

บทที่ 2

ทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทที่ 2 ครอบคลุมการรวบรวมองค์ความรู้จากแนวคิด องค์ความรู้จากทฤษฎีและวรรณกรรม ก่อนหน้าที่คล้ายกัน เพื่อสร้างรากฐานทางวิชาการที่ชัดเจนในการออกแบบการศึกษา โดยมุ่งพัฒนา แบบจำลองที่ตรงกับเป้าประสงค์ในงานนี้และสอดคล้องกับหลักวิชาการ

2.1 การเลือกรูปแบบการเดินทาง

การเลือกโหมดการเดินทาง คือกระบวนการที่ใช้พิจารณาทางเลือกด้านการคมนาคมจากจาก ต้นทางถึงปลายทาง โดย “วิธีการเดินทาง” สามารถสื่อถึงประเภทของการเดินทางต่าง ๆ อาทิ การใช้ รถส่วนบุคคล ระบบขนส่งมวลชน การสัญจรทางเท้า การใช้จักรยานในการสัญจร หรือรูปแบบอื่น ๆ ทั้งนี้ความนิยมในแต่ละโหมดสามารถดูได้จากลักษณะขององค์ประกอบพื้นฐานที่เอื้ออำนวยต่อการคมนาคมเป็นหลัก เมื่อมีการระบุเส้นทางของการเดินทางไว้อย่างชัดเจน ตัวเลือกของโหมดที่ใช้เป็นผล จากรูปแบบของการคมนาคมนั้น ๆ ซึ่งมีต้นทางและปลายทางที่กำหนดไว้แล้ว (Rossi & Bhat, 2014) ปัจจัยที่เกี่ยวกับทางเลือกวิธีการคมนาคมสามารถจำแนกได้เป็นสองกลุ่มหลัก ได้แก่ ปัจจัยด้านผู้ เดินทาง เช่น ลักษณะส่วนบุคคลกับสถานภาพทางสังคม และปัจจัยด้านการเดินทาง เช่น ลักษณะเฉพาะของโหมดที่เลือกใช้สามารถเข้าถึงได้โดยง่าย

ลักษณะผู้เดินทาง (สังคม-ประชากร ทักษะคติ การรับรู้ รูปแบบการใช้ชีวิต) โดยลักษณะของ นักเดินทางแต่ละคนส่งผลต่อแนวโน้มการเลือกประเภทการเดินทางของผู้ใช้บริการ ซึ่งรวมถึงลักษณะ ที่สังเกตได้ เช่น อายุ เพศ สถานะใบขับขี่ หรือสถานะของพนักงานหรือนักเรียน และลักษณะที่ไม่ได้ รับการสังเกต เช่น ความตระหนักในทางเลือกของการขนส่ง การพิจารณารูปแบบเฉพาะ ทักษะคติ และความชอบส่วนบุคคล ลักษณะครัวเรือนของนักเดินทาง เช่น ฐานะฐานะทางการเงินและความ พร้อมของยานพาหนะ อาจมีบทบาทต่อการเลือกโหมด

ความพร้อมใช้งานและลักษณะเฉพาะของรูปแบบการเดินทาง ซึ่งแน่นอนว่าสำหรับโหมดที่ จะเลือกนั้น นักเดินทางจะต้องสามารถใช้ได้ ความพร้อมใช้งานอาจไม่สามารถกำหนดได้ชัดเจนเสมอ ไป ตัวอย่างเช่น โดยทั่วไปโหมดคนขับอัตโนมัติจะไม่สามารถใช้ได้สำหรับเด็กเล็ก แต่อาจไม่สามารถ ใช้ได้กับผู้พิการ ผู้ที่ไม่มีใบขับขี่หรือบุคคลที่ไม่มียานพาหนะ บางครั้งลักษณะเหล่านี้ อาจไม่สามารถ สังเกตได้ เช่น บุคคลที่ไม่มีรถยนต์ในครัวเรือนอาจยังสามารถยืมหรือเช่ารถยนต์หรือใช้บริการรถร่วม ได้ โดยทั่วไป ไม่มีข้อจำกัดสำหรับนักเดินทางในการเป็นผู้โดยสารรถยนต์ โหมดผู้ขับขี่อัตโนมัติอาจถูก

จำกัดไว้เฉพาะผู้ที่มีสิทธิ์ขับขี่ได้ เช่น บุคคลที่อายุเกินกฎหมายในการขับขี่ และบางที่อาจเป็นผู้ที่ถือใบอนุญาตขับขี่ หากคุณลักษณะดังกล่าวได้รับการจำลองในโมเดล มีแนวโน้มที่จะส่งผลมากกว่าที่คุณลักษณะนี้จะเป็นที่รู้จักในแบบจำลองตามกิจกรรมแบบแยกส่วนมากกว่าแบบจำลองแบบรวมตามครัวเรือน

อย่างไรก็ตามแล้วจะไม่มีจำกัดความพร้อมใช้งานของรูปแบบการขนส่งสาธารณะ อย่างไรก็ตาม อาจไม่มีเส้นทางการขนส่งสาธารณะที่เหมาะสมสำหรับการผสมผสานระหว่างต้นทางและปลายทาง เป็นเรื่องปกติที่จะแยกโหมดการขนส่งสาธารณะออกเป็นโหมดที่มีทางเข้าแบบเดินเท้า/ทางออกที่ฝั่งบ้าน และประเภทที่มีทางเข้า/ออกอัตโนมัติ โหมดการเข้าถึงแบบเดินเท้ามักประสบกับข้อจำกัดความยาวการเดินทางสูงสุด คล้ายกับที่ใช้สำหรับโหมดการเดิน และดังนั้นจึงอาจมีการผสมผสานระหว่างต้นทางและปลายทางที่ไม่มีเส้นทางการขนส่งสาธารณะที่ถูกต้อง (เช่น หากต้นทางไม่อยู่ภายในความยาวสูงสุด ระยะเดินเท้าจากป้ายขนส่งสาธารณะ) ตามทฤษฎีแล้ว ไม่มีการจำกัดระยะการเข้าถึงอัตโนมัติ อย่างไรก็ตาม อาจมีอุปสรรคในการปฏิบัติที่กำหนดไว้ในบางรุ่น โดยทั่วไปโหมดการขนส่งสาธารณะจะถือว่าพร้อมใช้งานหาก กระบวนการ สร้างเส้นทางการขนส่งสาธารณะสามารถค้นหาเส้นทางที่ถูกต้องจากต้นทางไปยังปลายทางได้

2.2 ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of planned behavior)

ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of planned behavior - TPB) เป็นทฤษฎีใช้ทำนายพฤติกรรม ได้รับความนิยมในงานวิจัยด้านพฤติกรรม (Ajzen, 1991); (Armitage & Conner, 2001) อ้างถึงใน : Judge, Warren-Myers และ Paladino, 2019) ตามแนวคิดทฤษฎีพฤติกรรม ความตั้งใจในการกระทำเป็นปัจจัยที่สะท้อนการกระทำจริงได้ใกล้เคียงที่สุด (Judge, et al., 2019) ทำให้ทฤษฎีนี้เป็นประโยชน์ต่อการพยากรณ์และอธิบายความตั้งใจกับแสดงพฤติกรรมจริงช่วยให้เข้าใจตัวกำหนดจิตใจของมนุษย์และการแสดงพฤติกรรมของมนุษย์ (P. Vanichkitpisan, C. Temiyasathit, 2017)

การแสดงพฤติกรรมของบุคคลมักเกิดขึ้นภายใต้กระบวนการวางแผนล่วงหน้า ซึ่งแสดงออกผ่าน “ความตั้งใจ” อันเป็นการตระหนักถึงโอกาสของการกระทำหรือไม่กระทำพฤติกรรมนั้นในอนาคต ความตั้งใจจึงถือเป็นการแสดงถึงความพร้อมของบุคคลในการกระทำพฤติกรรมใดพฤติกรรมหนึ่ง ก่อนพฤติกรรมจริงเกิดขึ้น โดยรวมแล้ว ‘ความตั้งใจ’ มีบทบาทอย่างยิ่งในการกำหนดการแสดงพฤติกรรมของบุคคล (ปริยาภรณ์ ประยงค์กุล และสุจรรยา โลหาชีวะ, 2563) (ทรรศนันทน์ ทิมทอง, 2022) ทั้งนี้ ความตั้งใจสามารถทำนายได้จากปัจจัยสำคัญ 3 ประการ ตามแนวคิด TPB ซึ่งแสดงในภาพที่ 2.1 ประกอบด้วย

1) ทศคติที่มีต่อพฤติกรรม (Attitude Toward the Behavior)

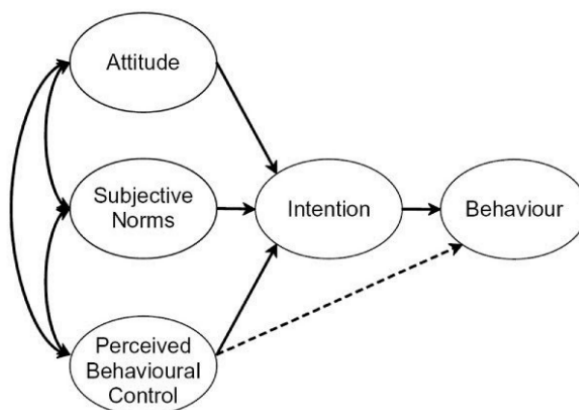
Ajzen (1991) อธิบายว่า ทศคติที่มีต่อพฤติกรรม หมายถึง การรับรู้และการประเมินของบุคคลต่อพฤติกรรมหนึ่ง ๆ ว่าตนมีความชอบหรือไม่ชอบเพียงใด หรือเป็นการประเมินคุณค่าและผลกระทบของพฤติกรรมดังกล่าว ซึ่งทศคติในเชิงบวกหรือเชิงลบต่อพฤติกรรมจะส่งผลต่อความตั้งใจที่จะลงมือกระทำ

2) การคล้อยตามกลุ่มอ้างอิง (Subjective Norm)

Ajzen (1991) อธิบายว่า การคล้อยตามกลุ่มอ้างอิงว่า หมายถึง การรับรู้ของบุคคลถึงแรงกดดันทางสังคม ที่ส่งผลต่อการแสดงหรือไม่แสดงพฤติกรรมใดพฤติกรรมหนึ่ง กล่าวคือ บุคคลจะพิจารณาว่าคนรอบข้างที่ตนให้ความสำคัญ เช่น ครอบครัว เพื่อน หรือสังคมโดยรวม คาดหวังให้ตนกระทำหรือหลีกเลี่ยงพฤติกรรมนั้นหรือไม่ ซึ่งความคาดหวังนี้ส่งผลโดยตรงต่อความตั้งใจของบุคคลในการเลือกแสดงพฤติกรรม

3) การรับรู้ถึงการควบคุมพฤติกรรมของตนเอง (Perceived Behavioral Control)

Ajzen (1991) อธิบายว่า การรับรู้ถึงการควบคุมพฤติกรรมของตนเอง หมายถึง ระดับการรับรู้ของบุคคลเกี่ยวกับศักยภาพหรือข้อจำกัดของตนเองในการดำเนินพฤติกรรมใดพฤติกรรมหนึ่ง โดยการรับรู้นี้อาจได้รับอิทธิพลจากพฤติกรรมที่ผ่านมา รวมถึงปัจจัยที่อำนวยความสะดวกต่อการกระทำพฤติกรรม การตระหนักว่าตนเองมีศักยภาพหรือทรัพยากรเพียงพอในการควบคุมพฤติกรรม ซึ่งมีผลต่อความตั้งใจและสามารถทำนายถึงความเป็นไปได้ในการแสดงพฤติกรรมได้อย่างชัดเจน



รูปที่ 2.1 รูปแบบจำลองทฤษฎีการยอมรับนวัตกรรมและเทคโนโลยี
หมายเหตุ จาก Ajzen (1991)

2.3 การทดสอบความเที่ยงตรงของเครื่องมือการวิจัย

ความเที่ยงตรงของเครื่องมือการวิจัยสามารถตรวจสอบได้จากความเชื่อมั่นของปัจจัย (Construct Reliability: CR) และค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ (Variance Extracted score: AVE) สามารถคำนวณได้จาก สมการ (1) และ (2) ตามลำดับ

ค่าความเชื่อมั่นองค์ประกอบ (Composite Reliability: CR) สามารถเขียนในรูปสมการ ดังนี้ (Fornell & Larcker, 1981)

$$CR = \frac{(\sum_{i=1}^n \beta_i)^2}{(\sum_{i=1}^n \beta_i)^2 + (\sum_{i=1}^n \delta_i)^2} \quad 2-1$$

เมื่อ β คือ ค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (factor loading)

δ คือ ค่าความแปรปรวนจากความคลาดเคลื่อน (error variance)

โดยค่าความเชื่อมั่นของปัจจัย (CR) ที่มากกว่า 0.7 ขึ้นไปแสดงว่ามีความเชื่อมั่นที่ยอมรับได้ (HAIR JUNIOR et al., 1998)

ค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ (Average Variance Extracted: AVE) สามารถเขียนในรูปสมการ ดังนี้ (Fornell & Larcker, 1981)

$$AVE = \frac{(\sum_{i=1}^n \beta_i)^2}{n} \quad 2-2$$

เมื่อ β คือ ค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (factor loading)

δ คือ ค่าความแปรปรวนจากความคลาดเคลื่อน (error variance)

n คือ จำนวนองค์ประกอบที่พิจารณา

โดยค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ (AVE) ควรมากกว่า 0.5 (HAIR JUNIOR et al., 1998) และค่า AVE ที่มากกว่า R^2 สามารถตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองการวัดได้ (Fornell & Larcker, 1981)

2.4 การวิจัยการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน

การวิเคราะห์ CFA การประมาณค่าแบบ maximum likelihood (ML) ถูกนำมาเพื่อทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลองกับตัวชี้วัดความเหมาะสมของแบบจำลองในการวิเคราะห์ปัจจัยยืนยัน (Goodness of fit indices in CFA models) ของปัจจัยต่าง ๆ ที่ถูกนำมาทดสอบ ประกอบด้วย ดังนี้

ค่าสถิติไค-สแควร์ (Chi-Square Statistics: χ^2) เป็นค่าดัชนีที่ใช้ตรวจสอบความสอดคล้องกลมกลืนระหว่างแบบจำลองกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในภาพรวม สามารถคำนวณได้จากสมการ 2-3

$$\chi^2 = (N - 1)(s - \sum \theta) \quad 2-3$$

โดยที่ กำหนดให้ N คือ จำนวนของตัวแปร

s คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรสังเกตได้ (observed covariance matrices)

$\sum \theta$ คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของการประมาณค่า (estimated covariance matrices)

ค่าองศาอิสระ (Degree of freedom: df) เป็นข้อมูลทางคณิตศาสตร์ที่แสดงถึงการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยค่า df สามารถคำนวณได้จากสมการ 2-4

$$df = \frac{N(N+1)}{2} - NP \quad 2-4$$

โดยที่ กำหนดให้ N คือ จำนวนตัวแปรสังเกตได้ในแบบจำลอง

NP คือ จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณค่า

ค่าอัตราส่วนไคสแควร์กับองศาอิสระ (chi-square/degree of freedom: χ^2/df) (Normed Chi-square หรือ Relative Chi-square) เป็นการนำค่าไคสแควร์หารด้วยองศาอิสระ ($\frac{\chi^2}{df}$) เป็นการวัดระดับความสอดคล้องระหว่างแบบจำลองกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ควรน้อยกว่า 5 (Wheaton, 1977)

ค่าดัชนีรากที่สองของส่วนเหลือกำลังสองเฉลี่ยมาตรฐาน (Standardized Root Mean Square Residual: SRMR) เป็นดัชนีที่ใช้เปรียบเทียบระดับความกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (เฉพาะกรณีที่เป็นการเปรียบเทียบโดยใช้ข้อมูลชุดเดียวกัน) มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ยิ่งเข้าใกล้ศูนย์ แสดงว่าแบบจำลองมีความกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ หากค่า SRMR ต่ำกว่า 0.08 ลงไป นั้นหมายความว่า แบบจำลองมีความกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (Steiger, 2007)

ค่าดัชนีรากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยโดยประมาณ (Root Mean Square Error of Approximation: RMSEA) เป็นการวัดความแตกต่างต่อหน่วยขององศาอิสระ โดยที่ Tabachnick et al. (2013) เสนอว่าค่า RMSEA ควรน้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.08 แสดงว่าแบบจำลองมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ สามารถคำนวณได้จากสมการ 2-5

$$RMSEA = \sqrt{\frac{(\chi^2 - df)}{N - 1}} \quad 2-5$$

ค่าดัชนีทักเกอร์-ลูวิส (Tucker-Lewis Index: TLI) แสดงสัดส่วนความแตกต่างระหว่าง χ^2 สำหรับแบบจำลองเฉพาะ (specific model) และแบบจำลองเริ่มต้น (null model) ซึ่งถูกหารด้วยค่า χ^2 ของแบบจำลองเริ่มต้น TLI มีค่าระหว่าง 1 ถึง 0 โดยค่า TLI ที่มากกว่า 0.8 ขึ้นไปเป็นค่าที่ยอมรับได้ว่าแบบจำลองเป้าหมายมีความกลมกลืนดีกว่าแบบจำลองเริ่มต้น (D Hooper et al., 2008) สามารถคำนวณได้จากสมการ 2-6

$$TLI = \frac{\left(\frac{\chi_B^2}{df_B}\right) - \left(\frac{\chi_T^2}{df_T}\right)}{\left(\frac{\chi_B^2}{df_B}\right) - 1} \quad 2-6$$

โดยที่ df_B และ df_T คือ degrees of freedom สำหรับแบบจำลองเริ่มต้น (Based model) และ สมมติฐานของแบบจำลองเป้าหมาย (Target model) ตามลำดับ

ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนเปรียบเทียบ (Comparative Fit Index: CFI) คล้ายกับ TLI คือ เป็นการเปรียบเทียบระหว่างเมทริกซ์ความแปรปรวน ความแปรปรวนร่วมของแบบจำลองที่ทุกตัวแปรไม่สัมพันธ์กันกับเมทริกซ์ความแปรปรวน ความแปรปรวนร่วมของแบบจำลองเป้าหมายซึ่ง CFI มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยที่ (L. t. Hu & P. M. Bentler, 1999) เสนอไว้ว่าหากค่า CFI มากกว่า 0.95 ขึ้นไป แสดงว่าแบบจำลองนั้น ๆ มีความกลมกลืนที่ยอมรับได้ CFI สามารถคำนวณได้จากสมการ 2-7

$$CFI = \frac{\max[(x_T^2 - df_T), 0]}{\max[(x_T^2 - df_T), (x_B^2 - df_B), 0]} \quad 2-7$$

ในงานวิจัยนี้ตรวจสอบความกลมกลืนระหว่างทฤษฎีกับข้อมูลเชิงประจักษ์จากค่าสถิติที่กล่าวมาข้างต้น ได้แก่ ค่าอัตราส่วนไคสแควร์กับองศาอิสระ (χ^2/df) ค่าดัชนีรากที่สองของส่วนเหลือกำลังสองเฉลี่ยมาตรฐาน (SRMR) ค่าดัชนีรากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยโดยประมาณ (RMSEA) ค่าดัชนีทักเกอร์-ลูวิส (TLI) และค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนเปรียบเทียบ (CFI) สามารถสรุปเกณฑ์การพิจารณาที่เป็นจุดตัด (cutoff-value) ของค่าดัชนีวัดความกลมกลืนที่ยอมรับได้ ดังแสดงในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 เกณฑ์การพิจารณาที่เป็นจุดตัดของค่าดัชนีวัดความกลมกลืนที่ยอมรับได้

ค่าดัชนี	Cutoff-value	ที่มา
chi-square/degree of freedom (χ^2/df)	< 5	(Wheaton, 1977)
Standardized Root Mean Square Residual (SRMR)	≤ 0.08	(Steiger, 2007)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	≤ 0.08	(Tabachnick et al., 2013)
Tucker-Lewis Index (TLI)	≥ 0.8	(D Hooper et al., 2008)
Comparative Fit Index (CFI)	≥ 0.95	(L. t. Hu & P. M. Bentler, 1999)

จากตารางที่ 2.1 แสดงเกณฑ์ที่ใช้ในการพิจารณาความสอดคล้องของแบบจำลองตามสมมติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ในการวิเคราะห์หองค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis: CFA) โดยพิจารณาจากตัวชี้วัดดังนี้ อัตราส่วนไคสแควร์ต่อองศาอิสระ (chi-square/df: χ^2/df) ควรมีค่าน้อยกว่า 5 (Wheaton et al., 1977) ดัชนีเปรียบเทียบความกลมกลืน (Comparative Fit Index :CFI) ควรมีค่ามากกว่า 0.95 (L.-t. Hu & P. M. Bentler, 1999) ดัชนี Tucker-Lewis Index (TLI) ควรมีค่ามากกว่า 0.80 (D Hooper et al., 2008) ดัชนีรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของการประมาณค่าความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error of

Approximation: RMSEA) ควรมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.08 (Tabachnick et al., 2013) และดัชนีรากของค่าเฉลี่ยกำลังสองของส่วนเหลือมาตรฐาน (Standardized Root Mean Square Residual: SRMR) ควรมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.08 (Steiger, 2007)

2.5 การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติกพหุกลุ่ม (Multinomial logistic regression analysis)

การวิเคราะห์นี้เป็นเครื่องมือทางสถิติใช้สำหรับพยากรณ์โอกาสของการเกิดเหตุการณ์ใด เหตุการณ์หนึ่งในกรณีที่ตัวแปรตามเป็นตัวแปรเชิงจัดประเภท (categorical) ที่มีมากกว่าสองกลุ่ม โดยจะวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระ เพื่อคำนวณความน่าจะเป็นของผลลัพธ์แต่ละกลุ่ม เมื่อมีการกำหนดค่าตัวแปรทำนายไว้ล่วงหน้า ประเภทของการถดถอยที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลลักษณะนี้สามารถจำแนกได้ 3 ลักษณะ ได้แก่

- 1) Binary Logistic Regression สำหรับกรณีที่ตัวแปรตามมีเพียงสองค่า
- 2) Ordinal Logistic Regression เมื่อข้อมูลมีการจัดลำดับได้
- 3) Multinomial Logistic Regression สำหรับข้อมูลหลายกลุ่มโดยไม่มีลำดับ

การประยุกต์ใช้ MLR มีข้อกำหนดเบื้องต้นที่สำคัญ ได้แก่

1) ตัวแปรตามควรเป็นตัวแปรเชิงคุณภาพในระดับมาตรา Nominal ซึ่งมีจำนวนหมวดหมู่มากกว่าสองค่า โดยลักษณะของกลุ่มอาจแตกต่างกันตามวัตถุประสงค์ของแต่ละการศึกษา เช่น แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม 5 กลุ่ม หรือ 7 กลุ่ม สำหรับการศึกษาครั้งนี้แบ่งตัวแปรตามออกเป็น 7 กลุ่ม

2) ตัวแปรทำนาย(X) ควรอยู่ในรูปของตัวแปรเชิงปริมาณชนิดต่อเนื่อง (Continuous Variable) เพื่อให้สอดคล้องกับการวิเคราะห์ด้วยโมเดลถดถอย อย่างไรก็ตาม หากตัวแปรอิสระบางรายการเป็นตัวแปรจัดประเภท (Categorical Variable) จำเป็นต้องเปลี่ยนให้อยู่ในรูปตัวแปรจำลอง หรือ Dummy Variable ก่อนนำเข้าสู่การวิเคราะห์ การใช้ตัวแปรอิสระต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไขที่สำคัญคือ ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรไม่ควรเกินระดับที่ทำให้เกิดปัญหา Multicollinearity โดยทั่วไปนิยมใช้เกณฑ์ค่าสหสัมพันธ์ (r) ไม่เกิน .80 ตามข้อเสนอของ Stevens (2002) เพื่อหลีกเลี่ยงการรบกวนกันระหว่างตัวแปร นอกจากนี้ ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่เหมาะสมควรเท่ากับ 30 เท่าขึ้นไปของจำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมด ($n \geq 30P$) ซึ่ง P หมายถึงจำนวนตัวแปรทำนาย ทั้งนี้เพื่อให้การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลมีความแม่นยำเพียงพอ (กัลยา วาณิชย์บัญชา, 2015)

3) การประเมินคุณภาพแบบจำลองใน MLR สามารถทำได้โดยการวิเคราะห์ค่าความน่าจะเป็นของการเกิดผลลัพธ์ตามตัวแปรตาม (Y) ผ่านการคำนวณด้วยฟังก์ชันลอการิทึมของค่าความน่าจะเป็น (Log-Likelihood: LL) ซึ่งค่านี้มีความเชื่อมโยงกับค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแปรที่คาดการณ์ (Residuals) กล่าวคือ ค่าที่ต่ำของ LL บ่งชี้ถึงแบบจำลองมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ได้ดีในระดับที่ยอมรับได้ (Kaiyawan, 2012)

4) ใช้ค่าความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์ (Odds Ratio) ในการแปลผลเป็นหลักหรือค่า EXP(B) โดยมีหลักว่า (Nizami et al., 2017)

4.1) ถ้าOdds Ratio =1 แสดงว่าการเปลี่ยนแปลงของ X ไม่มีผลต่อ Y

4.2) ถ้าOdds Ratio > 1 หมายถึงเมื่อ X เพิ่มขึ้นทำให้โอกาสของระดับความคิดเห็นเพิ่มมากขึ้น(พิจารณาจากค่าร้อยละ) เมื่อเทียบกับค่าเดิมของ X (สัมประสิทธิ์มีค่าเป็นบวก) โดยร้อยละของค่าOdds

$$a. \quad Ratio = \frac{EXP(B)}{1+EXP(B)} \times 100 \quad 2-8$$

4.3) ถ้าOdds Ratio < 1 หมายถึงเมื่อX เพิ่มขึ้นทำให้โอกาสของระดับความคิดเห็นน้อยลง(พิจารณาจากค่าร้อยละ) เมื่อเทียบกับค่าเดิมของX (สัมประสิทธิ์มีค่าเป็นลบ) โดยร้อยละของค่าOdds Ratio = (EXP(B) -1) x 100

2.6 การประยุกต์ใช้ Machine Learning ในการเลือกโหมดการเดินทาง

การเลือกใช้ Machine Learning (ML) ในงานวิเคราะห์การเลือกรูปแบบการเดินทางเพิ่มขึ้นในช่วงหลัง เนื่องจาก ML สามารถจับ ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เชิงเส้น (non-linear) ระหว่างตัวแปรจำนวนมากได้อย่างมีประสิทธิภาพกว่าโมเดลเชิงเศรษฐมิติแบบดั้งเดิม เช่น Multinomial Logit (MNL) ที่มีสมมติฐานเชิงเส้นและข้อจำกัดด้าน Structure ก่อนล่วงหน้า การศึกษาโดย Martín-Baos et al. (2023) เปรียบเทียบ MNL กับ XGBoost และ Random Forest พบว่า ML ให้ผลการทำนายระดับรายบุคคล (disaggregate predictive accuracy) สูงกว่า MNL อย่างมีนัยสำคัญ แต่กลับมีตัวบ่งชี้เชิงพฤติกรรม (behavioral indicators) และการประมาณตลาดรวม (aggregate mode shares) ต่ำกว่า งานจาก Wang and Ross (2018) พบว่าเมื่อเทียบ XGBoost กับ MNL บนข้อมูล Delaware Valley XGBoost ให้ความแม่นยำสูงกว่าอย่างชัดเจน (โดยเฉพาะเมื่อข้อมูลไม่ unbalanced) และกว่าในหลายโหมด แม้โมเดล MNL ยังคงความน่าเชื่อถือเชิงสถิติได้ดี ซึ่งสอดคล้องกับข้อดีของ ML ในแง่ predictive capability และความยืดหยุ่นในการใช้ข้อมูล

2.6.1 เทคนิคนิยมในงานเลือกโหมดเดินทาง

โมเดล tree-based ensemble เช่น Random Forest, XGBoost, CatBoost ถูกใช้อย่างแพร่หลาย เนื่องจากจัดการข้อมูล mixed types, missing values หรือ outliers ได้ดี และให้ผลที่เสถียร (Dahmen et al., 2024; Wang & Ross, 2018) นักวิจัยรับรองว่าการรวมผลแบบ ensemble ช่วยลด variance และ overfitting (Breiman, 2001) ในขณะที่ CatBoost สามารถจัดการกับตัวแปรเชิงหมวดหมู่จำนวนมากได้โดยตรง (Prokhorenkova et al., 2018)

2.6.2 การตีความผลจาก ML ด้วย SHAP

ในการวิเคราะห์แบบ Machine Learning การทำความเข้าใจว่าแต่ละตัวแปรมีอิทธิพลอย่างไรต่อผลลัพธ์ของโมเดลนับเป็นสิ่งสำคัญ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่ต้องการตีความ

ผลลัพธ์ให้สามารถใช้เป็นแนวทางในการกำหนดนโยบายหรือออกแบบบริการต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เทคนิค SHAP (SHapley Additive exPlanations) ซึ่งพัฒนาขึ้นโดย Lundberg and Lee (2017) เป็นเทคนิคที่ได้รับความนิยมมากที่สุดสำหรับการอธิบายผลของโมเดล Machine Learning ที่ซับซ้อน โดย SHAP ใช้แนวคิดจากทฤษฎีเกมเพื่อแจกแจง “ค่าคุณสมบัตินี้” หรือ “มูลค่า” ที่ตัวแปรแต่ละตัวมีต่อการทำนายของโมเดล

SHAP มีข้อได้เปรียบที่สำคัญคือสามารถอธิบายผลลัพธ์ของโมเดลแบบ “global” (โดยรวม) และ “local” (ระดับรายบุคคล) ได้อย่างชัดเจน เช่น การวิเคราะห์ SHAP summary plot จะแสดงให้เห็นว่าตัวแปรใดมีผลกระทบสูงสุดต่อการทำนายในภาพรวม และการแสดงค่า SHAP รายบุคคลช่วยให้เข้าใจว่าทำไมโมเดลจึงทำนายค่าหนึ่ง ๆ ให้กับตัวอย่างนั้น

การใช้ SHAP ในการศึกษาช่วยให้เห็นว่า ปัจจัยเช่นค่าใช้จ่ายในการเดินทาง รายได้ และระยะทางมีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อการเลือกโหมดการเดินทางของผู้สูงอายุ นอกจากนี้ SHAP interaction plot ยังช่วยวิเคราะห์ปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร เช่น รายได้ที่ต่ำเมื่อประกอบกับค่าใช้จ่ายที่สูงส่งผลต่อโอกาสในการใช้บริการขนส่งสาธารณะอย่างไร ซึ่งความสามารถของ SHAP ถือเป็นจุดแข็งในการวิเคราะห์ที่โมเดลสถิติเชิงเส้นอย่าง MNL ไม่สามารถจับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนเช่นนี้ได้อย่างชัดเจน

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Abdullah et al. (2022) ได้ทำการสำรวจปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเลือกโหมดการเดินทางในช่วงก่อนและระหว่างเกิดการระบาดของโควิด-19 โดยใช้แบบสำรวจซึ่งมี 3 ส่วนหลัก อาทิเช่น (1) ลักษณะทางสังคมและประชากร (2) ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกโหมดช่วงก่อนและช่วงระหว่างเกิดเหตุการณ์ ประเภท Likert 5 คะแนน ที่ส่งผลต่อการเลือกโหมดก่อนและช่วงระหว่างเกิดเหตุการณ์ และ (3) การเลือกรูปแบบช่วงเวลาก่อนเกิดและช่วงระหว่างเกิด โดยมีคำถามเกี่ยวกับการเลือกโหมดสำหรับระยะทางที่สั้นกว่า (<5 กม.) และยาวกว่า (>5 กม.) ก่อนและช่วงที่เกิดเหตุการณ์ระบาด โดยใช้การวิเคราะห์ Multinomial logit models ผลชี้ให้เห็นถึงการใช้ระบบขนส่งมวลชนลดลงขณะเดียวกันการเดินทาง การปั่นจักรยานในช่วงโควิดมีการเพิ่มขึ้นเล็กน้อย กลุ่มตัวอย่างให้ความสำคัญกับมาตรการความปลอดภัย ความปลอดภัยโรค ความสะดวกสบาย สถานะทางสังคมส่วนบุคคล ความพร้อมของเจลล้างมือ การรอ และการจ่ายเงินมากขึ้นสำหรับยานพาหนะที่แออัดน้อยลงในช่วงการแพร่ระบาด รายได้ต่อเดือนของครัวเรือนและปัจจัยเชิงสาเหตุที่เกี่ยวข้องกับการแพร่ระบาดครั้งใหญ่เป็นตัวพยากรณ์ที่ส่งผลต่อการเลือกโหมดสำหรับระยะที่สั้นกว่า (เช่น < 5 กม.) ในระหว่างการระบาดใหญ่ ในขณะที่เพศ การเป็นเจ้าของรถยนต์ และรายได้ต่อเดือนของครัวเรือนเป็นตัวทำนายสำหรับการเลือกโหมดสำหรับระยะที่ไกลกว่า (เช่น > 5 กม.) ในช่วงที่เกิดโรคระบาด

Ahmed et al. (2021) การวิจัยจะเน้นการศึกษากระบวนการในการเลือกประเภทการเดินทางของบุคคลมีอายุช่วง 18-25 ปี การเดินทางเพื่อทำงานและเข้าเรียนจะเน้นการเปรียบเทียบการใช้รถส่วนบุคคลและระบบขนส่งสาธารณะ โดยใช้ทฤษฎี TPB ในการศึกษาการเลือกรูปแบบ โดยเฉพาะจากมุมมองด้านสังคม-จิตวิทยา ข้อมูลการเดินทางที่ถูกแยกแยะถูกเก็บรวบรวมจากการ

สำรวจลักษณะของนักเดินทางอายุอยู่ในช่วง 18-25 ปี ($n = 3171$) อาศัยอยู่ในเมลเบิร์นชั้นในและมหานคร ประเทศออสเตรเลีย แบบสอบถามถูกออกแบบเพื่อสำรวจข้อมูลเกี่ยวกับทัศนคติของนักเดินทางที่อายุช่วง 18-25 ปี โดยพิจารณาจากรูปแบบการเดินทาง บริบททางสังคมและรูปแบบพฤติกรรมการเดินทาง การใช้ทั้งถดถอยเชิงเส้นและโลจิสติกแบบไบนารีร่วมกันได้รับการใช้เป็นเครื่องมือในการพยากรณ์ความตั้งใจในการเลือกโหมดและการเลือกจริง การศึกษาพบว่า ผู้เดินทางที่ใช้รถส่วนบุคคลมีมุมมองที่เชื่อมั่นต่อโหมดดังกล่าว ในระหว่างที่ผู้ใช้รถบริการขนส่งมวลชนมีความเชื่อว่าการขนส่งสาธารณะมั่นคงมากกว่า แต่พวกเขาไม่เห็นด้วยว่าการขนส่งสาธารณะมีความมั่นคงปลอดภัย

Chang et al. (2019) ได้นำเสนอแนวทางการใช้วิธี Machine Learning เพื่อให้เกิดความเข้าใจมากยิ่งขึ้นที่ส่งผลต่อการเลือกโหมด ซึ่ง Logit Model เป็นวิธีที่ใช้อย่างแพร่หลาย มีข้อจำกัดเนื่องจากต้องพึ่งพาสสมมติฐานที่ว่าสิ่งที่ส่งผลต่อการพิจารณาวิธีการเดินทางเป็นอิสระต่อกัน ซึ่งอาจทำให้เกิดการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ขาดความสอดคล้องและการคาดการณ์ที่มีอคติ เพื่อยกระดับความแม่นยำของการทำนายการพิจารณาทางเลือก ดังนั้นบทความนี้ใช้โมเดลการรวมข้อมูล (Data Fusion Model) ที่อิงตามกลยุทธ์การซ้อน (Stacking Strategy) และเสนอโมเดลแบบผสมที่รวมโมเดลการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ควบคุม (Unsupervised) Denoising Autoencoder (DAE) กับการเรียนรู้แบบมีผู้ควบคุม (Supervised) Random Forest (RF) นอกจากนี้ยังได้ทำการจัดอันดับและคัดเลือกคุณลักษณะ (Features) ที่อาจมีผลต่อพฤติกรรมพิจารณาทางเลือกในการเดินทางด้วยวิธีคัดเลือกคุณลักษณะโมเดลที่เสนอ ซึ่งมีความสามารถและประสิทธิภาพสูงในการวิเคราะห์พฤติกรรมเลือกโหมด และมีประสิทธิภาพมากกว่าโมเดลจำแนกประเภทอื่น ๆ ผลการศึกษาอาจประยุกต์ใช้เพื่อทำความเข้าใจและสร้างแบบจำลองการเลือกโหมดการเดินทางได้อย่างเต็มที่

Du et al. (2020) งานนี้ศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเลือกโหมดของสังคมสูงวัยในการเข้าถึงบริการสุขภาพ โดยเปรียบเทียบระหว่างพื้นที่ศูนย์กลางและชานเมือง ของเมืองฝูโจว ประเทศจีน ในปี 2017 งานวิจัยดำเนินการวิเคราะห์โดยการถดถอยโลจิสติกทุกกลุ่ม พบว่า ผู้สูงอายุในชานเมืองพึ่งพารถยนต์มากกว่าเนื่องจากต้องเดินทางไกลและเข้าถึงบริการขนส่งสาธารณะได้ยาก ส่วนผู้สูงอายุในศูนย์กลางมักใช้การเดินทางหรือรถบัส ผลแสดงให้เห็นว่าปัจจัยทางเศรษฐกิจและการอยู่ร่วมกับครอบครัวมีบทบาทอย่างยิ่งในการเลือกโหมด

Kaye et al. (2020) ใช้วิธีวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยประยุกต์ใช้เทคนิค Machine Learning โดยเฉพาะ Random Forest และ Support Vector Machine เพื่อทำนายรูปแบบการเดินทางของประชากรสูงวัยในสหรัฐอเมริกา โดยอิงจากข้อมูลแบบสอบถามเชิงพฤติกรรม การศึกษาพบว่า ตัวแปรสำคัญที่มีอิทธิพลที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเลือกวิธีการเดินทาง จะมี อายุ รายได้ ระดับความมั่นใจต่อการเดินทาง รวมถึงประสบการณ์ที่ผ่านมา ในการใช้วิธีเทคนิคเรียนรู้ช่วยให้สามารถจำแนกกลุ่มพฤติกรรมได้แม่นยำกว่าการวิเคราะห์เชิงเส้นแบบเดิม

Kim (2021) บทความนี้นำเสนอการใช้ Machine Learning (ML) เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการเลือกใช้รูปแบบการเดินทางในกรุงโซล โดยใช้โมเดล Extreme Gradient Boosting (XGB) ซึ่งมีประสิทธิภาพดีกว่าโมเดลอื่นๆ นอกจากนี้ยังใช้วิธีการตีความผลลัพธ์ของ ML เช่น การพิจารณาความสำคัญของตัวแปรร่วมกับการวิเคราะห์ปฏิสัมพันธ์ ทำให้เข้าใจองค์ประกอบสำคัญต่อการ

ตัดสินใจเลือกโหมดได้อย่างลึกซึ้ง โดยพบว่าอายุและความถี่ในการเดินทางเป็นตัวแปรสำคัญ ซึ่งสามารถเผยให้เห็นข้อมูลเชิงลึกที่ไม่สามารถเห็นได้ในโมเดลดั้งเดิม

Pellicer-Chenoll et al. (2021) นักวิจัยดำเนินการวิเคราะห์แบบ SEM เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบทางสิ่งแวดล้อม รวมถึงองค์ประกอบด้านสังคมกับพฤติกรรมการเดินทางของสังคมสูงวัยในเขตเมืองของบังกลาเทศ ดำเนินการเก็บข้อมูลของกลุ่มตัวอย่างผ่านแบบสอบถามจำนวน 300 ราย ผลลัพธ์ชี้ว่า องค์ประกอบทางกายภาพ เช่น พื้นทางเดินและทางลาด รวมถึงการเข้าถึงจุดจอดรถ มีผลต่อการเดินทางอย่างชัดเจน ขณะที่ความรู้สึกมั่นใจ การสนับสนุนจากครอบครัวถูกนิยามให้เป็นตัวแปรแฝงที่มีอิทธิพลทางอ้อมต่อพฤติกรรมการเดินทาง

Scheiner and Holz-Rau (2007) ผลงานนี้นำเสนอข้อพิจารณาทางทฤษฎีเกี่ยวกับความเชื่อมโยงระหว่างสถานการณ์ชีวิตวิถีชีวิตการเลือกสถานที่พักอาศัยและพฤติกรรมการเดินทาง ตลอดจนผลลัพธ์เชิงประจักษ์ของแบบจำลองสมการโครงสร้าง การวิเคราะห์ขึ้นอยู่กับข้อมูลที่รวบรวมมาจากการสำรวจในพื้นที่การศึกษาเจ็ดแห่งในภูมิภาคโคโลญ งานวิจัยแสดงให้เห็นว่า วิถีชีวิตมีบทบาทต่อการเลือกโหมด แม้ว่าขนาดเล็กน้อยแม้ว่าสถานการณ์ชีวิตจะถูกควบคุมก็ตาม อิทธิพลของสถานการณ์ชีวิตต่อการเลือกโหมดเกินอิทธิพลของวิถีชีวิต อิทธิพลที่วิถีชีวิตและสถานการณ์ชีวิตส่วนหนึ่งมีต่อการเลือกโหมดนั้นส่วนใหญ่เป็นสื่อกลางโดยทัศนคติของสถานที่เฉพาะและการกำหนดสถานที่เป้าหมายมีผลต่อการเลือกโหมดที่ตามมา ทั้งนี้เงื่อนไขเชิงพื้นที่ที่วัตถุประสงค์เช่นเดียวกับทัศนคติของตำแหน่งอสังหาริมทรัพย์มีความสำคัญ

Soza-Parra et al. (2019) ใช้วิธี Multinomial Logistic Regression วิเคราะห์ข้อมูลจากแบบสอบถามในกลุ่มประชากรสูงวัยในเขตเมืองของกรุงปักกิ่ง ประเทศจีน โดยมุ่งประเมินว่าตัวแปรลักษณะทางประชากร อาทิ อายุ รายได้ และระดับการศึกษา รวมถึงองค์ประกอบของระบบขนส่ง เช่น ความเข้าใจในการใช้งานบัตรโดยสาร ความถี่ของบริการ และความปลอดภัย ตัวแปรใดมีความสำคัญต่อการเลือกโหมดมากที่สุด ผลของงานวิจัยนี้พบว่า ความเข้าใจและความมั่นใจต่อการใช้ระบบขนส่งสาธารณะมีอิทธิพลสูงสุด

Uddin et al. (2023) บทความนี้เน้นศึกษาผลกระทบของความพึงพอใจต่อการพฤติกรรมการเดินทาง โดยมีการสำรวจองค์ประกอบทางสังคมและสิ่งแวดล้อมที่มีความหมายต่อการเลือกโหมดของผู้ที่มีข้อจำกัดในการใช้งานระบบขนส่ง โดยได้ข้อมูลการสำรวจการเดินทางในครัวเรือนแห่งชาติประจำปี 2017 ของรัฐนิวยอร์ก ซึ่งรวมถึงข้อมูลเกี่ยวกับผู้ตอบแบบสำรวจที่มีความทุพพลภาพจำกัดการเดินทาง นอกจากนี้ ข้อมูลสภาพภูมิอากาศจากองค์การบริหารมหาสมุทรและบรรยากาศแห่งชาติยังถูกรวมเข้าเป็นตัวแปรอธิบายเพิ่มเติมในกระบวนการสร้างแบบจำลอง วิเคราะห์โดยใช้แบบจำลอง Random Parameters Logit เพื่อระบุปัจจัยส่วนบุคคล การเดินทาง และสภาพแวดล้อมที่ส่งผลต่อการเลือกโหมดของผู้พิการที่มีข้อจำกัดในการเดินทาง ในกลุ่มผู้ที่มีข้อจำกัดด้านการเดินทางอาจมีแนวโน้มที่จะเดินทางไกลกว่าโดยการเดินเท้าในสถานการณ์ที่ขาดสิ่งอำนวยความสะดวกที่เหมาะสม สภาพอากาศส่งผลอย่างชัดเจนต่อการเลือกโหมด โดยที่ผู้คนมีแนวโน้มที่น้อยลงที่จะเดินทางเป็นระยะในช่วงฤดูร้อนและหนาว บุคคลที่มีรายรับน้อยพร้อมทั้งมีข้อจำกัดในการเดินทางมีแนวโน้มใช้บริการขนส่งสาธารณะหรือการสัญจรทางเท้ามากกว่า

จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องในตารางที่ 2.2 สามารถระบุช่องว่างขององค์ความรู้ในด้านการศึกษาพฤติกรรมการเดินทางของผู้สูงอายุได้อย่างชัดเจน โดยเฉพาะในบริบทของประเทศไทย ซึ่งยังขาดการศึกษาเชิงลึกในหลายมิติ แม้ว่างานวิจัยต่างประเทศจะมีจำนวนมากที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมการเดินทางของประชาชนทั่วไป แต่การมุ่งศึกษาไปยังกลุ่มผู้สูงอายุโดยเฉพาะในประเทศไทย ยังปรากฏอยู่อย่างจำกัด ประการแรก งานวิจัยส่วนใหญ่ที่มีอยู่ในระดับนานาชาติยังคงให้ความสำคัญกับกลุ่มประชากรทั่วไป หรือกลุ่มเฉพาะที่แตกต่างจากกลุ่มผู้สูงอายุในประเทศไทย เช่น กลุ่มวัยรุ่น หรือกลุ่มผู้ที่มีข้อจำกัดทางร่างกาย (Ahmed et al., 2021; Uddin et al., 2023) ขณะที่กลุ่มผู้สูงอายุในประเทศไทยมีบริบททางสังคม เศรษฐกิจ และวัฒนธรรมที่แตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ การศึกษานี้จึงเป็นหนึ่งในงานวิจัยที่มุ่งตอบโจทย์ช่องว่างดังกล่าวโดยเฉพาะ

ประการที่สอง งานวิจัยในระดับนานาชาติมักศึกษาในบริบทของเมืองขนาดใหญ่ เช่น เมลเบิร์น หรือโซล ซึ่งเป็นเมืองที่มีระบบโครงสร้างพื้นฐานด้านคมนาคมที่พัฒนาแล้ว และอาจไม่สะท้อนปัญหาในเมืองระดับภูมิภาคของประเทศกำลังพัฒนาอย่างประเทศไทย งานวิจัยนี้จึงเลือกศึกษาใน “เมืองภูมิภาค” ซึ่งมีความเฉพาะตัวด้านปัจจัยแวดล้อม ระบบขนส่ง และพฤติกรรมของประชากรที่ยังไม่ได้รับความสนใจมากนักในวงวิชาการระดับโลก

ประการที่สาม งานวิจัยส่วนมากมักใช้เพียงเครื่องมือทางสถิติแบบดั้งเดิม หรือเทคนิค Machine Learning เพียงอย่างเดียวในการวิเคราะห์ข้อมูลพฤติกรรมการเดินทาง (Chang et al., 2019; Kim, 2021) ขณะที่งานวิจัยฉบับนี้ได้นำกรอบทฤษฎีทางจิตวิทยาพฤติกรรม คือ ทฤษฎีพฤติกรรมตามแผน (Theory of Planned Behavior: TPB) มาเชื่อมโยงกับการวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อความตั้งใจของผู้สูงอายุในการใช้บริการขนส่งสาธารณะ ร่วมกับการประยุกต์ใช้เทคนิค Machine Learning เช่น CatBoost, XGBoost และ Random Forest เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกรูปแบบพฤติกรรม

ประการสุดท้าย แม้ว่าการงานของ Du et al. (2020) จะศึกษาเกี่ยวกับพฤติกรรมการเดินทางของผู้สูงอายุในประเทศจีนซึ่งมีลักษณะบางประการคล้ายคลึงกับประเทศไทย แต่พื้นที่ศึกษากลับเน้นเปรียบเทียบระหว่างเขตเมืองและชนเมืองในจีน ซึ่งบริบททางสังคมและเศรษฐกิจมีความแตกต่างจากเมืองภูมิภาคของไทย งานวิจัยฉบับนี้จึงเน้นการศึกษาแบบเจาะจงในบริบทของประเทศไทย โดยเฉพาะ ซึ่งถือเป็นการเติมเต็มองค์ความรู้ในเชิงพื้นที่ที่ยังขาดอยู่ในงานวิจัยระดับนานาชาติ ด้วยเหตุผลเหล่านี้ งานวิจัยฉบับนี้จึงสามารถระบุได้ว่าเป็นการวิจัยที่มีความจำเป็นและมีคุณค่าในเชิงวิชาการ โดยเฉพาะในการสร้างองค์ความรู้ใหม่สำหรับการวางแผนพัฒนาระบบขนส่งสาธารณะที่เหมาะสมกับผู้สูงอายุในบริบทของเมืองภูมิภาคในประเทศไทย และสนับสนุนการกำหนดนโยบายขนส่งอย่างยั่งยืนเพื่อรองรับสังคมสูงวัยในอนาคต

ตารางที่ 2.2 ตารางการระบุช่องว่างในการวิจัย (Research Gaps)

ลำดับ	งานวิจัย ต่างประเทศ	กลุ่มประชากร	เทคนิคการวิเคราะห์	บริบทภูมิศาสตร์	กลุ่มเฉพาะ (ผู้สูงอายุ)	ปัจจัยเฉพาะ (ประเทศไทย)
1	Abdullah et al. (2022)	กลุ่มประชากร ทั่วไป	Multinomial Logit Models	ปากีสถาน	✗	✗
2	Ahmed et al. (2021)	18-25 ปี	Linear Regression, Binary Logistic Regression	เมลเบิร์น, ออสเตรเลีย	✗	✗
3	Chang et al. (2019)	กลุ่มประชากร ทั่วไป	Machine Learning, Data Fusion Model, Stacking Strategy	เมืองคาร์ลสรูเออ และเมืองฮัลเลอ, เยอรมัน	✗	✗
4	Kim (2021)	กลุ่มประชากร ทั่วไป	Extreme Gradient Boosting (XGB)	กรุงโซล, เกาหลี ใต้	✗	✗
5	Scheiner and Holz-Rau (2007)	กลุ่มประชากร ทั่วไป	Structural Equation Modeling (SEM)	ภูมิภาคโคโลญ, เยอรมนี	✗	✗
6	Uddin et al. (2023)	ผู้ที่มีความพิการ	Random Parameters Logit Model	นิวยอร์ก, สหรัฐอเมริกา	✗	✗
7	Du et al. (2020)	บุคคลสูงวัย (60 ปีขึ้นไป)	Descriptive Analysis, Multinomial Logistic Regression	ศูนย์กลางและ ชานเมืองของ เมืองฝูโจว, จีน	✓	✗
8	This thesis	บุคคลสูงวัย (60 ปีขึ้นไป)	Theory of Planned Behavior (TPB), Structural Equation Modeling (SEM), Multinomial Logistic Regression, Machine Learning เช่น CatBoost, XGBoost และ Random Forest	เมืองภูมิภาคใน ประเทศไทย (เช่น เชียงใหม่, ขอนแก่น, ชลบุรี, ภูเก็ต)	✓	✓