



การเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกตัวแปรอิสระสำหรับตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่อง

มณฑิรา ดวงสาพล* และ ปวีณกร มิ่งเชื้อ

สาขาวิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 0 2564 4440-59 ต่อ 2101 อีเมล: monthira@mathstat.sci.tu.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2023.03.007
รับเมื่อ 29 กันยายน 2565 แก้ไขเมื่อ 15 ธันวาคม 2565 ตอรับเมื่อ 12 มกราคม 2566 เผยแพร่ออนไลน์ 28 มีนาคม 2566

© 2023 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอประสิทธิภาพการคัดเลือกตัวแปรอิสระของตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่องทั้งหมด 4 วิธี ได้แก่ วิธีการถดถอยทีละขั้น วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้น วิธีแบบเบส์ภายใต้การแจกแจงก่อน คือ การแจกแจงปกติ และวิธีแบบเบส์ภายใต้การแจกแจงก่อน คือ การแจกแจงลาปลาซ โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการคัดเลือกตัวแปรด้วยอัตราความสำเร็จ รวมถึงได้ศึกษาประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการจำลองด้วยเทคนิคมอนติคาร์โลภายใต้สถานการณ์ที่ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ และไม่มี ความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ ตัวแบบผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงแบบล็อก-ล็อกและลอจิต และลักษณะของข้อมูลตัวแปรตามมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์ และการกระจายเกินเกณฑ์ นอกจากนี้ผู้วิจัยยังนำทั้ง 4 วิธีมาประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริง ผลจากการจำลองโดยสรุปพบว่า โดยส่วนใหญ่วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้นให้ประสิทธิภาพดีที่สุด วิธีแบบเบส์จะมีประสิทธิภาพรองลงมา และให้ประสิทธิภาพดีที่สุดเมื่อขนาดตัวอย่างเท่ากับ 100 ส่วนวิธีการถดถอยทีละขั้นจะมีประสิทธิภาพน้อยที่สุดแต่จะมีประสิทธิภาพมากขึ้นเมื่อขนาดตัวอย่างมากขึ้น และผลจากการประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริงพบว่า วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้นให้ประสิทธิภาพดีที่สุด

คำสำคัญ: การประมาณค่าแบบเบส์ วิธีบูตสแตรป์ ข้อมูลเชิงนับ ดีเวียนซ์ วิธีการถดถอยทีละขั้น



Efficiency Comparison of Independent Variables Selection Methods for Discrete Weibull Regression Model

Monthira Duangsaphon* and Paweeakon Mingchue

Department of Mathematics and Statistics, Faculty of Science and Technology, Thammasat University, Rangsit Campus, Pathum Thani, Thailand

*Corresponding Author, Tel. 0 2564 4440–59 Ext. 2101, E-mail: monthira@mathstat.sci.tu.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2023.03.007

Received 29 September 2022; Revised 15 November 2022; Accepted 12 January 2023; Published online: 28 March 2023

© 2023 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

Abstract

This research aimed to propose the performance of independent variables selection of discrete Weibull regression model with four different methods, namely the stepwise regression, the stepwise bootstrap and the Bayesian method based on Normal and Laplace prior distributions. The comparison among methods was conducted in terms of the Success Rate (SR) as well as the Mean of the Mean Square Error (MMSE) that studied the performance of the parameter estimation via the Monte Carlo simulation technique. The explanatory variables were generated by both multicollinearity and no multicollinearity. The model was constructed by log-log and logit link functions. The response variable was considered for under-dispersion and over-dispersion data. Moreover, we apply four methods with real data. The findings show that results from the simulation study, the stepwise bootstrap method presents the best performance in most all the cases. The both schemes of Bayesian method present the second performance and present the best performance for sample size is 100. The stepwise regression presents the lowest performance but satisfactory performance when sample size increases. For real data, the stepwise bootstrap method presents the best performance.

Keywords: Bayesian Estimation, Bootstrap Method, Count Data, Deviance, Stepwise Regression Method

Please cite this article in press as: M. Duangsaphon and P. Mingchue, "Efficiency comparison of independent variables selection methods for discrete weibull regression model," *The Journal of KMUTNB*, 2023 (in Thai), doi: 10.14416/j.kmutnb.2023.03.007

1. บทนำ

ข้อมูลเชิงนับ (Count Data) พบได้ในงานหลากหลายด้าน ไม่ว่าจะเป็นด้านการแพทย์และสาธารณสุข ด้านวิศวกรรม ด้านประกันภัย และด้านสังคมศาสตร์ เป็นต้น ข้อมูลเชิงนับอาจมีรูปแบบการแจกแจงที่หลากหลายทางสถิติที่สามารถนำไปสร้างตัวแบบการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) ได้ เช่น ตัวแบบการถดถอยปัวซอง (Poisson Regression Model) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีค่าความแปรปรวนเท่ากับค่าเฉลี่ย (Equi-Dispersion) [1] ตัวแบบการถดถอยทวินามเชิงลบ (Negative Binomial Regression Model) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีการกระจายเกินเกณฑ์ (Over-Dispersion) [2] ตัวแบบการถดถอยคอนเวย์แมกซ์เวลล์ปัวซอง (Conway-Maxwell-Poisson Regression Model) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์ (Under-Dispersion) [2] และตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่อง (Discrete Weibull Regression Model) ที่เหมาะสมทั้งข้อมูลที่มีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และการกระจายเกินเกณฑ์ [3], [4] ซึ่งสิ่งที่โดดเด่นในตัวแบบ คือ มีพารามิเตอร์ที่สามารถอธิบายลักษณะการกระจายของข้อมูลตัวแปรตามได้ รวมถึงเป็นทางเลือกในการหาตัวแบบการถดถอยที่มีประสิทธิภาพสำหรับการประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริง นอกจากนี้ในการประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริง หากเราสามารถประเมินได้ว่าข้อมูลตัวแปรตามนั้นมีลักษณะการกระจายแบบใด ในเบื้องต้นเราจะสามารถเลือกตัวแบบการถดถอยที่เหมาะสมกับลักษณะการกระจายข้อมูลตัวแปรตามได้ จากนั้นจึงเลือกตัวแบบการถดถอยที่ดีที่สุดจากสถิติที่ใช้คัดเลือกตัวแบบต่อไป

มีงานวิจัยที่ได้นำเสนอเกี่ยวกับตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่อง เช่น Klakattawi และคณะ[4] ได้เสนอตัวแบบการถดถอยการกระจายที่ปรับตัวอย่างง่ายสำหรับข้อมูลเชิงนับ โดยแสดงให้เห็นว่าตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่องสามารถที่จะปรับตัวอย่างง่ายกับการกระจายตัวประเภทต่างๆ และ Yoo [5] ได้นำเสนอการประยุกต์ใช้ตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่องกับข้อมูลจำนวนนับที่มีการสูญหายด้วยวิธี Multiple Imputation นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยที่ได้

นำเสนอตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่องด้วยวิธีการแบบเบส [6], [7]

การวิเคราะห์ตัวแบบการถดถอยให้มีประสิทธิภาพขึ้นอยู่กับกรเลือกตัวแบบ และการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อตัวแปรตามที่เหมาะสม หากไม่มีการคัดเลือกตัวแปรอาจจะมีตัวแปรอิสระจำนวนมากเกินความจำเป็น รวมถึงอาจเกิดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุระหว่างตัวแปรอิสระ (Multicollinearity) ซึ่งจะทำให้ค่าประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอย และค่าพยากรณ์ที่ได้มีความคลาดเคลื่อนสูง การคัดเลือกตัวแปรด้วยวิธีการถดถอยทีละขั้น (Stepwise Regression Method) เป็นวิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย Sakate และคณะ [8] ได้นำเสนอการคัดเลือกเซตย่อยของตัวแปรอิสระของการถดถอยปัวซอง โดยการใช้เกณฑ์สถิติที่เป็นฟังก์ชันของค่าดีเวียนซ์ (Deviance) บนพื้นฐานของกระบวนการคัดเลือกตัวแปรแบบทีละขั้น ส่วนการนำเทคนิคบูตสทราป (Bootstrap Method) [9] มาประยุกต์ใช้ในประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบต่างๆ เพื่อคัดเลือกตัวแปรเมื่อเกิดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ จะให้ประสิทธิภาพที่ดีภายใต้ระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระ และขนาดตัวอย่างที่แตกต่างกัน [10]–[12] นอกจากนี้วิธีการแบบเบส เป็นวิธีหนึ่งที่น่าสนใจนำมาประยุกต์ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับตัวแบบการถดถอย Haselimashhadi และคณะ [6] ได้นำเสนอการคัดเลือกตัวแปรอิสระสำหรับตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่องด้วยวิธีการแบบเบสจากการจำลองข้อมูลตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ ดังนั้นในการวิเคราะห์การถดถอย วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีประสิทธิภาพจะส่งผลต่อการคัดเลือกตัวแปรที่เหมาะสมทั้งนี้ขึ้นอยู่กับปัจจัยต่างๆ ในแต่ละตัวแบบ เช่น ขนาดตัวอย่าง จำนวนตัวแปรอิสระ และระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระ

ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการคัดเลือกตัวแปรอิสระของตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่องด้วยวิธีการถดถอยทีละขั้น วิธีบูตสทราปทีละขั้น และวิธีแบบเบส ทั้งในกรณีที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ และไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุระหว่างตัวแปรอิสระ และจะพิจารณาตามลักษณะของ

ข้อมูลตัวแปรตามที่มีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์ และการกระจายเกินเกณฑ์ ในวิธีการถดถอยทีละขั้นและวิธีบูตสแตรป์ทีละขั้นจะใช้เกณฑ์ตัวสถิติที่เป็นฟังก์ชันของค่าดีเวียนซันบนพื้นฐานของกระบวนการคัดเลือกตัวแปรสำหรับวิธีแบบเบสจะคัดเลือกตัวแปรด้วยการสร้างช่วงความเชื่อมั่นของพารามิเตอร์ (Confidence Interval) เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกตัวแปรคืออัตราความสำเร็จ (Success Rate; SR) รวมถึงผู้วิจัยได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์ร่วมด้วยโดยใช้ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean of Mean Square Error; MMSE)

2. วัสดุ อุปกรณ์และวิธีการวิจัย

2.1 การแจกแจงไวบูลไม่ต่อเนื่อง

Nakagawa และ Osaki [13] ได้นำเสนอการแจกแจงไวบูลไม่ต่อเนื่อง (Discrete Weibull Distribution) ซึ่งกำหนดให้ Y เป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงไวบูลไม่ต่อเนื่องที่มีพารามิเตอร์ q และ β ฟังก์ชันมวลความน่าจะเป็นแสดงดังสมการที่ (1) นี้

$$f(y) = \begin{cases} q^{y^\beta} - q^{(y+1)^\beta} & ; y = 0, 1, 2, \dots \\ 0 & ; y \text{ มีค่าอื่น ๆ} \end{cases} \quad (1)$$

เมื่อ $0 < q < 1$ และ $\beta > 0$ เป็นพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง (Shape Parameter) โดย q คือ ความน่าจะเป็นที่ Y จะมีค่ามากกว่าศูนย์ซึ่งจะส่งผลต่อจำนวนศูนย์ที่เกิดขึ้นและ β จะส่งผลต่อความเบ้ของการแจกแจง ถ้า $0 < \beta \leq 1$ ที่ทุกๆ ค่า q ข้อมูลจะมีการกระจายเกินเกณฑ์ ถ้า $1 < \beta < 2$ ข้อมูลจะมีทั้งการกระจายเกินเกณฑ์ หรือต่ำกว่าเกณฑ์โดยขึ้นอยู่กับ q และถ้า $\beta \geq 2$ ที่ทุกๆ ค่า q ข้อมูลจะมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์ [3]

2.2 ตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่อง

การวิเคราะห์การถดถอยเป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (Response Variable) และตัวแปรอิสระ (Independent Variables) โดยมีจุดมุ่ง

หมายเพื่อที่จะอธิบายหรือทำนายตัวแปรตาม ในงานวิจัยนี้จะกล่าวถึงตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่อง ซึ่งตัวแปรตาม Y มีการแจกแจงไวบูลไม่ต่อเนื่องและพารามิเตอร์ $q = q(\mathbf{x}_i)$ มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระ \mathbf{x}_i ผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยง การแจกแจงแบบมีเงื่อนไขของตัวแปรตามเมื่อทราบตัวแปรอิสระแสดงดังสมการที่ (2)

$$f(y_i | \mathbf{x}_i) = q(\mathbf{x}_i)^{y_i^\beta} - q(\mathbf{x}_i)^{(y_i+1)^\beta} ; y_i = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

เมื่อ y_i คือ ตัวแปรตาม และ $\mathbf{x}_i = (1 \ x_{i1} \ \dots \ x_{ip})'$ คือ เวกเตอร์ของตัวแปรอิสระที่ค่าสังเกตที่ i ขนาด $1 \times (p+1)$, $i = 1, 2, \dots, n$, p คือ จำนวนตัวแปรอิสระ และ n คือ ขนาดตัวอย่าง

กำหนดให้ $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_0 \ \alpha_1 \ \dots \ \alpha_p)'$ คือ เวกเตอร์ของสัมประสิทธิ์การถดถอยขนาด $(p+1) \times 1$

2.2.1 ตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก (Log-Log Link Function)

ตัวแบบผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อกแสดงดังสมการที่ (3) และ (4)

$$\log(-\log(q(\mathbf{x}_i))) = \mathbf{x}_i \boldsymbol{\alpha} \quad (3)$$

$$q(\mathbf{x}_i) = e^{-e^{\mathbf{x}_i \boldsymbol{\alpha}}} \quad (4)$$

ดังนั้นฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นแสดงดังสมการที่ (5)

$$L(\boldsymbol{\alpha}, \beta | \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n, y_1, \dots, y_n) = \prod_{i=1}^n \left[(e^{-e^{\mathbf{x}_i \boldsymbol{\alpha}}})^{y_i^\beta} - (e^{-e^{\mathbf{x}_i \boldsymbol{\alpha}}})^{(y_i+1)^\beta} \right] \quad (5)$$

2.2.2 ตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิต (Logit Link Function)

ตัวแบบผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิตแสดงดังสมการที่ (6) และ (7)

$$\text{logit}(q(\mathbf{x}_i)) = \log\left(\frac{q(\mathbf{x}_i)}{1-q(\mathbf{x}_i)}\right) = \mathbf{x}_i \boldsymbol{\alpha} \quad (6)$$

$$q(\mathbf{x}_i) = \frac{e^{x_i \alpha}}{1 + e^{x_i \alpha}} \quad (7)$$

ดังนั้นฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นแสดงดังสมการที่ (8)

$$L(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta} | \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_n) = \prod_{i=1}^n \left[\left(\frac{e^{x_i \alpha}}{1 + e^{x_i \alpha}} \right)^{y_i \beta} - \left(\frac{e^{x_i \alpha}}{1 + e^{x_i \alpha}} \right)^{(y_i + 1) \beta} \right] \quad (8)$$

2.3 การคัดเลือกตัวแปร

2.3.1 วิธีการถดถอยทีละขั้น (Stepwise Regression Method)

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนของวิธีการถดถอยทีละขั้น [8] กำหนดให้ A เป็นเซตย่อยของตัวแปรอิสระที่อยู่ในตัวแบบ p คือ จำนวนพารามิเตอร์ของตัวแบบเซตย่อย A และ k คือ จำนวนพารามิเตอร์ของตัวแบบเต็ม (Full Model) ส่วน $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_A$ และ $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ คือ ตัวประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอยจากตัวแบบของเซตย่อย A และตัวแบบเต็มตามลำดับ \hat{q} และ $\hat{\beta}$ คือ ตัวประมาณพารามิเตอร์ q และ β ตามลำดับ โดยทุกตัวประมาณคำนวณจากวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Estimation; MLE) นอกจากนี้ กำหนดให้

$L(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_A, \hat{\beta})$ คือ ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นของตัวแบบภายใต้ตัวประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอย $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_A$ และ $\hat{\beta}$

$L(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\beta})$ คือ ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นของตัวแบบภายใต้ตัวประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอย $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ และ $\hat{\beta}$

$L(\hat{q}, \hat{\beta})$ คือ ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นของตัวแบบภายใต้ตัวประมาณที่ถูกตัวประมาณด้วย n พารามิเตอร์ q_1, q_2, \dots, q_n และ β ซึ่งไม่เกี่ยวข้องกับตัวประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอย โดยจะแทน $(\hat{q}, \hat{\beta})$ ด้วย $(\hat{q}, \hat{\beta})$

ตัวสถิติที่ใช้ประกอบการคัดเลือกตัวแปรอิสระแสดงดังสมการที่ (9)

$$D_p = D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_A, \hat{\beta}) - D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\beta}) - (k - 2p) \quad (9)$$

เมื่อ $D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_A, \hat{\beta})$ คือ ดีเวียนซ์ (Deviance) ของตัวแบบ

เซตย่อย A ซึ่งมีรูปแบบดังนี้

$$D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_A, \hat{\beta}) = -2(\ln L(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_A, \hat{\beta}) - \ln L(\hat{q}, \hat{\beta}))$$

และ $D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\beta})$ คือ ดีเวียนซ์ของตัวแบบเต็มซึ่งมีรูปแบบดังนี้

$$D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\beta}) = -2(\ln L(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\beta}) - \ln L(\hat{q}, \hat{\beta}))$$

เกณฑ์การนำตัวแปรเข้าและนำตัวแปรออกเป็นดังนี้

1) เกณฑ์การนำตัวแปรเข้า (Addition Criterion)

ให้ $D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_p, \hat{\beta})$ คือ ค่าดีเวียนซ์ของตัวแบบเซตย่อยที่

ประกอบด้วยตัวแปรอิสระ $p - 1$ ตัว และ $D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{p+1}, \hat{\beta})$ คือ ค่าดีเวียนซ์ที่น้อยที่สุดซึ่งคำนวณได้จากการเพิ่มตัวแปรหนึ่งเข้าสู่เซตย่อย ค่ารวมค่า R_1 แสดงดังสมการที่ (10)

$$R_1 = \frac{D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_p, \hat{\beta}) - D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{p+1}, \hat{\beta})}{D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{p+1}, \hat{\beta}) / (n - p - 2)} \quad (10)$$

เปรียบเทียบ R_1 กับ $F_{1, n-p-2, \alpha}$ ซึ่งก็คือควอนไทล์บนที่ α (The Upper α^{th} Quantile) ของการแจกแจงเอฟที่เมืองศาเสรีเท่ากับ 1 และ $n - p - 2$ หากค่า R_1 มากกว่า $F_{1, n-p-2, \alpha}$ แล้วตัวแปรดังกล่าวจะถูกนำเข้าสู่เซตย่อย

2) เกณฑ์การนำตัวแปรออก (Deletion Criterion)

ให้ $D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_p, \hat{\beta})$ คือ ค่าดีเวียนซ์ของตัวแบบเซตย่อยที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระ p ตัวที่ได้จากการนำตัวแปรเข้าก่อนหน้า และ $D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{p-1}, \hat{\beta})$ คือ ค่าดีเวียนซ์ที่น้อยที่สุดซึ่งคำนวณได้หลังจากนำตัวแปรหนึ่งโดยตัดแต่ละตัวออกจากเซตย่อยจากขั้นตอนการนำตัวแปรเข้าก่อนหน้า ค่ารวมค่า R_2 แสดงดังสมการที่ (11)

$$R_2 = \frac{D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{p-1}, \hat{\beta}) - D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_p, \hat{\beta})}{D(\hat{\boldsymbol{\alpha}}_p, \hat{\beta}) / (n - p - 2)} \quad (11)$$

เปรียบเทียบ R_2 กับ $F_{1, n-p-2, \alpha}$ หากค่า R_2 น้อยกว่า $F_{1, n-p-2, \alpha}$ แล้วตัวแปรดังกล่าวจะถูกนำออกจากตัวแบบเซตย่อย

วิธีการถดถอยทีละขั้นมีขั้นตอนการนำตัวแปรเข้า และ การนำตัวแปรออกดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 สร้างสมการถดถอย Y ด้วยตัวแปรอิสระ X_i ทุกตัว และคำนวณหาค่า $D(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$

ขั้นตอนที่ 2 สร้างสมการถดถอย Y ด้วยตัวแปรอิสระ X_i แต่ละตัว คำนวณหาค่าสถิติ D_p จากนั้นนำตัวแปรอิสระ X_i ที่มีค่าสถิติ D_p ต่ำที่สุดเข้าสู่ตัวแบบ ดังนั้น $A = \{X_i\}$

ขั้นตอนที่ 3 สร้างสมการถดถอย Y ด้วยตัวแปรอิสระ X_i ที่ถูกนำเข้ามาหน้ากับตัวแปรอิสระ X_j ที่เหลือทีละตัว คำนวณหาค่าสถิติ D_p แล้วเลือกเซตย่อยตัวแปรอิสระที่มีค่าสถิติ D_p ต่ำที่สุด หลังจากนั้นคำนวณเกณฑ์การนำเข้า R_1 หาก $R_1 > F_{1, n-p-2, \alpha}$ จะนำตัวแปรอิสระ X_j เข้าสู่เซตย่อย A ดังนั้น $A = \{X_i, X_j\}$

ขั้นตอนที่ 4 หากจำนวนตัวแปรอิสระในการคัดเลือกมีมากกว่า 2 ตัวแปร จะทำเหมือนในขั้นตอนที่ 3

ขั้นตอนที่ 5 สร้างสมการถดถอย Y ด้วยตัวแปรอิสระที่ตัดตัวแปรหนึ่งโดยตัดแต่ละตัวออกจากเซตย่อยของตัวแปรจากขั้นตอนการนำเข้าตัวแปรเข้าก่อนหน้า คำนวณหาค่าสถิติ D_p แล้วเลือกเซตย่อยของตัวแปรอิสระที่มีค่าสถิติ D_p ต่ำที่สุด หลังจากนั้นคำนวณเกณฑ์การนำออก R_2 หาก $R_2 < F_{1, n-p-2, \alpha}$ จะนำตัวแปรนั้นออกจากเซตย่อย

ขั้นตอนที่ 6 ทำซ้ำขั้นตอนที่ 4-5 จนกระทั่งไม่สามารถนำตัวแปรอิสระเข้าตัวแบบได้

2.3.2 วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้น (Stepwise Bootstrap Method)

ในงานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้แนวคิดของ Sauerbrei และคณะ [11] และ Ekman [12] ในการคัดเลือกตัวแปรด้วยวิธีบูตสแตรป์โดยมีขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 สร้างตัวอย่างบูตสแตรป์ด้วยการสุ่มซ้ำค่าสังเกตจากข้อมูลตั้งต้นโดยทำการสุ่มแบบคืนที่ด้วยความน่าจะเป็น $\frac{1}{n}$ นั่นคือ $z_i^* = (y_i^*, x_i^*), i = 1, 2, \dots, n$

ขั้นตอนที่ 2 ใช้วิธีการถดถอยทีละขั้นในการคัดเลือกตัวแปรจากตัวอย่างบูตสแตรป์

ขั้นตอนที่ 3 สร้างเวกเตอร์เก็บตัวแปรอิสระที่ถูกคัดเลือกเข้าสู่ตัวแบบในแต่ละครั้ง

ขั้นตอนที่ 4 ทำซ้ำขั้นตอนที่ 1-3 เท่ากับจำนวนรอบบูตสแตรป์

ขั้นตอนที่ 5 หากตัวแปรอิสระใดมีความถี่มากกว่าหรือเท่ากับ 80 เปอร์เซ็นต์ของจำนวนรอบบูตสแตรป์จะนำตัวแปรอิสระดังกล่าวเข้าสู่ตัวแบบ

2.3.3 วิธีแบบเบย์ส (Bayesian Method)

ตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่องไม่มีการแจกแจงก่อนสังยุค (Conjugate Prior) ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะพิจารณาการแจกแจงก่อนของพารามิเตอร์สัมประสิทธิ์การถดถอย α ภายใต้ค่าพารามิเตอร์ที่เป็นไปได้ของ α ซึ่งก็คือจำนวนจริง ดังนั้นจึงเลือกใช้การแจกแจงก่อน (Prior Distribution) ของ α_i เป็นการแจกแจงปกติ (Normal Distribution) และการแจกแจงลาปลาซ (Laplace Distribution) ส่วนการแจกแจงก่อนของพารามิเตอร์บ่งรูปร่าง β คือ การแจกแจงเอกรูปที่ไม่ให้สารสนเทศ (Uniform Non-Informative Prior Distribution) รวมถึงพิจารณาภายใต้ข้อสมมติความเป็นอิสระต่อกันของพารามิเตอร์

การแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution) ของพารามิเตอร์ α และ β แสดงดังสมการที่ (12)

$$p(\alpha, \beta | x, y) \propto L(\alpha, \beta | x, y) \times p(\alpha) \times p(\beta) \quad (12)$$

ตัวประมาณแบบเบย์สคำนวณได้จากค่าคาดหวังของพารามิเตอร์ และภายใต้การแจกแจงภายหลังตามขอบ (Marginal Posterior Distribution) ของแต่ละพารามิเตอร์ ซึ่งจากการแจกแจงภายหลังข้างต้นไม่สามารถจัดการแจกแจงภายหลังตามขอบของพารามิเตอร์ α และ β ให้อยู่ในรูปแบบการแจกแจงใดๆ ได้ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงประยุกต์ใช้กระบวนการเมโทโพลิส-ฮาสติงส์แบบปรับตัว (Adaptive Metropolis-Hastings Procedure) เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบย์ [6], [14], [15] โดยมีขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดค่าเริ่มต้นโดยใช้ค่าประมาณพารามิเตอร์จากวิธี MLE

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดการแจกแจงนำเสนอ (Proposal Distribution) $g(\cdot)$ คือ การแจกแจงปกติหลายตัวแปรที่มีเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยมีสมาชิกเท่ากับศูนย์และเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมเท่ากับเมทริกซ์ผกผันสารสนเทศของฟิชเชอร์ และกำหนดให้ $\pi = (\alpha, \beta)$

ขั้นตอนที่ 3 เลือกตัวอย่างสุ่ม π_i จากการแจกแจง
นำเสนอจากรอบมอดติคาร์โลที่ l

ขั้นตอนที่ 4 คำนวณค่าความน่าจะเป็นในการยอมรับ

$$r = \min \left(1, \frac{L(\pi_i | x, y)p(\pi_i)g(\pi_{l-1} | \pi_i)}{L(\pi_{l-1} | x, y)p(\pi_{l-1})g(\pi_i | \pi_{l-1})} \right)$$

เมื่อ $L(\pi_i | x, y)$ คือ ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นของการ
แจกแจงไวบูลไม่ต่อเนื่อง และ $p(\cdot)$ คือ การแจกแจงก่อน

ขั้นตอนที่ 5 จะยอมรับตัวอย่างสุ่ม π_i จากการแจกแจง
นำเสนอด้วยความน่าจะเป็นเท่ากับ r

ขั้นตอนที่ 6 ตามหลักการของเมโทโพลิส-แฮสติงส์แบบ
ปรับตัวจะต้องอัปเดตความแปรปรวนร่วมของการแจกแจง
นำเสนอจากการคำนวณความแปรปรวนร่วมตัวอย่างของโช้
มาร์คอฟ

ขั้นตอนที่ 7 ตัดค่าตัวอย่างสุ่มช่วงแรก (Burn-in Period)
จำนวน L_0 ค่าออกจากการจำลองมอดติคาร์โลทั้งหมด L
รอบเพื่อที่จะให้โช้มาร์คอฟเข้าใกล้กระบวนการคงที่ก่อน
(Convergence to Stationary) จากนั้นคำนวณตัวประมาณ
จากฐานนิยมของตัวประมาณทั้ง $L - L_0$ รอบ และช่วงความ
เชื่อมั่นสร้างจาก 95 เปอร์เซนต์ Highest Posterior Density
(HPD) Interval [6]

2.4 การศึกษาโดยใช้การจำลอง

ในงานวิจัยนี้ใช้โปรแกรม R จำลองด้วยเทคนิคมอนติ
คาร์โลกระทำซ้ำ 1,000 รอบเพื่อสร้างตัวแบบการถดถอย
โดยกำหนดสถานการณ์ต่างๆ เป็นดังนี้

1) กำหนดขนาดตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษาเท่ากับ 100,
250, 400 และ 550

2) กรณีที่ตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กัน สร้าง
ตัวแปรอิสระจำนวน 4 ตัวแปรจากการแจกแจงปกติ
มาตรฐาน การแจกแจงเอกรูป การแจกแจงแบร์นูลลี
และการแจกแจงเอกรูป ตามลำดับดังนี้ $X_1 \sim N(0,1)$,
 $X_2 \sim U(-1.5,1.5)$, $X_3 \sim Bernoulli(0.4)$ และ $X_4 \sim U(0,1)$

3) กรณีที่ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กัน สร้างตัวแปร
อิสระ X_1, X_2 และ X_4 จากการแจกแจงปกติมาตรฐานและ

การแจกแจงเอกรูป ตามลำดับดังนี้

$X_1 \sim N(0,1)$, $X_2 \sim U(-1.5,1.5)$ และ $X_4 \sim U(0,1)$
กำหนดตัวแปรอิสระ X_1 และ X_3 มีการแจกแจงปกติ
มาตรฐานสองตัวแปรโดยมีสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง
ตัวแปร X_1 และ X_3 เท่ากับ 0.2, 0.5 และ 0.8

4) กำหนดเวกเตอร์สัมประสิทธิ์การถดถอย α และ
พารามิเตอร์ β เพื่อจำลองตัวแปรตามผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยง
ดังนี้

กรณีที่ 1 ข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบ
การถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก

กำหนด $\alpha = (-0.6, 0.6, 0.6, -0.6, 0)$ และ $\beta = 3$

กรณีที่ 2 ข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบ
การถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก

กำหนด $\alpha = (0.6, -0.6, 0.6, -0.6, 0)$ และ $\beta = 0.9$

กรณีที่ 3 ข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบ
การถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิต

กำหนด $\alpha = (0.8, 0.8, 0.8, 0.8, 0)$ และ $\beta = 3$

กรณีที่ 4 ข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบ
การถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิต

กำหนด $\alpha = (0.6, -0.6, 0.6, -0.6, 0)$ และ $\beta = 0.9$

5) คัดเลือกตัวแปรสำหรับตัวแบบการถดถอยไวบูล
ไม่ต่อเนื่องด้วยวิธีการถดถอยทีละขั้น วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้น
และวิธีแบบเบส์โดยวิธีบูตสแตรป์ทีละขั้นจะทำซ้ำจำนวน 50
ครั้ง และรอบการจำลองมอดติคาร์โลในวิธีแบบเบส์จะทำซ้ำ
25,000 รอบ และ Burn-in Period เท่ากับ 25 เปอร์เซนต์
ของ 25,000 รอบการจำลองมอดติคาร์โลในวิธีแบบเบส์

6) เกณฑ์ที่ใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพ

6.1) อัตราความสำเร็จ (SR) คือ ค่าประสิทธิภาพการ
คัดเลือกตัวแปร ซึ่งก็คืออัตราของจำนวนครั้งที่การคัดเลือก
ตัวแปร พบตัวแปรอิสระตัวที่ j ที่ตัวประมาณสัมประสิทธิ์
การถดถอย $\hat{\alpha}_j, j = 1, 2, 3$ ไม่เท่ากับศูนย์ตรงตามที่ได้กำหนด
เวกเตอร์สัมประสิทธิ์การถดถอยซึ่งคำนวณได้จากสูตร $\sum_{i=1}^m I_i / m$

$$\text{เมื่อ } I_i = \begin{cases} 1; & \hat{\alpha}_j \neq 0, j = 1, 2, 3 \\ 0; & \text{กรณีอื่นๆ} \end{cases}$$

และ m คือ จำนวนรอบกระทำซ้ำมอนติคาร์โล

6.2) ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MMSE) คือ ค่าที่ใช้วัดประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ซึ่งมีสูตรดังนี้

$$MMSE = \sum_{i=1}^m \left((\hat{\theta}_i - \theta)' (\hat{\theta}_i - \theta) / k \right) / m$$

เมื่อ $\hat{\theta}_i$ คือ เวกเตอร์ค่าประมาณพารามิเตอร์รอบที่ i , θ คือ เวกเตอร์พารามิเตอร์แท้จริงตามที่กำหนด m คือ จำนวนรอบกระทำซ้ำมอนติคาร์โล และ k คือ จำนวนพารามิเตอร์ของตัวแบบเต็ม

2.5 การประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริง

ในงานวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้ข้อมูลจำนวน 2 ชุด ได้แก่ ชุดที่ 1 คือ ข้อมูลจำนวนครั้งการใช้เครื่องพ่นยาโรคหืดระหว่างวันที่อยู่ในโรงเรียน Kunsberg School of National Jewish Health เมืองเดนเวอร์ รัฐโคโลราโด ประเทศสหรัฐอเมริกา สำหรับผู้ป่วยเด็กโรคหืดที่มีอายุระหว่าง 6–13 ปี ใน ค.ศ. 2002–2003 จำนวน 5,209 ค่าสังเกต [16] ซึ่งข้อมูลตัวแปรตาม คือ จำนวนครั้งการใช้เครื่องพ่นยาโรคหืด ตัวแปรอิสระคือการออกกำลังกายของผู้ป่วยเด็กในโรงเรียนซึ่งเป็นข้อมูลจำแนกประเภทคือมีการออกกำลังกายและไม่มีการออกกำลังกาย (X_1) ร้อยละของค่าความชื้น (X_2) อุณหภูมิเฉลี่ย (X_3) และค่า PM2.5 ในช่วงเช้า (X_4) และชุดที่ 2 คือ ข้อมูลจำนวนครั้งการเข้าพบแพทย์ของผู้ป่วยประเทศสหรัฐอเมริกา ค.ศ. 1986 จำนวน 485 ราย ข้อมูลจาก Ecdat R package ชุดข้อมูล Doctor [17] ซึ่งข้อมูลตัวแปรตาม คือ จำนวนครั้งการเข้าพบแพทย์ของผู้ป่วย ตัวแปรอิสระ คือ จำนวนเด็กในครัวเรือน (X_1) ค่าการเข้าถึงการดูแลด้านสุขภาพ (X_2) และค่าสถานะทางสุขภาพ (X_3)

ผู้วิจัยจะทดสอบการแจกแจงไวบูลไม่ต่อเนื่องของข้อมูลตัวแปรตามด้วยสถิติทดสอบคอลโมโกรอฟ-สมิรโนฟ (Kolmogorov-Smirnov Test) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยสมมติฐานว่างของการทดสอบ คือ ข้อมูลมีการแจกแจงไวบูลไม่ต่อเนื่อง คำนวณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวน รวมถึงค่าประมาณพารามิเตอร์ β เพื่อพิจารณาลักษณะการกระจาย

ของข้อมูล จากนั้นสร้างเมทริกซ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระและทดสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระด้วยสถิติทดสอบสหสัมพันธ์เพียร์สัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 รวมถึงสร้างตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อกและลอจิสต์ ทำการคัดเลือกตัวแปรและใช้เกณฑ์สารสนเทศของอะกะอิเกะ (AIC) และเกณฑ์สารสนเทศของเบส์ (BIC) คัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสม [3], [6]

3. ผลการทดลอง

ในส่วนนี้ผู้วิจัยได้เสนอผลการวิจัยจากการจำลองในรูปแบบตารางดังตารางที่ 1–4 ตามลักษณะการกระจายข้อมูลและฟังก์ชันเชื่อมโยง โดยบรรทัดแรกแสดงค่า SR และบรรทัดที่สองแสดง $MMSE$ โดยผู้วิจัยได้ทำตัวเข้มสำหรับวิธีที่ให้ประสิทธิภาพมากที่สุด โดยค่า SR เข้าใกล้ค่าหนึ่งมากที่สุดแสดงว่าวิธีการคัดเลือกตัวแปรมีประสิทธิภาพมากที่สุด ส่วนค่า $MMSE$ ที่มีค่าน้อยที่สุดแสดงว่าวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์มีประสิทธิภาพมากที่สุดซึ่งจะใช้สัญลักษณ์ต่อไปนี้แทนความหมายต่างๆ ดังนี้ n แทนขนาดตัวอย่าง p แทนระดับความสัมพันธ์ SW แทนวิธีการถดถอยทีละขั้น BootSW แทนวิธีบูตสแตรป์ทีละขั้น BayesN แทนวิธีแบบเบส์ที่พารามิเตอร์สัมประสิทธิ์การถดถอยมีการแจกแจงก่อนเป็นการแจกแจงปกติ และ BayesL แทนวิธีแบบเบส์ที่พารามิเตอร์สัมประสิทธิ์การถดถอยมีการแจกแจงก่อนเป็นการแจกแจงลาปลาซ นอกจากนั้นในตารางที่ 5–8 เป็นผลการวิจัยที่ได้ประยุกต์ใช้กับข้อมูล

3.1 ผลจากการจำลอง

ผลการจำลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกตัวแปรด้วยค่า SR พบว่า เมื่อขนาดตัวอย่างเท่ากับ 250, 400 และ 550 วิธี BootSW จะมีประสิทธิภาพพหุมากที่สุดเกือบทุกกรณี ยกเว้นกรณีที่ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 250 ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันที่ระดับความสัมพันธ์เท่ากับ 0.8 เมื่อตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก ทั้งข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และเกินเกณฑ์ และข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่าน

ฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิตวิธี BayesL จะมีประสิทธิภาพมากที่สุดดังแสดงในตารางที่ 1, 2 และ 4 ตามลำดับ รวมถึงกรณีในตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กันในข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิตวิธี BayesN จะมีประสิทธิภาพมากที่สุดดังแสดงในตารางที่ 4

ส่วนที่ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 100 ในตารางที่ 1 เมื่อสถานการณ์ที่กำหนดให้ข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก ในกรณีที่ตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กัน วิธี SW จะมีประสิทธิภาพมากที่สุด ในขณะที่กรณีที่ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กัน ที่ระดับความสัมพันธ์ 0.2, 0.5 และ 0.8 วิธี BayesN จะมีประสิทธิภาพมากที่สุด ในตารางที่ 2 เป็นสถานการณ์ที่กำหนดให้ข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก ในกรณีที่ตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กันและตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันที่ระดับความสัมพันธ์ 0.8 และ วิธี SW จะมีประสิทธิภาพมากที่สุด ส่วนกรณีที่ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันที่ระดับความสัมพันธ์ 0.2 และ 0.5 วิธี BayesL และ BayesN จะมีประสิทธิภาพมากที่สุดตามลำดับ ในตารางที่ 3 เป็นสถานการณ์ที่กำหนดให้ข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิต ในกรณีที่ตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กันและตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันที่ระดับความสัมพันธ์ 0.8 และ วิธี BayesN จะมีประสิทธิภาพมากที่สุด ส่วนกรณีที่ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันที่ระดับความสัมพันธ์ 0.2 และ 0.5 วิธี BayesL จะมีประสิทธิภาพมากที่สุด และในตารางที่ 4 เป็นสถานการณ์ที่กำหนดให้ข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิต ในกรณีที่ตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กันและตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันที่ระดับความสัมพันธ์ 0.8 และวิธี SW จะมีประสิทธิภาพมากที่สุด ส่วนกรณีที่ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันที่ระดับความสัมพันธ์ 0.2 และ 0.5 วิธี BayesL และ BayesN จะมีประสิทธิภาพมากที่สุดตามลำดับ

นอกจากนี้ผลการจำลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าพารามิเตอร์โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของ

ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MMSE) เป็นดังนี้ เกือบทุกสถานการณ์วิธี BootSW มีประสิทธิภาพมากที่สุด ยกเว้นที่ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 100 วิธี SW มีประสิทธิภาพมากที่สุดเมื่อที่ตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กันภายใต้ข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก และข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิต รวมถึงวิธี BayesN มีประสิทธิภาพมากที่สุดเมื่อตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กันภายใต้ข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิต รวมถึงที่ระดับความสัมพันธ์ 0.8 ภายใต้ข้อมูลมีการกระจายทั้งต่ำกว่าเกณฑ์และเกินเกณฑ์ที่ตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก นอกจากนั้นที่ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 250 วิธี BayesL มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือกรณีที่ตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กันภายใต้ข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก

ตารางที่ 1 ค่า SR และ MMSE เมื่อข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก

ρ	n	วิธีการ				
		SW	BootSW	BayesN	BayesL	
0	100	0.709	0.481	0.691	0.651	
		0.098000	0.10125	0.11864	0.11868	
	250	0.825	0.912	0.906	0.911	
		0.03188	0.02707	0.034077	0.03275	
	400	0.850	0.964	0.922	0.943	
		0.01828	0.01501	0.01948	0.01858	
	550	0.851	0.964	0.912	0.927	
		0.01285	0.01040	0.01372	0.01340	
	0.2	100	0.850	0.891	0.933	0.931
			0.09141	0.076011	0.11691	0.116971
250		0.870	0.966	0.927	0.950	
		0.02712	0.02183	0.03070	0.02860	
400		0.866	0.974	0.933	0.949	
		0.01601	0.01254	0.01743	0.01569	
550		0.862	0.980	0.916	0.925	
		0.01112	0.00839	0.01221	0.01155	

ตารางที่ 1 ค่า SR และ MMSE เมื่อข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก (ต่อ)

ρ	n	วิธีการ			
		SW	BootSW	BayesN	BayesL
0.5	100	0.817	0.780	0.897	0.890
		0.09863	0.08765	0.12241	0.11563
	250	0.850	0.966	0.921	0.937
		0.03043	0.02380	0.03298	0.03081
	400	0.846	0.969	0.920	0.931
		0.01775	0.01394	0.02008	0.01777
550	0.832	0.966	0.898	0.912	
	0.01214	0.00905	0.01300	0.01252	
0.8	100	0.382	0.108	0.692	0.607
		0.15056	0.16017	0.14111	0.14348
	250	0.715	0.739	0.915	0.926
		0.05038	0.05283	0.03608	0.03468
	400	0.845	0.959	0.937	0.943
		0.02067	0.01675	0.01902	0.01882
550	0.825	0.975	0.927	0.938	
	0.01444	0.01118	0.01456	0.01481	

ตารางที่ 2 ค่า SR และ MMSE เมื่อข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก

ρ	n	วิธีการ			
		SW	BootSW	BayesN	BayesL
0	100	0.711	0.537	0.673	0.618
		0.07127	0.07095	0.07540	0.07901
	250	0.859	0.935	0.934	0.930
		0.01978	0.01617	0.01939	0.01937
	400	0.851	0.965	0.935	0.947
		0.01121	0.00833	0.01042	0.01027
550	0.835	0.971	0.914	0.936	
	0.00864	0.00589	0.00858	0.00754	
0.2	100	0.816	0.861	0.906	0.910
		0.07500	0.05502	0.06520	0.06591
	250	0.844	0.976	0.934	0.956
		0.01972	0.01270	0.01871	0.01682
	400	0.843	0.975	0.930	0.948
		0.01190	0.00751	0.01089	0.01004

ตารางที่ 2 ค่า SR และ MMSE เมื่อข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก (ต่อ)

ρ	n	วิธีการ			
		SW	BootSW	BayesN	BayesL
0.2 (ต่อ)	550	0.856	0.963	0.920	0.918
		0.00808	0.00560	0.00792	0.00830
0.5	100	0.776	0.728	0.863	0.850
		0.08146	0.06553	0.06995	0.07175
	250	0.824	0.951	0.923	0.941
		0.02270	0.01544	0.01956	0.01813
	400	0.826	0.955	0.893	0.919
		0.01292	0.00856	0.01281	0.01128
550	0.838	0.957	0.899	0.910	
	0.00857	0.00581	0.00892	0.00845	
0.8	100	0.646	0.330	0.624	0.577
		0.09483	0.11144	0.08601	0.09083
	250	0.833	0.904	0.899	0.922
		0.02486	0.02069	0.02414	0.02256
	400	0.819	0.944	0.912	0.926
		0.01392	0.00987	0.01293	0.01261
550	0.796	0.931	0.867	0.900	
	0.01031	0.00698	0.01096	0.00890	

ตารางที่ 3 ค่า SR และ MMSE เมื่อข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิต

ρ	n	วิธีการ			
		SW	BootSW	BayesN	BayesL
0	100	0.778	0.668	0.817	0.786
		0.11555	0.11403	0.11043	0.12332
	250	0.857	0.955	0.935	0.949
		0.03482	0.02919	0.03400	0.03361
	400	0.839	0.971	0.901	0.924
		0.02144	0.01625	0.02109	0.02014
550	0.848	0.977	0.905	0.931	
	0.01464	0.01117	0.01696	0.01474	
0.2	100	0.848	0.941	0.944	0.960
		0.10166	0.07586	0.09562	0.10297
	250	0.844	0.966	0.931	0.946
		0.03481	0.02604	0.03210	0.03182

ตารางที่ 3 ค่า SR และ MMSE เมื่อข้อมูลมีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิสต์ (ต่อ)

p	n	วิธีการ				
		SW	BootSW	BayesN	BayesL	
0.2 (ต่อ)	400	0.845	0.970	0.915	0.941	
		0.01992	0.01456	0.01967	0.01786	
	550	0.861	0.974	0.915	0.924	
		0.01387	0.01038	0.01431	0.01385	
0.5	100	0.829	0.899	0.927	0.933	
		0.11165	0.08913	0.10227	0.11034	
	250	0.854	0.972	0.937	0.957	
		0.03521	0.02682	0.03362	0.03287	
	400	0.854	0.971	0.927	0.943	
		0.01978	0.01496	0.02024	0.01828	
	550	0.812	0.966	0.901	0.925	
		0.01537	0.01087	0.01443	0.01392	
	0.8	100	0.754	0.570	0.827	0.765
			0.14012	0.15724	0.12339	0.14154
		250	0.859	0.963	0.939	0.955
			0.03983	0.03244	0.03683	0.03582
400		0.859	0.971	0.924	0.942	
		0.02259	0.01760	0.02223	0.02110	
550		0.846	0.967	0.926	0.934	
		0.01642	0.01299	0.01669	0.01686	

ตารางที่ 4 ค่า SR และ MMSE เมื่อข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิสต์

p	n	วิธีการ			
		SW	BootSW	BayesN	BayesL
0	100	0.636	0.392	0.526	0.434
		0.08057	0.08324	0.08679	0.09450
	250	0.839	0.863	0.885	0.880
		0.02418	0.02311	0.02783	0.02967
	400	0.856	0.959	0.933	0.935
		0.01407	0.01074	0.01366	0.01392
	550	0.857	0.974	0.930	0.931
		0.01010	0.00728	0.00969	0.01047

ตารางที่ 4 ค่า SR และ MMSE เมื่อข้อมูลมีการกระจายเกินเกณฑ์และตัวแบบการถดถอยผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิสต์ (ต่อ)

p	n	วิธีการ			
		SW	BootSW	BayesN	BayesL
0.2	100	0.833	0.861	0.911	0.913
		0.05126	0.03675	0.05258	0.05493
	250	0.834	0.963	0.920	0.953
		0.01948	0.01252	0.02093	0.01882
	400	0.856	0.967	0.936	0.943
		0.01067	0.00720	0.00988	0.00999
0.5	100	0.842	0.972	0.923	0.931
		0.00773	0.00484	0.00790	0.00755
	250	0.821	0.791	0.887	0.879
		0.05770	0.04729	0.05835	0.06045
	400	0.840	0.958	0.931	0.942
		0.02014	0.01373	0.02040	0.02009
0.8	100	0.846	0.961	0.919	0.946
		0.01183	0.00823	0.01196	0.01113
	250	0.832	0.969	0.910	0.924
		0.00870	0.00552	0.00860	0.00822
	400	0.661	0.324	0.605	0.539
		0.08025	0.10310	0.08070	0.08689
	550	0.851	0.935	0.929	0.941
		0.02186	0.01783	0.02370	0.02299
	400	0.864	0.976	0.938	0.940
		0.01241	0.00882	0.01209	0.01290
	550	0.829	0.960	0.917	0.930
		0.01046	0.00753	0.01012	0.00968

ตารางที่ 5 เมทริกซ์สหสัมพันธ์และ p-value ข้อมูลชุดที่ 1

	X_1	X_2	X_3	X_4
X_1	1			
X_2	-0.0315 (0.0229)	1		
X_3	0.0026 (0.8500)	-0.5801 (<0.0000)	1	
X_4	-0.0306 (0.0273)	0.1908 (<0.0000)	-0.1034 (<0.0000)	1

3.2 ผลจากการประยุกต์ใช้ข้อมูลจริง

3.2.1 จากข้อมูลชุดที่ 1 ข้อมูลจำนวนครั้งการใช้เครื่องพ่นยาโรคหืด จากการทดสอบการแจกแจงด้วยสถิติทดสอบคอลโมโกรอฟ-สมิร์นอฟพบว่า ค่าสถิติ $D = 0.02227$ และค่า p -value = 0.151 สรุปได้ว่าข้อมูลมีการแจกแจงไวบูลไม่ต่อเนื่อง มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.2705 ค่าความแปรปรวนเท่ากับ 0.8433 และค่าประมาณพารามิเตอร์ β จากทั้ง 4 วิธี ได้ค่าประมาณ 2.3 ซึ่งมีค่ามากกว่า 2 จึงสามารถสรุปได้ว่าเป็นข้อมูลที่มีการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์ [3] เมทริกซ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระทั้ง 4 ตัวแปร และจากสถิติทดสอบสหสัมพันธ์เพียร์สัน จากตารางที่ 5 พบว่าตัวแปรอิสระ X_1 และ X_3 ไม่มีความสัมพันธ์กัน ส่วนตัวแปรอิสระคู่อื่นนั้นมีความสัมพันธ์กัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จากผลการคัดเลือกตัวแปรแสดงในรูปแบบตารางที่ 6 พบว่า ทั้งสองฟังก์ชันเชื่อมโยงวิธี SW จะคัดเลือกตัวแปรอิสระได้ทั้ง 4 ตัวแปร ในขณะที่วิธี BootSW BayesN และ BayesL จะคัดเลือกตัวแปรได้ 3 ตัวแปร คือ ตัวแปรการออกกำลังกายที่โรงเรียนของเด็กนักเรียน ร้อยละค่าความชื้นและอุณหภูมิเฉลี่ย เมื่อพิจารณาที่ค่า AIC พบว่า วิธี SW และ BootSW ให้ค่าที่ใกล้เคียงกัน และต่ำกว่าทั้ง 2 วิธีแบบเบส์ ในขณะที่ค่า BIC วิธี BootSW จะให้ค่าที่ต่ำที่สุด

3.2.2 จากข้อมูลชุดที่ 2 ข้อมูลจำนวนครั้งการเข้าพบแพทย์ จากการทดสอบการแจกแจงด้วยสถิติทดสอบคอลโมโกรอฟ-สมิร์นอฟพบว่า ค่าสถิติ $D = 0.02886$ และค่า p -value = 0.9876 สรุปได้ว่าข้อมูลมีการแจกแจงไวบูลไม่ต่อเนื่อง มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.6103 และค่าความแปรปรวนเท่ากับ 11.2011 และค่าประมาณพารามิเตอร์ β จากทั้ง 4 วิธี ได้ค่าประมาณ 0.78 จึงสามารถสรุปได้ว่าเป็นข้อมูลที่มีการกระจายเกินเกณฑ์ [3] เมทริกซ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระทั้ง 3 ตัวแปรและจากสถิติทดสอบสหสัมพันธ์เพียร์สัน จากตารางที่ 7 พบว่า ตัวแปรอิสระไม่มีความสัมพันธ์กัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จากผลการคัดเลือกตัวแปรแสดงในรูปแบบตารางที่ 8 พบว่า ทั้ง 4 วิธีคัดเลือกตัวแปรอิสระได้ตัวแปรอิสระ 2 ตัวแปร เช่นเดียวกันนั้นคือจำนวนเด็กในครัวเรือนและค่าสถานะทางสุขภาพ เมื่อพิจารณาที่ค่า AIC

และ BIC พบว่า วิธี SW และ BootSW ให้ค่าที่ต่ำที่สุด

ตารางที่ 6 ค่าประมาณพารามิเตอร์ AIC และ BIC ชุดที่ 1

Method	SW	BootSW	BayesN	BayesL
Log-log Link				
Intercept	-2.0981	-2.1297	-2.0851	2.0465
X_1	1.3843	1.3846	1.3808	1.3804
X_2	0.3169	0.2856	0.2833	0.2895
X_3	0.4710	0.4672	0.4155	0.4221
X_4	-0.0259			
$\hat{\beta}$	2.3035	2.3027	2.3095	2.3040
AIC	12,522.56	12,523.27	12,524.58	12,523.83
BIC	12,561.91	12,556.06	12,563.93	12,563.17
Logit Link				
Intercept	2.0673	2.1011	2.0487	2.0071
X_1	-1.6516	-1.6523	-1.6459	-1.6442
X_2	-0.3618	-0.3303	-0.3239	-0.3352
X_3	-0.5506	-0.5472	-0.4585	-0.4196
X_4	0.0270			
$\hat{\beta}$	2.3033	2.3025	2.3017	2.3060
AIC	12,522.36	12,522.71	12,532.46	12,524.08
BIC	12,561.71	12,555.50	12,571.81	12,563.43

ตารางที่ 7 เมทริกซ์สหสัมพันธ์และ p -value ข้อมูลชุดที่ 2

	X_1	X_2	X_3
X_1	1		
X_2	-0.0162 (0.7226)	1	
X_3	0.0040 (0.9306)	-0.0638 (0.1608)	1

ตารางที่ 8 ค่าประมาณพารามิเตอร์ AIC และ BIC ชุดที่ 2

Method	SW	BootSW	BayesN	BayesL
Log-log Link				
Intercept	-0.5977	-0.5977	-0.4819	-0.5019
X_1	0.1047	0.1047	0.1072	0.0933
X_3	-0.2174	-0.2174	-0.2122	-0.2098
$\hat{\beta}$	0.7810	0.7810	0.7801	0.7780

ตารางที่ 8 ค่าประมาณพารามิเตอร์ AIC และ BIC ชุดที่ 2 (ต่อ)

Method	SW	BootSW	BayesN	BayesL
AIC	1,575.02	1,575.02	1,576.06	1,576.11
BIC	1,591.75	1,591.75	1,596.98	1,597.03
Logit Link				
Intercept	0.2984	0.2984		
X_1	-0.1427	-0.1427	-0.1563	-0.1384
X_3	0.2772	0.2772	0.2885	0.2833
$\hat{\beta}$	0.7801	0.7801	0.7759	0.7768
AIC	1,576.63	1,576.63	1,579.07	1,577.19
BIC	1,593.37	1,593.37	1,599.99	1,598.11

4. อภิปรายผลและสรุป

ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษา และเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการคัดเลือกตัวแปรของตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่อง ผ่านฟังก์ชันเชื่อมโยงล็อก-ล็อก และฟังก์ชันเชื่อมโยงลอจิสต์ ด้วยวิธีการถดถอยทีละขั้น วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้น และวิธีแบบเบสภายใต้การจำลองข้อมูลทั้งสถานการณ์ที่ข้อมูลตัวแปรตามมีลักษณะการกระจายต่ำกว่าเกณฑ์ และการกระจายเกินเกณฑ์ ตัวแปรอิสระเท่ากับ 4 ตัวแปรทั้งกรณีที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ และไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุพบว่า เมื่อขนาดตัวอย่างเท่ากับ 100 วิธีการประมาณแบบเบสทั้งสองการแจกแจงก่อนจะมีประสิทธิภาพมากที่สุดเกือบทุกกรณี แต่จะมีบางกรณีที่วิธีการถดถอยทีละขั้นให้ประสิทธิภาพดีกว่า เมื่อขนาดตัวอย่างเท่ากับ 250, 400 และ 550 วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้นจะมีประสิทธิภาพมากที่สุดเกือบทุกกรณี ซึ่งจะมีบางกรณีที่วิธีแบบเบสให้ประสิทธิภาพดีกว่า ส่วนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าพารามิเตอร์ วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้นมีประสิทธิภาพมากที่สุดเกือบทุกกรณี ยกเว้นกรณีที่ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 100 และ 250 ซึ่งจะมีบางกรณีที่วิธีการถดถอยทีละขั้นและวิธีการประมาณค่าแบบเบสให้ประสิทธิภาพดีกว่า

ผลการวิจัยข้างต้นสรุปได้ว่าการสร้างตัวแบบการถดถอยไวบูลไม่ต่อเนื่องเมื่อขนาดตัวอย่างเท่ากับ 250, 400 และ 550 วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้นเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการ

คัดเลือกตัวแปร และประมาณค่าพารามิเตอร์มากที่สุด ซึ่งเป็นวิธีที่สอดคล้องกับงานวิจัยของ Ekman [12] แต่หากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 100 วิธีการคัดเลือกตัวแปรและประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดอาจจะต้องพิจารณาจากระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระ และลักษณะการกระจายข้อมูลของตัวแปรตาม นอกจากนั้นเมื่อประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริงพบว่า มีความสอดคล้องกับสถานการณ์จากการจำลอง คือ วิธีบูตสแตรป์ทีละขั้นมีประสิทธิภาพมากที่สุดในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาเชิงจำลองเพียงจำนวนตัวแปรอิสระเท่ากับ 4 ตัวแปร และขนาดตัวอย่างเท่ากับ 100, 250, 400 และ 550 ซึ่งในการสร้างตัวแบบที่มีจำนวนตัวแปรอิสระที่มากกว่านี้ จากขนาดตัวอย่างที่กล่าวมาอาจจะส่งผลต่อประสิทธิภาพการประมาณค่าพารามิเตอร์และการคัดเลือกตัวแปร ดังนั้นอาจจะต้องเพิ่มขนาดตัวอย่างนอกเหนือจากการศึกษานี้ รวมถึงเราอาจจะทดสอบการกระจายข้อมูลด้วยสถิติทดสอบเพื่อสนับสนุนผลสรุปเกี่ยวกับลักษณะการกระจายข้อมูลตัวแปรตามนอกเหนือจากงานวิจัยนี้

การคัดเลือกตัวแปรด้วยวิธีแบบเบสจะมีประสิทธิภาพในกรณีที่ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 100 และตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กัน ยิ่งไปกว่านั้นเมื่อขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นวิธีแบบเบสให้อัตราความสำเร็จที่สูง แสดงให้เห็นว่าเมื่อขนาดตัวอย่างมากขึ้นวิธีแบบเบสยังคงมีประสิทธิภาพ นอกจากนั้นการคำนวณค่าประมาณ และการหาช่วงความเชื่อมั่นของพารามิเตอร์สามารถทำได้รวดเร็วกว่าวิธีบูตสแตรป์ทีละขั้น นอกจากนี้ในการประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริงที่ขนาดตัวอย่างน้อยกว่า 100 อาจจะทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนสูงในการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดที่จะส่งผลต่อการคัดเลือกตัวแปรในวิธีการถดถอยทีละขั้น และวิธีบูตสแตรป์ทีละขั้น ในขณะที่วิธีแบบเบสนั้นสามารถหาค่าประมาณได้ สำหรับการคัดเลือกตัวแปรด้วยวิธีการถดถอยทีละขั้นอาจจะมีความมีประสิทธิภาพมากขึ้นเมื่อขนาดตัวอย่างมากเพียงพอ

เอกสารอ้างอิง

[1] A. C. Cameron and P. K. Trivedi, *Regression*



- Analysis of Count Data*. Cambridge University Press, Cambridge: 2013.
- [2] K. F. Sellers and G. Shmueli, "A flexible regression model for count data," *The Annals of Applied Statistics*, vol. 4, no. 2, pp. 943–961, 2010.
- [3] H. S. Klakattawi, "Discrete Weibull regression model for count data," Ph.D dissertation, Department of Mathematics and Computing College of Engineering, Design and Physical Sciences, Brunel University, London, UK, 2017.
- [4] H. S. Klakattawi, V. Vinciotti, and K. Yu, "A simple and adaptive dispersion regression model for count data," *Entropy*, vol. 20, no. 2, pp. 142, 2018.
- [5] H. Yoo, "Application of discrete Weibull regression model with multiple Imputation," *Communications for Statistical Applications and Methods*, vol. 26, no. 3, pp. 325–336, 2019.
- [6] H. Haselimashhadi, V. Vinciotti, and K. Yu, "A novel Bayesian regression model for counts with an application to health data," *Journal of Applied Statistics*, vol. 45, no. 6, pp. 1085–1105, 2018.
- [7] O. S. Adesina, A. S. Onanaye, and D. M. Okewole, "Bayesian Optimization for parameter of Discrete Weibull Regression," *Journal of Advances in Mathematics and Computer Science*, vol. 34, no. 6, pp. 1–13, 2020.
- [8] D. M. Sakate, D. N. Kashid, and D. T. Shirhe, "Subset selection in poisson regression," *Journal of Statistical Theory and Practice*, vol. 5, no. 2, pp. 207–219, 2011.
- [9] B. Efron, "Bootstrap methods: another look at the Jackknife," *The Annals of Statistics*, vol. 7, no. 1, pp. 1–26, 1979.
- [10] N. Sudjai and M. Duangsaphon, "Liu-type logistic regression coefficient estimation with multicollinearity problem by using the bootstrapping method," *Science, Engineering and Health Studies*, vol. 14, no. 3, pp. 203–214, 2020 (in Thai).
- [11] W. Sauerbrei and M. Schumacher, "A bootstrap resampling procedure for model building: Application to the cox regression model," *Statistics in Medicine*, vol. 11, no. 16, pp. 2093–2109, 1992.
- [12] A. Ekman, "Variable Selection for the Cox proportional hazards model: A simulation study comparing the stepwise, lasso and bootstrap approach" M.S. thesis, Department of Mathematics and Mathematical Statistics, Umea University, 2011.
- [13] T. Nakagawa and S. Osaki, "The discrete Weibull distribution," *IEEE Transaction on Reliability*, vol. 24, no. 5, pp. 300–301, 1975.
- [14] W. K. Hastings, "Monte Carlo sampling methods using markov chains and their applications," *Biometrika*, vol. 57, no. 1, pp. 97–109, 1970.
- [15] H. Haario, E. Saksman, and J. Tamminen, "An adaptive Metropolis algorithm," *Bernoulli*, vol. 7, no. 2, pp. 223–242, 2001.
- [16] G. K. Grunwald, S. L. Bruce, L. Jiang, M. Strand, and N. Rabinovitch, "A statistical model for under- or overdispersed clustered and longitudinal count data," *Biometrical Journal*, vol. 53, no. 4, pp. 578–594, 2011.
- [17] S. Gurmu, "Semiparametric estimation of hurdle regression models with an application to medicaid utilization," *Journal of Applied Econometrics*, vol. 12, no. 3, pp. 225–242, 1997.