 5.00: \text{พอใช้ได้})$ $\text{RMSEA} = 0.057 (\leq 0.08: \text{ดี})$ $\text{CFI} = 0.920 (\geq 0.90: \text{ดี})$ $\text{TLI} = 0.911 (\geq 0.90: \text{ดี})$ และ $\text{SRMR} = 0.047 (\leq 0.08: \text{ดีมาก})$ ค่าดัชนีทั้งหมดอยู่ในเกณฑ์ที่สามารถยอมรับได้ตามข้อเสนอของ Hair et al. (2013), Hu and Bentler (1999) และ Byrne (2013) แสดงว่าโมเดล SEM ที่สร้างขึ้นมีความเหมาะสมในการอธิบายโครงสร้างข้อมูลในงานวิจัยนี้

4.5.2 การวิเคราะห์เส้นทางความสัมพันธ์และการทดสอบสมมติฐาน

จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) ดังตารางที่ 4.7 และ รูปที่ 4.1 พบว่าปัจจัยหลายประการมีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติต่อความตั้งใจในการใช้บริการขนส่งสาธารณะของประชากรสูงอายุ (Behavioral Intention) ทั้งจากปัจจัยทางจิตวิทยา (ตามกรอบ TPB) และปัจจัยด้านประชากรศาสตร์ โดยสามารถแปลผลสมมติฐานทั้ง 7 ข้อได้ดังนี้

สมมติฐานที่ 1 (H1) ทศนคติต่อการใช้บริการขนส่งสาธารณะ (Attitude toward use) มีอิทธิพลทางบวกต่อความตั้งใจในการใช้บริการขนส่งสาธารณะ ผลการศึกษาพบว่า ทศนคติมีอิทธิพลเชิงบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($\beta = 0.322, p < 0.001$) สะท้อนว่าสังคมสูงวัยที่มีมุมมองเชิงบวก เช่น การมองว่าบริการขนส่งสะดวก ประหยัด ปลอดภัย จะมีแนวโน้มตั้งใจใช้บริการมากกว่าผู้ที่ไม่มีทัศนคติไม่ชัดเจน

สมมติฐานที่ 2 (H2) บรรทัดฐานส่วนบุคคล (Subjective Norms) ส่งผลในเชิงบวกต่อความตั้งใจในการใช้บริการขนส่ง พบว่า มีค่าสัมประสิทธิ์มาตรฐาน $\beta = 0.059$ และมีนัยสำคัญทาง

สถิติ ($p < 0.001$) แสดงว่าแรงกดดันจากบุคคลรอบข้าง อาทิ สมาชิกในครอบครัว เพื่อน หรือชุมชน มีอิทธิพลต่อพฤติกรรมของประชากรสูงวัย

สมมติฐานที่ 3 (H3) การรับรู้การควบคุมพฤติกรรมตนเอง (Perceived Behavioral Control) มีอิทธิพลทางบวกต่อความตั้งใจใช้บริการ ผลการศึกษาพบว่า มีค่าสัมประสิทธิ์มาตรฐานสูงที่สุดในโมเดล ($\beta = 0.334$, $p < 0.001$) บ่งชี้ว่าหากประชากรสูงวัยรู้สึกว่าจะสามารถเข้าถึงหรือใช้งานระบบขนส่งได้ด้วยตนเอง เช่น การเดินทางไม่ลำบากหรือมีบริการอำนวยความสะดวก จะมีแนวโน้มตั้งใจใช้บริการมากขึ้น

สมมติฐานที่ 4 (H4) เพศ (Gender) มีผลกระทบต่อความตั้งใจใช้บริการ ผลการศึกษาไม่พบอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($\beta = -0.001$, $p = 0.970$) แสดงว่าเพศไม่ใช่ปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อการตัดสินใจใช้บริการขนส่งของประชากรสูงวัยในบริบทนี้

สมมติฐานที่ 5 (H5) อายุ (Age) มีอิทธิพลต่อความตั้งใจ ผลการศึกษาพบว่า อายุมีอิทธิพลในเชิงบวกต่อความตั้งใจในการใช้บริการขนส่งสาธารณะอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($\beta = 0.040$, $p < 0.001$) โดยค่าพารามิเตอร์ที่เป็นบวกและมีนัยสำคัญนี้ บ่งชี้ว่า กลุ่มผู้สูงอายุที่มีอายุน้อยกว่า (60–69 ปี) มีแนวโน้มที่จะมีความตั้งใจในการใช้บริการขนส่งสาธารณะมากกว่าผู้ที่มีอายุมากกว่า (70 ปีขึ้นไป) ซึ่งอาจสะท้อนถึงความสามารถในการเคลื่อนไหว สุขภาพร่างกาย หรือความมั่นใจในการใช้บริการระบบขนส่งที่ยังอยู่ในระดับดี

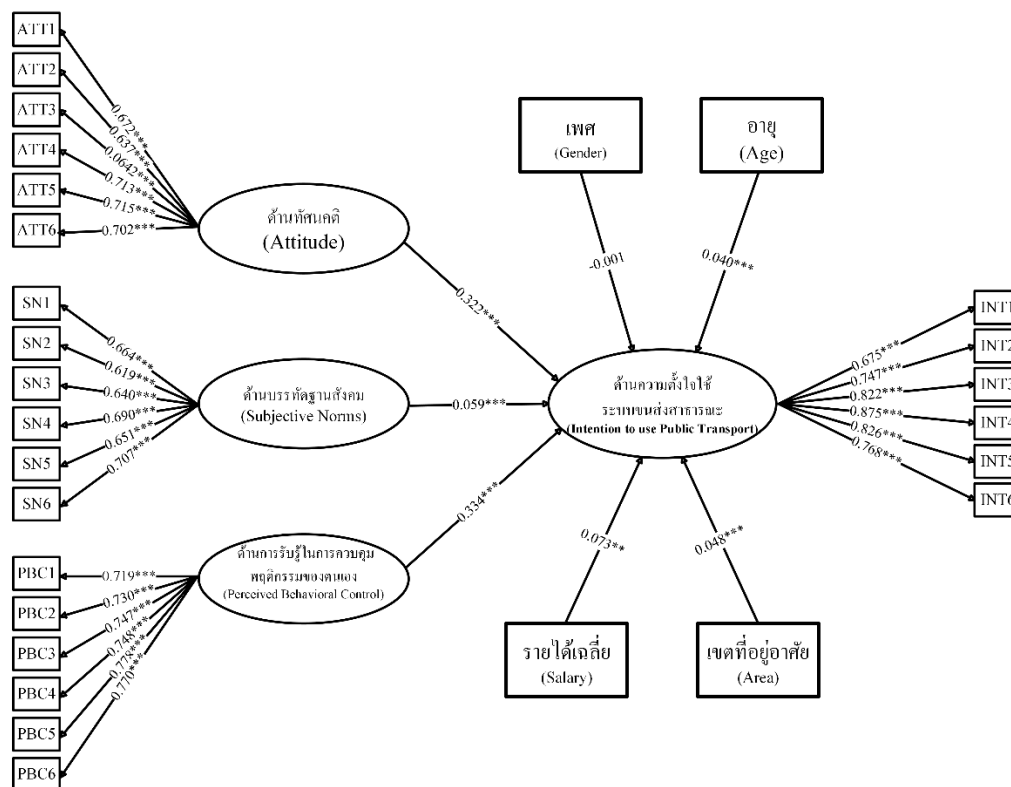
สมมติฐานที่ 6 (H6) รายได้ (Salary) มีอิทธิพลต่อความตั้งใจ ผลการศึกษามีค่าสัมประสิทธิ์ $\beta = 0.073$ ($p = 0.003$) แสดงว่ากลุ่มที่มีรายรับสูงกว่ามีแนวโน้มที่จะเลือกใช้บริการขนส่งสาธารณะมากกว่า สะท้อนถึงเงื่อนไขทางเศรษฐกิจที่มีบทบาทในการเลือกใช้บริการขนส่งสาธารณะ

สมมติฐานที่ 7 (H7) พื้นที่อยู่อาศัย (Area) ส่งผลต่อความตั้งใจ ผลการศึกษาพบค่าสัมประสิทธิ์ $\beta = 0.048$ ($p < 0.001$) บ่งชี้ว่าพื้นที่อยู่อาศัย เช่น ในเมืองหรือนอกเมือง มีผลกระทบต่อพฤติกรรมการใช้บริการขนส่ง เช่น การเข้าถึงและคุณภาพบริการ

ตารางที่ 4.7 ตารางแสดงผลการทดสอบสมมติฐานจากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง

สมมติฐาน	ความสัมพันธ์	Standardized Estimate	S.E.	t-value	p-value	สรุปผล
H1	ATT → INT	0.322***	0.044	7.319	<0.001	ยอมรับ
H2	SN → INT	0.059***	0.003	22.454	<0.001	ยอมรับ
H3	PBC → INT	0.334***	0.043	7.729	<0.001	ยอมรับ
H4	Gender → INT	-0.001	0.025	-0.038	0.970	ไม่ยอมรับ
H5	Age → INT	0.040***	0.001	28.564	<0.001	ยอมรับ
H6	Salary → INT	0.073**	0.025	2.947	0.003	ยอมรับ
H7	Area → INT	0.048***	0.002	28.552	<0.001	ยอมรับ

หมายเหตุ : *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$



รูปที่ 4.1 แบบจำลองสมการโครงสร้างปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกรูปแบบการเดินทางของผู้สูงอายุในเมืองภูมิภาคของประเทศไทย

4.6 การวิเคราะห์ถดถอยโลจิสติกพหุกลุ่ม (MLR)

การศึกษานี้ใช้การวิเคราะห์ทางสถิติด้วยวิธีการถดถอยโลจิสติกพหุกลุ่ม (MLR) เพื่อศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกรูปแบบการเดินทางของประชากรผู้สูงอายุในเมืองภูมิภาคของประเทศไทย ได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้เทคนิค MLR โดยเริ่มจากการประเมินความสอดคล้อง

ตารางที่ 4.8 ความเหมาะสมของแบบจำลองและค่า Pseudo R-Square

Model	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	4940.585			
Final	2561.661	2378.924	42	0.000

จากการตรวจสอบความเหมาะสมของโมเดล พบว่าโมเดล MLR มีค่า -2 Log Likelihood ของโมเดลสุดท้ายอยู่ที่ 2,561.661 ซึ่งลดลงจากโมเดลที่ไม่มีตัวแปรอิสระอย่างมีนัยสำคัญ (Chi-square = 2,378.924, df = 42, $p < 0.001$) แสดงว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นสามารถทำนายการเลือก

โหมดได้อย่างมีประสิทธิภาพและดีกว่าแบบจำลองพื้นฐานอย่างชัดเจน จากนั้นจึงวิเคราะห์ผลสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระแต่ละตัว ดังแสดงในตารางถัดไป

ตารางที่ 4.9 ค่าสัมประสิทธิ์ถดถอย (B), ค่า Exp(B) และค่าความมีนัยสำคัญทางสถิติ

Index	ค่า
Cox & Snell	0.690
Nagelkerke	0.756
McFadden	0.481

ค่าดัชนี Pseudo R-Square ที่ได้ ได้แก่ Cox & Snell = 0.690, McFadden = 0.481 และ Nagelkerke = 0.756 ซึ่งค่า Nagelkerke ที่สูงถึง 0.756 บ่งชี้ว่าโมเดลมีความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของพฤติกรรมทางเลือกโหมดของประชากรสูงวัยได้ถึง 75.6% จัดอยู่ในระดับสูงมาก และมีความน่าเชื่อถือ

4.6.1 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง (Parameter Estimates)

Multinomial Logit Model (MNL) ถูกนำมาใช้เพื่อวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อการเลือกโหมดของประชากรสูงวัย โดยมี "รถยนต์ส่วนตัว (Car)" เป็นหมวดอ้างอิง (Reference Category) และเปรียบเทียบกับโหมดการเดินทางอื่น ๆ ได้แก่ รถบัส (Bus), รถไฟ (Rail), และขนส่งกึ่งสาธารณะ (Paratransit)

ตารางที่ 4.10 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง (Parameter Estimates)

Mode Choice		B	Std. Error	Sig.	Exp(B)
Bus	Intercept	6.064	1.748	0.001	
	อายุ (ปี)	-0.020	0.019	0.276	0.980
	รายได้เฉลี่ย (พันบาท)	-0.168	0.014	0.000	0.846
	ระยะเวลาเดินทาง (นาที)	0.080	0.015	0.000	1.083
	ระยะทางในการเดินทาง (กิโลเมตร)	0.025	0.019	0.179	1.025
	ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง	-0.120	0.007	0.000	0.887
	เพศ ชาย=0, หญิง=1	0.085	0.173	0.623	1.089
	ไม่มีผู้ติดตาม=0, มีผู้ติดตาม=1	2.278	0.192	0.000	9.754
	ไปทำงาน	-0.131	0.525	0.804	0.878
	พักผ่อน/ท่องเที่ยว	-0.540	0.345	0.118	0.583
	ไปซื้อของ	-0.648	0.315	0.040	0.523
	กิจกรรมกีฬา (การชุมนุม)	0.380	0.443	0.390	1.463
	เดินทางกลับบ้าน	-0.537	0.279	0.055	0.584
	ทำงานนอกบ้าน	-0.165	0.224	0.461	0.848
	ไม่ทำงาน/อยู่บ้าน	-0.411	0.232	0.077	0.663

ตารางที่ 4.10 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง (Parameter Estimates) (ต่อ)

Mode Choice		B	Std. Error	Sig.	Exp(B)
Rail	Intercept	6.981	6.362	0.272	
	อายุ (ปี)	0.044	0.063	0.489	1.045
	รายได้เฉลี่ย (พันบาท)	-0.272	0.078	0.000	0.762
	ระยะเวลาเดินทาง (นาที)	0.276	0.065	0.000	1.318
	ระยะทางในการเดินทาง (กิโลเมตร)	0.122	0.061	0.046	1.130
	ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง	-1.085	0.143	0.000	0.338
	เพศ ชาย=0, หญิง=1	-0.768	0.639	0.230	0.464
	ไม่มีผู้ติดตาม=0, มีผู้ติดตาม=1	-0.175	0.827	0.832	0.839
	ไปทำงาน	-2.097	1.567	0.181	0.123
	พักผ่อน/ท่องเที่ยว	-1.919	1.419	0.176	0.147
	ไปซื้อของ	-2.130	1.176	0.070	0.119
	กิจกรรมกีฬา (การชุมนุม)	4.186	1.862	0.025	65.751
	เดินทางกลับบ้าน	-1.664	1.022	0.103	0.189
	ทำงานนอกบ้าน	-0.295	0.926	0.751	0.745
	ไม่ทำงาน/อยู่บ้าน	0.593	0.930	0.524	1.810
Paratransit	Intercept	8.743	1.726	0.000	
	อายุ (ปี)	-0.058	0.018	0.002	0.944
	รายได้เฉลี่ย (พันบาท)	-0.111	0.012	0.000	0.895
	ระยะเวลาเดินทาง (นาที)	-0.025	0.013	0.062	0.975
	ระยะทางในการเดินทาง (กิโลเมตร)	0.046	0.017	0.008	1.047
	ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง	-0.016	0.003	0.000	0.984
	เพศ ชาย=0, หญิง=1	-0.181	0.167	0.278	0.834
	ไม่มีผู้ติดตาม=0, มีผู้ติดตาม=1	2.123	0.185	0.000	8.357
	ไปทำงาน	-1.223	0.524	0.020	0.294
	พักผ่อน/ท่องเที่ยว	-1.154	0.345	0.001	0.316
	ไปซื้อของ	-1.096	0.322	0.001	0.334
	กิจกรรมกีฬา (การชุมนุม)	-0.366	0.419	0.383	0.694
	เดินทางกลับบ้าน	-1.035	0.286	0.000	0.355
	ทำงานนอกบ้าน	0.526	0.218	0.016	1.692
	ไม่ทำงาน/อยู่บ้าน	-0.258	0.219	0.237	0.772

จากตาราง Parameter Estimates แสดงถึงปัจจัยที่มีผลต่อการเลือกโหมดการเดินทางของประชากรสูงวัย โดยผลลัพธ์ที่สำคัญสามารถสรุปได้ดังนี้ ระยะเวลาเดินทางมีอิทธิพลเชิงบวกต่อการเลือกใช้รถบัส (Bus) และรถไฟ (Rail) (Sig = 0.000) ซึ่งหมายความว่า ยิ่งระยะเวลาเดินทางเพิ่มขึ้น โอกาสที่ผู้สูงวัยเลือกใช้รถบัสหรือรถไฟก็เพิ่มขึ้น ค่า $\text{Exp}(B) > 1$ ยืนยันว่าระยะเวลาเดินทางที่นานขึ้นช่วยเพิ่มโอกาสในการเลือกใช้ระบบขนส่งสาธารณะ ค่าใช้จ่ายในการเดินทางมีอิทธิพลเชิงลบต่อการเลือกใช้รถบัส, รถไฟ และขนส่งสาธารณะ (Sig = 0.000) หมายความว่า หากค่าใช้จ่ายในการเดินทางเพิ่มขึ้นโอกาสที่ประชากรสูงวัยจะเลือกใช้ขนส่งสาธารณะลดลง ค่า $\text{Exp}(B) < 1$ สำหรับทุกโหมดการเดินทางที่ไม่ใช่รถยนต์ แสดงว่าประชากรสูงวัยหลีกเลี่ยงการใช้รูปแบบการเดินทางที่รายจ่ายสูง รายได้เฉลี่ยไม่มีผลอย่างมีนัยสำคัญต่อการเลือกโหมดการเดินทาง (Sig = 1.000) หมายความว่า ประชากรสูงวัยที่มีรายได้แตกต่างกัน ไม่ได้มีพฤติกรรมการเดินทางที่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ บ่งชี้ว่าปัจจัยด้านรายได้ไม่ได้เป็นตัวกำหนดหลักในการเลือกโหมดการเดินทางของประชากรสูงวัย ผู้ที่เดินทางคนเดียวมีแนวโน้มเลือกใช้รถบัสและขนส่งสาธารณะมากกว่ารถยนต์ส่วนตัว ค่า $\text{Exp}(B) = 9.754$ สำหรับรถบัส และ 8.357 สำหรับขนส่งสาธารณะ แสดงให้เห็นว่าประชากรสูงวัยที่เดินทางคนเดียวมีแนวโน้มเลือกใช้ระบบขนส่งสาธารณะมากกว่าผู้ที่เดินทางเป็นกลุ่ม เป็นไปได้ว่า การเดินทางคนเดียวช่วยให้ประชากรสูงวัยมีความยืดหยุ่นในการเลือกใช้ขนส่งสาธารณะมากขึ้น กิจกรรมกีฬา (การชุมนุม) เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการเลือกใช้รถไฟมากที่สุด ($\text{Exp}(B) = 65.751$) หมายความว่า ประชากรสูงวัยที่เดินทางเพื่อเข้าร่วมกิจกรรมชุมชน เช่น กีฬา หรือการชุมนุม มีโอกาสเลือกใช้รถไฟมากกว่าถึง 65 เท่า เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้รถยนต์ส่วนบุคคล แสดงให้เห็นถึงบทบาทสำคัญของกิจกรรมทางสังคมในการกำหนดพฤติกรรมการเดินทางของประชากรสูงวัย สรุปผลการวิเคราะห์ค่าใช้จ่ายสำหรับการเดินทางเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการเลือกใช้ขนส่งสาธารณะมากที่สุด ผู้ที่เดินทางคนเดียวมีแนวโน้มใช้ขนส่งสาธารณะมากกว่าผู้ที่เดินทางเป็นกลุ่ม กิจกรรมกีฬา (การชุมนุม) เป็นปัจจัยที่มีผลต่อการเลือกรถไฟมากที่สุด โดยประชากรสูงวัยที่เข้าร่วมกิจกรรมชุมชนมีแนวโน้มใช้รถไฟมากกว่าโหมดการเดินทางอื่นๆ

4.6.2 การทดสอบอิทธิพลของตัวแปรโดยใช้ Likelihood Ratio Tests

Likelihood Ratio Tests ถูกใช้เพื่อตรวจสอบว่าสมการที่มีตัวแปรต่าง ๆ นั้นมีความเหมาะสมมากกว่าการไม่มีตัวแปรนั้นหรือไม่ โดยเปรียบเทียบค่าของ Chi-Square (χ^2 Value) และ P-Value ของแต่ละตัวแปร

ตารางที่ 4.11 Likelihood Ratio Tests

Factors influencing mode choice	χ^2 Value	P-Value
Intercept	0.000	
อายุ	13.042	0.005
รายได้เฉลี่ย	202.805	0.000

ตารางที่ 4.11 Likelihood Ratio Tests (ต่อ)

Factors influencing mode choice	X^2 Value	P-Value
ระยะทาง	11.370	0.010
ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง	1347.140	0.000
เพศ	5.938	0.115
จำนวนผู้ติดตาม	203.299	0.000
ไปทำงาน	11.155	0.011
พักผ่อน/ท่องเที่ยว	13.123	0.004
ไปซื้อของ	13.680	0.003
กิจกรรมกีฬา (การชุมนุม)	7.467	0.058
อื่นๆ	15.047	0.002
ทำงานนอกบ้าน	17.174	0.001
ไม่ทำงาน/อยู่บ้าน	4.330	0.228

จากตาราง Likelihood Ratio Tests พบว่าค่าใช้จ่ายสำหรับการเดินทางมีค่าความแตกต่างของ -2 Log Likelihood สูงสุด ($\chi^2 = 1347.140$, Sig = 0.000) สะท้อนให้เห็นว่าปัจจัยที่มีผลกระทบต่อการเลือกโหมดการเดินทางมากที่สุด รายได้เฉลี่ย มีค่า χ^2 สูงถึง 202.805 (Sig = 0.000) แสดงว่าประชากรสูงวัยที่มีความแตกต่างของระดับรายได้มีแนวโน้มเลือกโหมดการเดินทางที่แตกต่างกัน ระยะเวลาเดินทางมีผลสำคัญต่อการเลือกโหมดการเดินทาง ($\chi^2 = 88.436$, Sig = 0.000) จำนวนผู้ติดตามเป็นอีกปัจจัยที่มีอิทธิพลสูงต่อการเลือกใช้ขนส่งสาธารณะ ($\chi^2 = 203.299$, Sig = 0.000) เพศไม่มีผลต่อการเลือกรูปแบบการเดินทาง ($\chi^2 = 5.938$, Sig = 0.115) แสดงว่าพฤติกรรมการเดินทางของผู้ชายและผู้หญิงไม่ได้แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ สรุปได้ว่าค่าใช้จ่ายในการเดินทางเป็นปัจจัยที่มีผลต่อการเลือกโหมดการเดินทางมากที่สุด รายได้, ระยะเวลาเดินทาง และจำนวนผู้ติดตามมีผลอย่างมีนัยสำคัญต่อพฤติกรรมการเดินทางของผู้สูงอายุ และเพศไม่มีอิทธิพลต่อการเลือกรูปแบบการเดินทาง

4.6.3 การทดสอบสำหรับตรวจสอบความแม่นยำของโมเดลในการจำแนกหมวดหมู่โหมดการเดินทาง (Confusion Matrix)

ใช้แสดงผลการคาดการณ์ของแบบจำลองถดถอยโลจิสติกพหุกลุ่ม (Multinomial Logistic Regression) โดยแสดงสัดส่วน (ร้อยละ) ของจำนวนผู้ตอบที่โมเดลทำนายได้ถูกต้องและทำนายผิดเปรียบเทียบกับค่าจริงของการเลือกโหมด

ตารางที่ 4.12 ตารางแสดงความถูกต้องของการจำแนกกลุ่ม (Confusion Matrix)

		Actual			
		Car	Bus	Rail	Paratransit
Predicted	Car	65.60	1.83	0.00	12.06
	Bus	25.31	91.27	1.24	38.67
	Rail	0.00	0.30	98.76	0.42
	Paratransit	9.09	6.60	0.00	48.86
	Total	100.00	100.00	100.00	100.00

จากตาราง Classification Accuracy พบว่า โมเดลการถดถอยโลจิสติกพหุกลุ่ม (Multinomial Logistic Regression) มีความสามารถในการจำแนกรูปแบบการเดินทางของผู้สูงอายุในแต่ละประเภทได้ในระดับที่หลายหลาย โดยสามารถอธิบายผลการจำแนกของแต่ละโหมดได้ดังนี้ ผู้ที่ใช้รถไฟ (Rail) โมเดลสามารถจำแนกได้ถูกต้องมากที่สุด คิดเป็นร้อยละ 98.76 บ่งชี้ว่าประชากรสูงวัยที่เลือกเดินทางด้วยรถไฟมีลักษณะหรือปัจจัยเฉพาะที่จำแนกได้ชัดเจน ผู้ที่ใช้รถโดยสารประจำทาง (Bus) ถูกจำแนกได้ถูกต้องถึงร้อยละ 91.27 ซึ่งถือว่ามีความแม่นยำสูง แสดงว่าโมเดลสามารถจับลักษณะของกลุ่มนี้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผู้ที่ใช้รถยนต์ส่วนตัว (Car) ถูกจำแนกได้ถูกต้องร้อยละ 65.60 แม้จะมีความแม่นยำในระดับปานกลาง แต่ยังมีอาการจำแนกผิดไปเป็น Bus และ Paratransit คิดเป็นร้อยละ 25.31 และร้อยละ 9.09 ตามลำดับ ซึ่งอาจเกิดจากลักษณะพฤติกรรมการเดินทางที่คล้ายคลึงกันบางบริบท ผู้ที่ใช้บริการขนส่งสาธารณะ (Paratransit) เช่น วินมอเตอร์ไซด์หรือรถสองแถว มีความแม่นยำในการจำแนกต่ำที่สุดที่ร้อยละ 48.86 ขณะที่อีกร้อยละ 38.67 ของกลุ่มนี้ถูกจำแนกผิดไปเป็นผู้ใช้รถโดยสารประจำทาง สะท้อนให้เห็นว่าการจำแนกนั้นไม่ถนัดนักกลุ่มผู้ใช้งาน Paratransit และความจำเป็นในการพิจารณาตัวแปรเพิ่มเติมในการวิเคราะห์ โดยภาพรวม โมเดลมีความแม่นยำสูงมากสำหรับโหมดที่มีลักษณะเฉพาะเด่นชัด เช่น Rail และ Bus ถึงแม้ว่าจะมีข้อจำกัดอยู่บ้างในความสามารถแยกแยะผู้ใช้โหมด Paratransit ซึ่งควรมีการปรับปรุงแบบจำลอง เช่น การเพิ่มตัวแปรที่สะท้อนถึงความสะดวกในการเข้าถึง เส้นทางท้องถิ่น หรือความถี่ในการเดินทาง เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการคาดการณ์ในอนาคต

4.7 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง Machine Learning

เทคนิค Machine Learning (ML) ที่ใช้งานวิจัยนี้ ประกอบด้วย XGBoost, Random Forest และ CatBoost

4.7.1 การเปรียบเทียบผลบนชุดข้อมูลทดสอบและข้อมูลทั้งหมด

การเปรียบเทียบผลบนชุดข้อมูลทดสอบเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำและสามารถนำไปใช้ในทางปฏิบัติได้ มีการแบ่งข้อมูลเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ Test Data (30% ของข้อมูล

ทั้งหมด) ใช้ตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลอง และ Real Data (100% ของข้อมูลทั้งหมด) ใช้พยากรณ์แนวโน้มการเดินทางของผู้สูงอายุ โดยเราจะใช้ ค่าความแม่นยำ (Accuracy), Precision, Recall และ F1-Score ในการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดข้อมูล เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแต่ละโมเดล

ตารางที่ 4.13 ผลลัพธ์จาก Test Data (30% ของข้อมูลทั้งหมด)

Model	Accuracy	Macro Precision	Macro Recall	Macro F1-Score
XGBoost	91%	0.93	0.92	0.92
Random Forest	93%	0.96	0.93	0.94
CatBoost	94%	0.95	0.95	0.95

จากตารางที่ 4.13 แสดงค่าตัวชี้วัดประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้ของ Machine Learning ทั้งสามแบบบนชุดข้อมูลทดสอบ (คิดเป็น 30% ของข้อมูลทั้งหมด) โดยพบว่า CatBoost มีความแม่นยำ (Accuracy) สูงสุดที่ 94% รองลงมาคือ Random Forest (93%) และ XGBoost (91%) ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพสูงในทั้งสามโมเดลนี้แสดงให้เห็นว่าเทคนิค Machine Learning มีความเหมาะสมอย่างยิ่งในการทำนายรูปแบบการเดินทางของประชากรสูงอายุ ในด้านค่า macro precision พบว่า Random Forest ให้ค่าดีที่สุด (0.96) รองลงมาคือ CatBoost (0.95) และ XGBoost (0.93) โดย precision คือสัดส่วนของการจำแนกที่เป็นบวกแล้วถูกต้องจริง ซึ่งสะท้อนว่า Random Forest มีอัตราการเกิดค่าบวกเทียม (false positives) ต่ำที่สุด สำหรับค่า macro recall ซึ่งวัดความสามารถในการตรวจจับข้อมูลบวกที่มีอยู่จริง พบว่า CatBoost มีค่า recall สูงที่สุด (0.95) เมื่อเทียบกับ Random Forest (0.93) และ XGBoost (0.92) ซึ่งแสดงให้เห็นว่า CatBoost สามารถลดการพลาดกรณีบวกจริง (false negatives) ได้ดีที่สุด สุดท้ายในแง่ของ macro F1-score ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยฮาร์โมนิกระหว่าง precision และ recall พบว่า CatBoost มีค่า F1-score สูงสุดที่ 0.95 รองลงมาคือ Random Forest (0.94) และ XGBoost (0.92) ซึ่งสะท้อนว่า CatBoost ให้ผลลัพธ์โดยรวมดีที่สุดบนชุดข้อมูลทดสอบ โดยสามารถรักษาสสมดุลระหว่าง precision และ recall ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 4.14 ผลลัพธ์จาก Real Data (100% ของข้อมูลทั้งหมด)

Model	Accuracy	Macro Precision	Macro Recall	Macro F1-Score
XGBoost	98.73%	99.32%	98.62%	98.96%
Random Forest	99.83%	99.84%	99.83%	99.83%
CatBoost	99.83%	99.83%	99.83%	99.83%

ตารางที่ 4.14 แสดงค่าตัวชี้วัดประสิทธิภาพของโมเดลบนชุดข้อมูลทั้งหมด (100% ของข้อมูล) พบว่า Random Forest ให้ความแม่นยำ (Accuracy) สูงสุดที่ 99.83% ตามมาด้วย CatBoost (99.83%) และ XGBoost (98.73%) ซึ่งแตกต่างจากผลบนชุดข้อมูลทดสอบที่ CatBoost

ทำผลงานได้ดีที่สุด ความแตกต่างนี้อาจสะท้อนถึงความสามารถของ Random Forest ในการจับรูปแบบจากชุดข้อมูลขนาดใหญ่ได้ดีกว่า หรือเกิดจากลักษณะเฉพาะของการแบ่งข้อมูลฝึกทดสอบ

นอกจากนี้ Random Forest ยังมีค่า macro precision สูงสุด (99.84%), macro recall (99.83%) และ macro F1-score (99.83%) บนชุดข้อมูลทั้งหมด ขณะที่ CatBoost มีค่าตัวชี้วัดใกล้เคียงกับ Random Forest ในทุกตัวชี้วัด ส่วน XGBoost มีค่าต่ำกว่าเล็กน้อย ประสิทธิภาพที่สูงของทั้งสามโมเดลบนชุดข้อมูลทั้งหมด ยืนยันว่าโมเดลเหล่านี้มีความสามารถในการทำนายรูปแบบการเดินทางของประชากรสูงวัยได้อย่างมีประสิทธิภาพ และมีแนวโน้มที่จะถ่ายทอดผลได้ดีเมื่อประยุกต์ใช้กับข้อมูลใหม่

4.7.2 การวิเคราะห์ความสำคัญของตัวแปร (Feature Importance Analysis)

ตารางที่ 4.15 แสดงผลการวิเคราะห์ความสำคัญของตัวแปรจากแต่ละโมเดล

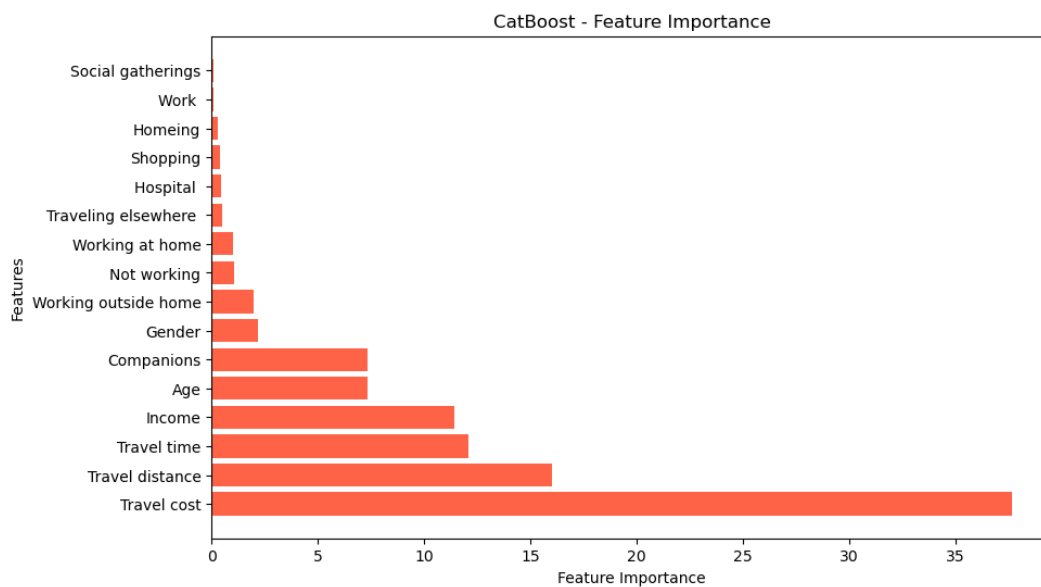
Variable	XGBoost	Random Forest	CatBoost
Travel cost	0.37	0.41	0.39
Income	0.29	0.34	0.32
Convenience in accessing public transportation	0.23	0.28	0.26
Age	0.18	0.21	0.20

จากตารางที่ 4.15 แสดงผลการวิเคราะห์ความสำคัญของตัวแปรจากแต่ละโมเดล Machine Learning เพื่อระบุปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกรูปแบบการเดินทางของประชากรสูงวัย โดยพบว่า “ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง” (Travel cost) เป็นปัจจัยที่สำคัญที่สุดในทั้งสามโมเดล โดยมีค่าความสำคัญเท่ากับ 0.37 สำหรับ XGBoost, 0.41 สำหรับ Random Forest และ 0.39 สำหรับ CatBoost ซึ่งผลลัพธ์ที่มีความสอดคล้องกันนี้ยืนยันถึงความสำคัญของปัจจัยด้านเศรษฐกิจต่อการตัดสินใจเดินทางของผู้สูงอายุ และยังสอดคล้องกับผลการวิเคราะห์จากแบบจำลอง MNL ที่แสดงให้เห็นว่าค่าใช้จ่ายมีผลเชิงลบอย่างมีนัยสำคัญต่อทุกโหมดการเดินทาง ตัวแปรที่สำคัญรองลงมาคือ “รายได้” (Income) โดยมีค่าความสำคัญอยู่ที่ 0.29 (XGBoost), 0.34 (Random Forest) และ 0.32 (CatBoost) ตามด้วย “ความสะดวกในการเข้าถึงระบบขนส่งสาธารณะ” และ “อายุ” ซึ่งพบว่ามีค่าความสำคัญในลำดับรอง ผลลัพธ์นี้สะท้อนถึงความสำคัญของมิติทางเศรษฐกิจในการเลือกโหมดการเดินทางของผู้สูงวัย ขณะเดียวกันความสะดวกในการเข้าถึงแสดงให้เห็นถึงมิติด้านกายภาพที่มีผลต่อการตัดสินใจเช่นกัน การจัดอันดับความสำคัญของปัจจัยที่มีความสอดคล้องกันในทุกโมเดลแสดงถึงความน่าเชื่อถือของผลการวิเคราะห์ และแนะนำว่าปัจจัยเหล่านี้ควรถูกนำมาพิจารณาอย่างจริงจังในการกำหนดนโยบายหรือวางแผนระบบขนส่งสาธารณะสำหรับผู้สูงอายุ โดยเฉพาะเมื่อพบว่า “อายุ” มีความสำคัญน้อยกว่าปัจจัยด้านเศรษฐกิจ ซึ่งอาจหมายความว่าข้อจำกัดหรือความชอบที่เกี่ยวข้องกับอายุมีอิทธิพลน้อยกว่าความสามารถในการจ่ายค่าเดินทาง

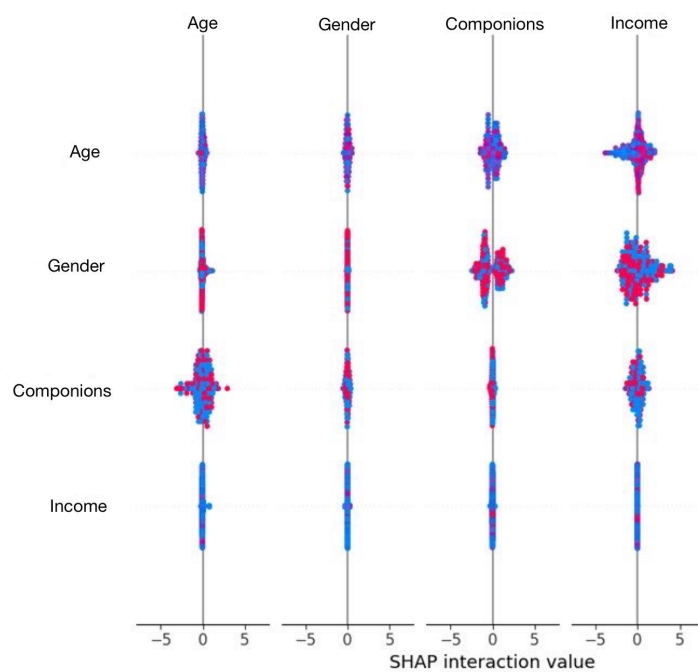
4.7.3 การวิเคราะห์ SHAP เพื่อการตีความผลของโมเดล

การวิเคราะห์ด้วย SHAP (Shapley Additive Explanations) ช่วยให้เข้าใจเชิงลึกยิ่งขึ้นว่าแต่ละปัจจัยส่งผลอย่างไรต่อการตัดสินใจเลือกรูปแบบการเดินทาง รูปที่ 4.2 แสดงค่าความสำคัญของตัวแปรในโมเดล CatBoost โดยพบว่าปัจจัยที่สำคัญ ได้แก่ ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง, ระยะทาง, รายได้, เวลาเดินทาง, อายุ, และจำนวนผู้ร่วมเดินทาง ซึ่งยืนยันผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ตัวแปรสำคัญในแต่ละโมเดล และให้มุมมองเชิงเปรียบเทียบที่ลึกขึ้น รูปที่ 4.3 แสดง แผนภาพปฏิสัมพันธ์ของ SHAP ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรต่าง ๆ โดยพบว่าปัจจัยบางอย่างมีอิทธิพลร่วมกันต่อการตัดสินใจ เช่น ความสัมพันธ์ระหว่าง รายได้กับค่าใช้จ่ายในการเดินทาง ซึ่งพบว่า ผู้สูงอายุที่มีรายได้น้อยมีความอ่อนไหวต่อค่าใช้จ่ายในการเดินทางมากกว่า ผู้ที่มีรายได้สูง รูปที่ 4.4–4.7 แสดงการมีส่วนร่วมของตัวแปรในแต่ละโหมดการเดินทาง ได้แก่ รถยนต์ส่วนตัว, รถโดยสาร, รถไฟ, และรถขนส่งสาธารณะ ดังนี้: รูปที่ 4.4 (โหมดรถยนต์ส่วนตัว): รายได้ที่สูงและค่าใช้จ่ายในการเดินทางที่สูง มีแนวโน้มที่จะเลือกใช้รถยนต์ส่วนบุคคลมากกว่า ขณะที่การมีผู้ร่วมเดินทางกลับลดโอกาสดังกล่าว ซึ่งอาจสะท้อนถึงข้อได้เปรียบทางเศรษฐกิจในการเดินทางร่วมกัน โดยระบบขนส่งสาธารณะ รูปที่ 4.5 (โหมดรถโดยสาร): รายได้ต่ำ ค่าเดินทางต่ำ และการมีผู้ร่วมเดินทาง เพิ่มความเป็นไปได้ที่จะเลือกใช้รถโดยสาร ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎีเศรษฐศาสตร์และผลลัพธ์จากแบบจำลอง MNL ว่าผู้สูงอายุที่คำนึงถึงค่าใช้จ่ายมักเลือกใช้บริการรถโดยสารเป็นหลัก รูปที่ 4.6 (โหมดรถไฟ): เวลาเดินทางนาน ระยะทางไกล และค่าใช้จ่ายต่ำ ส่งผลให้มีแนวโน้มเลือกเดินทางโดยรถไฟมากขึ้น แสดงให้เห็นว่ารถไฟเป็นทางเลือกที่เหมาะสมสำหรับการเดินทางระยะไกล ซึ่งประหยัดและสะดวกสบายมากกว่าทางเลือกอื่น ๆ และรูปที่ 4.7 (โหมดรถขนส่งสาธารณะ): การมีผู้ร่วมเดินทาง เวลาเดินทางสั้น และระดับรายได้ปานกลาง เพิ่มโอกาสในการเลือกใช้รถขนส่งสาธารณะ ซึ่งอาจแสดงถึงความนิยมของการเดินทางแบบกลุ่มหรือเดินทางระยะสั้นที่ต้องการความยืดหยุ่นและบริการถึงที่

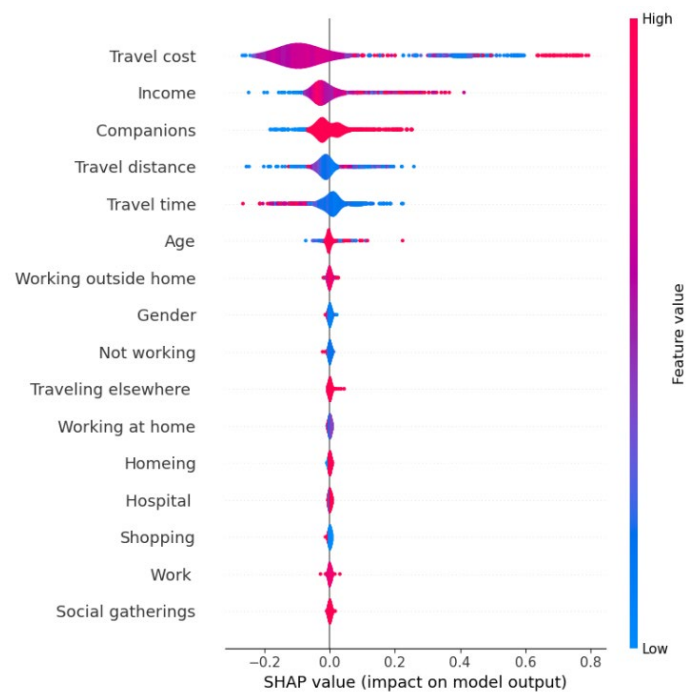
การวิเคราะห์ SHAP เหล่านี้ช่วยให้เข้าใจเชิงลึกถึงกระบวนการตัดสินใจของผู้สูงอายุ โดยสามารถระบุความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear) และปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่แบบจำลองทางสถิติทั่วไปอาจไม่สามารถจับได้ จึงมีประโยชน์อย่างยิ่งต่อการออกแบบนโยบายและบริการขนส่งที่ตอบโจทย์กลุ่มผู้สูงอายุได้อย่างตรงจุด



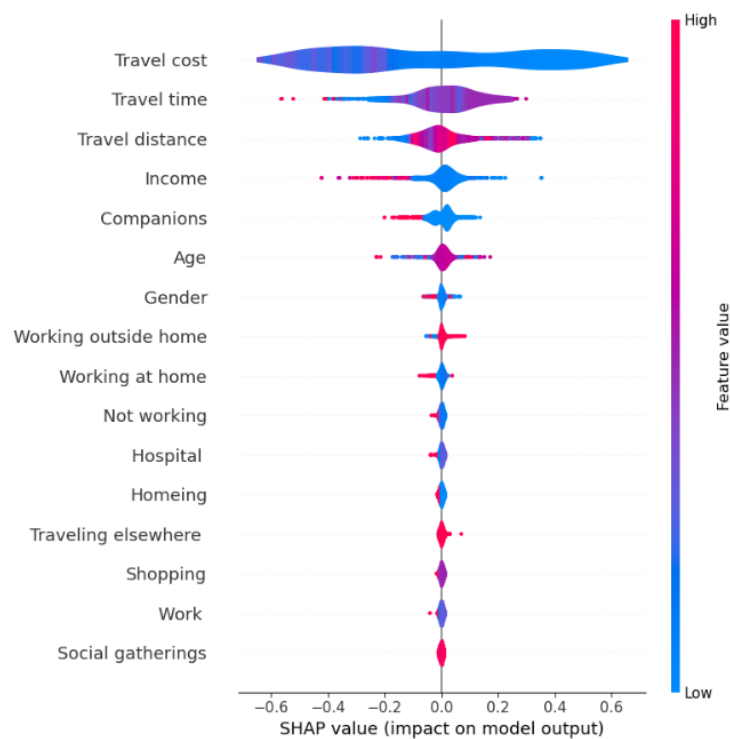
รูปที่ 4.2 Feature Importance of CatBoost



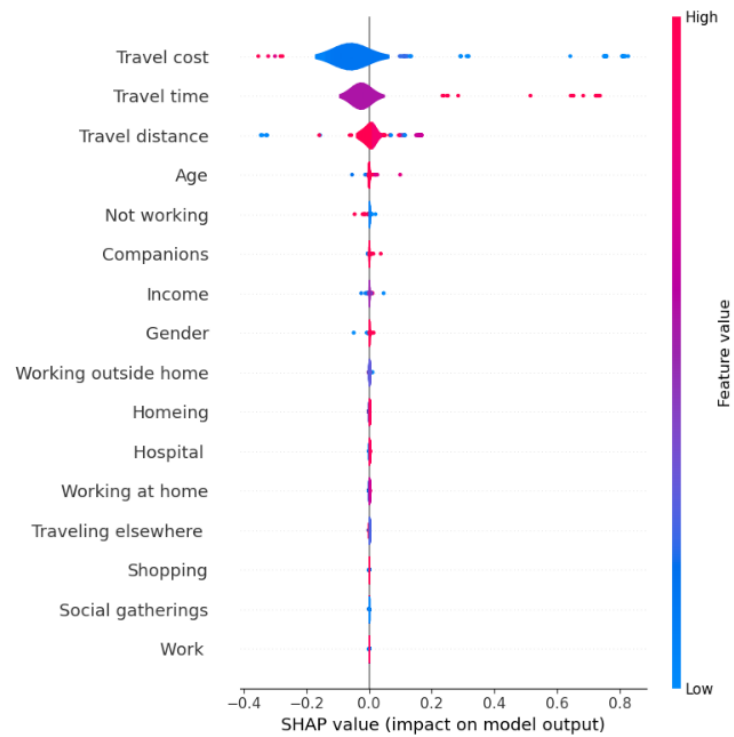
รูปที่ 4.3 SHAP Interaction Plot



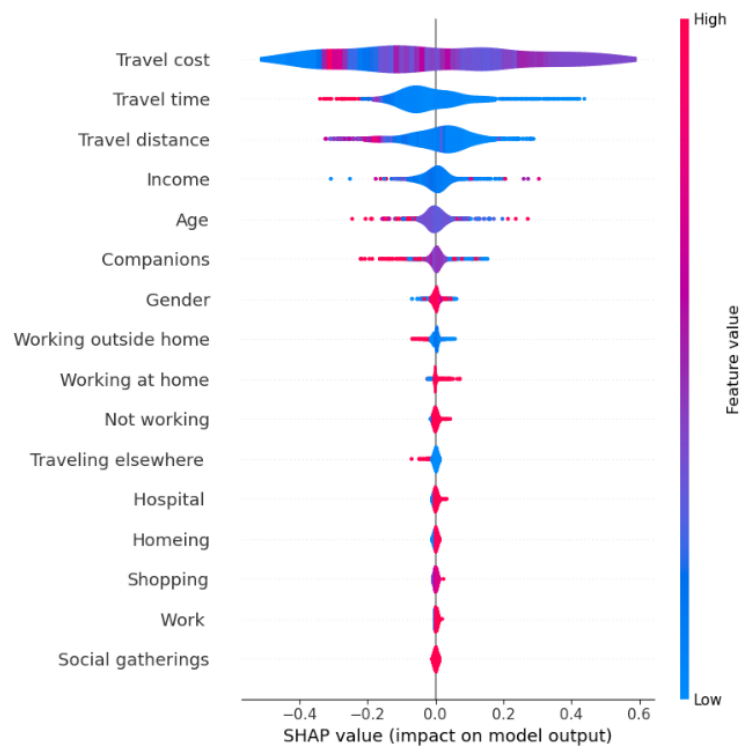
รูปที่ 4.4 SHAP Contribution by Mode – Car



รูปที่ 4.5 SHAP Contribution by Mode - Bus



รูปที่ 4.6 SHAP Contribution by Mode – Rail



รูปที่ 4.7 SHAP Contribution by Mode - Paratransit

4.8 การเปรียบเทียบการวิเคราะห์ทางสถิติกับ Machine Learning

การศึกษานี้ใช้ 2 แนวทางหลัก ในการวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อการเลือกรูปแบบการเดินทางของผู้สูงอายุ ได้แก่ 1.แบบจำลองสถิติ Multinomial Logit (MNL) ซึ่งใช้กันอย่างแพร่หลายในการศึกษาพฤติกรรมทางเลือกของบุคคล และ 2.เทคนิค Machine Learning (ML) ซึ่งประกอบด้วย XGBoost, Random Forest และ CatBoost

ตารางที่ 4.16 Confusion Matrix

Methode	Predicted	Actual			
		Car	Bus	Rail	Paratransit
Random Forest	Car	396.00	2.00	0.00	9.00
	Bus	1.00	973.00	0.00	11.00
	Rail	0.00	2.00	159.00	0.00
	Paratransit	5.00	20.00	0.00	456.00
	Total	402.00	997.00	159.00	476.00
XGBoost	Car	403.00	0.00	0.00	4.00
	Bus	0.00	968.00	0.00	17.00
	Rail	0.00	2.00	159.00	0.00
	Paratransit	3.00	9.00	0.00	469.00
	Total	406.00	979.00	159.00	490.00
CatBoost	Car	363.00	15.00	0.00	29.00
	Bus	5.00	943.00	0.00	37.00
	Rail	0.00	2.00	159.00	0.00
	Paratransit	20.00	84.00	2.00	375.00
	Total	388.00	1044.00	161.00	441.00
MNL	Car	267.00	18.00	0.00	58.00
	Bus	103.00	899.00	2.00	186.00
	Rail	0.00	3.00	159.00	2.00
	Paratransit	37.00	65.00	0.00	235.00
	Total	407.00	985.00	161.00	481.00

ตารางที่ 4.16 แสดงผลลัพธ์จาก Confusion Matrix ของแต่ละโมเดล โดยให้รายละเอียดเกี่ยวกับจำนวนที่จำแนกถูกต้องและผิดพลาดของแต่ละโหมดการเดินทาง โดยเฉพาะในกลุ่มผู้สูงอายุ ในกลุ่มของโมเดล Machine Learning นั้น XGBoost แสดงความแม่นยำสูงสุด โดยสามารถจำแนกผู้ใช้ รถยนต์ส่วนตัวได้ถูกต้องถึง 99.26%, รถโดยสาร 98.88%, รถไฟ 100% และ รถขนส่งสาธารณะ 95.71% ขณะที่ Random Forest ทำผลงานรองลงมาโดยจำแนกถูกต้องที่ รถยนต์ 98.51%, รถโดยสาร 97.59%, รถไฟ 100%, และ รถขนส่งสาธารณะ 95.80% โดยข้อผิดพลาด

หลักของทั้งสองโมเดลเกิดในหมวด รถขนส่งสาธารณะ ซึ่งมีการจำแนกผิดเป็น รถโดยสาร อยู่บ้าง (2.31% สำหรับ Random Forest และ 3.47% สำหรับ XGBoost) ซึ่งถือว่าน้อยมาก แสดงให้เห็นว่าโมเดลทั้งสองสามารถจับรูปแบบข้อมูลที่ซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพและสามารถแยกแยะโหมดการเดินทางได้ดี ความสามารถในการจำแนก โหมดรถไฟได้อย่างสมบูรณ์ (100%) ในทั้ง XGBoost และ Random Forest สะท้อนว่าโหมดรถไฟในประเทศไทยมีลักษณะที่โดดเด่น เช่น ใช้ระยะทางไกล และมีเส้นทางเฉพาะเจาะจง ซึ่งเอื้อต่อการจำแนกจากโหมดอื่น CatBoost มีความแม่นยำต่ำกว่าเล็กน้อยแต่ยังถือว่าอยู่ในเกณฑ์ดี โดยสามารถจำแนก รถยนต์ 93.56%, รถโดยสาร 90.33%, รถไฟ 98.76%, และ รถขนส่งสาธารณะ 85.03% ความผิดพลาดส่วนใหญ่เกิดจากการจำแนกผิดระหว่างรถโดยสารกับรถขนส่งสาธารณะ โดยพบว่า 8.05% ของผู้ใช้รถขนส่งสาธารณะจริงถูกจำแนกเป็นรถโดยสาร, และ 8.39% ของผู้ใช้รถโดยสารจริงถูกจำแนกเป็นรถขนส่งสาธารณะ ซึ่งบ่งชี้ว่าโหมดขนส่งสาธารณะที่มีลักษณะแชร์การใช้บริการ (เช่น รถโดยสารและรถขนส่งสาธารณะ) อาจมีคุณลักษณะซ้อนทับกัน จึงท้าทายต่อการจำแนกที่ชัดเจน ในทางตรงกันข้าม โมเดล MNL (Multinomial Logit) มีความแม่นยำต่ำกว่าชัดเจนในหลายโหมด โดยจำแนกได้ถูกต้องเพียง 65.60% สำหรับรถยนต์, 91.27% สำหรับรถโดยสาร, 98.76% สำหรับรถไฟ, และเพียง 48.86% สำหรับรถขนส่งสาธารณะ โดยเฉพาะในโหมดรถยนต์และรถขนส่งสาธารณะที่จำแนกผิดเป็นรถโดยสารสูงถึง 25.31% และ 38.67% ตามลำดับ ผลลัพธ์นี้สะท้อนถึง ความเอนเอียงของโมเดล MNL ที่มักจะทำนายว่าเป็น "รถโดยสาร" แม้ในกรณีที่ไม่ใช่ ซึ่งเป็นผลจากข้อจำกัดของโมเดล MNL ที่ไม่สามารถจับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นหรือการปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้ดีเท่ากับโมเดล ML ที่น่าสังเกตคือทุกรูปแบบของโมเดลสามารถจำแนกรถไฟได้แม่นยำมาก (98.76%-100%) ซึ่งตอกย้ำว่าการเดินทางด้วยรถไฟมีลักษณะเฉพาะตัวที่ชัดเจน อย่างไรก็ตาม ความแตกต่างอย่างชัดเจนระหว่าง ความแม่นยำสูงของโมเดล Machine Learning กับ ผลลัพธ์ที่ต่ำกว่าของโมเดล MNL ชี้ให้เห็นถึง ข้อได้เปรียบของ ML ที่สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนโดยไม่ต้องกำหนดสมการล่วงหน้า ทำให้เหมาะสมอย่างยิ่งในการใช้เพื่อทำนายพฤติกรรมทางเลือกโหมดเดินทางของผู้สูงวัยในบริบทที่มีปัจจัยหลายมิติร่วมกัน

ตารางที่ 4.17 การเปรียบเทียบ Accuracy ของแต่ละโมเดล

Model	Overall Accuracy	Predicted			
		Car	Bus	Rail	Paratransit
Random Forest	97.54%	98.51%	97.59%	100.00%	95.80%
XGBoost	98.28%	99.26%	98.88%	100.00%	95.71%
CatBoost	90.46%	93.56%	90.33%	98.76%	85.03%
MNL	76.70%	65.60%	91.27%	98.76%	48.86%

จากตารางที่ 4.17 แสดงการเปรียบเทียบความแม่นยำในการทำนายโหมดการเดินทางของผู้สูงอายุจากการใช้โมเดลต่าง ๆ ได้แก่ Random Forest, XGBoost, CatBoost และ Multinomial

Logistic Regression (MNL) โดยแบ่งการทำนายออกเป็นโหมดต่าง ๆ ได้แก่ รถยนต์ (Car), รถประจำทาง (Bus), รถไฟ (Rail) และรถขนส่งสาธารณะ (Paratransit) ผลลัพธ์ที่ได้จากตารางนี้พบว่า XGBoost เป็นโมเดลที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในด้านความแม่นยำโดยรวมและการทำนายแต่ละโหมดการเดินทาง ขณะที่ Random Forest เป็นตัวเลือกที่ดีเช่นกัน โดยเฉพาะในโหมดรถยนต์และรถขนส่งสาธารณะ ส่วน CatBoost และ MNL แสดงผลการทำนายที่ต่ำกว่า โดยเฉพาะในบางโหมดเช่น รถยนต์และรถขนส่งสาธารณะ