

บทที่ 5

การสร้างและการประยุกต์ใช้แบบจำลอง

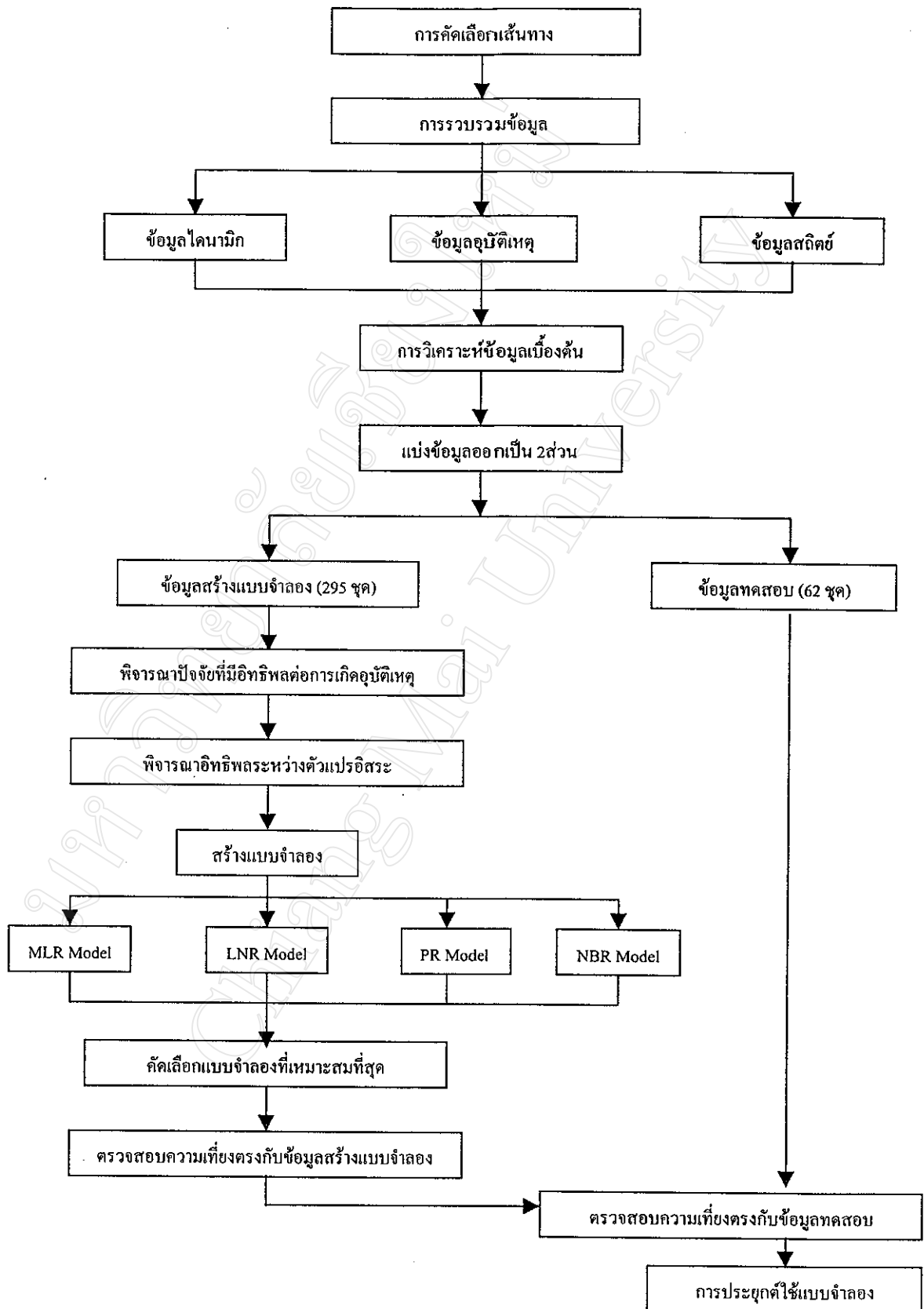
ในบทนี้เป็นการสร้างแบบจำลองที่ใช้อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตอบสนอง (Response or dependent variables) ซึ่งจำแนกเป็น 4 กลุ่มคือจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตาย และจำนวนอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนน กับตัวแปรอธิบาย (Explanatory or independent variables) ได้แก่ กลุ่มตัวแปรเรขาคณิตของถนนและตัวแปรจราจร แต่ละกลุ่มจะใช้ตัวแบบจำลองทั้ง 4 แบบ ประกอบด้วย MLR Model, LNR Model, PR Model, และ NBR Model

การสร้างแบบจำลองเริ่มจากการกำหนดรูปแบบจำลอง การปรับเทียบแบบจำลอง การตรวจสอบความเที่ยงตรงของแบบจำลองและการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด ขั้นตอนสุดท้ายจึงนำแบบจำลองไปประยุกต์ใช้กับการออกแบบทางเรขาคณิตเพื่อความปลอดภัย รูปที่ 5.1 แสดงแผนภาพขั้นตอนการสร้างและประยุกต์ใช้แบบจำลอง

5.1 การกำหนดรูปแบบจำลอง (Model Formulation)

โปรแกรมคอมพิวเตอร์ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ ใช้ PROC GENMOD หรือ GENMOD procedure ในโปรแกรม SAS Version 6.12 เพื่อฟิตข้อมูลเข้ากับตัวแบบเชิงเส้นที่วางนัยทั่วไป (Generalized Linear Model, GLM) โดยใช้วิธี Maximum Likelihood ประมาณค่าพารามิเตอร์ GLM นำเสนอโดย Nelder and Wedderburn (1972) และ MC Cullagh and Nelder (1989) ใช้ประยุกต์กับการวิเคราะห์ข้อมูลได้ทั้งข้อมูลที่มีลักษณะต่อเนื่องและข้อมูลลักษณะไม่ต่อเนื่อง GLM เป็นตัวแบบที่ขยายจากตัวแบบเชิงเส้นแบบคลาสสิก (Classical Linear Model) ประกอบด้วยส่วนประกอบ 3 ส่วน คือ

- 1) ส่วนประกอบเชิงสุ่ม (Random or stochastic component) คือส่วนประกอบที่เกี่ยวข้องกับสมมติฐานของการแจกแจงของตัวแปรสุ่มหรือตัวแปรตอบสนอง (Response Distribution) ตัวแปรตอบสนองของ GLM นอกจากจะมีการแจกแจงปกติเหมือนในตัวแบบเชิงเส้นแบบคลาสสิก



รูปที่ 5.1 แผนภาพขั้นตอนการสร้างและประยุกต์ใช้แบบจำลอง

แล้วยังสามารถขยายไปสู่ตัวแปรตอบสนองที่มีการแจกแจงในกลุ่มเอ็กซ์โปเนนเชียล (Exponential Family) เช่น การแจกแจงแบบพัวซอง การแจกแจงแบบทวินามเชิงลบและการแจกแจงในกลุ่มเอ็กซ์โปเนนเชียลอื่นๆ ได้

2) ส่วนประกอบแบบมีระบบ (Systematic component) ทำหน้าที่เชื่อมเวกเตอร์ η (Linear predictor) กับเซตของตัวแปรอธิบาย ($\eta = X\beta$) ให้มีรูปแบบเชิงเส้น

3) ฟังก์ชันเชื่อม (Link Function) ทำหน้าที่เชื่อมส่วนประกอบเชิงสุ่มและส่วนประกอบแบบมีระบบเข้าด้วยกันเพื่ออธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระ นอกจากจะใช้ Identical Link หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า Canonical Link ($\eta = \mu_i$) ซึ่งอยู่ในตัวแบบเชิงเส้นแบบคลาสสิกแล้วยังสามารถขยายให้ใช้กับฟังก์ชันตัวเชื่อมอื่นๆ อีกหลายแบบที่เป็นฟังก์ชันแบบ Monotonic differentiable function เช่น Log Link ($\eta = \log(\mu_i)$) เมื่อใช้ฟังก์ชันเชื่อม (Link Function)

$$\eta = \log(\mu_i)$$

$$\eta = \log(\mu_i) = X\beta \quad \text{หรือ} \quad \mu_i = \exp(X\beta)$$

สำหรับรูปแบบจำลองในการศึกษาครั้งนี้ จะกำหนดให้จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด (TOTACC) จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ (INJACC) จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตาย (FATACC) และจำนวนอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนน (RORACC) เป็นตัวแปรตอบสนองหรือค่า Y ใช้ Canonical Function ($\eta = \mu_i$) สำหรับ MLR Model ส่วนแบบจำลองอื่นๆ จะใช้ฟังก์ชันลอการิทึมซึ่งเป็นฟังก์ชันเชื่อม ($\eta = \log(\mu_i)$) ใน GENMOD procedure นอกจากนี้ในแบบจำลอง LNR จะใส่ 1 เข้าไปในตัวแปรอิสระแต่ละตัวเพื่อหลีกเลี่ยง $\log(0)$

$$\text{MLR Model: } Y_i \sim \text{Normal}(\mu_i, VEX_i^2 \sigma^2)$$

$$Y = VEX \times [\beta_1 + \beta_2 AADT + \beta_3 HV + \beta_4 HC + \beta_5 VG + \beta_6 SW + \beta_7 PW + \beta_8 RC + \beta_9 IN + \beta_{10} DS + \beta_{11} NSD]$$

(5.1)

LNR Model: $\log(Y_i + 1) \sim \text{Normal}(\mu_i, \sigma^2)$

$$\begin{aligned} \log(Y + 1) = & \log VEX + \log \beta_1 + \beta_2 \log(1 + AADT) + \beta_3 \log(1 + HV) + \beta_4 \log(1 + HC) \\ & + \beta_5 \log(1 + VG) + \beta_6 \log(1 + SW) + \beta_7 \log(1 + PW) + \beta_8 \log(1 + RC) \\ & + \beta_9 \log(1 + IN) + \beta_{10} \log(1 + DS) + \beta_{11} \log(1 + NSD) \end{aligned} \quad (5.2)$$

PR Model: $Y_i \sim \text{Poisson}(\mu_i)$

$$\begin{aligned} Y = & VEX \times \text{EXP}[\beta_1 + \beta_2 AADT + \beta_3 HV + \beta_4 HC + \beta_5 VG + \beta_6 SW + \beta_7 PW + \beta_8 RC + \beta_9 IN \\ & + \beta_{10} DS + \beta_{11} NSD] \end{aligned} \quad (5.3)$$

NBR Model: $Y_i \sim \text{Negative Binomial}(\mu_i, \mu_i + \alpha\mu_i^2)$

$$\begin{aligned} Y = & VEX \times \text{EXP}[\beta_1 + \beta_2 AADT + \beta_3 HV + \beta_4 HC + \beta_5 VG + \beta_6 SW + \beta_7 PW + \beta_8 RC + \beta_9 IN \\ & + \beta_{10} DS + \beta_{11} NSD] \end{aligned} \quad (5.4)$$

เมื่อ

Y คือ จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด (TOTACC), จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ (INJACC), จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตาย (FATACC) และจำนวนอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนน (RORACC), รายปี

VEX คือ ปริมาณการใช้รถ (Vehicle Exposure) ในช่วงเวลา 1 ปี, ล้านคัน-กิโลเมตร

$AADT$ คือ ปริมาณจราจรเฉลี่ยต่อวันตลอดปี, พันคัน/วัน

HV คือ เปอร์เซ็นต์รถบรรทุก (Percent Trucks), เปอร์เซ็นต์

HC คือ องศาโค้งราบ (Degree of Horizontal Curve), องศา/กิโลเมตร

VG คือ เปอร์เซ็นต์ความลาดชัน (Percent of Vertical Grade), เปอร์เซ็นต์

SW คือ ความกว้างไหล่ทาง (Shoulder Width), เมตร

PW คือ ความกว้างผิวทาง (Pavement Width), เมตร

RC คือ จำนวนทางเชื่อมต่อกิโลเมตร (Number of Road Connection)

IN คือ มี/ไม่มี ทางแยก (Intersection)

DS คือ ความเร็วออกแบบ (Design Speed), กิโลเมตร/ชั่วโมง

NSD คือ เปอร์เซ็นต์ระยะมองเห็นไม่เพียงพอเพื่อการแซง, เปอร์เซ็นต์

- ข้อสังเกต: 1. PR และ NBR Model มีฟังก์ชันเชื่อมโยงเหมือนกันคือ Log Link
2. PR และ NBR Model มีส่วนประกอบเชิงสัมพันธ์แตกต่างกัน กล่าวคือใน PR Model จะสมมติให้ตัวแปรตอบสนองมีการแจกแจงแบบพัวซอง และใน NBR Model ตัวแปรตอบสนองถูกสมมติให้มีการแจกแจงแบบทวินามเชิงลบ

5.2 การปรับเทียบผลของแบบจำลอง (Model Calibration)

5.2.1 การประมาณค่าพารามิเตอร์

การประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองทั้ง 4 จะใช้วิธี Maximum Likelihood ซึ่งมีกระบวนการนำตัวแปรเข้าประมาณค่าพารามิเตอร์โดยมีขั้นตอนดังนี้

- 1) ไม่เลือกตัวแปรใดเลยเข้าในแบบจำลองเก็บค่า Log Likelihood ไว้เป็นค่าเริ่มต้น
- 2) คัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าในแบบจำลองทีละ 1 ตัว โดยตัวแปรตัวอิสระตัวใดมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญมากที่สุดจะถูกใส่เข้าไปในแบบจำลองก่อน พิจารณาค่า Log Likelihood เปรียบเทียบกับข้อ 1) ถ้าให้ค่าที่สูงขึ้นให้เก็บค่านั้นไว้
- 3) คัดเลือกตัวแปรอิสระ 1 ตัวจากที่ได้รับคัดเลือกทั้งหมดจากข้อ 2) โดยตัวแปรที่คัดเลือกเข้าก่อนต้องมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญมากที่สุด (ทำให้ค่า Log Likelihood สูงขึ้นมากที่สุด นอกจากนี้จะพิจารณาประกอบกับค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามในบทที่ 4 รวมด้วย) นำตัวแปรนั้นเข้าไปในแบบจำลอง เก็บค่า Log Likelihood ไว้เป็นค่าเริ่มต้น
- 4) จากตัวแปรอิสระที่เหลืออยู่ที่เก็บจากข้อ 2) เลือกตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญมากสุดในกลุ่มของตัวแปรอิสระที่เหลือจากที่ใส่เข้าไปในข้อ 3) เข้าแบบจำลอง สังเกตค่า Log Likelihood ที่สูงขึ้นแล้วในขณะเดียวกันเมื่อนำตัวแปรอิสระตัวที่ 2 เข้าแบบจำลองแล้ว ผลทำให้ค่าพารามิเตอร์ของตัวแปรแรกเปลี่ยนไป ให้ไปตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระตัวที่ 1 และความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระตัวที่ 2 ตัวแปรอิสระตัวใดมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามน้อยกว่าจะถูกตัดออกไป
- 5) ทำซ้ำตามข้อ 4) เลือกตัวแปรอิสระที่เหลือเข้าแบบจำลองจนกระทั่งไม่มีตัวแปร

อิสระตัวใดที่ควรนำเข้าหรือไม่มีตัวแปรอิสระตัวใดที่ควรถูกตัดออกจากแบบจำลองจึงหยุด แล้วจะได้แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพิจารณาความสมเหตุสมผลและ การทดสอบ Goodness of Fit ต่อไป

5.2.2 การตรวจสอบความสมเหตุสมผลของแบบจำลอง

หลังจากได้แบบจำลองที่ผ่านการประมาณค่าพารามิเตอร์ในหัวข้อ 5.2.1 มาแล้วต่อไปก็จะนำตัวแปรที่ผ่านการทดสอบแล้วมาทำการตรวจสอบเครื่องหมายของตัวแปรอิสระ (Sign Test) ซึ่งเป็นการตรวจสอบความสมเหตุสมผลของค่าพารามิเตอร์ เช่น ค่าพารามิเตอร์ของปริมาณจราจรน่าจะมีเครื่องหมายเป็นบวก เนื่องจากปริมาณการจราจรมากทำให้มีโอกาสเกิดจำนวนอุบัติเหตุมาก

ถ้าการตรวจสอบเครื่องหมายของตัวแปรอิสระพบว่าตัวแปรอิสระใดไม่ผ่านการทดสอบ ก็จะทำให้การตัดตัวแปรอิสระตัวนั้นออกจากแบบจำลอง แล้วทำการหาค่าพารามิเตอร์ใหม่ของตัวแปรที่เหลืออยู่ทุกตัว

5.2.3 การทดสอบ Goodness of Fit

การทดสอบ Goodness of Fit ของแบบจำลองสามารถพิจารณาจากค่าสถิติหลายค่า เช่น Deviance, Pearson chi-square, Akaike's Information Criterion และค่า Log Likelihood ค่าทั้งสี่จะอยู่ในกระบวนการ GENMOD procedure การปรับค่าประมาณของพารามิเตอร์โดยใช้การระบุค่า Dispersion Scale เมื่อเกิดปัญหาการกระจายของตัวแปรตอบสนองมีค่าสูง (Overdispersion Effect) ค่าผิดพลาดมาตรฐาน(Standard Error) และค่า P-value

1) Deviance

ค่า Deviance ใช้สำหรับทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง ค่า Deviance มีค่าเท่ากับ 2 เท่าของผลต่างระหว่างค่า Log Likelihood ของแบบจำลองที่ประมาณขึ้น (fitted model) กับ ค่า Log Likelihood ของแบบจำลองลดรูป (Reduced or Simpler model)

$$D^m = 2(L^f - L^m)$$

เมื่อ

D^m	=	ค่า Deviance ของแบบจำลอง
L^f	=	ค่า Log Likelihood ของแบบจำลองที่ประมาณขึ้น (fitted model)

L^m = ค่า Log Likelihood ของแบบจำลองลดรูป (Reduced model)

ถ้าค่า Deviance มีค่าสูง หมายถึงความคลาดเคลื่อนซึ่งเกิดจากการกระจายของตัวแปรตอบสนองมีค่าสูง ทำให้ตัวแบบคลาดเคลื่อนจากความเป็นจริงมาก แบบจำลองจึงไม่สามารถอธิบายข้อมูลได้ดี การบ่งบอกว่าตัวแบบคลาดเคลื่อนจากความเป็นจริงมากหรือน้อยทำได้โดยการนำค่า Deviance หารด้วย Degree of Freedom ถ้าพบว่ามีค่าเกิน 1 หมายถึงตัวแบบเกิดความคลาดเคลื่อนเนื่องจากการกระจายตัวของตัวแปรตอบสนอง (Overdispersion Effect)

$$\frac{D^m}{DF} = \frac{D^m}{N - K}$$

ค่า Degree of Freedom (DF) สามารถหาได้จากผลต่างระหว่างจำนวนค่าสังเกต (Observations, N) กับจำนวนพารามิเตอร์ในแบบจำลอง (K)

2) Pearson Chi-square

ค่า Pearson Chi-square ใช้สำหรับทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง โดยที่

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - \mu_i)^2}{\mu_i}$$

การบ่งบอกตัวแบบคลาดเคลื่อนจากความเป็นจริงมากหรือน้อยทำได้โดยการนำค่า Pearson chi-square หารด้วย Degree of Freedom ถ้าพบว่ามีค่าเกิน 1 หมายถึงตัวแบบเกิดความคลาดเคลื่อนเนื่องจากการกระจายตัวของตัวแปรตอบสนอง (Overdispersion Effect)

$$\frac{\chi^2}{DF} = \frac{\chi^2}{N - K}$$

โดยทั่วไปพบว่าเมื่อสร้างแบบจำลองแล้วมักจะเกิดความคลาดเคลื่อนของตัวแบบเนื่องจากการกระจายของตัวแปรตอบสนองที่มีค่ามาก ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวจึงมีการปรับค่าประมาณของพารามิเตอร์โดยใช้การระบุค่า Dispersion Scale โดยในกระบวนการ GENMOD procedure มีให้เลือกดังนี้

DSCALE กำหนดให้ Dispersion Parameter (τ) = Deviance/DF

PSCALE กำหนดให้ Dispersion Parameter (τ) = Pearson chi-square/DF

รายงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยเลือก PSCALE ปรับค่าประมาณของพารามิเตอร์เนื่องจากการกระจายของตัวแปรตอบสนองมีค่ามาก ดังนั้น

$$\tau = \frac{\chi^2}{DF}$$

ค่า Scale Deviance คือค่า Deviance หารด้วย Dispersion parameter (τ)

$$\text{Scale Deviance} = \frac{D^m}{\tau}$$

ค่า Scale Pearson chi-square คือ ค่า Pearson chi-square หาร Dispersion parameter (τ)

$$\text{Scale Pearson chi-square} = \frac{\chi^2}{\tau}$$

3) Log Likelihood

การทดสอบ Goodness of Fit ของตัวแบบเชิงเส้นที่วางนัยทั่วไป (GLM) โดยอาศัยค่า Log Likelihood ให้พิจารณาว่าถ้าค่า Log Likelihood มีค่าสูงสุด แสดงว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นสามารถแทนความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่พิจารณาได้มากที่สุด

จากงานวิจัยที่ผ่านมา (Miaou et. al., 1992; Miaou and Lum, 1993) พบว่าไม่มีข้อกำหนดที่แน่นอนในการพิจารณาค่า Log Likelihood ของตัวแบบเชิงเส้นแบบวางนัยทั่วไป (GLM) ว่าค่าใดจึงเหมาะสมที่จะนำมาอ้างอิงเป็นมาตรฐาน แต่มีการสรุปโดยอ้างอิงค่า Log Likelihood กล่าวคือแบบจำลองที่สามารถแทนความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่พิจารณาได้มากที่สุด คือแบบจำลองที่มีค่า Log Likelihood สูงสุด รายละเอียดของเรื่อง Log Likelihood อยู่ในหัวข้อ 2.4

4) Akaike 's Information Criterion (AIC)

การพิจารณาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในการทำนายมีส่วนเกี่ยวข้องที่สำคัญในการพัฒนาแบบจำลอง Akaike ' s Information Criterion (AIC) เป็นเกณฑ์หนึ่งที่สามารถใช้ใน

การคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุด แบบจำลองใดมีค่า AIC น้อยที่สุดจะจัดอันดับให้แบบจำลองนั้นมีความเหมาะสมในการนำมาประยุกต์ใช้สูงที่สุด การหาค่า AIC สามารถหาได้จาก

$$AIC = -2 \cdot ML + 2 \cdot K$$

เมื่อ

$$ML = \log_e [Maximum\ likelihood]$$

K = จำนวนพารามิเตอร์ในแบบจำลอง

AIC เป็นตัวสถิติที่ช่วยในการจัดอันดับความเหมาะสมของแบบจำลองโดยไม่มี การพิจารณาระดับนัยสำคัญ (Level of Significance) นอกจากนี้ยังสอดคล้องกับวัตถุประสงค์หลักที่ ต้องการให้แบบจำลองการถดถอยมีตัวแปรอิสระน้อยที่สุดเท่าที่เป็นไปได้เนื่องจากความแปรปรวน ของตัวแปรตามจะมากขึ้นถ้าจำนวนตัวแปรอิสระมีมาก นอกจากนั้นการเพิ่มขึ้นของตัวแปรอิสระ ทำให้ต้องเสียค่าใช้จ่ายในการเก็บข้อมูลมากขึ้นอีกด้วย ดังนั้นวิธีการหาจำนวนตัวแปรอิสระที่ เหมาะสมจะทำให้การคำนวณค่าตัวแปรตามมีความแม่นยำ และในขณะเดียวกันจะไม่ทำให้เกิด ความแปรปรวนของตัวแปรตามเนื่องจากแบบจำลองมีตัวแปรอิสระมากเกินไป

5.2.4 ผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง

ตารางที่ 5.1-5.4 แสดงผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองทั้ง 4 (ที่มีการ กำหนดรูปแบบในหัวข้อ 5.1) อันได้แก่ MLR Model, LNR Model, PR Model และ NBR Model สมการที่ 5.1 ถึง 5.4 ตามลำดับ สำหรับตัวแปรตามซึ่งประกอบด้วยจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด (TOTACC) จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ (INJACC) จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตาย (FATACC) และจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดรถออกนอกถนน (RORACC) ผลการทดสอบความสมเหตุสมผลของ แบบจำลองโดยใช้การตรวจสอบเครื่องหมายของตัวแปรอธิบาย และผลการทดสอบ Goodness of Fit ของแบบจำลองโดยพิจารณาค่า Log Likelihood

นอกจากนี้ในตารางยังแสดงค่า AIC ในแต่ละแบบจำลองซึ่งพบว่าค่า Log Likelihood มีค่าสูงที่สุด และค่า AIC ของ PR Model มีค่าน้อยที่สุดในกลุ่มแบบจำลองที่นำมา ทดสอบ ดังนั้นจึงอาจกล่าวได้ว่า PR Model เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในการใช้สร้างแบบ จำลองอุบัติเหตุบนช่วงถนน ตารางที่ 5.5 แสดงผลการคัดเลือกแบบจำลอง

จากตารางที่ 5.1-5.4 พบว่า ค่า Pearson Chi-square (χ^2) ของแบบจำลอง PR Model มีค่าสูงกว่าค่า Degree of Freedom (DF) เช่น DF ของตารางที่ 5.1 มีค่าเท่ากับ 292

($DF = 295 - 3 = 292$) และค่า χ^2 มีค่าเท่ากับ 512.0937 นั้นหมายถึงว่า เกิดปัญหาข้อมูลมีการกระจายมากเกินไป (Overdispersion Effect) ผลคือจะทำให้ค่าทำนายสำคัญของค่าพารามิเตอร์ใน PR Model แต่ละตัวมีค่าสูงเกินความเป็นจริง เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวจึงนำค่า Dispersion Parameter (τ) มาใช้ปรับค่าสถิติทดสอบ χ^2 ของพารามิเตอร์แต่ละตัวซึ่งค่านี้ (τ) สามารถหาได้โดยนำเอาค่า χ^2 ของแบบจำลองมาหารด้วย DF

ตารางที่ 5.1 ผลการสร้าง และเปรียบเทียบแบบจำลองของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด

Model Variable	MLR	LNR	PR	NBR
Intercept	- 0.2323 (2.8890, 0.0866)	-1.0293 (10.1392, 0.0015)	-2.3290 (57.2796, 0.0001)	-2.5642 (61.0338, 0.0001)
NSD	0.0060 (30.2045, 0.0001)	0.2028 (7.6342, 0.0057)	0.0161 (20.4083, 0.0001)	0.0182 (22.8194, 0.0001)
RC	0.1223 (54.7904, 0.0001)	0.3212 (33.0017, 0.0001)	0.1782 (47.8796, 0.0001)	0.2162 (23.2003, 0.0001)
Deviance	381.4660	417.4636	398.8687	227.5244
Scaled Deviance	292.0000	292.0000	227.4383	223.2565
Pearson Chi-square	381.4660	417.4636	512.0937	292.3632
Scaled Pearson Chi-square	292.0000	292.0000	292.0000	292.0000
Log Likelihood	-456.5089	-469.8021	-123.9441	-304.5659
AIC	919.0178	945.6042	253.8882	615.1318
R^2	0.23	-	-	-

- หมายเหตุ
1. จำนวนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลองเท่ากับ 295 ช่วงถนน, $DF = 295 - 3 = 292$
 2. ตัวเลขในวงเล็บ () หมายถึง ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ และค่า P-value
 3. ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ของค่าพารามิเตอร์สำหรับ PR Model คำนวณมาจากค่า Pearson Chi-square ก่อนปรับแก้หารด้วยค่า Dispersion parameter ($\tau = 1.7537$)
 4. จากตารางที่ 5.1 สมมติให้ตัวแปรสุ่มในแบบจำลองการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นมีการแจกแจงปกติ ดังนั้นถ้าใช้ R^2 แทนสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของแบบจำลอง แสดงว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้แทนแบบจำลองอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด

ตารางที่ 5.2 ผลการสร้าง และเปรียบเทียบแบบจำลองของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ

Model Variable	MLR	LNR	PR	NBR
Intercept	-0.3263 (3.4483, 0.0633)	-3.8078 (9.9182, 0.0016)	-5.8604 (16.6843, 0.0001)	-6.5113 (17.3166, 0.0001)
HV	0.0199 (4.9836, 0.0256)	1.2666 (7.5261, 0.0061)	0.2872 (7.1165, 0.0076)	0.3201 (7.3589, 0.0067)
RC	0.1001 (61.9507, 0.0001)	0.3451 (45.0817, 0.0001)	0.2230 (52.7788, 0.0001)	0.2927 (19.9873, 0.0001)
Deviance	198.8140	213.4399	274.7818	138.6891
Scaled Deviance	292.0000	292.0000	164.8343	138.4329
Pearson Chi-square	198.8140	213.4399	486.7695	292.5399
Scaled Pearson Chi-square	292.0000	292.0000	292.0000	292.0000
Log Likelihood	-360.3902	-370.8606	-93.0891	-185.7657
AIC	726.7804	747.7212	192.1782	377.5314
R ²	0.18	-	-	-

- หมายเหตุ
1. จำนวนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลองเท่ากับ 295 ช่วงถนน, $DF = 295 - 3 = 292$
 2. ตัวเลขในวงเล็บ () หมายถึง ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ และค่า P-value
 3. ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ของค่าพารามิเตอร์สำหรับ PR Model คำนวณมาจากค่า Pearson Chi-square ก่อนปรับแก้หารด้วยค่า Dispersion parameter ($\tau = 1.7694$)
 4. จากตารางที่ 5.2 สมมติให้ตัวแปรสุ่มในแบบจำลองการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นมีการแจกแจงปกติ ดังนั้นถ้าใช้ R² แทนสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของแบบจำลอง แสดงว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้แทนแบบจำลองอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ

ตารางที่ 5.3 ผลการสร้าง และเปรียบเทียบแบบจำลองของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตาย

Model Variable	MLR	LNR	PR	NBR
Intercept	0.1645 (4.6593, 0.0309)	4.0585 (32.2049, 0.0001)	3.5446 (2.2432, 0.1342)	3.4356 (2.3347, 0.1265)
PW	-0.0106 (1.9466, 0.1630)	-2.2814 (39.4037, 0.0001)	-1.0758 (7.3228, 0.0068)	-1.0777 (8.1985, 0.0042)
RC	0.0231 (14.1631, 0.0002)	0.0652 (3.4789, 0.0622)	0.1846 (15.1650, 0.0001)	0.2391 (12.8661, 0.0003)
Deviance	49.1859	66.8389	155.4914	117.6285
Scaled Deviance	292.0000	292.0000	127.9123	116.6452
Pearson Chi-square	49.1859	66.8389	354.9578	293.4548
Scaled Pearson Chi-square	292.0000	292.0000	292.0000	292.0000
Log Likelihood	-154.3678	-199.6028	-82.8768	-100.3340
AIC	314.7356	405.2056	171.7536	206.668
R ²	0.13	-	-	-

- หมายเหตุ 1. จำนวนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลองเท่ากับ 295 ช่วงถนน, $DF = 295 - 3 = 292$
2. ตัวเลขในวงเล็บ() หมายถึง ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ และค่า P-value
3. ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ของค่าพารามิเตอร์สำหรับ PR Model คำนวณมาจากค่า Pearson Chi-square ก่อนปรับแก้หารด้วยค่า Dispersion parameter ($\tau = 1.2494$)
4. จากตารางที่ 5.3 สมมติให้ตัวแปรสุ่มในแบบจำลองการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นมีการแจกแจงปกติ ดังนั้นถ้าใช้ R² แทนสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของแบบจำลอง แสดงว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้สร้างแบบจำลองอุบัติเหตุที่เกิดคนตาย

ตารางที่ 5.4 ผลการสร้าง และเปรียบเทียบแบบจำลองของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดรถออกนอกถนน

Model Variable	MLR	LNR	PR	NBR
Intercept	-0.0003 (0.0001, 0.9909)	-0.6397 (75.0456, 0.0001)	-3.5725 (89.2919, 0.0001)	-3.7265 (71.5088, 0.0001)
HC	0.0026 (3.9701, 0.0463)	0.0031 (1.0104, 0.0816)	0.0457 (5.2421, 0.0220)	0.0413 (2.8072, 0.0938)
VG	0.0133 (13.8082, 0.0002)	0.1776 (17.3776, 0.0001)	0.0620 (8.3759, 0.0038)	0.1308 (1.5560, 0.2123)
Deviance	36.6527	58.7226	135.6756	84.9517
Scaled Deviance	292.0000	292.0000	102.7333	84.6948
Pearson Chi-square	36.6527	58.7226	385.6324	292.8856
Scaled Pearson Chi-square	292.0000	292.000	292.0000	292.0000
Log Likelihood	-110.9850	-180.4997	-65.8738	-87.9996
AIC	227.9700	366.9994	137.7476	181.9992
R ²	0.10	-	-	-

- หมายเหตุ
1. จำนวนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลองเท่ากับ 295 ช่วงถนน, $DF = 295 - 3 = 292$
 2. ตัวเลขในวงเล็บ หมายถึง ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ และค่า P-value
 3. ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ของค่าพารามิเตอร์สำหรับ PR Model คำนวณมาจากค่า Pearson Chi-square ก่อนปรับแก้หารด้วยค่า Dispersion parameter ($\tau = 1.3207$)
 4. จากตารางที่ 5.4 สมมติให้ตัวแปรสุ่มในแบบจำลองการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นมีการแจกแจงปกติ ดังนั้นถ้าใช้ R^2 แทนสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของแบบจำลอง แสดงว่าแบบจำลองการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้สร้างแบบจำลองอุบัติเหตุที่เกิดรถออกนอกถนน

ตารางที่ 5.5 ผลการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุด

Type Variable	TOTACC	INJACC	FATACC	RORACC
Intercept	-2.3290 (57.2796, 0.0001)	-5.8604 (16.6843, 0.0001)	3.5446 (2.2432, 0.1342)	-3.5725 (89.2919, 0.0001)
HV	----	0.2872 (7.1165, 0.0076)	----	----
PW	----	----	-1.0758 (7.3228, 0.0068)	----
HC	----	----	----	0.0457 (5.2421, 0.0220)
VG	----	----	----	0.0620 (8.3759, 0.0038)
NSD	0.0161 (20.4083, 0.0001)	----	----	----
RC	0.1782 (47.8796, 0.0001)	0.2230 (52.7788, 0.0001)	0.1846 (15.1650, 0.0001)	----
Log Likelihood	-123.9441	-93.0891	-82.8768	-65.8738
AIC	253.8882	192.1782	171.7536	137.7476

- หมายเหตุ 1. ตัวเลขในวงเล็บ หมายถึง ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ และค่า P-value
 2. ----- หมายถึง ตัวแปรในตำแหน่งนั้นไม่ได้รวมเข้าไปในแบบจำลอง

ดังนั้นสำหรับแบบจำลอง PR Model ค่าของค่าสถิติทดสอบ χ^2 ที่ปรับค่าแล้วจะได้มาจากค่าสถิติทดสอบ χ^2 ที่ยังไม่ได้ปรับค่า หาค่าด้วยค่า Dispersion Parameter ซึ่งเท่ากับ 1.7537 (ในตารางที่ 5.1), 1.7694 (ในตารางที่ 5.2), 1.2494 (ในตารางที่ 5.3) และ 1.3207 (ในตารางที่ 5.4) ผลการปรับค่าสถิติทดสอบ χ^2 จากตารางที่ 5.1-5.4 แสดงให้เห็นว่าค่านี้สำคัญของค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยลดลง แต่ไม่มีผลต่อค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย

สรุปได้ว่าการปรับค่าที่เกิดจาก Overdispersion กับแบบจำลอง PR Model ไม่มีผลต่อความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอุบัติเหตุกับตัวแปรลักษณะทางเรขาคณิตของถนนและตัวแปรจราจร

แบบจำลองอุบัติเหตุทั้ง 4 กลุ่มมีรูปแบบดังนี้

$$\text{TOTACC Model: } Y = VEX \times EXP[-2.3290 + 0.0161NSD + 0.1782RC]$$

$$\text{INJACC Model: } Y = VEX \times EXP[-5.8604 + 0.2872HV + 0.2230RC]$$

$$\text{FATACC Model: } Y = VEX \times EXP[3.5446 - 1.0758PW + 0.1846RC]$$

$$\text{RORACC Model: } Y = VEX \times EXP[-3.5725 + 0.0457HC + 0.0620VG]$$

จากผลการคัดเลือกแบบจำลองในตารางที่ 5.5 สามารถนำมาเขียนเป็นรูปแบบจำลองได้ 4 กลุ่ม จะพบว่าปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเกิดอุบัติเหตุมากที่สุดในทุกกลุ่มของอุบัติเหตุ ยกเว้นกลุ่มของอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนน คือจำนวนทางเชื่อมต่อกิโลเมตร กล่าวคือจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ และจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตายเกิดมากในช่วงถนนของที่หลวงที่มีจำนวนทางต่อเชื่อมมาก

5.3 การตรวจสอบความเที่ยงตรงของแบบจำลอง (Model Validation)

แบบจำลองที่ผ่านกระบวนการหาค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองและผ่านการตรวจสอบความสมเหตุสมผลของแบบจำลองดังกล่าวในหัวข้อที่ 5.2 เรียบร้อยแล้ว จะนำมาประเมินความเที่ยงตรงของแบบจำลองโดยการศึกษาจะทำการตรวจสอบได้ 2 ลักษณะ คือ

5.3.1 การทดสอบกับข้อมูลเดิมที่ใช้สร้างแบบจำลอง

แบบจำลองที่ผ่านการประมาณค่าพารามิเตอร์ และผ่านการตรวจสอบความสมเหตุสมผลแล้ว ต่อมาจะนำข้อมูลลักษณะเรขาคณิตและข้อมูลทางจราจรเดิมที่ใช้ในสร้างแบบจำลอง (การศึกษานี้ใช้ตัวอย่างในการสร้างแบบจำลองจำนวน 295 ชุค หรือประมาณ 80% มีจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด 208 ราย จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ 100 ราย จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคน

ตาย 36 ราย และจำนวนอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนน 28 ราย) แทนกลับเข้าไป แล้วทำนายจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นแยกแต่ละกลุ่ม

5.3.2 การทดสอบกับข้อมูลที่แยกไว้ทดสอบ

การทดสอบในแบบที่ 2 นี้ แตกต่างจากแบบแรกเพียงเปลี่ยนกลุ่มข้อมูลทดสอบข้อมูลที่แยกไว้ทดสอบแบบจำลองในการศึกษานี้มี 62 ชุด หรือประมาณ 20% มีจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด 39 ราย จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ 22 ราย จำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตาย 7 ราย และจำนวนอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนน 1 ราย โดยวัตถุประสงค์ในการทดสอบแบบนี้เพื่อทดสอบว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นมาสามารถใช้แทนกลุ่มของประชากรได้จริง

จากลักษณะการตรวจสอบความเที่ยงตรงของแบบจำลองทั้ง 2 ข้อข้างต้น ต่อมาจะกล่าวถึงรายละเอียดวิธีการตรวจสอบความเที่ยงตรงของแบบจำลอง ซึ่งมีดังนี้

1. เลือกแบบจำลองที่จะนำมาตรวจสอบความเที่ยงตรง ซึ่งในขั้นตอนนี้มีแบบจำลองที่ต้องทำการตรวจสอบ 4 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองอุบัติเหตุจำนวนอุบัติเหตุทั้งหมด (TOTACC) แบบจำลองจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บ (INJACC) แบบจำลองจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตาย (FATACC) และแบบจำลองจำนวนอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนน
2. แทนค่าตัวแปรอธิบายของแต่ละช่วงถนน (ค่าตัวแปรอธิบายได้มาจากข้อมูล 2 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มของข้อมูลสร้างแบบจำลองและกลุ่มของข้อมูลที่แยกไว้ทดสอบ) ลงในแบบจำลองผลลัพธ์ที่ได้คือผลรวมของค่าเฉลี่ยจะกำหนดเป็นค่าประมาณจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นบนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลอง ($\sum \hat{\mu}_m$) และค่าประมาณจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นบนช่วงถนนที่แยกข้อมูลไว้ทดสอบ ($\sum \hat{\mu}_t$)
3. ตรวจสอบค่าที่ได้ในข้อ 2) กับจำนวนอุบัติเหตุจริงจากข้อมูลสร้างแบบจำลอง และข้อมูลที่แยกไว้ทดสอบ ได้แก่ เปรียบเทียบค่าประมาณจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นบนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลอง ($\sum \hat{\mu}_m$) กับจำนวนอุบัติเหตุจริงบนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลอง ($\sum \mu_m$) และเปรียบเทียบค่าประมาณจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นบนช่วงถนนที่แยกไว้ทดสอบ ($\sum \hat{\mu}_t$) กับจำนวนอุบัติเหตุจริงบนช่วงถนนที่แยกไว้ทดสอบ ($\sum \mu_t$)

จากตารางที่ 5.6 การตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลอง พบว่าค่าประมาณอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้น ($\sum \hat{\mu}$) ของข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองและข้อมูลที่แยกไว้ทดสอบมีค่าใกล้เคียงค่าจริงมาก เช่น ค่าประมาณจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นทั้งหมดบนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลองเท่ากับ 208.45 ราย เทียบกับจำนวนอุบัติเหตุจริง 208 ราย และแบบจำลองคาด

ตารางที่ 5.6 ผลการตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลอง

Type Variable	TOTACC	INJACC	FATACC	RORACC
Intercept	-2.3290 (57.2796, 0.0001)	-5.8604 (16.6843, 0.0001)	3.5446 (2.2432, 0.1342)	-3.5725 (89.2919, 0.0001)
HV	----	0.2872 (7.1165, 0.0076)	----	----
PW	----	----	-1.0758 (7.3228, 0.0068)	----
HC	----	----	----	0.0457 (5.2421, 0.0220)
VG	----	----	----	0.0620 (8.3759, 0.0038)
NSD	0.0161 (20.4083, 0.0001)	----	----	----
RC	0.1782 (47.8796, 0.0001)	0.2230 (52.7788, 0.0001)	0.1846 (15.1650, 0.0001)	----
$\sum \hat{\mu}_m$	208.45	100.04	35.99	28.01
$\sum \mu_m$	208	100	36	28
$\sum \hat{\mu}_i$	35.98	15.74	6.53	3.41
$\sum \mu_i$	39	22	7	1

- หมายเหตุ
1. ตัวเลขในวงเล็บ หมายถึง ค่า Pearson Chi-square ที่ปรับแก้ และค่า P-value
 2. ----- หมายถึง ตัวแปรในตำแหน่งนั้นไม่ได้รวมเข้าไปในแบบจำลอง
 3. $\sum \hat{\mu}_m$ หมายถึง ค่าประมาณจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในแต่ละประเภทอุบัติเหตุ บนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลอง
 4. $\sum \mu_m$ หมายถึง จำนวนอุบัติเหตุจริงบนช่วงถนนที่ใช้สร้างแบบจำลอง
 5. $\sum \hat{\mu}_i$ หมายถึง ค่าประมาณอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในแต่ละประเภทอุบัติเหตุ บนช่วงถนนที่แยกข้อมูลไว้ทดสอบ
 6. $\sum \mu_i$ หมายถึง จำนวนอุบัติเหตุจริงบนช่วงถนนที่แยกข้อมูลไว้ทดสอบ

คะแนนจำนวนอุบัติเหตุทั้งหมดบนถนนที่แยกข้อมูลไว้ทดสอบได้ 35.98 ราย เปรียบเทียบกับอุบัติเหตุจริง 39 ราย ดังนั้นจึงมีความเชื่อมั่นได้ว่าการสร้างแบบจำลองโดยอาศัยรูปแบบ PR Model ใน GLMสามารถนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อประมาณจำนวนอุบัติเหตุบนถนนสองช่องจราจรในเขตนอกเมืองได้

5.4 แบบจำลองทางเลือก

การพิจารณาเลือกแบบจำลองเพื่อนำไปใช้งานนั้นขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของงานที่จะประยุกต์ใช้ แบบจำลองที่นำไปประยุกต์ใช้ควรจะต้องง่ายต่อการนำไปใช้งาน และควรมีตัวแปรหลักซึ่งแทนลักษณะทางเรขาคณิตของถนนที่สามารถหาได้ง่าย เช่น ค่าองศาโค้งราบ เพอร์เซ็นต์ความลาดชัน ความกว้างผิวทาง และความกว้างไหล่ทาง เป็นต้น ดังนั้นในหัวข้อนี้จะเป็นการนำเสนอแบบจำลองทางเลือกอื่นๆที่น่าสนใจ แสดงในตารางที่ 5.7

ตารางที่ 5.7 แบบจำลองทางเลือก

Type Variable	TOTACC		INJACC		FATACC		RORACC	
	Base.	Alter.	Base.	Alter.	Base.	Alter.	Base.	Alter.
Intercept	-2.3290	-1.0859 (0.0001)	-5.8604	3.1273 (0.0433)	3.5446	-2.7328 (0.0001)	-3.5725	----
HV	----	----	0.2872	----	----	----	----	----
PW	----	----	----	-0.7590 (0.0030)	-1.0758	----	----	----
HC	----	0.0279 (0.0061)	----	----	----	0.0170 (0.4356)	0.0457	----
VG	----	----	----	----	----	----	0.0620	----
NSD	0.0161	----	----	----	----	----	----	----
RC	0.1782	----	0.2230	----	0.1846	----	----	----
Log Likelihood	-123.94	-128.36	-93.09	-96.47	-82.88	-70.49	-65.87	----
AIC	253.88	260.72	192.18	196.94	171.76	144.98	137.75	----
$\sum \hat{\mu}_m$	208.45	207.89	100.04	99.99	35.99	36.01	28.01	----
$\sum \mu_m$	208		100		36		28	
$\sum \hat{\mu}_i$	35.98	38.72	15.74	21.26	6.53	6.83	3.41	----
$\sum \mu_i$	39		22		7		1	

- หมายเหตุ 1) Base. หมายถึง แบบจำลองที่คัดเลือกโดยพิจารณาค่า Log Likelihood และค่า AIC (Based Model)
 2) Alter. หมายถึง แบบจำลองทางเลือก(Alternative Model)
 3) ค่าเลขที่แสดงในวงเล็บ คือ ค่า P-value ของแบบจำลองทางเลือก

5.5 การประยุกต์ใช้แบบจำลอง

ในหัวข้อนี้เป็นการประยุกต์ใช้แบบจำลองที่ได้จากหัวข้อที่ 5.3 และ 5.4 มาทำการคาดคะเนจำนวนอุบัติเหตุก่อนและหลังการปรับปรุงทางหลวง และการทดสอบ Sensitivity ของลักษณะเรขาคณิตของทางหลวงต่อจำนวนอุบัติเหตุประมาณจำนวนอุบัติเหตุที่เปลี่ยนไปเนื่องจากความผันแปรของตัวแปรลักษณะทางเรขาคณิตของถนน

แบบจำลองที่จะประยุกต์ใช้มีดังนี้

$$\text{TOTACC Model: } Y = VEX \times EXP[-2.3290 + 0.0161NSD + 0.1782RC] \quad (5.5)$$

$$Y = VEX \times EXP[-1.0859 + 0.0262HC] \quad (5.6)$$

$$\text{INJACC Model: } Y = VEX \times EXP[-5.8604 + 0.2872HV + 0.2230RC] \quad (5.7)$$

$$Y = VEX \times EXP[3.1273 - 0.7590PW] \quad (5.8)$$

$$\text{FATACC Model: } Y = VEX \times EXP[3.5446 - 1.0758PW + 0.1846RC] \quad (5.9)$$

$$Y = VEX \times EXP[-2.7328 + 0.0170HC] \quad (5.10)$$

$$\text{RORACC Model: } Y = VEX \times EXP[-3.5725 + 0.0457HC + 0.0620VG] \quad (5.11)$$

เนื่องจากการประยุกต์ใช้แบบจำลองในสมการที่ (5.5) ถึง (5.11) จะให้ผลลัพธ์ (Y) ออกมาเป็น ค่าเฉลี่ย (Mean) หรือจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นบนช่วงถนนนั้นๆ ใน 1 ปี ดังนั้นเมื่อมีการแทนค่าศูนย์เข้าไปในตัวแปรอธิบาย (Explanatory Variables) เช่น แบบจำลองในสมการที่ (5.5) สมมติช่วงถนนเป็นทางตรง ไม่มีทางเชื่อม เมื่อแทนค่า $NSD = 0$ และ $RC = 0$ จึงทำให้จำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นมีค่าไม่เท่ากับศูนย์ ขณะที่ค่าจากข้อมูลที่รวบรวม (Observed data) มีค่าเท่ากับศูนย์

5.5.1 การคาดคะเนจำนวนอุบัติเหตุก่อนและหลังการปรับปรุงทางหลวง

PR Model ที่นำมาสร้างเป็นแบบจำลองทำนายจำนวนอุบัติเหตุ สามารถนำมาประยุกต์ใช้คาดคะเนจำนวนอุบัติเหตุก่อนและหลังการปรับปรุงทางหลวงบนถนนสองช่องจราจรในเขตนอกเมืองได้ กำหนดให้ x_{ij}^b และ x_{ij}^a แทนตัวแปรลักษณะเรขาคณิตของถนนก่อนและหลัง

การปรับปรุง และค่า VEX_i^b และ VEX_i^a แทนปริมาณการใช้รถก่อนและหลังการปรับปรุง จากแบบจำลอง PR Model จำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นทั้งหมดบนถนนช่วงที่ i ก่อนและหลังการปรับปรุงลักษณะทางเรขาคณิตของถนนเท่ากับ $VEX_i^b EXP(\sum_j x_{ij}^b \beta_j)$ และ $VEX_i^a EXP(\sum_j x_{ij}^a \beta_j)$ ตามลำดับ ดังนั้นเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะลดลง (R_i) สามารถคำนวณดังนี้

$$R_i = \left[\frac{VEX_i^b EXP(\sum_{j=1}^k x_{ij}^b \beta_j) - VEX_i^a EXP(\sum_{j=1}^k x_{ij}^a \beta_j)}{VEX_i^b EXP(\sum_{j=1}^k x_{ij}^b \beta_j)} \right] \times 100$$

$$= \left\{ 1 - \left(\frac{VEX_i^a}{VEX_i^b} \right) EXP \left[\sum_{j=1}^k (x_{ij}^a - x_{ij}^b) \beta_j \right] \right\} \times 100 \quad (5.12)$$

ถ้าปริมาณจราจรก่อนและหลังการปรับปรุงไม่มีการเปลี่ยนแปลง ดังนั้น

$$R_i = \left\{ 1 - EXP \left[\sum_{j=1}^k (x_{ij}^a - x_{ij}^b) \beta_j \right] \right\} \times 100 \quad (5.13)$$

ตัวอย่าง: โครงการปรับปรุงด้านเรขาคณิตของทางหลวง 107 ตอนปึงโค้ง- สะพานห้วยเตย ตั้งอยู่ที่บ้านปึงโค้ง ตำบลปึงโค้ง อำเภอเชียงดาว จังหวัดเชียงใหม่ ลักษณะภูมิประเทศเป็นลูกเนิน ที่สวนและป่าเบญจพรรณ ลักษณะพื้นดินเป็นดินปนทราย แนวเส้นทางเดิมเป็นทางโค้งซึ่งประกอบด้วย 3 โค้ง มีความโค้งแคบ 1 โค้ง ที่ PI. Sta 82+550.79 มุ่งศาโค้งราบเท่ากับ 90° ทางลาดส่วนใหญ่เป็นทางลงเนิน รายละเอียดของแนวเส้นทางเดิมแสดงในตารางที่ 5.8 และ 5.9 ช่วงเริ่มต้นและสิ้นสุดโครงการอยู่ที่ ก.ม. 81+942.914 – ก.ม. $EQ \frac{STA.82 + 935.605 AHD.}{STA.82 + 685.299 BK.}$ ตัวแบบแปลนแสดงในรูปที่ 5.1 โครงการปรับปรุงทำการเปลี่ยนแปลงลักษณะทางเรขาคณิตของทางหลวงโดยการเปลี่ยนแนวถนนที่เป็นทางโค้งแคบมาเป็นมาทางตรง ผลการประมาณเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะลดลงได้แสดงดังนี้

ลักษณะทางเรขาคณิตที่เปลี่ยนแปลงไปคือ 1) องศาโค้งราบ (HC) จากตารางที่ 5.8 องศาโค้งราบข้อยกก่อนและหลังปรับปรุงแนวเส้นทางหาได้จากแบบแปลน 2) เปอร์เซ็นต์ความลาดชัน (VG) จากตารางที่ 5.9 ค่าเปอร์เซ็นต์ความลาดชันก่อนและหลังปรับปรุงแนวเส้นทางหาได้จากแบบแปลน และ 3) ปริมาณการใช้รถ (VEX) เนื่องจากปริมาณจราจรเท่ากันแต่ระยะทางไม่เท่ากัน

ตารางที่ 5.8 ค่าองศาโค้งราบข้อยกก่อนและหลังปรับปรุงแนวเส้นทางหาได้จากแบบแปลน

ก่อนการปรับปรุงแนวเส้นทาง (Before)			หลังการปรับปรุงแนวเส้นทาง (After)		
PI.	$\theta_{i,k}$	$l_{i,k}$	PI.	$\theta_{i,k}$	$l_{i,k}$
82+009.100	30	77.80	82+000	15°	113.333
82+550.79	90°	114.41	82+594.830	15.86°	185.095
82+868.43	86°	112.21	-	-	-

ตารางที่ 5.9 ค่าเปอร์เซ็นต์ความลาดชันก่อนและหลังปรับปรุงแนวเส้นทางหาได้จากแบบแปลน

ก่อนการปรับปรุงแนวเส้นทาง (Before)				หลังการปรับปรุงแนวเส้นทาง (After)			
Origin	$l_{i,g}$	$\omega_{i,g}$	$ \omega_{i,g} \cdot l_{i,g}$	Origin	$l_{i,g}$	$\omega_{i,g}$	$ \omega_{i,g} \cdot l_{i,g}$
82+000	25	-4.000	100	82+000	50	-1.600	80
82+025	175	-6.000	1050	82+050	287	-7.513	2156.23
82+200	200	-4.9000	980	82+675	25	0.589	14.73
82+650	25	-0.320	8	-	-	-	-
82+725	75	0.560	42	-	-	-	-
82+800	135	-0.589	79.52	-	-	-	-
		รวม	2259.52			รวม	2250.96

กำหนดให้ HC_{ij}^b = องศาโค้งราบของถนนก่อนการปรับปรุง

HC_{ij}^a = องศาโค้งราบของถนนหลังการปรับปรุง

$$HC_{ij}^b = \frac{77.80(30) + 114.41(90) + 112.21(86)}{992.691} = 22.45$$

$$HC_{ij}^a = \frac{113.333(15) + 185.095(15.86)}{742.385} = 6.24$$

$$HC_{ij}^a - HC_{ij}^b = 6.24 - 22.45 = -16.21$$

กำหนดให้ VG_{ij}^b = เปอร์เซ็นต์ความลาดชันของถนนก่อนการปรับปรุง
 VG_{ij}^a = เปอร์เซ็นต์ความลาดชันของถนนหลังการปรับปรุง

$$VG_{ij}^b = \frac{2259.52}{992.691} = 2.28$$

$$VG_{ij}^a = \frac{2250.96}{742.385} = 3.03$$

$$VG_{ij}^a - VG_{ij}^b = 3.03 - 2.28 = 0.75$$

จากสมการ (5.5),
$$R_i = \left\{ 1 - \left(\frac{VEX_i^a}{VEX_i^b} \right) EXP \left[\sum_{j=1}^k (x_{ij}^a - x_{ij}^b) \beta_j \right] \right\} \times 100$$

เนื่องจากสมมติให้ $AADT_i^a = AADT_i^b$

ดังนั้น
$$R_i = \left\{ 1 - \left(\frac{L_i^a}{L_i^b} \right) EXP \left[\sum_{j=1}^k (x_{ij}^a - x_{ij}^b) \beta_j \right] \right\} \times 100 \quad (5.14)$$

เนื่องจาก L_i^a และ L_i^b = ความยาวเส้นทางหลังและก่อนการปรับปรุงซึ่งในตัวอย่างนี้

$$\frac{L_i^a}{L_i^b} = \frac{742.385}{992.691} = 0.75$$

ดังนั้น

$$R_i = \left\{ 1 - 0.75 \exp \left[\sum_{j=1}^k (x_{ij}^a - x_{ij}^b) \beta_j \right] \right\} \times 100$$

จากสมการ (5.6) และ (5.14),

TOTACC:

$$R_i = \{1 - 0.75 \exp[-16.21 \times 0.0262]\} \times 100 = 50.95\%$$

จากสมการ (5.10) และ (5.14),

FATACC:

$$R_i = \{1 - 0.75 \exp[-16.21 \times 0.0170]\} \times 100 = 43.06\%$$

จากสมการ (5.11) และ (5.14),

RORACC:

$$R_i = \{1 - 0.75 \exp[-16.21 \times 0.0457 + 0.75 \times 0.062]\} \times 100 = 62.54\%$$

ดังนั้นหลังจากการปรับปรุงด้านเรขาคณิตของทางหลวงหมายเลข 107 ช่วง ก.ม. 81+942.914 – ก.ม. $EQ \frac{STA.82 + 935.605 AHD.}{STA.82 + 685.299 BK.}$ พบว่ากลุ่มของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด (TOTACC) จะลดลง 50.95% กลุ่มจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตาย (FATACC) จะลดลง 43.06% และในกลุ่มจำนวนอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนน (RORACC) จะลดลงได้ 62.54%

ค่าเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะลดลง (R_i) จากสมการ (5.14) เกิดจากการนำผลลัพธ์ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ย (Mean) มาเปรียบเทียบกับ ดังนั้นผลลัพธ์ที่คำนวณจึงไม่เกี่ยวข้องกับจำนวนอุบัติเหตุที่เก็บได้จากรวบรวมจากข้อมูล (Observed Data) แม้ว่าจำนวนอุบัติเหตุจากข้อมูลในช่วงถนน (Observed Data) จะมีค่าเป็นศูนย์ แต่ค่าเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะลดลง (R_i) จะบอกกว่าค่าเฉลี่ยของอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นหลังการปรับปรุงด้านเรขาคณิตของทางหลวงจะลดลงกี่เปอร์เซ็นต์เมื่อเปรียบเทียบกับค่าเฉลี่ยของอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นก่อนการปรับปรุง

5.5.2 การทดสอบ Sensitivity ของลักษณะเรขาคณิตของทางหลวงต่อจำนวนอุบัติเหตุ

หัวข้อนี้เป็นการประยุกต์ใช้แบบจำลอง มาประมาณจำนวนอุบัติเหตุที่เปลี่ยนไป เนื่องจากความผันแปรของตัวแปรลักษณะเรขาคณิตของทางหลวง ได้แก่ การลดองศาโค้งราบ การลดเปอร์เซ็นต์ความลาดชัน การลดความกว้างผิวทาง และการลดจำนวนทางเชื่อมต่อกิโลเมตร

1) การลดองศาโค้งราบ

การลดค่าองศาโค้งราบโดยการปรับรัศมีโค้งราบให้มากขึ้น (แก้แนวทางโค้ง) มีผลทำให้ผู้ขับขี่สามารถเข้าโค้งได้สะดวกมากขึ้น ผู้ขับขี่สามารถที่จะมีระยะมองเห็นเพียงพอเพื่อที่จะทำการแซงส่งผลให้เกิดความปลอดภัยมากขึ้น รถบรรทุกที่ขนส่งของทรงสูงก็สามารถขับผ่านทางโค้งนี้ได้อย่างปลอดภัยมากยิ่งขึ้น การประยุกต์ใช้เพื่อลดการเกิดอุบัติเหตุประเภทอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมด อุบัติเหตุที่เกิดคนตาย และอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนนที่สามารถทำได้ โดยมีการตรวจสอบในขั้นตอนการออกแบบก่อนที่จะนำมาสร้างจริง หรือสามารถนำมาตรวจสอบถนนที่สร้างเสร็จไปแล้วว่าควรดำเนินการปรับแก้ไขเพื่อลดอุบัติเหตุกรณีที่มีจำนวนอุบัติเหตุในเส้นทางนั้นเกิดขึ้นสูง การศึกษานี้ได้ทดสอบผลการลดค่าองศาโค้งราบ 5° 10° 15° 20° และ 25° โดยใช้แบบจำลองสมการ (5.6), (5.10) และ (5.11) ผลที่เกิดขึ้นจากการลดค่าองศาโค้งราบได้แสดงในตารางที่ 5.10 ซึ่งพบว่าการลดลงขององศาโค้งราบทุก ๆ 5° จะสามารถลดเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมดได้มากกว่าร้อยละ 10 จากจำนวนอุบัติเหตุที่เดิมที่เคยเกิดขึ้นทั้งหมด ในส่วนของอุบัติเหตุที่เกิดคนตายการลดลงขององศาโค้งราบทุก ๆ 5° จะสามารถลดเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตายได้มากกว่าร้อยละ 7 จากจำนวนอุบัติเหตุที่เดิมที่เคยเกิดคนตาย และสุดท้ายในส่วนของอุบัติเหตุที่เกิดรถออกนอกถนนการลดลงขององศาโค้งราบทุก ๆ 5° จะสามารถลดเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดรถออกนอกถนนได้มากกว่าร้อยละ 20 จากจำนวนอุบัติเหตุที่เดิมที่เคยเกิดอุบัติเหตุที่เกิดรถออกนอกถนน

ตารางที่ 5.10 จำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะลดลง (R_i) หลังจากลดองศาโค้งราบ (HC)

กลุ่มอุบัติเหตุ	องศาโค้งราบ (HC) สำหรับ $0^{\circ} < HC < 40^{\circ}$				
	ลดลง 5°	ลดลง 10°	ลดลง 15°	ลดลง 20°	ลดลง 25°
TOTACC	12.88 %	23.05 %	32.49 %	40.79 %	48.06 %
FATACC	8.15 %	15.63 %	22.51 %	28.82 %	34.62 %
RORACC	20.43 %	36.68 %	49.62 %	59.91 %	68.10 %

2) การลดเปอร์เซ็นต์ความลาดชัน

ในกรณีที่ถนนเป็นทางลงเขาลาดชันและมีโค้งราบ การปรับลดความลาดชันเป็นมาตรการที่น่าจะนำไปพิจารณา เพราะนอกจากจะมีผลทำให้ผู้ขับขี่สามารถขับขี่สะดวกสบายขึ้นในทางบริเวณเขาแล้วยังเป็นการเพิ่มระยะมองเห็นเพื่อการแข่งให้มากขึ้นด้วย การประยุกต์ใช้เพื่อลดการเกิดอุบัติเหตุประเภทอุบัติเหตุที่เกิดรถออกนอกถนนที่สามารถทำได้ โดยมีการตรวจสอบในขั้นตอนการออกแบบก่อนที่จะนำมาสร้างจริงและสามารถนำมาตรวจสอบถนนที่สร้างเสร็จไปแล้วว่าควรดำเนินการปรับแก้ไขเพื่อลดอุบัติเหตุในกรณีที่จำนวนอุบัติเหตุในเส้นทางนั้นเกิดขึ้นสูง ในการศึกษานี้ได้ทดสอบผลการลดค่าเปอร์เซ็นต์ความลาดชัน 1% 2% 3% 4% และ 5% โดยใช้แบบจำลองสมการ (5.11) ผลที่เกิดขึ้นจากการลดค่าเปอร์เซ็นต์ความลาดชันได้แสดงในตารางที่ 5.11 ซึ่งพบว่าการลดลงของเปอร์เซ็นต์ความลาดชันทุกๆ 1% จะสามารถลดอุบัติเหตุที่รถออกนอกถนนได้มากกว่าร้อยละ 5 จากจำนวนอุบัติเหตุที่เดิมที่เคยเกิดขึ้น

ตารางที่ 5.11 จำนวนอุบัติเหตุรถออกนอกถนนที่คาดว่าจะลดลง (R_r) หลังจากลดเปอร์เซ็นต์ความลาดชัน (VG)

กลุ่มอุบัติเหตุ ⁽¹⁾	เปอร์เซ็นต์ความลาดชัน (VG) สำหรับ $0\% < VG < 8\%$				
	ลดลง 1 %	ลดลง 2 %	ลดลง 3 %	ลดลง 4 %	ลดลง 5 %
RORACC	6.01 %	11.66 %	16.97 %	21.96 %	26.66 %

(1): สำหรับอุบัติเหตุกลุ่มอื่นไม่สามารถประเมินได้

3) การขยายความกว้างผิวทาง

การขยายความกว้างผิวทางมีผลทำให้ผู้ขับขี่มีอิสระในการควบคุมรถมากขึ้น การประยุกต์ใช้เพื่อลดอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บและอุบัติเหตุที่เกิดคนตายสามารถทำได้โดยมีการตรวจสอบในขั้นตอนการออกแบบก่อนที่จะนำมาสร้างจริงหรือสามารถนำมาตรวจสอบถนนที่สร้างเสร็จไปแล้วว่าควรดำเนินการปรับแก้ไขเพื่อลดอุบัติเหตุในกรณีที่จำนวนอุบัติเหตุในเส้นทางนั้นเกิดขึ้นสูง ในการศึกษานี้ได้ทดสอบผลการขยายความกว้างผิวทาง 0.5 เมตร 1.0 เมตร 1.5 เมตร และ 2 เมตร โดยใช้แบบจำลองสมการ (5.8) และ (5.9) ผลที่เกิดขึ้นจากการขยายความกว้างผิวทางได้แสดงในตารางที่ 5.12 การเพิ่มความกว้างทุก 0.5 เมตร สามารถลดเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บได้มากกว่าร้อยละ 25 จากจำนวนอุบัติเหตุที่มีคนบาดเจ็บเดิมที่เคยเกิดขึ้น และลดเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตายได้มากกว่าร้อยละ 40 จากจำนวนอุบัติเหตุที่มีคนตายที่เคยเกิดขึ้น

ข้อจำกัดของแบบจำลองที่นำมาประยุกต์ใช้ในรายงานวิจัยฉบับนี้คือแบบจำลองสามารถแสดงเฉพาะเพียงเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่ลดลงเนื่องจากการขยายผิวทางอย่างเดียว ซึ่งในความเป็นจริงนั้นความกว้างผิวทางและความกว้างไหล่ทางจะไม่สามารถแยกพิจารณาออกจากกันได้ เนื่องจากบางครั้งถนนที่มีความกว้างผิวทางมากหรือไหล่ทางมากเมื่อรวมกันก็เป็นเหตุกระตุ้นให้โอกาสที่ผู้ขับขี่จะตัดหน้ารถที่อยู่ในกระแสจราจรในทิศทางตรงข้ามมีมากขึ้น ส่งผลให้โอกาสที่จะเกิดอุบัติเหตุมีสูงขึ้น Safer Road: A Guide to Road Safety Engineering อ้างานวิจัยของ The Transport Research Board 1981 สรุปว่าการขยายความกว้างช่องจราจรบนถนนนอกเมืองจาก 2.7 เมตรถึง 3.7 เมตร โดยไม่มีการขยายความกว้างไหล่ทางสามารถลดอุบัติเหตุได้ 32 % การขยายความกว้างไหล่ทางชนิดไม่ลาดผิวจราจร (unpaved) เพิ่ม (0.9 เมตร) เข้าไปด้วยจะทำให้ประสิทธิภาพการลดอุบัติเหตุของการขยายความกว้างช่องจราจรลดลงเหลือเพียง 19 % หรือการขยายความกว้างไหล่ทางชนิดลาดผิวจราจร (paved) เพิ่มเข้า(0.9 เมตร) ไปด้วย อุบัติเหตุจะลดลง 22% การปรับปรุงที่ทำให้เกิดประสิทธิผลสูงสุดในการลดจำนวนอุบัติเหตุ คือการขยายถนนด้วยการขยายช่องจราจร 2.7 เมตรและไม่มีการขยายไหล่ทาง จนถึงการใช้ช่องจราจร 3.7 เมตร และขยายไหล่ทาง 1.8 เมตร การลดลงของอุบัติเหตุเนื่องจากการปรับปรุงประมาณ 60 %

ตารางที่ 5.12 จำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะลดลง (R_p) หลังจากเพิ่มความกว้างผิวทาง (PW)

กลุ่มอุบัติเหตุ	ความกว้างผิวทาง (PW) สำหรับ $5.5 \text{ m} < \text{PW} < 7 \text{ m}$			
	เพิ่มขึ้น 0.5 m	เพิ่มขึ้น 1.0 m	เพิ่มขึ้น 1.5 m	เพิ่มขึ้น 2.0 m
INJACC	31.58 %	53.19 %	67.97 %	78.09 %
FATACC	41.60 %	65.89 %	80.09 %	88.37 %

4) การลดจำนวนทางเชื่อมต่อกิโลเมตร

แม้จำนวนทางเชื่อมต่อกิโลเมตรไม่ใช่เป็นตัวแปรทางเรขาคณิตโดยตรง แต่การลดจำนวนทางเชื่อมต่อกิโลเมตรก็เป็นมาตรการควบคุมทางเข้า-ออก (Access) หรือการจัดการกับทางเข้า-ออก และมีผลอย่างมากต่ออุบัติเหตุ ในการศึกษานี้ได้ทดสอบผลการลดทางเชื่อมลง 1, 2, 3, 4 และ 5 ทางเชื่อมต่อกิโลเมตรโดยใช้แบบจำลองสมการ (5.5), (5.7) และ (5.9) ผลที่เกิดขึ้นจากการลดจำนวนทางเชื่อมต่อกิโลเมตรได้แสดงในตารางที่ 5.13 การลดจำนวนทางเชื่อมลงทุกๆ 1 ต่อกิโลเมตร สามารถลดเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมดได้มากกว่าร้อยละ 15 จากจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นทั้งหมดที่เคยเกิดขึ้น ลดจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนบาดเจ็บได้มากกว่าร้อยละ

19 จากจำนวนอุบัติเหตุที่มีคนบาดเจ็บเดิมที่เคยเกิดขึ้น และลดเปอร์เซ็นต์ของจำนวนอุบัติเหตุที่เกิดคนตายได้มากกว่าร้อยละ 16 จากจำนวนอุบัติเหตุที่มีคนตายที่เคยเกิดขึ้น

ตารางที่ 5.13 จำนวนอุบัติเหตุที่คาดว่าจะลดลง (R_i) หลังจากลดจำนวนทางเชื่อมต่อกิโลเมตร (RC)

กลุ่มอุบัติเหตุ	จำนวนทางเชื่อมต่อกิโลเมตร (RC) สำหรับ $0 < RC < 13$				
	ลดลง 1	ลดลง 2	ลดลง 3	ลดลง 4	ลดลง 5
TOTACC	16.32 %	29.98 %	41.41 %	50.97 %	58.98 %
INJACC	19.99 %	35.98 %	48.78 %	59.02 %	67.21 %
FATACC	16.86 %	30.87 %	42.52 %	52.21 %	60.27 %