



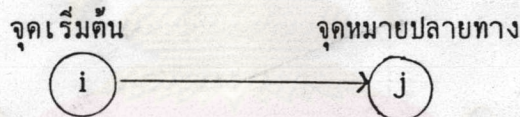
## บทที่ 2

### การทบทวนผลงานที่ผ่านมา

#### 2.1 การเดินทางของคน

การเดินทางเป็นผลสืบเนื่องมาจากพฤติกรรมความเป็นอยู่ของคน คนเป็นสัตว์สังคม และเนื่องจากการอยู่รวมเป็นสังคมนี้เองที่ทำให้คนแต่ละคนมีกิจกรรมที่ต้องทำ ซึ่งกิจกรรมต่างๆ ของคนนั้นจำเป็นต้องอาศัยการเดินทางนั่นเอง

การเดินทางเป็นการเคลื่อนที่จากจุดหนึ่ง ซึ่งเป็นจุดเริ่มต้นของการเดินทาง (Origin : i) ไปยังอีกจุดหนึ่งซึ่งเป็นจุดหมายปลายทาง (Destination : j) ของการเดินทางนั้น ด้วยวัตถุประสงค์ใดวัตถุประสงค์หนึ่ง



การเดินทางของคนส่วนมาก มีจุดเริ่มต้นหรือจุดหมายปลายทางที่บ้าน ดังนั้นในการศึกษาถึงการเดินทางของคนจึงนิยมจัดกลุ่มของการเดินทางออกเป็น 2 กลุ่มใหญ่ๆ ก่อนคือ กลุ่มที่การเดินทางนั้นมีจุดเริ่มต้นหรือจุดปลายทางที่บ้าน (Home Based) และกลุ่มที่การเดินทางนั้นมีจุดเริ่มต้นและจุดปลายทาง ไม่ใช่ที่บ้าน (Non Home Based) นอกจากนั้นกลุ่มการเดินทางที่มีจุดเริ่มต้นหรือจุดปลายทางที่บ้านยังนิยมถูกจัดให้แยกย่อยลงไปอีกตามวัตถุประสงค์ของการเดินทาง ทั้งนี้เพื่อที่จะทำให้การเดินทางที่มีพฤติกรรมของการเดินทางใกล้เคียงกันมาอยู่รวมกัน วัตถุประสงค์ของการเดินทางเหล่านั้น ได้แก่ ไปทำงาน ไปโรงเรียน และอื่นๆ การทำเช่นนี้จะทำให้สามารถศึกษาถึงความสัมพันธ์ของจำนวนการเดินทาง กับตัวแปรที่เป็นปัจจัยให้เกิดการเดินทางได้ชัดเจนและใกล้เคียงความเป็นจริงมากขึ้น ตามปกตินักวางแผนและวิศวกรมักจะแบ่งการเดินทางออกเป็น 4 กลุ่ม คือ

- ก. การเดินทางจากบ้านเพื่อไปทำงาน หรือการเดินทางจากที่ทำงานเพื่อกลับบ้าน (Home Based Work : HBW) ในเขตเมืองการเดินทางด้วยวัตถุประสงค์นี้จะมีสัดส่วนมากที่สุด
- ข. การเดินทางของนักเรียนจากบ้านเพื่อไปโรงเรียน หรือการเดินทางจากโรง-

เรียนเพื่อกลับบ้าน (Home Based School : HBS) การเดินทางด้วยวัตถุประสงค์นี้มีส่วนที่ค่อนข้างมากในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล

ค. การเดินทางจากบ้านเพื่อไปยังที่อื่นๆ หรือการเดินทางจากที่อื่นๆ เมื่อกลับบ้าน (Home Based Others : HBO)

ง. การเดินทางจากที่อื่นๆ ที่ไม่ใช่บ้าน ไปยังจุดหมายปลายทางที่ไม่ใช่บ้าน (Non Home Based : NHB)

วัตถุประสงค์ในการเดินทาง สามารถจำแนกได้จากข้อมูลการสัมภาษณ์การเดินทาง ซึ่งโดยปกติจะสัมภาษณ์ถึงลักษณะของการใช้ที่ดินที่จุดเริ่มต้น และที่จุดหมายปลายทาง ข้อมูลส่วนนี้จะสื่อความหมายให้ผู้ที่ทำการศึกษาเข้าใจถึงวัตถุประสงค์ของการอยู่ที่ หรือไปยังสถานที่นั้นๆ คุณลักษณะของการใช้ที่ดินที่ทำการสัมภาษณ์จะประกอบด้วย บ้าน(1) ทำงาน(2) โรงเรียน(3) ธุรกิจส่วนตัว(4) ธุรกิจเกี่ยวกับงาน(5) เปลี่ยนรูปแบบ(6) พักผ่อน(7) และอื่นๆ(8) ซึ่งนำมาใช้ประกอบการพิจารณา จัดกลุ่มของการเดินทางได้ ดังแสดงไว้ในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 แสดงการหาวัตถุประสงค์ของการเดินทางจากลักษณะการใช้ที่ดินที่จุดปลาย (1)

วัตถุประสงค์ของการเดินทาง	ลักษณะการใช้ที่ดินที่จุดเริ่มต้น	ลักษณะการใช้ที่ดินที่จุดปลายทาง
Home Based Work (HBW)	1	2
	2	1
Home Based School (HBS)	1	3
	3	1
Home Based Others (HBO)	1	4, 5, 6, 7, 8
	4, 5, 6, 7, 8	1
Non Home Based (NHB)	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8

หมายเหตุ :

- |                     |                               |
|---------------------|-------------------------------|
| (1) - บ้าน          | (5) - ธุรกิจที่เกี่ยวกับงาน   |
| (2) - ทำงาน         | (6) - เปลี่ยนรูปแบบการเดินทาง |
| (3) - โรงเรียน      | (7) - พักผ่อน                 |
| (4) - ธุรกิจส่วนตัว | (8) - อื่นๆ                   |

## 2.2 การพยากรณ์ความต้องการเดินทาง

### 2.2.1 การวางแผนด้านการเดินทางและการขนส่ง

สภาพการเดินทางและการขนส่งของกรุงเทพมหานครและปริมณฑลในปัจจุบันพบว่าเกิดปัญหาขึ้นอย่างมากมาย และผลของปัญหาได้แสดงออกมาอย่างชัดเจน เช่น ปัญหาการจราจรติดขัด ปัญหาสิ่งแวดล้อมเป็นพิษ เป็นต้น ปัญหาดังกล่าวได้ส่งผลกระทบต่อประชาชนผู้เดินทาง ตลอดจนระบบเศรษฐกิจและสังคมโดยรวม ซึ่งอาจกล่าวได้ว่าความรุนแรงของปัญหาที่เกิดขึ้นในปัจจุบันนี้ เป็นผลมาจากการขาดการวางแผนด้านการเดินทางและการขนส่งที่เหมาะสม และส่วนหนึ่งมาจากการเจริญเติบโตขึ้นอย่างมากของกรุงเทพมหานครและปริมณฑล

การวางแผนเพื่อแก้ปัญหาด้านการเดินทางและการขนส่ง สามารถจำแนกได้เป็น 2 ลักษณะ คือ ลักษณะแรกเป็นการวางแผนเพื่อแก้ปัญหาในระยะสั้น (Short Term Planning) ซึ่งเป็นการดำเนินการใดๆ ที่จะช่วยให้การใช้งานองค์ประกอบของระบบคมนาคมขนส่งที่มีอยู่แล้วให้เกิดประโยชน์มากขึ้น โดยไม่มีการลงทุนเพิ่มเติมหรือมีก็ไม่มากนัก แต่สามารถตอบสนองต่อปัญหาที่กำลังเกิดขึ้นได้อย่างรวดเร็ว และลักษณะที่สองเป็นการวางแผนเพื่อจะรับสภาพปัญหาที่จะเกิดขึ้นในอนาคต (Long Term Planning) เพื่อป้องกันหรือลดขนาดของปัญหาให้น้อยลง การวางแผนในลักษณะนี้จะส่งผลกระทบต่อระยะยาวที่ควรมีต่อระบบการคมนาคมขนส่งในอนาคต และต้องเสียค่าใช้จ่ายรวมทั้งเวลาเป็นจำนวนมากเพื่ดำเนินการตามแผนที่วางไว้

### 2.2.2 การพยากรณ์ความต้องการเดินทาง

ในการวางแผนเพื่อแก้ปัญหาด้านการเดินทางและการขนส่งทั้งในระยะสั้นและในระยะยาว จำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องเข้าใจถึงพฤติกรรมและจำนวนความต้องการเดินทางทั้งในปัจจุบันและในอนาคต ปัจจุบันนี้ผู้วางแผนสามารถพยากรณ์ถึงความต้องการเดินทางได้จากแบบจำลองต่อเนื่อง (Sequential Models) ซึ่งประกอบด้วย 4 แบบจำลองย่อย คือ

- แบบจำลองการเกิดการเดินทาง (Trip Generation Model) ใช้อธิบายการเกิดการเดินทางของคน ซึ่งผลที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองนี้จะออกมาอยู่ในรูปของจำนวนการเดินทางที่ปลาย (Trip Ends) ของแต่ละพื้นที่ย่อย (Zone) แยกตามวัตถุประสงค์ของการเดินทาง

- แบบจำลองการกระจายการเดินทาง (Trip Distribution Model) เป็น

แบบจำลองที่ใช้เพื่อกระจายการเดินทางที่เกิดขึ้นในแต่ละพื้นที่ย่อยใดๆ (Zone) ไปยังพื้นที่ย่อยอื่นๆ (Zone) ตามวัตถุประสงค์ของการเดินทาง (Trip Purpose) และการดึงดูดการเดินทาง (Trip Attraction) ที่แตกต่างกัน โดยจัดให้อยู่ในรูปของตัวแปรต่างๆ ที่มีความสัมพันธ์อย่างมากต่อการเกิดการการเดินทางและการใช้ที่ดินในปัจจุบัน

- แบบจำลองรูปแบบการเดินทาง (Modal Split Model) เป็นแบบจำลองที่ใช้ในการอธิบายการเลือกรูปแบบของการเดินทาง ซึ่งจะทำให้ทราบจำนวนของการเดินทางโดยรูปแบบต่างๆ ทั้งในปัจจุบันและอนาคต

- แบบจำลองการจัดเส้นทางเดินทาง (Traffic Assignment Model) แบบจำลองนี้จัดเป็นขั้นตอนสุดท้ายของการพยากรณ์จำนวนการเดินทาง โดยเป็นขบวนการที่จะจัดจำนวนการเดินทางระหว่างพื้นที่ย่อย (Interzonal Trips) ที่เกิดขึ้น ลงบนโครงข่ายการคมนาคมขนส่ง ทั้งนี้เพื่อที่จะให้ทราบว่าผู้เดินทางเลือกใช้เส้นทางใดเพื่อการเดินทางไปยังจุดหมายปลายทางนั่นเอง

### 2.3 วิธีการพัฒนาแบบจำลองความต้องการเดินทาง

สำหรับการศึกษานี้ได้เน้นการศึกษาเฉพาะส่วนของการเดินทางและการเลือกรูปแบบของการเดินทางเท่านั้น ทั้งนี้เพื่อที่จะสามารถพัฒนาแบบจำลองความต้องการเดินทางของประชากรในพื้นที่ศึกษาแยกตามรูปแบบของการเดินทางต่างๆ ได้ ปกติการพัฒนาแบบจำลองสามารถแบ่งตามลักษณะของการวิเคราะห์ได้เป็น 2 ประเภท คือ ประเภทที่ใช้หน่วยที่เล็กที่สุดของการวิเคราะห์เป็นพื้นที่ย่อย (Aggregate Analysis) และประเภทที่ใช้หน่วยที่เล็กที่สุดของการวิเคราะห์เป็นครัวเรือนหรือบุคคล (Disaggregate Analysis) โดยมีวิธีการที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองที่ต้องการศึกษาดังนี้

#### 2.3.1 การพัฒนาแบบจำลองการเกิดการเดินทาง

แบบจำลองการเกิดการเดินทาง เป็นแบบจำลองแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนการเดินทางที่ปลาย (Trip Ends) กับ ตัวแปรต่างๆ ที่เป็นองค์ประกอบของการเดินทาง การวิเคราะห์การเดินทางจะกระทำในรูปของการกำเนิดการเดินทาง (Trip Production) และการดึงดูดการเดินทาง (Trip Attraction) ทั้งนี้เพราะผลจากการวิเคราะห์จะสามารถแสดงความสัมพันธ์ของจำนวนเที่ยว การใช้ที่ดิน วัตถุประสงค์ของการเดินทางและการดึงดูดการเดินทางไว้พร้อมทั้งหมด รวมทั้งสามารถแสดงถึงศักยภาพในการก่อให้เกิดและ/

หรือดึงดูดการเดินทางของพื้นที่ย่อย ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับใช้ในแบบจำลองการกระจายการเดินทาง แบบ Gravity Model ด้วย การวิเคราะห์ในลักษณะนี้มีข้อกำหนดที่ต้องทำความเข้าใจคือ การเดินทางใดที่มีจุดเริ่มต้นหรือจุดหมายปลายทางเป็นบ้าน บ้านจะเป็นจุดที่ก่อให้เกิด (Produce) การเดินทางเสมอ ส่วนการเดินทางที่ไม่มีจุดเริ่มต้นหรือจุดปลายทางเป็นบ้าน จุดเริ่มต้นของการเดินทางจะเป็นจุดที่ก่อให้เกิดการเดินทาง

จากการวิเคราะห์ข้างต้น แบบจำลองการเกิดการเดินทาง จึงประกอบด้วย 2 แบบจำลองย่อย คือ แบบจำลองย่อยการกำเนิดการเดินทาง (Trip Production Sub-Model) และแบบจำลองย่อยการดึงดูดการเดินทาง (Trip Attraction Sub-Model) ซึ่งมีวิธีการพัฒนาแบบจำลอง ดังนี้

#### 2.3.1.1 แบบจำลองย่อยการกำเนิดการเดินทาง

ก. Aggregate Analysis วิธีที่นิยมใช้ในการวิเคราะห์แบบนี้ คือ การวิเคราะห์โดยใช้สมการถดถอยเชิงเส้น (Multiple Linear Regression) วิธีนี้จะเป็นการสร้างสมการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนการเดินทางที่ปลาย (Trip Ends) ซึ่งเป็นตัวแปรที่ต้องการทราบค่า กับตัวแปรอิสระอื่นๆ ที่ทำให้เกิดการเดินทาง เช่น สภาพทางเศรษฐกิจและสังคมของประชากร เป็นต้น โดยมีรูปแบบทั่วไปของสมการทางคณิตศาสตร์ คือ

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + \dots + b_nX_n$$

เมื่อ

$Y$  คือ ตัวแปรประกอบ (Dependent Variable)

$X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$  คือ ตัวแปรอิสระ (Independent Variable)

$a, b_1, b_2, b_3, \dots, b_n$  คือ สัมประสิทธิ์ของการถดถอย (Regression Coefficient)

ในปัจจุบันตัวแปรอิสระที่ควรใช้ และค่าสัมประสิทธิ์ของการถดถอย สามารถหาได้โดยง่ายจากโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ชื่อว่า Stepwise Regression Analysis Program ซึ่งอาศัยหลักการที่ว่า ตัวแปรอิสระที่ควรใช้ควรเป็นตัวที่มีความสัมพันธ์ในลักษณะเส้นตรงกับตัวแปรตามสูงคือมีค่า Correlation สูง แต่มีค่า Correlation กับตัวแปรอิสระตัวอื่นที่จะนำมาใช้ร่วมกันในสมการต่ำ โปรแกรมฯ จะทำการทดลองใส่ตัวแปรอิสระเข้าไปในสมการที่

ละตัวตามการพิจารณาค่า Correlation ของตัวแปรตามที่กล่าวมาข้างต้น จนกระทั่งได้ สมการที่ประกอบด้วยกลุ่มของตัวแปรอิสระที่ให้ค่าทางสถิติซึ่งได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์สัมพันธ์ ( $R^2$ ) และค่า F-Test คีที่สุค ดังนั้นการมีโปรแกรมคอมพิวเตอร์จึงทำให้การพัฒนาแบบจำลองชนิดนี้ทำได้สะดวก และประหยัดเวลาในการศึกษาได้มาก (2)

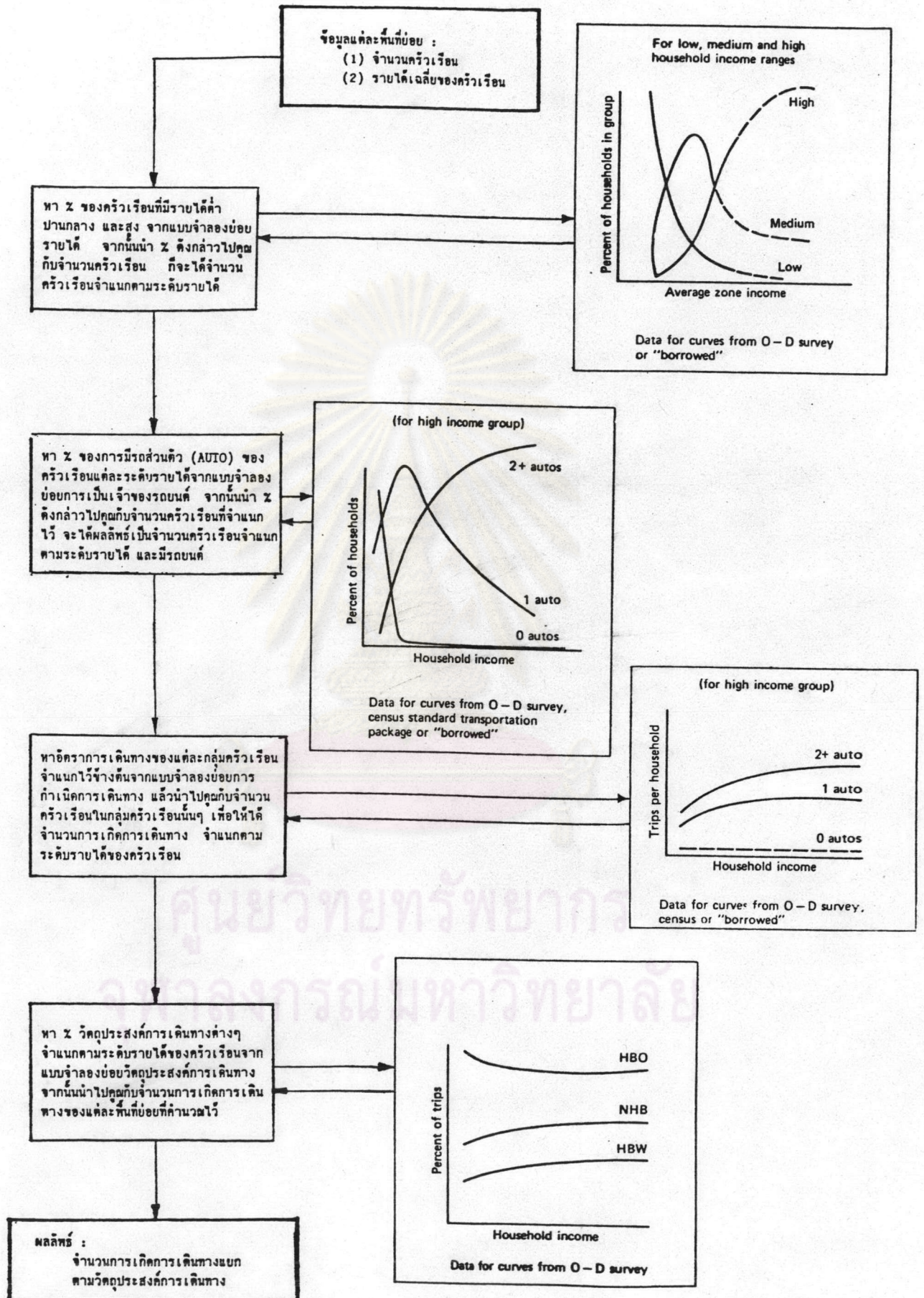
ข. Disaggregate Analysis วิธีการพัฒนาแบบจำลองแบบนี้ได้มีการพัฒนาขึ้นมาในภายหลัง ซึ่งมีข้อดีคือจะทำให้สามารถใช้ข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น และลดการสูญเสียรายละเอียดของข้อมูลบางประการที่เป็นประโยชน์ได้ ทั้งนี้เพราะ มีการใช้ข้อมูลในระดับเดียวกับหน่วยย่อยที่ทำการสำรวจมา โดยข้อมูลดังกล่าวไม่ต้องถูกนำมาหาค่าเฉลี่ยเพื่อใช้เป็นตัวแทนของพื้นที่ย่อย (Zone) อีกทีอย่างกรณีของการวิเคราะห์แบบ Aggregate Analysis ปัจจุบันการพัฒนาแบบจำลองลักษณะนี้มี 2 วิธี คือ

1) วิธีการจำแนกความสัมพันธ์ (Cross Classification หรือ Category Analysis) วิธีนี้เป็นวิธีประมาณจำนวนการเดินทาง โดยการแบ่งครัวเรือนออกเป็นกลุ่มๆ ตามตัวแปรที่ทำให้เกิดการเดินทางนั้น ซึ่งจากการศึกษาของ Federal Highway Administration (FHA) พบว่าตัวแปรที่เหมาะสม คือ รายได้ของครัวเรือน การเป็นเจ้าของรถยนต์ส่วนบุคคล ชนิดของการเดินทางซึ่งใช้การเดินทางของคน (Person Trip) และวัตถุประสงค์ของการเดินทาง การแบ่งครัวเรือนดังกล่าวจะทำให้ครัวเรือนที่มีลักษณะคล้ายกันมาอยู่ด้วยกัน จากนั้นจึงหาอัตราการเดินทางเฉลี่ยต่อครัวเรือนของแต่ละกลุ่มครัวเรือนมาคูณกับจำนวนครัวเรือนในแต่ละกลุ่มก็จะได้จำนวนการเดินทางที่ปลาย (Trip Ends) ตามที่ต้องการ โดยมีรูปแบบสมการทางคณิตศาสตร์เป็น

$$T(I,C) = \sum_I \sum_C r(I,C) \cdot HH(I,C)$$

- เมื่อ
- T คือ Total Trip Production
  - I คือ รายได้ของครัวเรือน
  - C คือ การเป็นเจ้าของรถยนต์ส่วนบุคคล
  - r คือ อัตราการเดินทางต่อครัวเรือน
  - HH คือ จำนวนครัวเรือน

(ลักษณะของแบบจำลอง และการใช้งานแบบจำลอง แสดงไว้ในรูปที่ 2.1) (3)



รูปที่ 2.1 แสดงผังการใช้งานแบบจำลองย่อยการกำเนิดการเดินทาง

ข.2) วิธีพฤติกรรมการณ์ตัดสินใจเพื่อเดินทาง (Disaggregate Travel Demand Model) เป็นการพัฒนาแบบจำลองที่นำเอาพฤติกรรมการณ์ตัดสินใจของคน มาเป็นพื้นฐานในการคิดแทนแนวความคิดเดิม วิธีนี้เป็นวิธีที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ซึ่งจะกล่าวโดยละเอียดในหัวข้อต่อไป

### 2.3.1.2 แบบจำลองย่อยการตั้งจุดการเดินทาง

แบบจำลองนี้วิเคราะห์ได้ในลักษณะเดียวกับแบบจำลองการกำเนิดการเดินทาง ซึ่งมีวิธีการพัฒนาอยู่ 2 วิธี คือ วิธี Zonal Regression และวิธีอัตราการเดินทางต่อหน่วยพื้นที่ (Land Area Trip Rates หรือ Cross-Classification)

ก. วิธี Zonal Regression (Aggregation Analysis) เป็นการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างการเดินทางที่ปลาย (Trip Ends) ในลักษณะของการตั้งจุดการเดินทางกับตัวแปรที่ทำให้เกิดการตั้งจุดการเดินทาง ซึ่งมักจะเป็นตัวแปรด้านการใช้ที่ดิน (เป็นตัวแปรคนละลักษณะกับตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์การกำเนิดการเดินทาง) โดยใช้สมการถดถอยเชิงเส้น (Multiple Linear Regression) สำหรับวิธีในการพัฒนาแบบจำลองจะเหมือนกับการพัฒนาแบบจำลองย่อยการกำเนิดการเดินทาง ด้วยวิธี Aggregate Analysis ตามที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 2.3.1.1 (ก)

ข. วิธีอัตราการเดินทางต่อหน่วยพื้นที่ (Disaggregate Analysis) อัตราการเดินทางต่อหน่วยพื้นที่ เป็นการหาความสัมพันธ์ของการเดินทางแต่ละวัตถุประสงค์กับกิจกรรมในแต่ละพื้นที่ ซึ่งจะแสดงได้ด้วยตัวแปรที่สะท้อนถึงการใช้ที่ดินของพื้นที่ย่อย ตัวแปรเหล่านั้นได้แก่การจ้างงาน (Employment) จำนวนนักเรียน (Student) และจำนวนประชากร (Population) เป็นต้น อัตราการเดินทาง (Trip Rates) จะมีหน่วยเป็นจำนวนการเดินทางต่อจำนวนการจ้างงาน จำนวนการเดินทางต่อจำนวนนักเรียน และจำนวนการเดินทางต่อจำนวนประชากร โดยที่ข้อมูลจำนวนการเดินทางจะได้จากการทำ Home Interview ส่วนข้อมูลการจ้างงาน จำนวนนักเรียน และจำนวนประชากร สามารถหาได้จากแหล่งข้อมูลทุติยภูมิต่างๆ ที่มีการจัดทำไว้ เช่น การสำรวจสำมะโนครัว เป็นต้น การหาความสัมพันธ์ดังกล่าวจะสร้างเป็นตารางแสดงอัตราการเดินทาง จำแนกตามวัตถุประสงค์ของการเดินทาง และตัวแปรที่มีความสัมพันธ์การเดินทางนั้นๆ ดังแสดงในตารางที่ 2.2



ตารางที่ 2.2 แบบจำลองการตั้งคาคูการเดินทาง

Trip Purpose	Trips per Household	Trips per Employee				Trip per Student		
		Non-Retail	Retail			Univ.	High School	Other
			CBD	Shop Center	Other			
Home Based Work	—	1.70	1.70	1.70	1.70	—	—	—
Home Based Shop	—	—	2.00	9.00	4.00	—	—	—
Home Based School	—	—	—	—	—	0.90	1.60	1.20
Home Based Other	0.70	0.60	1.10	4.00	2.30	—	—	—
Non-Home Based	0.30	0.40	1.00	4.60	2.30	—	—	—

จำนวนการกำเนิดการเดินทาง และจำนวนการตั้งคาคูการเดินทาง ที่ได้จากแบบจำลองของทุกวัตถุประสงค์ รวมทั้งพื้นที่ศึกษาจะต้องเท่ากัน หากไม่เท่ากันจะต้องใช้วิธีอัตราส่วนทำการปรับค่าใดค่าหนึ่งหรือทั้งสองค่าแล้วแต่ความเหมาะสมจนกระทั่งค่าทั้งสองเท่ากัน เพื่อใช้เป็นพื้นฐานในการพยากรณ์การเดินทางในอนาคตต่อไป (3)

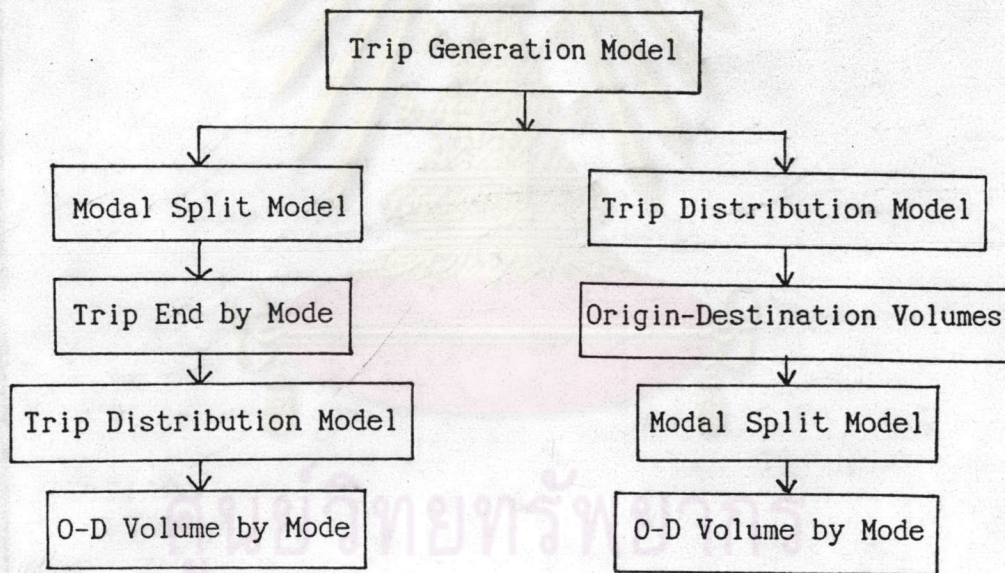
### 2.3.2 การพัฒนาแบบจำลองรูปแบบการเดินทาง

แบบจำลองรูปแบบการเดินทางสามารถแบ่งได้เป็น 2 ชนิด คือ แบบจำลองรูปแบบการเดินทางที่จุดปลาย (Trip End Modal Split Model) และแบบจำลองรูปแบบการเดินทางแบบสลับเปลี่ยนกัน (Trip Interchange Modal Split Model) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีการวิเคราะห์หารูปการเดินทางก่อนและหลัง การวิเคราะห์การกระจายการเดินทางตามลำดับ (4) ดังแสดงในรูปที่ 2.2 เพื่อให้สอดคล้องกับการศึกษาในครั้งนี้ แบบจำลองรูปแบบการเดินทางที่ใช้จึงเป็นแบบจำลองรูปแบบการเดินทางที่จุดปลาย ซึ่งมีวิธีการพัฒนาแบบจำลองดังนี้

ก. Aggregate Analysis เป็นวิธีการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างอัตราส่วนร้อยละของการใช้รูปแบบการเดินทาง กับตัวแปรจำนวนรถยนต์ต่อประชากร (Motorization

Rate) การสร้างความสัมพันธ์ดังกล่าวสามารถทำได้โดยง่ายจากการใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ Curve Fitting แบบจำลองที่วิเคราะห์แบบ Aggregate นี้ จะใช้ข้อมูลที่เป็นค่าเฉลี่ยของแต่ละพื้นที่ย่อยมาพยากรณ์ถึงการเลือกใช้รูปแบบการเดินทาง

ข. Disaggregate Analysis เป็นการพัฒนาระบบจำลองที่นำเอาพฤติกรรม การตัดสินใจของคนมาเป็นพื้นฐานในการคิด โดยคนจะตัดสินใจเลือกรูปแบบการเดินทางที่ให้ ประโยชน์แก่ตัวเองสูงสุด เช่น เสียค่าใช้จ่ายน้อยกว่า ใช้เวลาในการเดินทางน้อยกว่า เป็นต้น แบบจำลองที่วิเคราะห์แบบ Disaggregate นี้จะใช้ข้อมูลที่เป็นค่าเฉลี่ยของกลุ่มคนที่จำแนกไว้ ตามตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลอง ซึ่งอาจจะไม่พิจารณาเป็นระดับของพื้นที่ย่อยก็ได้ วิธีนี้เป็นวิธีที่ ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ ซึ่งจะกล่าวโดยละเอียดในหัวข้อต่อไป



Sequence of Activities  
 Trip End Type Modal  
 Modal Split Model

Sequence of Activities  
 for Trip Interchange  
 Type Modal Split Model

รูปที่ 2.2 ความแตกต่างระหว่าง Trip End Type และ Trip Interchange Modal Split Model

## 2.4 แบบจำลอง Disaggregate Travel Demand Model

### 2.4.1 ทฤษฎีพฤติกรรมการณ์การตัดสินใจของคน

แบบจำลอง Disaggregate Travel Demand Model เป็นแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมาใหม่ โดยใช้แนวความคิดที่ว่า การเดินทางเกิดจากการตัดสินใจของคน กล่าวคือ การตัดสินใจว่าจะเดินทางหรือไม่เดินทาง จะเดินทางไปไหน ไปด้วยรูปแบบอะไร และจะไปไหนบนเส้นทางใด โดยคนจะตัดสินใจเลือกทางเลือกที่ให้ประโยชน์ (Utility) สูงสุด เช่น เลือกทางเลือกที่ 1 ไม่เลือกทางเลือกที่ 2 เพราะทางเลือกที่ 1 ให้ประโยชน์ต่อผู้ตัดสินใจมากกว่าทางเลือกที่ 2 เป็นต้น (5)

ในการที่จะสามารถเปรียบเทียบให้ผู้ตัดสินใจเห็นว่า ทางเลือกใดให้ประโยชน์ต่อผู้ตัดสินใจมากกว่ากันนั้น สามารถทำได้โดยใช้ค่าของสมการแสดงคุณประโยชน์ (Utility Function :  $U$ ) ซึ่งเป็นสมการที่แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่าง ค่าคุณประโยชน์ของทางเลือกกับตัวแปรต่างๆ ที่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจ เช่น เวลาและค่าใช้จ่ายในการเดินทาง เป็นต้น สมการคุณประโยชน์สามารถจำแนกได้เป็น 2 ส่วนใหญ่ๆ คือ

ก. Observed or Representative Utility ( $V_i$ ) ส่วนนี้คือ ส่วนของสมการที่ค่าของตัวแปรสามารถหาได้จากการสำรวจ การรวบรวมข้อมูลต่างๆ ที่เกี่ยวข้องและสามารถบ่งบอกออกมาเป็นมูลค่าได้

ข. Random Utility ( $\epsilon_i$ ) เป็นส่วนของสมการที่รวมความไม่แน่นอน แต่เป็นสิ่งที่ไม่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจในการเลือกทางเลือกไว้ ความไม่แน่นอนเหล่านี้เกิดจากสาเหตุสำคัญๆ พอจะสรุปได้เป็น 4 ประการ คือ

- ผลจากการไม่ได้นำเอาตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจทุกตัวมาคิด ตามปกติการตัดสินใจเลือกทางเลือกใดทางเลือกหนึ่งนั้น มักจะมีตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจหลายตัว ทั้งที่สามารถทำการวัดค่าได้ เช่น เวลาที่ใช้ในการเดินทาง ฯลฯ และทั้งที่ไม่สามารถทำการวัดค่าได้ เช่น ความสะดวกสบาย ความปลอดภัย เป็นต้น เพื่อให้เกิดความถูกต้องในการคิดถึงการตัดสินใจ จำเป็นที่จะต้องรู้ถึงตัวแปรต่างๆ ที่มีอิทธิพลเหล่านี้หมดทุกตัว แต่เรื่องนี้คงเป็นไปได้ยากในสาขาการคมนาคมและขนส่ง ทั้งนี้เพราะตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจมีหลายตัว และตัวแปรเหล่านี้ยังเป็นตัวแปรที่สามารถวัดค่าได้ และไม่สามารถวัดค่าได้นั่นเอง

- ผลจากความไม่แน่นอนของตัวแปรที่ทำการสำรวจค่ามา ความไม่แน่นอนในส่วนนี้

เกิดจากการที่เราไม่สามารถทำการวัดค่าของตัวแปรที่นำมาพิจารณาจากคนทุกคนในพื้นที่ศึกษาได้ ด้วยเหตุนี้ค่าของตัวแปรที่ต้องนำมาพิจารณาจึงมีความไม่แน่นอน (Randomness) เนื่องจากค่าของตัวแปรมักจะแปรเปลี่ยนไปตามแต่ละบุคคล นั่นเอง

- ความผิดพลาดที่เกิดจากการสำรวจหรือวัดค่า
- ความไม่เที่ยงตรงของเครื่องมือที่นำมาใช้ในการวัดค่า

จากการที่มีส่วนของความไม่แน่นอนในสมการคุณประโยชน์เอง อาจทำให้การตัดสินใจในแต่ละครั้งไม่เหมือนเดิม(6) แต่อย่างไรก็ตามเราสามารถประยุกต์ทฤษฎีความน่าจะเป็น (Probability Theory) เข้ามาอธิบายปรากฏการณ์หรือสภาพการตัดสินใจของผู้เดินทางได้ ซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

#### 2.4.2 คุณสมบัติของ Multinomial Logit Model (MNL)

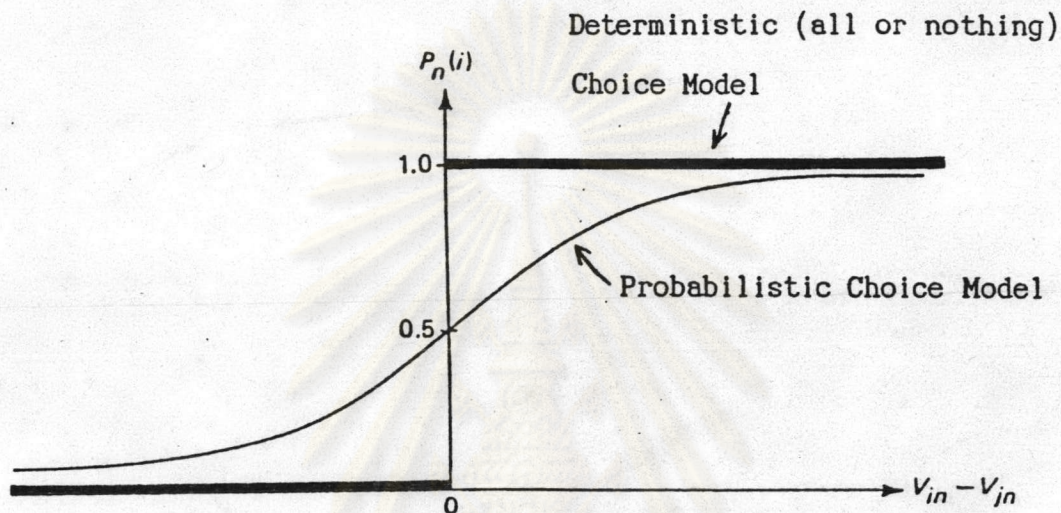
ก. ความน่าจะเป็นของการเลือกทางเลือก แบบจำลอง MNL สามารถอธิบายถึงความน่าจะเป็นในการเลือกทางเลือกได้ เพราะเป็นแบบจำลองประเภท Probabilistic Choice ซึ่งต่างจากแบบจำลองประเภท Deterministic (All or Nothing) ซึ่งสามารถอธิบายได้เพียงการเลือกกับการไม่เลือกเท่านั้น (รูปที่ 2.3 ประกอบ)

ข. คุณสมบัติของค่าคุณประโยชน์ (Utility) คุณสมบัติที่สำคัญของ Utility คือ ค่า Utility เป็นค่าที่ไม่มีหน่วย และไม่มี ความหมายในตัวเองจะมีความหมายก็ต่อเมื่อนำไปเปรียบเทียบกับค่า Utility ของทางเลือกอื่น หรือกล่าวอีกในหนึ่งคือ ค่า Utility ต้องใช้ในการเปรียบเทียบเท่านั้น จึงทำให้แบบจำลอง MNL ต้องใช้ในลักษณะของการเปรียบเทียบด้วย เนื่องจากแบบจำลองพัฒนาขึ้นจากการใช้แนวความคิดของค่า Utility

ค. Independence from Irrelevant Alternatives Property (IIA) คุณสมบัติข้อนี้เกิดขึ้นจากการสมมติให้ Random Utility ของทางเลือกต่างๆ มีการกระจายแบบ Weibull ที่เหมือนกันและเป็นอิสระต่อกัน (Independently and Identically Weibull Distribution) คุณสมบัติข้อนี้ของแบบจำลองจะทำให้ค่าอัตราส่วนของความน่าจะเป็นในการเลือกทางเลือก 2 ทางเลือกใดๆ จะไม่ถูกกระทบกระเทือนจากค่า Representative Utility ( $v_i$ ) ของทางเลือกอื่น ดังสมการ

$$\frac{P(i)}{P(1)} = \frac{e^{v_i} / \sum e^{v_j}}{e^{v_1} / \sum e^{v_j}} = \frac{e^{v_i}}{e^{v_1}}$$

ดังนั้นการกำหนดทางเลือก (Alternative) เพื่อใช้ในการตัดสินใจจะต้องกำหนดให้ทางเลือกแต่ละทางเลือกมี Correlation กันค่าที่สุกเท่าที่จะทำได้ เช่น ถ้ารถโดยสารประจำทางสีครีม-แดง และสีครีม-น้ำเงิน มีค่า Representative Utility เหมือนกันและเท่ากัน (Correlation = 100 %) ก็ไม่ควรแยกทางเลือกทั้งสองออกเป็น 2 ทางเลือก เป็นต้น ไม่เช่นนั้นแล้ว แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นจะให้ผลการพยากรณ์ที่ผิดพลาดมาก (7)



รูปที่ 2.3 แสดงผลการพยากรณ์ของแบบจำลองพฤติกรรมการตัดสินใจ (5)

#### 2.4.3 รูปแบบทางคณิตศาสตร์ของแบบจำลอง

จากหัวข้อ 2.4.1 สมการแสดงคุณประโยชน์ของแนวทางเลือก  $i$  ( $U_i$ ) สามารถแสดงได้ด้วยสมการ

$$U_i = V_i + \epsilon_i$$

เมื่อ  $V_i$  คือ Representative Utility ของแนวทางเลือก  $i$

$\epsilon_i$  คือ Random Utility ของแนวทางเลือก  $i$  (8)

ในการเลือกทางเลือคนั้นคนจะตัดสินใจเลือกทางที่ให้ประโยชน์ (Utility) สูงสุด ถ้าให้ทางเลือก  $i$  คือทางเลือกที่ผู้ตัดสินใจเลือก และทางเลือก  $j$  คือ ทางเลือกอื่นๆ ที่มีให้เลือก ผู้ตัดสินใจจะเลือกทางเลือก  $i$  เมื่อ

$$U_i \succ U_j$$

$$\text{ซึ่งก็คือ } (V_i + \mathcal{E}_i) \succ (V_j + \mathcal{E}_j)$$

ส่วนที่มีความไม่แน่นอน ( $\mathcal{E}_i$  และ  $\mathcal{E}_j$ ) ในสมการข้างบนนี้อาจจะทำให้การตัดสินใจในแต่ละครั้งไม่เหมือนเดิม แม้ว่าเราจะรู้ค่าของ  $V_i$  และ  $V_j$  ก็ตาม กล่าวคือ  $U_i$  อาจมากกว่า  $U_j$  หรือ  $U_j$  อาจมากกว่า  $U_i$  ก็ได้ ด้วยเหตุนี้ จึงนำเอาทฤษฎีความน่าจะเป็นมาประยุกต์เพื่อใช้อธิบายถึงโอกาสที่จะเลือกทางเลือก  $i$  แทน กล่าวคือจะหา

$$P_n(i) = \text{Prob}[U_{in} \succ U_{jn}]$$

เมื่อ  $P_n(i)$  คือ ความน่าจะเป็นในการเลือกทางเลือก  $i$  ของผู้เดินทางคนที่  $n$

$$\text{เนื่องจาก } U_{in} = V_{in} + \mathcal{E}_{in}$$

$$\text{และ } U_{jn} = V_{jn} + \mathcal{E}_{jn}$$

$$\begin{aligned} \text{ดังนั้น } P_n(i) &= \text{Prob}[(V_{in} + \mathcal{E}_{in}) \succ (V_{jn} + \mathcal{E}_{jn})] \\ &= \text{Prob}[(V_{in} - V_{jn}) \succ (\mathcal{E}_{jn} - \mathcal{E}_{in})] \end{aligned}$$

เราสามารถหาความน่าจะเป็นที่  $(\mathcal{E}_{jn} - \mathcal{E}_{in})$  น้อยกว่าหรือเท่ากับ  $(V_{in} - V_{jn})$  ได้ โดยการสมมติให้  $\mathcal{E}$ 's =  $\mathcal{E}_{jn} - \mathcal{E}_{in}$  มีรูปแบบการกระจาย (Probability Density Function : PDF) เป็นรูปแบบต่างๆ ดังนี้

ก. ถ้า  $\mathcal{E}$ 's มีการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) คือมี PDF เป็น

$$f(\mathcal{E}) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{\mathcal{E} - \mu}{\sigma} \right)^2 \right]$$

$$\text{เมื่อ } -\alpha < \mathcal{E} < \left( \frac{V_{in} - V_{jn}}{\sigma} \right)$$

$$\begin{aligned} \text{โดยมี Mean} &= 0 \\ \text{Variance} &= \sigma_i^2, \sigma_j^2 \\ \text{Convariance} &= \sigma_{ij} \end{aligned}$$

จะได้ probability ของการเลือกแนวทางเลือก  $i$  ของผู้เดินทางคนที่  $n$  เป็น

$$P_n(i) = \int_{-\infty}^{\frac{V_{in} - V_{jn}}{\sigma}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2} du$$

$$\text{เมื่อ } \sigma^2 = \sigma_i^2 + \sigma_j^2 - 2\sigma_{ij}$$

โดยทั่วไปจะกำหนดค่าให้  $\sigma = 1$  เพื่อความสะดวกในการเข้าใจ แบบจำลองที่ได้จากสมมติฐานนี้ เรียกว่า " Binary Probit Model "

ข. ถ้า  $\mathcal{E}$ 's มีการกระจายแบบ Logistical Distribution หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือ  $\mathcal{E}_{in}$  และ  $\mathcal{E}_{jn}$  เป็นอิสระต่อกัน และมีการกระจายแบบ Weibull ที่เหมือนกัน (Independently and identically Weibull distributed) คือมี Cummulative Probability Function : CDF เป็น

$$F(\mathcal{E}) = \exp[-e^{-\mu(\mathcal{E} - \eta)}] \quad ; \mu > 0$$

และ PDF : เป็น

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

เมื่อ  $\eta$  คือ a location parameter

$\mu$  คือ a positive scale parameter

โดยมี	mode	=	$\eta$
	median	=	$\eta + \gamma/\mu$
	variance	=	$\pi^2/\mu^2$

(  $\gamma$  คือ Euler Constant มีค่าประมาณ 0.577 )

จะได้

$$P_n(i) = \text{Prob}[(V_{in} - V_{jn}) > (\mathcal{E}_{jn} - \mathcal{E}_{in})]$$

$$P_n(i) = \frac{1}{1 + e^{\mu(v_{in} - v_{jn})}}$$

$$= \frac{e}{e^{\mu v_{in}} + e^{\mu v_{jn}}}$$

โดยทั่วไปจะกำหนดให้  $\mu = 1$  เพื่อความสะดวกในการเข้าใจ แบบจำลองที่ได้จากสมมติฐานนี้ เรียกว่า " Binary Logit Model "

ในกรณีของ Multinomial Logit Model สมการจะเป็น

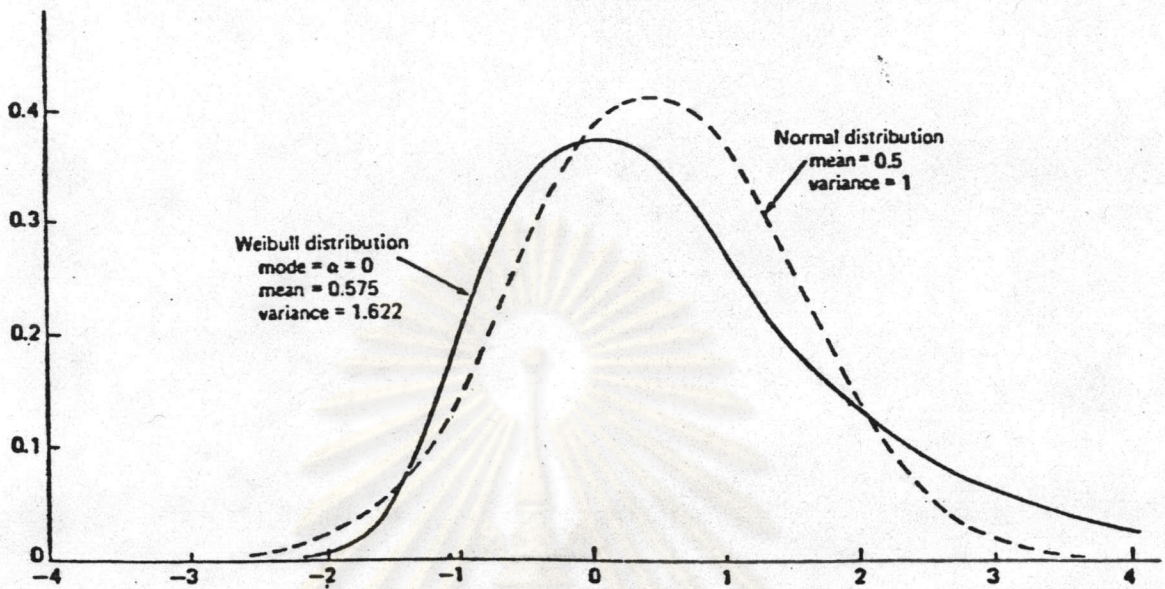
$$P_n(i) = \frac{e^{v_{in}}}{\sum_{j \in J_n} e^{v_{jn}}}$$

เมื่อ  $J_n$  คือ เซตของทางเลือกทั้งหมดที่มีให้คนที่  $n$  เลือก

(รายละเอียดการ Derivation Multinomial Logit Model แสดงไว้ในภาคผนวก ก.)

รูปแบบของแบบจำลองที่ได้จากการสมมติให้  $\mathcal{E}$ 's มีการกระจาย 2 แบบ ดังที่ได้กล่าวมาข้างต้นนั้น พบว่ารูปแบบของแบบจำลองที่ได้จากการสมมติให้  $\mathcal{E}$ 's มีการกระจายแบบปกติ แม้ว่าจะสมเหตุสมผลในการตั้งสมมติฐานแบบนี้ กล่าวคือ สาเหตุแห่งความไม่แน่นอนเกิดจากหลายๆ สิ่ง ซึ่งแต่ละสิ่งมีอิสระต่อกัน (Independent) แต่รูปแบบทางคณิตศาสตร์ของแบบจำลอง PROBIT ไม่เหมาะสมที่นำมาประยุกต์ใช้งานด้านการพยากรณ์ความต้องการเดินทาง ทั้งนี้เพราะ รูปแบบทางคณิตศาสตร์ดังกล่าว ทำให้เกิดความยุ่งยากในการประมาณค่าพารามิเตอร์ ดังนั้นเพื่อให้เกิดความสะดวกและเหมาะสมในการประยุกต์เพื่อใช้งานด้านการพยากรณ์ความต้องการเดินทาง จึงได้ทำการสมมติให้  $\mathcal{E}$ 's มีการกระจายแบบ Logistical Distribution แทน ซึ่งการสมมติเช่นนี้ แม้ว่าจะไม่สมเหตุสมผลเท่ากับการสมมติให้  $\mathcal{E}$ 's มีการกระจายแบบปกติ แต่รูปแบบของการกระจายของ  $\mathcal{E}$ 's ที่สมมติใหม่นี้ ก็มีความใกล้เคียงกับการกระจายของ  $\mathcal{E}$ 's แบบปกติมาก (ดูรูปที่ 2.4) และจะทำให้รูปแบบทางคณิตศาสตร์ของแบบจำลองที่ได้ง่ายต่อการประมาณค่าพารามิเตอร์ ซึ่งรูปแบบทางคณิตศาสตร์ที่เหมาะสมของแบบจำลอง Disaggregate Travel Demand Model ก็คือ Multinomial Logit Model นั่นเอง





รูปที่ 2.4 Frequency Function of Normal and Weibull Distribution

### 2.4.3 โครงสร้างการตัดสินใจของแบบจำลอง

การพัฒนาแบบจำลองการตัดสินใจเพื่อเดินทาง จำเป็นต้องมีโครงสร้างการตัดสินใจของแบบจำลอง ซึ่งจะ เป็นตัวที่ใช้กำหนดและอธิบายถึงพฤติกรรมการตัดสินใจของคนแต่ละคนในเรื่องที่ทำการวิเคราะห์ว่ามีการตัดสินใจในเรื่องใด และในแต่ละเรื่องนั้นมีอะไรให้ตัดสินใจเลือกได้บ้าง สำหรับในกรณีของการพัฒนาแบบจำลองที่คิดถึงการตัดสินใจในหลายๆ เรื่อง เช่น แบบจำลองการเลือกจุดหมายปลายทางที่ต้องการจะไป และเลือกรูปแบบของการเดินทางด้วย เป็นต้น ได้มีการพัฒนาแนวความคิดในการกำหนดโครงสร้างการตัดสินใจไว้ 2 แนวทางตามสมมติฐานเกี่ยวกับการตัดสินใจ คือ (9),(10)

ก. แบบที่คิดว่า การตัดสินใจสามารถแยกคิดเป็นขั้นตอนๆ ได้ (A Conditional Decision-Making Structure) วิธีนี้นำเสนอโดย นาย Daniel McFadden ซึ่งจากกรณีตัวอย่างแบบจำลองข้างต้น การตัดสินใจแบบนี้จะแยกคิดการตัดสินใจออกเป็น 2 ขั้นตอนที่มีเงื่อนไขต่อกัน คือ ทำการเลือกจุดหมายปลายทางก่อน แล้วจึงทำการเลือกรูปแบบการเดินทางที่มีให้เลือกเพื่อสามารถไปถึงจุดหมายปลายทางนั้นอีกที โดยสามารถเขียนโครงสร้างในรูปแบบของสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังนี้

$$P(d:D) = \text{Prob}[U_d \succ U_{d'}, \forall d' \in D] \dots\dots\dots 1$$

$$P(m:M_d) = \text{Prob}[U_{m|d} \succ U_{m'|d}, \forall m' \in M_d] \dots\dots\dots 2$$

และผลการตัดสินใจจนครบ คือ

$$P(d,m:DM) = P(d:D) * P(m:M_d) \dots\dots\dots 3$$

- เมื่อ  $P(d:D)$  คือ ความน่าจะเป็นที่จะเลือกไปจุดหมายปลายทาง  $d$  จาก  $D$  จุดหมายปลายทางที่มีให้เลือก
- $P(d:M_d)$  คือ ความน่าจะเป็นที่จะเลือกรูปแบบการเดินทาง  $m$  จากรูปแบบการเดินทางทั้งหมดที่มีให้เลือกเพื่อไปยังจุดหมายปลายทาง  $d$  ( $M_d$ )
- $P(d,m:DM)$  คือ ความน่าจะเป็นที่จะเดินทางไปจุดหมายปลายทาง  $d$  ด้วยรูปแบบการเดินทาง  $m$  จากจุดหมายปลายทางทั้งหมด ( $D$ ) และรูปแบบการเดินทางทั้งหมด ( $M$ ) ที่มีให้เลือก
- $U_d$  คือ สมการคุณประโยชน์ของการเลือกเส้นทางไปที่จุด  $d$
- $U_{m|d}$  คือ สมการคุณประโยชน์ของรูปแบบการเดินทาง  $m$  เมื่อเลือกเส้นทางไปที่จุด  $d$

ข. แบบที่คิดว่า การตัดสินใจต้องคิดพร้อมกันทีเดียว (A Simultaneous Decision-Making Structure) โครงสร้างของการตัดสินใจแบบนี้นำเสนอโดยนาย Moshe Ben Akiva โดยมีสมมติฐานว่าการตัดสินใจไม่สามารถแยกคิดออกเป็นส่วนๆ ได้ กล่าวคือ การตัดสินใจเลือกรูปแบบการเดินทางจะขึ้นกับการตัดสินใจเลือกจุดหมายปลายทาง และการตัดสินใจเลือกจุดหมายปลายทางที่ขึ้นกับการตัดสินใจเลือกรูปแบบการเดินทางด้วย โดยจะทำการตัดสินใจพร้อมๆ กันทีเดียว สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังนี้

$$P(m,d:MD) = P(d,m:DM) = \text{Prob}[U_{dm} \succ U_{d'm'}, \forall d'm' \in DM] \dots\dots\dots 4$$

- เมื่อ  $md$  หรือ  $dm$  คือ จุดหมายปลายทางและรูปแบบการเดินทางที่ไปยังจุดหมายปลายทาง ที่มีให้เลือก
- $U_{dm}$  คือ สมการคุณประโยชน์ของการเลือกเส้นทางไปที่จุด  $d$  ด้วยรูปแบบการเดินทาง  $m$

## 2.5 ขั้นตอนในการพัฒนาแบบจำลอง

การพัฒนาแบบจำลอง Disaggregate Travel Demand Model มีขั้นตอนหลักๆ พอสรุปได้ดังนี้ (ดูรูปที่ 2.5 ประกอบ)

1) Model System Design เป็นการศึกษาถึงโครงสร้างของแบบจำลองที่จะทำการศึกษาว่าประกอบไปด้วยการตัดสินใจในเรื่องใดบ้าง และการตัดสินใจเหล่านั้นมีโครงสร้างในการตัดสินใจเป็นอย่างไร ตลอดจนการพิจารณาว่ามีตัวแปรใดบ้างที่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจ ทั้งนี้เพื่อที่จะจัดทำ Utility function นั้นเอง

2) Data Collection เป็นการเก็บรวบรวมข้อมูลต่างๆ ที่เกี่ยวข้องในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการเดินทาง เช่น ค่าใช้จ่ายในการเดินทาง การเป็นเจ้าของรถยนต์ ฯลฯ ข้อมูลเหล่านี้สามารถหาได้จากข้อมูลทางสถิติที่มีการจัดทำอยู่แล้ว หรืออาจต้องทำการเก็บรวบรวมข้อมูลเพิ่มเติม

3) Basic Data Analysis เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น โดยใช้ข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาได้ในหัวข้อ 4.2 แล้วคัดเลือกข้อมูลที่เหมาะสมตลอดจนการจัดข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่พร้อมจะนำไปใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ต่อไป

4) Model Estimation ทำการประมาณค่าของพารามิเตอร์ของแบบจำลองซึ่งมีวิธีทำได้หลายวิธี วิธีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับรูปแบบของ Multinomial Logit Model คือ วิธี Maximum Likelihood Method

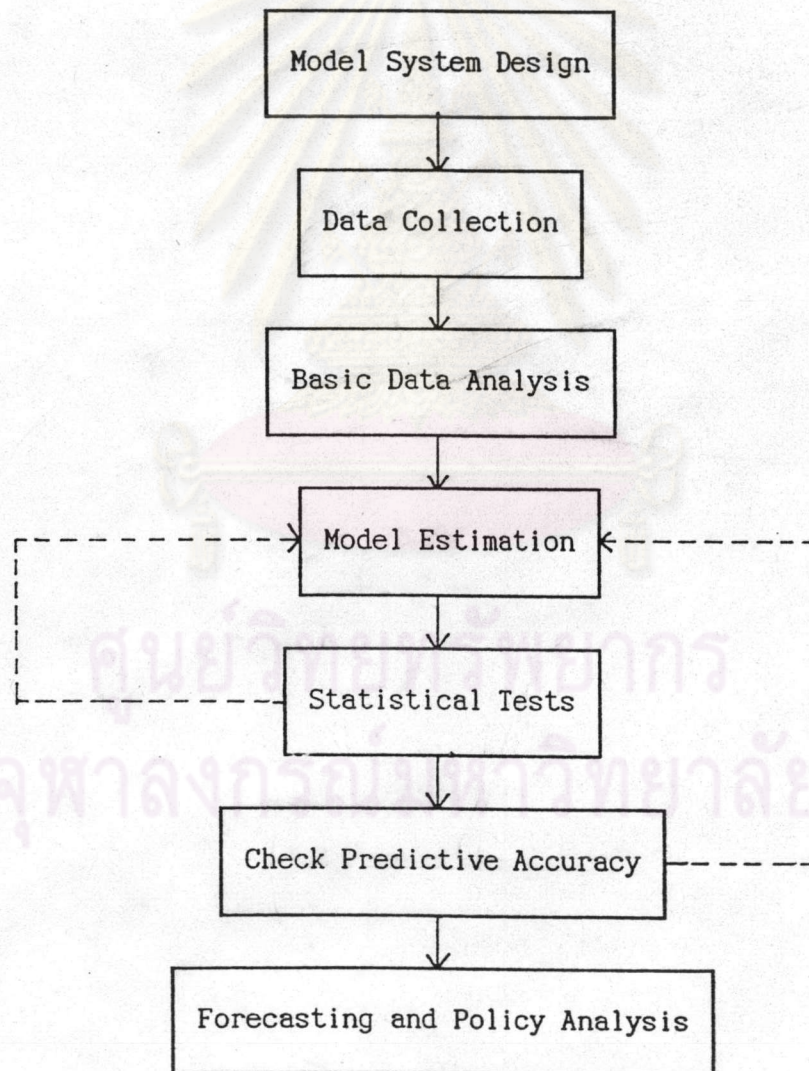
5) Statistical Test เป็นการทดสอบทางสถิติว่า ค่าพารามิเตอร์ ที่ได้จากการประมาณค่าและแบบจำลองที่ทดลองพัฒนาขึ้นในขั้นตอนที่ 4 ให้ความน่าเชื่อถือเพียงใด

6) Check Predictive Accuracy เป็นการตรวจสอบว่า แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมีความถูกต้องเพียงใดในการพยากรณ์ โดยใช้ข้อมูลที่ทำการประมาณค่าพารามิเตอร์และข้อมูลที่ไม่นำมาใช้ในการพัฒนาแบบจำลองมาทดสอบการพยากรณ์

ขั้นตอนที่ 4, 5 และ 6 จะเป็นขั้นตอนที่มีการทำย้อนกลับไปกลับมา กล่าวคือ เมื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ได้แล้วจะต้องนำมาทดสอบค่าทางสถิติ ถ้าผลจากการทดสอบค่าทางสถิติพบว่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าขึ้นมานั้นไม่ดี ก็จะต้องทำการคัดเลือกตัวแปรที่จะนำมาใช้ประมาณ

ค่าพารามิเตอร์ใหม่ แล้วทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ขึ้นมาใหม่ โดยที่จะต้องทำจนกว่า ค่าทางสถิติของพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าขึ้นนั้นอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ แล้วจึงนำแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมาทดสอบเพื่อความมั่นใจอีกครั้งตามขั้นตอนที่ 6

7) Forecasting and Policy Analysis เป็นการพยากรณ์ความต้องการในการเดินทางในอนาคต ตลอดจนการนำนโยบายทางการคมนาคมและขนส่งบางอย่างเข้ามาทดสอบถึงผลกระทบเนื่องจากนโยบายดังกล่าว ที่จะเกิดขึ้น เพื่อจะได้นำมาเป็นแนวทางในการกำหนดนโยบาย ที่เหมาะสมต่อไป



รูปที่ 2.5 ขั้นตอนในการพัฒนาแบบจำลอง Dissaggragate Travel Demand Model (5)

## 2.6 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง

การประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง คือ การหาค่าคงที่ ( $\beta$ ) ที่จะทำให้สามารถเชื่อมโยงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ต้องการรู้ค่า ในที่นี้คือโอกาสในการเลือกทางเลือก ( $P_n(i)$ ) กับตัวแปรต่างๆ ที่มีอิทธิพลต่อการเลือกทางเลือก ( $x$ ) ได้ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ ซึ่งเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า " แบบจำลอง "

### 2.6.1 วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์

การประมาณค่าพารามิเตอร์มีวิธีทำได้หลายวิธี ในการเลือกใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์จะต้องพิจารณาให้เหมาะสมกับรูปแบบทางคณิตศาสตร์ของแบบจำลอง ซึ่งพบว่ากรณีของแบบจำลอง Multinomial Logit Model วิธี Maximum Likelihood Method เป็นวิธีที่เหมาะสมมากที่สุด โดยมีรายละเอียดและขั้นตอนของการประมาณค่าพารามิเตอร์ ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 : จัดทำ Likelihood Function ( $L^*(\beta)$ ) ซึ่งก็คือการนำโอกาสในการเลือกทางเลือกของคนแต่ละคนที่สำรวจมาเลือก ( $P_n(i)$ ) มาคูณกันนั่นเอง

$$\text{จาก } P_n(i) = \frac{e^{v_i}}{\sum_{j \in J_n} e^{v_j}} = \frac{e^{\beta x_{in}}}{\sum_{j \in J_n} e^{\beta x_{jn}}}$$

$$\begin{aligned} \text{ดังนั้น } L^*(\beta) &= \prod_{n=1}^N \prod_{i \in J_n} P_n(i)^{y_{in}} \\ &= \prod_{n=1}^N \prod_{i \in J_n} \left[ \frac{e^{\beta x_{in}}}{\sum_{j \in J_n} e^{\beta x_{jn}}} \right]^{y_{in}} \end{aligned}$$

- เมื่อ  $L^*(\beta)$  คือ Likelihood Function  
 คือ เซตของค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดที่ต้องการประมาณค่า  
 ( $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ )  
 N คือ จำนวนข้อมูล (Trip Maker)  
 $J_n$  คือ เซตของทางเลือกทั้งหมดที่มีให้คนที่ n เลือก  
 $X_{in}$  คือ เซตของตัวแปรของทางเลือกที่คนที่ n เลือก  
 ( $X_{1n}, X_{2n}, X_3, \dots, X_{kn}$ )

$X_{jn}$  คือ เซตของตัวแปรของทางเลือกที่คนที่  $n$  ไม่เลือก

$$(X_{1n}, X_{2n}, X_{3n}, \dots, X_{kn})$$

$Y_{in}$  คือ การเลือกทางเลือก  $\begin{cases} 1 & \text{ในกรณีที่คนที่ } n \text{ เลือกทางเลือก } i \\ 0 & \text{ในกรณีที่คนที่ } n \text{ เลือกทางเลือก } j \end{cases}$

ขั้นตอนที่ 2 : จัดรูป Likelihood Function ให้อยู่ในรูปของ Natural Logarithm เพื่อความสะดวกของการคำนวณในขั้นตอนต่อไป

$$L(\beta) = \ln L^*(\beta) = \sum_{n=1}^N \sum_{i \in J_n} Y_{in} [\beta X_{in} - \ln \sum e^{\beta X_{jn}}]$$

ขั้นตอนที่ 3 : หาค่าพารามิเตอร์ ( $\beta$ ) ที่ทำให้  $L(\beta)$  มีค่าสูงสุด โดยมีหลักการว่า ถ้าค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณขึ้นทำให้โอกาสในการเลือกทางเลือกของคนแต่ละคนที่นำมาใช้ประมาณค่าพารามิเตอร์ ( $P_n(i)$ ) มีค่าสูงสุด ซึ่งหมายถึงมีการเลือกทางเลือกใกล้เคียงกับข้อมูลที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ (ถ้า  $P_n(i) = 1$  แสดงว่ามีการเลือกตรงตามข้อมูล) Natural Logarithm ของผลคูณของ  $P_n(i)$  ซึ่งก็คือ  $L(\beta)$  จะมีค่าสูงสุดด้วยหรือกล่าวโดยสรุปก็คือ ค่าที่ทำให้  $L(\beta)$  มีค่าสูงสุดก็จะเป็ค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองนั่นเอง

การ Maximize Log Likelihood Function สามารถกระทำได้หลายวิธี แต่วิธีที่นิยมใช้คือ การ derivative  $L(\beta)$  เทียบกับ  $\beta_k$  แล้วให้เท่ากับศูนย์

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_k} = \sum_{n=1}^N \sum_{i \in J_n} Y_{in} \left[ X_{in} - \frac{\sum e^{\beta X_{jn}} X_{jnk}}{\sum e^{\beta X_{jn}}} \right] = 0$$

หรือจัดอีกรูปแบบหนึ่งได้เป็น

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_k} = \sum_{n=1}^N \sum_{i \in J_n} [Y_{in} - P_n(i)] * X_{ink} = 0$$

ซึ่งจากการ derivative ข้างต้นจะทำให้ได้สมการ  $k$  สมการ มีตัวแปร  $k$  ตัว คือ  $(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k)$  ดังนั้นจึงสามารถแก้สมการหาค่า  $\beta$  ได้

ในการแก้สมการเพื่อหาค่าดังกล่าว สามารถทำได้โดยเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ ให้มีการใช้ Newton Raphson Algorithm มาประมาณค่าพารามิเตอร์ วิธี Newton Raphson เป็นกรรมวิธีกระทำซ้ำ (Iteration Method) ดังนั้นในการประมาณค่าพารามิเตอร์จึงต้องกำหนดให้โปรแกรมคอมพิวเตอร์หยุดการกระทำซ้ำ (Iteration) ด้วย % Convergence ซึ่งประกอบด้วย

1) % Convergence for dependent value คือ การเปรียบเทียบว่าค่า dependent value  $\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_k}$  มีค่าต่างจากค่าที่ควรจะเป็น (คือเท่ากับศูนย์) มากน้อย

แค่ไหน เขียนในรูปสมการได้เป็น

$$\% \text{ Convergence} = \left( \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_k} - 0 \right) * 100$$

2) % Convergence for vector of increment in the attribute value ซึ่งก็คือ การหาอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าพารามิเตอร์เทียบกับค่าของพารามิเตอร์นั้นๆ ( $\beta_k$ ) ที่ประมาณค่าขึ้นนั่นเอง

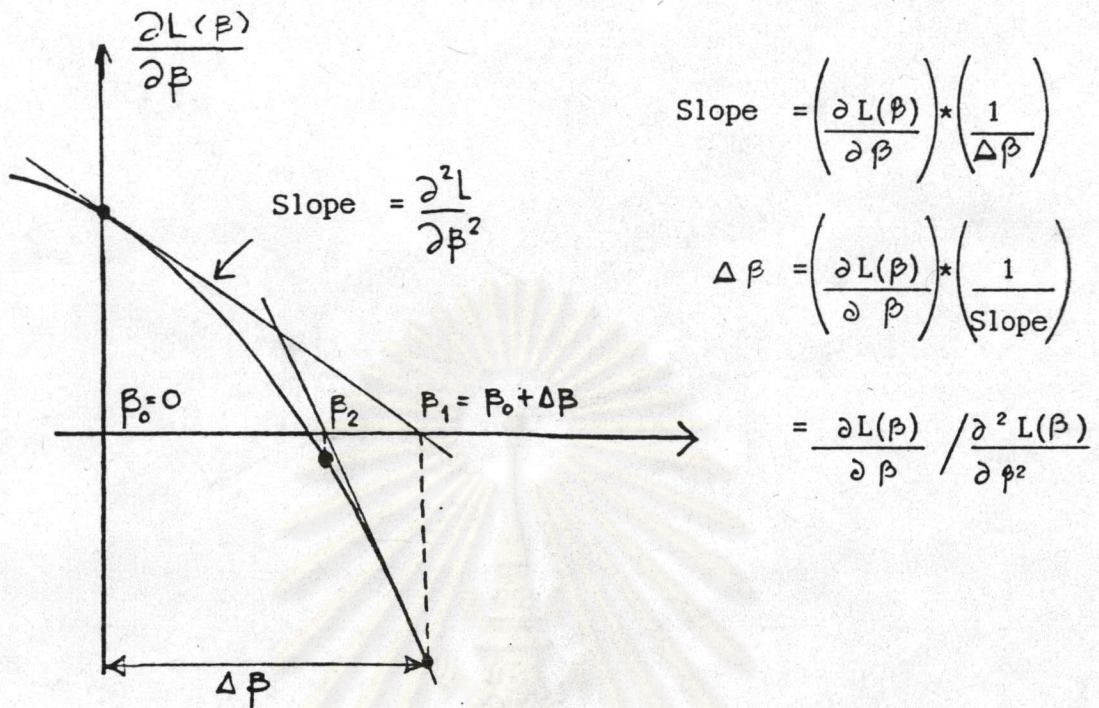
$$\% \text{ Convergence} = \frac{\Delta \beta_k}{\beta_k} * 100$$

โดยที่ vector of increment in the attribute value ( $\Delta \beta_k$ ) สามารถคำนวณได้จากสูตร

$$\Delta \beta_k = \sum_{l=1}^{k-1} \left( \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_l} \right) \left( \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_k \partial \beta_l} \right)^{-1}$$

(ดูตัวอย่างการประมาณค่า  $\Delta \beta_k$  ในรูปที่ 2.6)

ดังนั้น การประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง จะสิ้นสุด (converse) เมื่อค่า % convergence ของตัวแปรแต่ละตัวที่คำนวณได้ มีค่าน้อยกว่าค่า % convergence ที่กำหนดไว้นั่นเอง



รูปที่ 2.6 ลักษณะวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์โดยวิธี Newton Raphson และการหาค่าปรับแก้ค่าพารามิเตอร์

รูปที่ 2.6 เป็นตัวอย่างการหาค่า  $\beta$  ซึ่งจะทำให้  $L(\beta)$  มีค่าสูงสุด หรือ กล่าวอีกนัยหนึ่ง คือ หาค่า ที่  $\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_k} = 0$  (สำหรับตัวอย่างนี้สมมติให้  $k = 1$  เพื่อ

ความสะดวกในการแสดงเป็นรูปกราฟ 2 มิติ) กระบวนการวิธี Newton Raphson จะเริ่มต้นจากการนำค่าเริ่มต้นที่ถูกสมมติขึ้น ซึ่งปกติค่าเริ่มต้นแรกสุดมักจะถูกสมมติให้เท่ากับศูนย์ ( $\beta_0 = 0$ ) และจากค่าเริ่มต้นดังกล่าว ก็จะสามารถหาค่า  $\beta_1$  ได้โดยลากเส้นตรงสัมผัสและตั้งฉากกับส่วนโค้งของกราฟที่จุด  $\beta = \beta_0$ . จากนั้นค่า  $\beta_1$  ที่ได้ ก็จะถูกนำมาเป็นค่าเริ่มต้นของการหาค่าพารามิเตอร์ในขั้นตอน (Iteration) ต่อไป



## 2.6.2 การทดสอบผลการประมาณค่าพารามิเตอร์

การพัฒนาแบบจำลองเพื่อศึกษาความต้องการการเดินทางของคน มีประเด็นสำคัญที่ต้องทำความเข้าใจและตระหนักถึงอย่างมากคือ ค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง ค่าดังกล่าวจะแสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ต้องการหาค่าจากแบบจำลอง กับตัวแปรที่ทราบค่าแล้ว ในการพิจารณาว่าค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณขึ้น จะทำให้แบบจำลองเหมาะสมต่อการนำไปใช้งานหรือไม่นั้น สามารถทำได้โดยการพิจารณาค่าทางสถิติของค่าพารามิเตอร์ และของแบบจำลองโดยรวม (11) สำหรับกรณี การประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากวิธี Maximum Likelihood จะต้องทำการตรวจสอบค่าพารามิเตอร์ตามขั้นตอนต่างๆ ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 การตรวจสอบเครื่องหมายและขนาดของค่าพารามิเตอร์ เป็นขั้นตอนที่ต้องใช้ประสิทธิภาพของผู้พัฒนาแบบจำลองมาพิจารณา เช่น พารามิเตอร์ของตัวแปรเวลาที่ใช้ในการเดินทางควรมีเครื่องหมายเป็นลบ ซึ่งจะสอดคล้องกับความจริงที่ว่า เวลาที่ใช้ในการเดินทางยิ่งมาก โอกาสที่จะเลือกทางเลือกนั้นจะน้อยลง เป็นต้น สำหรับขนาดของค่าพารามิเตอร์ก็ควรจะมีค่าที่เหมาะสมด้วย ซึ่งสามารถพิจารณาได้โดยการเปรียบเทียบกับขนาดของพารามิเตอร์ของตัวแปรอื่นๆ ที่มีหน่วยการวิเคราะห์เป็นหน่วยเดียวกัน เช่น ถ้าค่าพารามิเตอร์ของเวลาที่ใช้ในการเดินทางด้วยรถโดยสารประจำทางซึ่งมีหน่วยเป็นนาทีมีค่าเท่ากับ -2 ในขณะที่ค่าพารามิเตอร์ของเวลาที่ใช้ในการรอรถซึ่งมีหน่วยเป็นนาทีเช่นเดียวกันมีค่าเป็น -200 แล้ว แบบจำลองดังกล่าวไม่ควรนำมาใช้งาน ทั้งนี้เพราะเป็นไปได้ที่อิทธิพลของการรอรถจะมีค่าสูงเป็น 100 เท่าของเวลาที่ใช้ในการเดินทางด้วยรถโดยสารประจำทาง เป็นต้น (12)

ขั้นตอนที่ 2 การทดสอบความสำคัญของการมีค่าพารามิเตอร์แต่ละตัว (Examine the Significance of Individuals Coefficient) ขั้นตอนนี้เป็นการทดสอบว่าตัวแปรที่นำเข้ามาพิจารณาในการทำแบบจำลองนั้น มีความสำคัญหรือมีอิทธิพลต่อการทำนายผลของแบบจำลองหรือไม่ ซึ่งสามารถทำได้โดยใช้การทดสอบที่เรียกว่า T-test ค่าทางสถิติที่ใช้ทดสอบเขียนได้เป็น

$$t_{n-k, \alpha/2} = \frac{\beta_i}{\sqrt{|\text{VAR}(\beta_i)|}}$$

เมื่อ  $t_{n-k, \alpha/2}$  คือ ค่าของ T - value ที่ระดับความเชื่อมั่น  $(1-\alpha)$   
 $\beta_i$  คือ ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณขึ้น

$\text{Var}(\beta_i)$  คือ ค่าความแปรปรวนของ  $\beta_i$  ซึ่งจาก CRAMER-RAO THEOREM  
จะได้ว่า  $\text{Var}(\beta_i) = \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_i^2}$

$n$  คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ประมาณค่า

$k$  คือ ชั้นแห่งความเป็นอิสระ (Degree of Freedom) ที่เสียไป  
ซึ่งจะมีค่าเท่ากับจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า

ในการทดสอบว่าตัวแปร ( $X_{1n}, X_{jn}$ ) มีอิทธิพลต่อการเลือกทางเลือกที่ระดับความ  
เชื่อมั่น  $(1 - \alpha)$  ก็สามารถทำได้โดยการทดสอบสมมติฐานที่ตั้งไว้ (Null Hypothesis) ว่า

$$H_0 : \beta_i = 0$$

ดังนั้น

$$\text{Prob} \left[ -t_{n-k, \alpha/2} < \frac{\beta_i}{\sqrt{|\text{VAR}(\beta_i)|}} < t_{n-k, \alpha/2} \right] = 1 - \alpha$$

ถ้าผลการคำนวณได้

$$\frac{\beta_i}{\sqrt{|\text{VAR}(\beta_i)|}} < t_{n-k, \alpha/2}$$

แสดงว่าสามารถยอมรับสมมติฐาน  $H_0 : \beta_i = 0$  ซึ่งสรุปได้ว่า  $y$  ไม่ขึ้นกับค่า  $X_i$   
ที่ระดับความเชื่อมั่น  $(1 - \alpha)$  แต่ถ้าผลการคำนวณได้

$$\frac{\beta_i}{\sqrt{|\text{VAR}(\beta_i)|}} > t_{n-k, \alpha/2}$$

จะแสดงว่าไม่สามารถยอมรับสมมติฐาน  $H_0 : \beta_i = 0$  ได้ซึ่งก็คือ ตัวแปร  $X_i$  มีอิทธิพลต่อ  
การเลือกที่ระดับความเชื่อมั่น  $(1 - \alpha)$  ค่า  $t_{n-k, \alpha/2}$  สามารถหาได้จากตารางที่ 2.2  
ระดับความเชื่อมั่นที่นิยมใช้กันมาก คือ 90% และ 95% โดยค่า  $t$ -value เท่ากับ  $\pm 1.282$   
และ  $\pm 1.645$  ตามลำดับ เมื่อจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการประมาณค่ามีมากกว่า 120 ชุด (ดู  
ตารางที่ 2.3 ประกอบ)

ขั้นตอนที่ 3 การตรวจสอบความถูกต้องในการทำนายผลของแบบจำลอง (Test of Goodness of Fit Measure) หลังจากทำการตรวจสอบความสำคัญของการมีพารามิเตอร์แต่ละตัวแล้ว จะต้องทำการทดสอบต่อไปอีกว่า ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าขึ้นนั้น จะสามารถใช้แทนความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่พิจารณาได้มากน้อยเพียงใด โดยมีการทดสอบใน 2 ส่วนคือ

1) The Likelihood Ratio Index ( $\rho^2$ )

เป็นค่าที่ใช้วัด Goodness of Fit ของแบบจำลองที่ใช้วิธี Maximum Likelihood ในการประมาณค่าพารามิเตอร์

$$\rho^2 = 1 - \frac{L(\hat{\beta})}{L(0)}$$

เมื่อ  $L(0) = \sum_{j=1}^{J_n} \ln(\text{สัดส่วนโดยรวมของทางเลือกที่คนที่ } n \text{ เลือก})$

ค่า  $\rho^2$  จะมีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 เสมอ เช่นเดียวกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient :  $R^2$ ) ของแบบจำลองที่พัฒนาโดยวิธีสมการถดถอย (Regression Equation) โดยมีความหมายว่า ถ้า  $\rho^2 = 1$  แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นสามารถแทนความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่พิจารณาได้อย่างสมบูรณ์ แต่ถ้า  $\rho^2 = 0$  จะแสดงว่า แบบจำลองดังกล่าวไม่สามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่พิจารณาได้เลย โดยปกติการวัด Goodness-of-Fit โดยใช้ค่า  $\rho^2$  นี้ ถ้า  $\rho^2$  มีค่ามากกว่า 0.2 แล้ว ก็สามารถที่จะยอมรับได้ (HALCROW FOX ASSOCIATES, 1984)

2) The Overall Percent Correctly Estimated

ตัวที่ใช้วัด Goodness-of-Fit ตัวที่สองที่ควรนำมาพิจารณาประกอบด้วย คือ เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการทำนายผล เพื่อให้สะดวกต่อการทำความเข้าใจขอยกตัวอย่างประกอบดังนี้

## \*\*\* CALCULATION OF SUCCESS TABLE \*\*\*

PARAMETER 1 = -0.2376

PARAMETER 2 = -0.0531

AUTO UTILITY = -0.2376 - 0.0531 \* AUTO TIME

TRANSIT UTILITY = - 0.0531 \* TRANSIT TIME

PERSON NUMBER	AUTO TIME (MIN)	TRANSIT TIME (MIN)	CHOSEN ALTERNATIVE	UTILITY OF		OBSERVE TO CHOSE AUTO PREDICT TO CHOSE		OBSERVE TO CHOSE TRANSIT PREDICT TO CHOSE	
				AUTO	TRANSIT	AUTO	TRANSIT	AUTO	TRANSIT
1	95	43.5	TRANSIT	-5.2821	-2.3103			0.0487	0.9513
2	41.5	24.5	TRANSIT	-2.4413	-1.3012			0.2423	0.7577
3	89.9	2.2	TRANSIT	-5.0113	-0.1168			0.0074	0.9926
4	99.1	8.4	TRANSIT	-5.4998	-0.4461			0.0063	0.9937
5	95.1	22.2	TRANSIT	-5.2874	-1.1790			0.0162	0.9838
6	81	19.2	TRANSIT	-4.5387	-1.0197			0.0288	0.9712
7	8.6	1.6	TRANSIT	-0.6943	-0.0850			0.3522	0.6478
8	56.2	31.6	TRANSIT	-3.2218	-1.6783			0.1760	0.8240
9	4.1	28.5	TRANSIT	-0.4553	-1.5136			0.7423	0.2577
10	51.8	20.2	TRANSIT	-2.9882	-1.0728			0.1284	0.8716
11	52.9	4.4	TRANSIT	-3.0466	-0.2337			0.0566	0.9434
12	41.6	91.5	AUTO	-2.4466	-4.8596	0.9177	0.0823		
13	51.4	83.8	AUTO	-2.9669	-4.4506	0.8150	0.1850		
14	62.2	90.1	AUTO	-3.5404	-4.7852	0.7762	0.2238		
15	51	85	AUTO	-2.9457	-4.5144	0.8275	0.1725		
16	18.5	84	AUTO	-1.2200	-4.4612	0.9623	0.0377		
17	0.2	91.2	AUTO	-0.2482	-4.8436	0.9900	0.0100		
18	27.6	79.7	AUTO	-1.7032	-4.2329	0.9261	0.0739		
19	22.5	74.1	AUTO	-1.4324	-3.9355	0.9243	0.0757		
20	4.1	86.9	AUTO	-0.4553	-4.6153	0.9846	0.0154		
21	82	38	AUTO	-4.5918	-2.0182	0.0708	0.9292		
TOTAL						8.1947	1.8053	1.8052	9.1948

THE SUCCESS TABLE

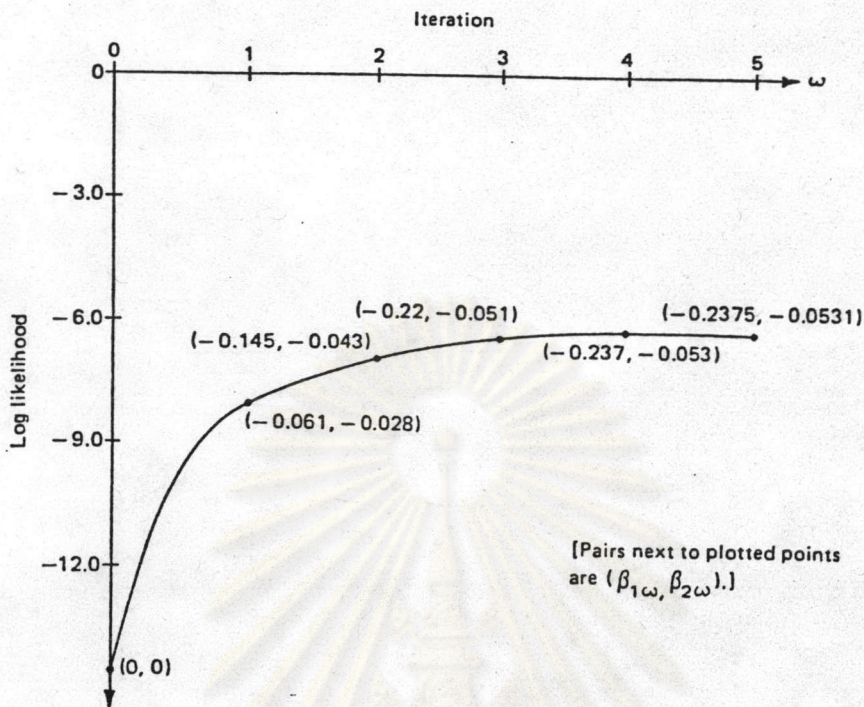
OBSERVE CHOICE	PREDICT CHOICE		OBSERVE COUNT
	AUTO	TRANSIT	
AUTO	8	2	10
TRANSIT	2	9	11
PREDICT COUNT	10	11	21

$$\% \text{ Correct (AUTO)} = \frac{8}{10} = 80 \%$$

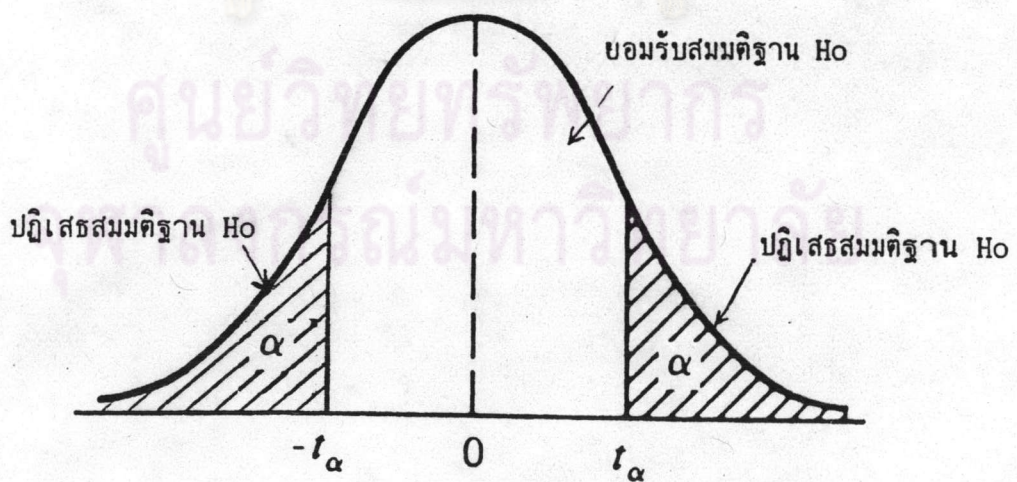
$$\% \text{ Correct (TRANSIT)} = \frac{9}{11} = 82 \%$$

and

$$\% \text{ Overall Correct} = \frac{8 + 9}{21} = 81 \%$$



รูปที่ 2.7 แสดงลักษณะการ Converge ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง



รูปที่ 2.8 แสดงการทดสอบสมมติฐานด้วยค่า t-Statistic

ตารางที่ 2.3 P-Percentile Value of the T-Distribution  
(After Brownlce, 1960)

$f \backslash p$	0.750	0.900	0.950	0.975	0.990	0.995	0.999
1	1.000	3.078	6.314	12.706	31.821	63.657	318
2	0.816	1.886	2.920	4.303	6.965	9.925	22.3
3	0.765	1.638	2.353	3.182	4.541	5.841	10.2
4	0.741	1.533	2.132	2.776	3.747	4.604	7.173
5	0.727	1.476	2.015	2.571	3.365	4.032	5.893
6	0.718	1.440	1.943	2.447	3.143	3.707	5.208
7	0.711	1.415	1.895	2.365	2.998	3.499	4.785
8	0.706	1.397	1.860	2.306	2.896	3.355	4.501
9	0.703	1.383	1.833	2.262	2.821	3.250	4.297
10	0.700	1.372	1.812	2.228	2.764	3.169	4.144
11	0.697	1.363	1.796	2.201	2.718	3.106	4.025
12	0.695	1.356	1.782	2.179	2.681	3.055	3.930
13	0.694	1.350	1.771	2.160	2.650	3.012	3.852
14	0.692	1.345	1.761	2.145	2.624	2.977	3.787
15	0.691	1.341	1.753	2.131	2.602	2.947	3.733
16	0.690	1.337	1.746	2.120	2.583	2.921	3.686
17	0.689	1.333	1.740	2.110	2.567	2.898	3.646
18	0.688	1.330	1.734	2.101	2.552	2.878	3.610
19	0.688	1.328	1.729	2.093	2.539	2.861	3.579
20	0.687	1.325	1.725	2.086	2.528	2.845	3.552
21	0.686	1.323	1.721	2.080	2.518	2.831	3.527
22	0.686	1.321	1.717	2.074	2.508	2.819	3.505
23	0.685	1.319	1.714	2.069	2.500	2.807	3.485
24	0.685	1.318	1.711	2.064	2.492	2.797	3.467
25	0.684	1.316	1.708	2.060	2.485	2.787	3.450
26	0.684	1.315	1.706	2.056	2.479	2.779	3.435
27	0.684	1.314	1.703	2.052	2.473	2.771	3.421
28	0.683	1.313	1.701	2.048	2.467	2.763	3.408
29	0.683	1.311	1.699	2.045	2.462	2.756	3.396
30	0.683	1.310	1.697	2.042	2.457	2.750	3.385
40	0.681	1.303	1.684	2.021	2.423	2.704	3.307
60	0.679	1.296	1.671	2.000	2.390	2.660	3.232
120	0.677	1.289	1.658	1.980	2.358	2.617	3.160
$\infty$	0.674	1.282	1.645	1.960	2.326	2.576	3.090

\* Abridged from Table 12 of *Biometrika Tables for Statisticians*, vol. 1, edited by E. S. Pearson and H. O. Hartley, Cambridge University Press, Cambridge (1954), and Table III of *Statistical Tables for Biological, Agricultural, and Medical Research*, R. A. Fisher and F. Yates, Oliver & Boyd, Edinburgh, 1953.