การเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่าย

A COMPARISON OF PARAMETER ESTIMATIONS OF ORDINARY LEAST SQUARE, BAYESIAN, MARKOV CHAIN MONTE CARLO, BOOTSTRAP AND JACKKNIFE METHODS FOR SIMPLE REGRESSION MODEL

กฤตธรรม เพียรเพิ่มภัทร
เมธาชนัน วงศ์ไชย
ยศธรณ์ แก้วรัตน์
รัสรินทร์ นิยมรัตน์ภูวัต

ปัญหาพิเศษนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2561

A COMPARISON OF PARAMETER ESTIMATIONS OF ORDINARY LEAST SQUARE, BAYESIAN, MARKOV CHAIN MONTE CARLO, BOOTSTRAP AND JACKKNIFE METHODS FOR SIMPLE REGRESSION MODEL

KITTATAM PHIANPHOEMPHAT
MATHACHANUN WONGCHAI
YOSATHORN KAEWRATANA
RASSARIN NIYOMRATPUWAT

A SPECIAL PROBLEM SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF
THE REQUIREMENT FOR
THE DEGREE OF BACHELOR OF SCIENCE (APPLIED STATISTICS)
DEPARTMENT OF STATISTICS, FACULTY OF SCIENCE
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
ACADEMIC YEAR 2018

หัวข้อปัญหาพิเศษ การเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่าย

A Comparison of Parameter Estimations of Ordinary Least Square, Bayesian, Markov Chain Monte Carlo, Bootstrap and Jackknife Methods for Simple Regression Model

ชื่อนักศึกษา นายกฤตธรรม เพียรเพิ่มภัทร รหัสนักศึกษา 58051183
นางสาวเมธาชนัน วงศ์ไชย รหัสนักศึกษา 58051300
นายยศธรณ์ แก้วรัตน์ รหัสนักศึกษา 58051301
นางสาวรัสรินทร์ นิยมรัตน์ภูวัต รหัสนักศึกษา 58051307

ปริญญา วิทยาศาสตรบัณฑิต (วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์)

ภาควิชา สถิติ

ปีการศึกษา 2561

อาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.อัชฌา อระวีพร

คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.) อนุมัติให้ปัญหาพิเศษนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์) ประจำปีการศึกษา 2561

คณะกรรมการสอบ	ลายมือชื่อ
ผศ.ดร.สมศรี บัณฑิตวิไล ประธานกรรมการ	
ดร.พรรณทิพา วาณิชย์จิรัฐติกาล กรรมการ	พรรณทิพา วาณิชย์จิรัฐติกาล
ผศ.ดร.อัชฌา อระวีพร กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษา	

หัวข้อปัญหาพิเศษ	การเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่าย
ชื่อนักศึกษา	นายกฤตธรรม เพียรเพิ่มภัทร รหัสนักศึกษา 58051183
	นางสาวเมธาชนัน วงศ์ไชย รหัสนักศึกษา 58051300
	นายยศธรณ์ แก้วรัตน์ รหัสนักศึกษา 58051301
	นางสาวรัสรินทร์ นิยมรัตน์ภูวัต รหัสนักศึกษา 58051307
ปริญญา	วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชา	สถิติ
คณะ	คณะวิทยาศาสตร์
มหาวิทยาลัย	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.)
ปีการศึกษา	2561
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.ดร.อัชฌา อระวีพร

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่าย โดยเกณฑ์ที่ใช้ในการพิจารณาวิธีที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด คือ ค่าต่ำที่สุดของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กำหนดให้ขนาดตัวอย่าง เท่ากับ 20 50 100 และ 200 โดยตัวแปรอิสระ และความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและการแจกแจงปรกติปลอมปน ทำการจำลองโดยใช้เทคนิคมอนติคาร์โลทำซ้ำ 1000 ครั้ง ผลการวิจัยพบว่า กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติวิธีเบส์เซียนมีประสิทธิภาพดีที่สุดในทุกสถานการณ์ที่กำหนด กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน พบว่าส่วนใหญ่วิธีเบส์เซียนให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุด กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ วิธีเบส์เซียนให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุด ที่ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 20 และ 50 เมื่อขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุด และกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟจะมีประสิทธิภาพดีที่สุดเมื่อสัดส่วนปลอมปนมีค่ามากขึ้น

คำสำคัญ : การถดถอยอย่างง่าย วิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีแจ็คไนฟ์ วิธีบูตสแตรป วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ

Title	A Comparison of Parameter Estimations of Ordinary Least Square, Bayesian, Markov Chain Monte Carlo, Bootstrap and Jackknife Methods for Simple Linear Regression Model
Students	Mr.Kittatam Phianphoemphat Student ID 58051183
	Miss Mathachanun Wongchai Student ID 58051300
	Mr.Yosathorn Kaewratana Student ID 58051301
	Miss Rassarin Niyomratpuwat Student ID 58051307
Degree	Bachelor of Science (Applied statistics)
Department	Statistics
Faculty	Science
University	King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL)
Academic Year	2018
Advisor	Assistant Professor Dr.Autcha Araveeporn

Abstract

The objective of this research is to compare and contrast parameter estimation methods, including ordinary least square method, Bayesian method, Markov Chain Monte Carlo method, bootstrap method, and jackknife method based on the simple regression model. The criterion of the best efficiency is considered by minimum of the average mean square errors. The sample sizes are 20,50,100 and 200. The independent variable and the error are randomized from either the normal distribution or the contaminated normal distribution. The data is generated by the Monte Carlo technique with 1,000 repetitions. The results suggested that the independent variable and the error are both randomized from the normal distribution, then the Bayesian method shows the best efficiency. When the independent variable is generated from the normal distribution and an error is generated from the contaminated normal distribution, the Bayesian method shows the minimum of the average mean square errors in most cases. In the case of randomizing, the independent variable is simulated from the contaminated normal distribution and the error is simulated from the normal distribution, then the Bayesian method presents the minimum of average mean square errors at the sample sizes 20 and 50. However, when the sample size value is increased, the best efficiency method is Markov Chain Monte Carlo method. When both the independent variable and the error are randomized from the contaminated normal distribution, the Markov Chain Monte Carlo method is the best efficiency especially increasing of the proportion of contamination.

Keywords : Bayesian Method, Bootstrap Method, Jackknife Method, Markov Chain Monte Carlo Method, Ordinary Least Square Method, Simple Regression Model

กิตติกรรมประกาศ

ปัญหาพิเศษนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีและมีความถูกต้องในเนื้อหา เนื่องด้วยได้รับความอนุเคราะห์จาก ผศ.ดร.อัชฌา อระวีพร ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษา ผู้ซึ่งให้คำแนะนำ คำปรึกษา เอื้อเฟื้อเอกสารต่างๆ และหนังสืออ้างอิงที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลและตรวจทานแก้ไขความถูกต้องตลอดจนติดตามผลงานทุกขั้นตอนของการดำเนินงานในการทำปัญหาพิเศษครั้งนี้จนกระทั่งเสร็จสมบูรณ์จึงขอกราบขอบพระคุณด้วยความเคารพเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้ด้วย

ขอขอบคุณประธานกรรมการ ผศ.ดร.สมศรี บัณฑิตวิไล และกรรมการ ดร.พรรณทิพา วาณิชย์จิรัฐติกาล ที่ให้คำแนะนำและความรู้เกี่ยวกับสถิติในการทำปัญหาพิเศษครั้งนี้

ขอขอบคุณ คุณอัจฉรา แผ้วบาง และเจ้าหน้าที่ภาควิชาสถิติทุกท่าน ที่ให้ความอนุเคราะห์จัดหาอุปกรณ์ในการทำปัญหาพิเศษครั้งนี้

กฤตธรรม เพียรเพิ่มภัทร
เมธาชนัน วงศ์ไชย
ยศธรณ์ แก้วรัตน์
รัสรินทร์ นิยมรัตน์ภูวัต

สารบัญ

หน้า

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) เป็นวิธีการทางสถิติอย่างหนึ่งที่ใช้ในการศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรตั้งแต่ 2 ตัวแปรขึ้นไป ประกอบด้วย ตัวแปรอิสระ (Independent Variable) และตัวแปรตาม (Dependent Variable) โดยตัวแปรอิสระและตัวแปรตามจะต้องเป็นตัวแปรเชิงปริมาณเท่านั้น โดยมีข้อกำหนดเบื้องต้นว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปรกติ (Normal Distribution) ที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ความแปรปรวนคงที่ และความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกันจึงมีความแปรปรวนร่วมเป็นศูนย์ ในการวิเคราะห์การถดถอยประกอบด้วย การวิเคราะห์การถดถอยอย่างง่าย (Simple Regression) การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุ (Multiple Regression) และการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปร (Multivariate Regression) โดยการวิเคราะห์การถดถอยอย่างง่ายเป็นการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระ 1 ตัว และตัวแปรตาม 1 ตัว การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุเป็นการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป และตัวแปรตาม 1 ตัว ส่วนการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปรเป็นการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระตั้งแต่ 1 ตัวขึ้นไป และตัวแปรตามตั้งแต่ 2 ตัวแปรขึ้นไป

การวิเคราะห์การถดถอยเป็นการนำข้อมูลจากตัวแปรอิสระมาพยากรณ์ตัวแปรตาม โดยทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ แล้วนำไปสร้างสมการถดถอยเพื่อใช้ในการพยากรณ์ตัวแปรตาม ซึ่งค่าพารามิเตอร์สามารถอธิบายถึงขนาดของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม ในทิศทางเดียวกันหรือทางตรงกันข้าม

วิธีที่นิยมในการประมาณค่าพารามิเตอร์มากที่สุดในการวิเคราะห์การถดถอยคือ วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square Method) เป็นวิธีที่ทำให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนมีค่าต่ำที่สุดและเป็นตัวประมาณค่าที่ไม่เอนเอียง (Unbiased Estimator) ในวิธีกำลังสองน้อยที่สุดใช้แต่ข้อมูลตัวแปรอิสระเท่านั้นในบางครั้งเมื่อทราบรูปแบบการแจกแจงของตัวแปรอิสระ จะใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์โดยวิธีเบส์เซียน (Bayesian Method) ซึ่งเป็นวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขโดยใช้การแจกแจงก่อน (Prior Density Function) การแจกแจงภายหลัง (Posterior Density Function) และฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น (Likelihood Function) เนื่องจากการประมาณค่าพารามิเตอร์เบส์เซียนจะต้องมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงก่อน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (Markov Chain Monte Carlo) จึงนำมาใช้เมื่อไม่ทราบค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงก่อนของตัวแปรสุ่ม โดยสุ่มมาจากการแจกแจงก่อนของพารามิเตอร์ที่

สนใจ และวิธีการสุ่มตัวอย่างแบบกิบส์ (Gibbs Sampling) สำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์จากฟังก์ชันการแจกแจงภายหลัง แต่เมื่อความคลาดเคลื่อนไม่เป็นไปตามข้อกำหนด จะใช้การประมาณค่าด้วยวิธีบูตสแตรป (Bootstrap Method) และวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife Method) ซึ่งวิธีบูตสแตรปเป็นวิธีการประมาณค่าโดยใช้การสุ่มตัวอย่างจากประชากรแบบแทนที่ ส่วนวิธีแจ็คไนฟ์ เป็นวิธีที่ตัดจำนวนของข้อมูลออกหนึ่งค่าแล้วทำการประมาณค่าข้อมูลส่วนที่เหลือ

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่า ภูวษา (2559) ได้ทำการศึกษาการเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีเบส์เซียน วิธีกำลังสองน้อยที่สุด และวิธีบูตสแตรปแบบใช้พารามิเตอร์ สำหรับตัวแบบถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย เป็นการพิจารณาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง พบว่าวิธีเบส์เซียนมีประสิทธิภาพดีที่สุดส่วนวิธีกำลังสองน้อยที่สุดจะมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีบูตสแตรปแบบใช้พารามิเตอร์เพียงเล็กน้อย Zaman and Alakus (2016) ได้ทำการศึกษาการเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีบูตสแตรปและวิธีแจ็คไนฟ์สำหรับตัวแบบถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายโดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination) และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Error) พบว่าวิธีบูตสแตรปให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจสูงกว่าและค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานน้อยกว่าวิธีแจ็คไนฟ์ Algamal and Rasheed (2010) ได้ทำการเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีแจ็คไนฟ์และวิธีบูตสแตรปสำหรับตัวแบบถดถอยเชิงพหุในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยตัวแปรอิสระ 3 ตัวแปร โดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย พบว่าวิธีแจ็คไนฟ์สามารถใช้ได้ดีเมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 50 ขึ้นไป วิธีบูตสแตรปใช้ได้ดีและมีความเอนเอียงน้อยเมื่อมีจำนวนการทำซ้ำเพิ่มมากขึ้น Yahya,Olaniran et.al. (2014) ได้ทำการเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีเบส์เซียนในการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น ด้วยวิธีการจำลองข้อมูลด้วยวิธีมอนติคาร์โล โดยพิจารณาจากค่าความคลานเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ช่วงความเชื่อมั่น (Confidence Interval) ความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อน (Residual Variance) ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทำนาย (Mean Square Error of Prediction) พบว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดให้ผลไม่แตกต่างกับวิธีเบส์เซียนเนื่องจากค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณได้เข้าใกล้ค่าจริง อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย วิธีเบส์เซียนมีประสิทธิภาพกว่าวิธีกำลังสองน้อยที่สุดเมื่อขนาดตัวอย่างเพียงพอ วิธีเบส์เซียนดีกว่าวิธีกำลังสองน้อยที่สุดถ้าข้อมูลมีการแจกแจงก่อน ดังนั้นสามารถอ้างได้ว่าวิธีเบส์เซียนสามารถประมาณค่าได้อย่างมีประสิทธิภาพ

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องผู้วิจัยจึงสนใจศึกษาการเปรียบเทียบการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบการถดถอยอย่างง่ายโดยใช้ วิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ ซึ่งวิธีต่างๆดังที่กล่าวมานี้อาจจะมีประสิทธิภาพในการประมาณค่าพารามิเตอร์แตกต่างกันออกไปในแต่ละกรณี ผู้ทำวิจัยจึงสนใจที่จะเปรียบเทียบวิธีการทั้ง 5 วิธีนี้เพื่อหาวิธีที่ดีที่สุดในการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับตัวแบบการถดถอยอย่างง่ายเมื่อความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปรกติและการแจกแจงปรกติปลอมปน

1.2 วัตถุประสงค์

1.2.1 เพื่อศึกษาหาวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ในการวิเคราะห์การถดถอยอย่างง่าย ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์

1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ในการวิเคราะห์การถดถอยอย่างง่ายที่ดีที่สุด ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์

1.3 ขอบเขตการศึกษา

1.3.1 ทำการสุ่มค่าความคลาดเคลื่อน (Error, $\underset{\sim}{\varepsilon}$) ของตัวแบบการถดถอยอย่างง่ายจากข้อมูลที่มีการแจกแจงดังนี้

1.3.1.1 การแจกแจงปรกติ ซึ่งมีค่าเฉลี่ย $E(\varepsilon)=\mu$ และ $Var(\varepsilon)=\sigma^2$ งานวิจัยนี้กำหนดให้ ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และความแปรปรวนเท่ากับ 1 3 และ 5

1.3.1.2 การแจกแจงปรกติปลอมปน เป็นการแจกแจงที่แปลงมาจากการแจกแจงปรกติ งานวิจัยนี้กำหนดให้ สัดส่วนปลอมปน (p) เท่ากับ 0.05 และ 0.15 และสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10

1.3.2 ทำการสุ่มตัวแปรอิสระ (X) จำนวนหนึ่งตัว ซึ่งสุ่มมาจากประชาการที่มีการแจกแจงปรกติ ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 และความแปรปรวนเท่ากับ 4 และการแจกแจงปรกติปลอมปนที่สัดส่วนปลอมปน (p) เท่ากับ 0.05 และ 0.15 และสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10

1.3.3 กำหนดค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย $\underset{\sim}{\beta}=(\beta_0,\beta_1)'$ เท่ากับ 2 และ 4 ตามลำดับ

1.3.4 นำข้อมูลจากข้อ 1.3.1 1.3.2 และ 1.3.3 มาประมาณค่าตัวแปรตาม $\underset{\sim}{y}=X\underset{\sim}{\beta}+\underset{\sim}{\varepsilon}$

1.3.5 นำตัวแปรตาม (y) และตัวแปรอิสระ (X) ที่ได้มาประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วย 5 วิธี คือวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ ซึ่งจะได้ค่า $\hat{\beta}_0$ และ $\hat{\beta}_1$

1.3.6 นำค่า $\hat{\beta}_0$ และ $\hat{\beta}_1$ ที่ได้มาจาก 1.3.5 มาหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$$MSE_{b_0}=\frac{\sum_{i=1}^{1000}\left(\beta_0-\hat{\beta}_{0i}\right)^2}{1000} \quad \text{และ} \quad MSE_{b_1}=\frac{\sum_{i=1}^{1000}\left(\beta_1-\hat{\beta}_{1i}\right)^2}{1000}$$

เมื่อ $\hat{\beta}_{0i}$ และ $\hat{\beta}_{1i}$ คือ ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์จากการประมาณรอบที่ i โดยที่ $i=1,2,\dots,1000$

1.3.7 หาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$$AMSE=\frac{MSE_{b_0}+MSE_{b_1}}{2}$$

1.3.8 กำหนดขนาดตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษา (n) มีค่าเท่ากับ 20 50 100 และ 200

1.3.9 ใช้โปรแกรมอาร์ (R) ในการจำลองและวิเคราะห์ข้อมูล

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 ใช้เป็นแนวทางในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของทั้ง 5 วิธี คือ วิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ เมื่อตัวแปรอิสระมีการแจกแจงปรกติ

1.4.2 เพื่อเป็นประโยชน์ในการเลือกใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่าย เพื่อหาวิธีที่ดีที่สุดด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์

1.4.3 เพื่อให้ทราบว่าในกรณีที่แตกต่างกันสามารถใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่ายวิธีใดให้ประสิทธิภาพสูงสุด

1.5 นิยามศัพท์

1.5.1 พารามิเตอร์ (Parameter) หมายถึง คุณลักษณะของประชากรหรือค่าที่คำนวณได้ด้วยวิธีการทางสถิติจากข้อมูลทั้งหมดของประชากร

1.5.2 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวประมาณ หมายถึง ถ้า $\hat{\theta}$ เป็นตัวประมาณของพารามิเตอร์ Θ แล้ว ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของ $\hat{\theta}$ คือ $E(\theta-\hat{\theta})^2$

1.5.3 การแจกแจงก่อน หมายถึง ฟังก์ชันความหนาแน่นน่าจะเป็นของ ตัวแปรสุ่ม Θ โดยที่ Θ คือพารามิเตอร์ของฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็น

1.5.4 การแจกแจงภายหลัง หมายถึง ฟังก์ชันความหนาแน่นน่าจะเป็นของ Θ เมื่อกำหนดให้ $X_1=x_1,\ldots,X_n=x_n$ โดยที่ Θ คือพารามิเตอร์ของฟังก์ชันความหนาแน่นน่าจะเป็น

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาครั้งนี้จะทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบการถดถอยอย่างง่าย ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอร์ติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรปแบบใช้พารามิเตอร์ และวิธีแจ็คไนฟ์ ซึ่งมีรายละเอียดของวิธีที่ใช้ในงานวิจัย ตัวอย่างในการคำนวณที่ใช้ในงานวิจัย การแจกแจงที่นำมาใช้ในงานวิจัยและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

2.1 วิธีที่ใช้ในการวิจัย

ในงานวิจัยครั้งนี้ศึกษาตัวแบบการถดถอยอย่างง่ายเป็นตัวแบบที่มีตัวแปรตาม (y) เป็นตัวแปรเชิงปริมาณเพียง 1 ตัว และตัวแปรอิสระ (X) เป็นตัวแปรเชิงปริมาณ 1 ตัว เขียนอยู่ในรูปเมทริกซ์ได้ดังนี้

$$\underset{\sim}{y} = X\underset{\sim}{\beta} + \underset{\sim}{\varepsilon}$$

โดยที่ $\underset{\sim}{y}$ แทน เวกเตอร์ของตัวแปรตามขนาด $n\times1$

X แทน เวกเตอร์ของตัวแปรอิสระขนาด $n\times2$

$\underset{\sim}{\beta}$ แทน เวกเตอร์ของค่าพารามิเตอร์การถดถอยอย่างง่ายขนาด 2×1

$\underset{\sim}{\varepsilon}$ แทน เวกเตอร์ของความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นขนาด $n\times1$

n แทน ขนาดตัวอย่าง

2.1.1 วิธีกำลังสองน้อยที่สุด

วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีนี้เป็นตัวประมาณพารามิเตอร์ที่ทำให้ผลบวกกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Sum Square Error) มีค่าต่ำสุด โดยที่ผลบวกกำลังสองของความคลาดเคลื่อนเขียนได้ดังนี้

$$\underset{\sim}{\varepsilon}'\underset{\sim}{\varepsilon} = \left(\underset{\sim}{y} - \underset{\sim}{\hat{y}}\right)'\left(\underset{\sim}{y} - \underset{\sim}{\hat{y}}\right)$$

เมื่อ $\underset{\sim}{\hat{y}} = X\hat{\beta}$ จะได้ว่า

$$\underset{\sim}{\varepsilon}'\underset{\sim}{\varepsilon} = \left(\underset{\sim}{y} - X\underset{\sim}{\hat{\beta}}'\right)'\left(\underset{\sim}{y} - X\underset{\sim}{\hat{\beta}}\right) = \underset{\sim}{y}'\underset{\sim}{y} - 2\underset{\sim}{\hat{\beta}}'X\underset{\sim}{y} + \underset{\sim}{\hat{\beta}}'X'X\underset{\sim}{\hat{\beta}}'$$

หาอนุพันธ์ของ $\underset{\sim}{\varepsilon}'\underset{\sim}{\varepsilon}$ เทียบกับ $\underset{\sim}{\hat{\beta}}$ และ กำหนดให้เท่ากับ 0 นั่นคือ

$$\frac{\partial}{\partial\underset{\sim}{\hat{\beta}}}\underset{\sim}{\varepsilon}'\underset{\sim}{\varepsilon} = \frac{\partial}{\partial\underset{\sim}{\hat{\beta}}}\left(\underset{\sim}{y} - X\underset{\sim}{\hat{\beta}}\right)'\left(\underset{\sim}{y} - X\underset{\sim}{\hat{\beta}}\right) = 0$$

$$-2X\underset{\sim}{y} + 2(X'X)\underset{\sim}{\hat{\beta}} = 0$$

$$(X'X)\hat{\underset{\sim}{\beta}} = X'\underset{\sim}{y}$$

ดังนั้น ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{OLS} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{OLS}} \\ \hat{\beta}_{1_{OLS}} \end{bmatrix} = (X'X)^{-1}(X'\underset{\sim}{y})$

2.1.2 วิธีเบส์เซียน Greenberg (2008)

เป็นวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข โดยที่ฟังก์ชันการแจกแจงภายหลังแปรผันกับผลคูณระหว่างฟังก์ชันการแจกแจงก่อนและฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น สมการของเบส์เซียนสามารถเขียนได้ดังนี้

$$p\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2 \mid \underset{\sim}{y}\right) = \frac{p\left(\underset{\sim}{y} \mid \underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)p\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)}{p\left(\underset{\sim}{y}\right)} \propto p\left(\underset{\sim}{y} \mid \underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)p\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)$$

โดยที่ $p\left(\underset{\sim}{y}\right)$ เรียกว่า การแจกแจงของข้อมูล

$p\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)$ เรียกว่า การแจกแจงก่อน สำหรับ $\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)$

$p\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2 \mid \underset{\sim}{y}\right)$ เรียกว่า การแจกแจงภายหลัง สำหรับ $\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)$

$p\left(\underset{\sim}{y} \mid \underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)$ เรียกว่า ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น เมื่อทราบข้อมูล $\hat{\underset{\sim}{\beta}}$ และ σ^2

ซึ่งวิธีเบส์เซียนมีขั้นตอนดังนี้

(1) เลือกการแจกแจงก่อน (Prior Distribution) สำหรับ $\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)$ ในงานวิจัยนี้เลือกใช้การแจกแจงก่อน เป็นการการแจกแจงก่อนคู่สังยุค (Conjugate Prior) สำหรับ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}$ และกำหนดให้ทราบ σ^2 มีรูปแบบสมการดังนี้

$$p(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2) \propto \exp\left\{-\frac{1}{2}(\underset{\sim}{\beta}-\bar{\underset{\sim}{\beta}})'\bar{\Sigma}_{\beta}^{-1}(\underset{\sim}{\beta}-\bar{\underset{\sim}{\beta}})\right\}$$

$\bar{\underset{\sim}{\beta}}$ คือ เวกเตอร์ค่าเฉลี่ยก่อน (Prior Mean) ของ $\underset{\sim}{\beta}$

$\bar{\Sigma}_{\beta}$ คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมก่อน (Prior Covariance) ของ $\bar{\underset{\sim}{\beta}}$

(2) คำนวณฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น (Likelihood Function) เมื่อทราบข้อมูล $\bar{\underset{\sim}{\beta}}$ และ σ^2 จากประชากรที่มีการแจกแจงปรกติ มีรูปแบบการแจกแจงดังนี้

$$p\left(\underset{\sim}{y} \mid \underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right) \propto \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(\underset{\sim}{y}-X\underset{\sim}{\beta})'(\underset{\sim}{y}-X\underset{\sim}{\beta})\right\}$$

(3) คำนวณการแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution) สำหรับ $\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2\right)$ จากสมการของเบส์เซียนมีรูปแบบสมการดังนี้

$$p\left(\underset{\sim}{\beta},\sigma^2 \mid \underset{\sim}{y}\right) \propto \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\underset{\sim}{\beta}-\bar{\bar{\underset{\sim}{\beta}}}\right)'\bar{\bar{\Sigma}}_{\beta}^{-1}\left(\underset{\sim}{\beta}-\bar{\bar{\underset{\sim}{\beta}}}\right)\right\}$$

โดยที่ $\underset{\sim}{\beta} \sim \mathrm{N}\left(\bar{\bar{\underset{\sim}{\beta}}},\bar{\bar{\Sigma}}_{\beta}^{-1}\right)$ และ $\bar{\bar{\underset{\sim}{\beta}}}$ คือ เวกเตอร์ค่าเฉลี่ยภายหลัง (Posterior Mean) ของ $\underset{\sim}{\beta}$

$\bar{\bar{\Sigma}}_{\beta}^{-1}$ คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมภายหลัง (Posterior Covariance) ของ $\underset{\sim}{\beta}$

ดังนั้น ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{Bayes} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{Bayes}} \\ \hat{\beta}_{1_{Bayes}} \end{bmatrix} = \left(\overline{\overline{\Sigma}}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1}\right)^{-1} \left(\overline{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1}\overline{\underset{\sim}{\beta}} + \frac{X'X}{\sigma^2}\underset{\sim}{b}\right)$

โดยที่ $\overline{\overline{\Sigma}}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1} = \overline{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1} + \frac{X'X}{\sigma^2}$

2.1.3 วิธีมอร์ติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ Dagpunar (2007)

วิธีมอร์ติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ (MCMC) วิธี MCMC เป็นวิธีที่นิยมใช้เมื่อไม่ทราบฟังก์ชันการแจกแจงบางส่วน (Marginal Distribution) ของตัวแปรสุ่ม โดยประกอบด้วยการสุ่มตัวอย่างตัวแปรจากวิธี มาร์คอฟ เชน (Markov Chain) จากการแจกแจงก่อนของค่าพารามิเตอร์ที่สนใน และวิธีการสุ่มตัวอย่างแบบกิบส์ (Gibbs Sampling) ได้ถูกนำมาใช้ในวิธีของ MCMC สำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์จากฟังก์ชันการแจกแจงภายหลัง ขั้นตอนการสร้างสุ่มตัวอย่างจากจากวิธี มาร์คอฟ เชน ประกอบด้วย

(1) กำหนดค่าเริ่มต้น $\theta^{(0)}$ จากฟังก์ชันการแจกแจงก่อน

(2) สร้างค่าจากข้อ (1) มา T ค่าจนกระทั่งได้ลักษณะการแจกแจงที่ต้องการ

(3) ตรวจสอบการแจกแจงในข้อ (2) ถ้าไม่เป็นไปตามลักษณะที่ต้องการให้สร้างค่ามากขึ้น

(4) เมื่อค่าที่ได้เป็นไปตามที่ต้องการเลือกค่าที่สังเกตที่ค่า B เป็นต้นไป

(5) พิจารณาค่า $\{\theta^{(B+1)}, \theta^{(B+2)}, \ldots, \theta^{(T)}\}$ ในรูปของตัวอย่างสำหรับวิเคราะห์ฟังก์ชันจากการแจงภายหลัง

(6) สร้างกราฟเพื่อดูลักษณะการแจกแจงของฟังก์ชันการแจกแจงภายหลัง

(7) คำนวณค่าเฉลี่ย ค่ากลาง ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน จากฟังก์ชันการแจกแจงภายหลัง

วิธีการสุ่มตัวอย่างอีกวิธีที่หนึ่งที่นิยมใช้กรณีที่ทราบการแจกแจงภายหลังเมื่อกำหนดค่าของตัวแปรสุ่ม คือวิธีกิบส์ ศึกษาโดย Geman and Geman (1984) มีขั้นตอนดังนี้คือ

(1) กำหนดค่าเริ่มต้น $\theta^{(0)}$ จากฟังก์ชันการแจกแจงก่อน เมื่อ $t = 1, 2, \ldots, T$ ทำซ้ำตามขั้นตอน

(1.1) กำหนด $\theta = \theta^{(t-1)}$

(1.2) สร้างค่า θ_j จาก $\theta_j \sim f(\theta_1, \ldots, \theta_{j-1}, \theta_{j+1}, \ldots, \theta_p^{(t-1)}, \underset{\sim}{x})$ เมื่อ $j = 1, \ldots, d$

(1.3) กำหนดให้ค่า $\theta^{(t)} = \theta$ โดยเก็บค่านี้ไว้สร้างพารามิเตอร์ใหม่ที่รอบ $t+1$ ตามกระบวนการ

$\theta_1^{(t)}$ จาก $f(\theta_1 \mid \theta_2^{(t-1)}, \theta_3^{(t-1)}, \ldots, \theta_p^{(t-1)}, \underset{\sim}{x})$

$\theta_2^{(t)}$ จาก $f(\theta_2 \mid \theta_1^{(t)}, \theta_3^{(t-1)}, \ldots, \theta_p^{(t-1)}, \underset{\sim}{x})$

$\theta_3^{(t)}$ จาก $f(\theta_3 \mid \theta_1^{(t)}, \theta_2^{(t)}, \theta_4^{(t-1)} \ldots, \theta_p^{(t-1)}, \underset{\sim}{x})$

$\theta_j^{(t)}$ จาก $f(\theta_j^t \mid \theta_1^{(t)}, \theta_2^{(t)}, \ldots, \theta_{j-1}^{t-1}, \theta_{j+1}^{(t-1)}, \ldots, \theta_p^{(t-1)}, \underset{\sim}{x})$

$\theta_p^{(t)}$ จาก $f(\theta_p^{(t)} \mid \theta_1^{(t)}, \theta_3^{(t)} \ldots, \theta_{p-1}^{(t)}, \underset{\sim}{x})$

ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการสุ่มตัวอย่างแบบกิบส์สามารถสรุปได้ว่า

$f(\theta_j^t \mid \theta_1^{(t)}, \theta_2^{(t)}, \ldots, \theta_{j-1}^{t-1}, \theta_{j+1}^{(t-1)}, \ldots, \theta_p^{(t-1)}, \underset{\sim}{x}) \propto \mathrm{f}(\theta \mid \underset{\sim}{x})$

เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์ที่สร้างจากวิธีของ มาร์คอฟ เชน และ การสุ่มตัวอย่างแบบกิบส์ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ในสถิติแบบเบส์โดยใช้วิธีการประมาณค่าด้วยมอนติคาร์โล (Monte Carlo) เพื่อประมาณค่าจากฟังก์ชันการแจกแจงภายหลัง

จาก $E\left(g(\theta)\mid x_1,\dots,x_n\right)=\int f(\theta\mid x_1,\dots,x_n)g(\theta)d\theta$

ซึ่งสามารถประมาณค่า θ ได้โดย $\bar{\theta}=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\theta^{(t)}$

ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของสมการถดถอย ใช้ตัวแบบขั้นตอนของเบส์ (Bayesian Hierarchical Model) ดังนี้

$$y_i=\beta_0+\beta_1 x+\varepsilon_i$$

$$y_i\mid\mu_i,\tau\sim N\left(\mu_i,\frac{1}{\tau}\right)$$

เมื่อ $\mu_i=\beta_0+\beta_1 X_i$

$$\tau\mid a,b\sim Gamma(a,b)$$

$$\beta_0\mid m_1,t_1\sim N\left(m_1,\frac{1}{t_1}\right)$$

$$\beta_1\mid m_2,t_2\sim N\left(m_2,\frac{1}{t_2}\right)$$

จะได้ $\hat{\beta}_{0_{MCMC}}=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\hat{\beta}_0^{(t)}$

$$\hat{\beta}_{1_{MCMC}}=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\hat{\beta}_1^{(t)}$$

โดยที่ T คือ จำนวนการสร้างค่าประมาณพารามิเตอร์

2.1.4 วิธีบูตสแตรปแบบใช้พารามิเตอร์ Efron and Tibshirani (1993)

วิธีบูตสแตรปเป็นวิธีการประมาณค่าโดยใช้การสุ่มตัวอย่างจากประชากรแบบแทนที่ โดยที่แต่ละหน่วยตัวอย่างมีโอกาสในการถูกสุ่มเท่าๆกันเพื่อสร้างการแจกแจงของตัวสถิติแล้วนำมาใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ มีขั้นตอนดังนี้

(1) ทำการสุ่มตัวอย่างซ้ำแบบแทนที่ จำนวน n ตัว จะได้ตัวอย่างสุ่มชุดใหม่ คือ $\underset{\sim}{x}^*=\begin{bmatrix}x_1^*\\x_2^*\\\vdots\\x_n^*\end{bmatrix}$

(2) จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดจะได้ค่าประมาณ คือ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{OLS}$ เพื่อคำนวณค่าประมาณพารามิเตอร์ของ $\hat{\beta}_{0_B}$ และ $\hat{\beta}_{1_B}$

(3) สุ่ม $\underset{\sim}{\varepsilon}^*$ จากการแจกแจงของความคลาดเคลื่อน จะได้ $\underset{\sim}{\varepsilon}^*=\begin{bmatrix}\varepsilon_1^*\\\varepsilon_2^*\\\vdots\\\varepsilon_n^*\end{bmatrix}$

(4) แทนค่า $\underset{\sim}{x}^*$ และ $\underset{\sim}{\varepsilon}^*$ ในสมการ $\underset{\sim}{y}^* = \underset{\sim}{x}^*\hat{\beta}_{OLS} + \underset{\sim}{\varepsilon}^*$ จะได้ค่า $\underset{\sim}{y}^*$

(5) นำ $\underset{\sim}{y}^*$ และ $\underset{\sim}{x}^*$ ที่ได้จากข้อ (4) มาประมาณค่าพารามิเตอร์ $(\hat{\underset{\sim}{\beta}}_B)$

(6) ทำตามขั้นตอนข้อที่ (3) (4) และ (5) ตามลำดับ ด้วยจำนวนซ้ำ 1000 ครั้ง

(7) จะได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\beta}_{0_B} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\hat{\beta}_{0i}^*}{1000}$ และ $\hat{\beta}_{1_B} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\hat{\beta}_{1i}^*}{1000}$

2.1.5 วิธีแจ็คไนฟ์ Efron and Tibshirani (1993)

จากตัวอย่างสุ่ม $x_1, x_2, \ldots, x_n$ ที่มีการแจกแจงปรกติจะสร้างตัวอย่างชุดใหม่ โดยการตัดค่าที่ i ออก 1 ค่า จะได้ตัวอย่างใหม่ที่มีขนาด $n-1$ โดยค่าที่ถูกตัดออกจะใส่คืนกลับไปในตัวอย่างก่อนที่จะทำการสร้างตัวอย่างครั้งต่อไป ทำเช่นนี้ จำนวน n ครั้ง

(1) สุ่ม $\underset{\sim}{\varepsilon}$ จากการแจกแจงของความคลาดเคลื่อน จะได้ $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \ldots, \varepsilon_n$

(2) ครั้งที่ 1 ตัดค่า x_1 ออกจากตัวอย่าง จะได้ $x_2, x_3, \ldots, x_n$ และ $\varepsilon_2, \varepsilon_3, \ldots, \varepsilon_n$ ครั้งที่ 2 ตัดค่า x_2 ออกจากตัวอย่าง จะได้ $x_1, x_3, \ldots, x_n$ และ $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \ldots, \varepsilon_n$ ทำไปเรื่อยๆจำนวน n ครั้ง

(3) จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดจะได้ค่าประมาณคือ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{OLS}$ เพื่อคำนวณค่าประมาณพารามิเตอร์ของ $\underset{\sim}{\beta}$

(4) แทนค่า X $\underset{\sim}{\varepsilon}$ และ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{OLS}$ ในสมการ $\underset{\sim}{y}^* = \underset{\sim}{x}^*\hat{\beta}_{OLS} + \underset{\sim}{\varepsilon}^*$ จะได้ค่า $y_2, y_3, \ldots, y_n$

(5) นำ $x_2, x_3, \ldots, x_n$ $\varepsilon_2, \varepsilon_3, \ldots, \varepsilon_n$ และ $y_2, y_3, \ldots, y_n$ ที่ได้ มาประมาณค่าพารามิเตอร์ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_J$

(6) ทำตามขั้นตอนที่ (2) (3) และ (4) จำนวน n ครั้ง

(7) จะได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\beta}_{0_J} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\hat{\beta}_{0i}}{n}$ และ $\hat{\beta}_{1_J} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\hat{\beta}_{1i}}{n}$

2.2 ตัวอย่างในการคำนวณที่ใช้ในงานวิจัย

กำหนดให้ขนาดตัวอย่าง (n) มีค่าเท่ากับ 20 มีพารามิเตอร์ของความคลาดเคลื่อน (ε) มีการแจกแจงปรกติเท่ากับ (μ, σ^2) หรือเขียนได้ว่าเท่ากับ $N(0,1)$ และค่าพารามิเตอร์ $\underset{\sim}{\beta} = (\beta_0, \beta_1)'$ เท่ากับ 2 และ 4 ตามลำดับ

2.2.1 ตัวอย่างในการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square Method)

จากตัวแบบการถดถอยอย่างง่าย $y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$ ซึ่งสามารถเขียนในรูปเวกเตอร์และเมทริกซ์ คือ $\underset{\sim}{y} = X\underset{\sim}{\beta} + \underset{\sim}{\varepsilon}$

(1) ทำการสุ่มตัวแปรอิสระ (X) และความคลาดเคลื่อน (ε) จากการแจกแจงปรกติ

จะได้ $X = \begin{bmatrix} 1 & -0.5006 \\ 1 & 3.4215 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix}$ และ $\underset{\sim}{\varepsilon} = \begin{bmatrix} 1.0717 \\ -1.0206 \\ \vdots \\ -1.3575 \end{bmatrix}$

จากค่าพารามิเตอร์ $\underset{\sim}{\beta} = (\beta_0, \beta_1)'$ เท่ากับ 2 และ 4 ตามลำดับ

จะได้ $\underset{\sim}{y} = \begin{bmatrix} 1 & -0.5006 \\ 1 & 3.4215 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1.0717 \\ -1.0206 \\ \vdots \\ -1.3575 \end{bmatrix}$

$$= \begin{bmatrix} 1.0692 \\ 14.6654 \\ \vdots \\ 16.0770 \end{bmatrix}$$

(2) นำ X และ $\underset{\sim}{y}$ ที่ได้ มาประมาณพารามิเตอร์ด้วยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด จะได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{OLS} = (X'X)^{-1}(X'\underset{\sim}{y})$

จาก $X = \begin{bmatrix} 1 & -0.5006 \\ 1 & 3.4215 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix}$

จะได้ $X' = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ -0.5006 & 3.4215 & \cdots & 3.8586 \end{bmatrix}$

และ $\underset{\sim}{y} = \begin{bmatrix} 1.0692 \\ 14.6654 \\ \vdots \\ 16.0770 \end{bmatrix}$

นำ X และ $\underset{\sim}{y}$ ที่ได้มาประมาณ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{OLS}$

$$\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{OLS} = \left(\begin{bmatrix} 1 & -0.5006 \\ 1 & 3.4215 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ -0.5006 & 3.4215 & \cdots & 3.8586 \end{bmatrix} \right)^{-1}$$

$$\times \left(\begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ -0.5006 & 3.4215 & \cdots & 3.8586 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.0692 \\ 14.6654 \\ \vdots \\ 16.0770 \end{bmatrix} \right)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{OLS}} \\ \hat{\beta}_{1_{OLS}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.7299 \\ 4.1255 \end{bmatrix}$$

โปรแกรมสำหรับการคำนวณค่าพารามิเตอร์วิธีกำลังสองน้อยที่สุด

```
> set.seed(20)
> n1 = 20
> mu1 = 0
> var1 = 1
> m=1000
> ols_b0 = c();ols_b1=c();b0=c();b1=c()
> for(j in 1:m){
+ error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
+ x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
+ x0 = rep(1,n1)
+ xm = data.frame(x0=x0,x1=x1)
+ x = as.matrix(xm)
+ y = 2+(4*x[,2])+error
+ b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
+ b0[j]=b[1]
+ b1[j]=b[2]
+ ols_b0[j] = (2-b[1])^2
+ ols_b1[j] = (4-b[2])^2
+ }
```

ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

```
> b0
  [1] 1.729850
```

```
> b1
  [1] 4.125530
```

2.2.2 ตัวอย่างในการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีเบส์เซียน (Bayesian Method)

ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{Bayes} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{Bayes}} \\ \hat{\beta}_{1_{Bayes}} \end{bmatrix} = \left(\bar{\bar{\Sigma}}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1}\right)^{-1}\left(\bar{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1}\bar{\underset{\sim}{\beta}} + \frac{X'X}{\sigma^2}\underset{\sim}{b}\right)$

โดยที่ $\bar{\bar{\Sigma}}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1} = \bar{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1} + \frac{X'X}{\sigma^2}$

กำหนดเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยก่อนของ $\underset{\sim}{\beta}(\bar{\underset{\sim}{\beta}})$ เท่ากับ $\begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix}$ และเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมก่อน $\bar{\underset{\sim}{\beta}}(\bar{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}})$ เท่ากับ $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

(1) ทำการสุ่มตัวแปรอิสระ (X) และความคลาดเคลื่อน (ε) จากการแจกแจงปรกติ จะได้

$$X = \begin{bmatrix} 1 & -0.5006 \\ 1 & 3.4215 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix} \text{ และ } \underset{\sim}{\varepsilon} = \begin{bmatrix} 1.0717 \\ -1.0206 \\ \vdots \\ -1.35751 \end{bmatrix}$$

จากตัวแบบการถดถอยอย่างง่าย $y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$ ซึ่งสามารถเขียนในรูปเวกเตอร์และเมทริกซ์ คือ $\underset{\sim}{y} = X\underset{\sim}{\beta} + \underset{\sim}{\varepsilon}$

จากค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย $\underset{\sim}{\beta} = (\beta_0, \beta_1)'$ เท่ากับ 2 และ 4 ตามลำดับ

จะได้ $\underset{\sim}{y} = \begin{bmatrix} 1 & -0.5006 \\ 1 & 3.4215 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1.0717 \\ -1.0206 \\ \vdots \\ -1.35751 \end{bmatrix}$

$$= \begin{bmatrix} 1.0692 \\ 14.6654 \\ \vdots \\ 16.0770 \end{bmatrix}$$

นำ X และ $\underset{\sim}{y}$ ที่ได้ มาประมาณพารามิเตอร์ด้วยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด

จะได้ $\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{OLS}} \\ \hat{\beta}_{1_{OLS}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.8901 \\ 4.0516 \end{bmatrix}$

(2) จาก $\overset{=}{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1} = \bar{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1} + \dfrac{X'X}{\sigma^2}$

$$= 1\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \frac{\begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ -0.5006 & 3.4215 & \cdots & 3.8586 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -0.5006 \\ 1 & 3.4215 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix}}{4}$$

$$= \begin{bmatrix} 6 & 6.2019 \\ 6.2019 & 24.1451 \end{bmatrix}$$

จะได้ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{Bayes} = \begin{bmatrix} 6 & 6.2019 \\ 6.2019 & 24.1451 \end{bmatrix}^{-1}$

$$\times \left[\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5 & 6.2019 \\ 6.2019 & 23.1451 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.8907 \\ 4.0893 \end{bmatrix} \right]$$

$$= \begin{bmatrix} 0.2269 & -0.0583 \\ -0.0583 & 0.0564 \end{bmatrix} \left[\begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 34.4099 \\ 105.8717 \end{bmatrix} \right]$$

$$= \begin{bmatrix} 0.2269 & -0.0583 \\ -0.0583 & 0.0564 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 36.5779 \\ 109.4966 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{Bayes}} \\ \hat{\beta}_{1_{Bayes}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.9181 \\ 4.0423 \end{bmatrix}$$

โปรแกรมสำหรับการคำนวณค่าพารามิเตอร์วิธีเบส์เซียน

```
> set.seed(20)
> n1= 20
> mu1 = 0
> var1 = 1
> m=1000
> prior=c(2,4)
> priormean= data.frame(prior)
> pm = as.matrix(priormean)
> cov1=c(1,0)
> cov2=c(0,1)
> priorcov = data.frame(cov1,cov2)
> priorcov_m = as.matrix(priorcov)
>
> mse_baye0=c();mse_baye1=c();bb0=c();bb1=c()
> for( j in 1:m){
+ error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
+ x1= rnorm(n1,1,sqrt(4))
+ x0 = rep(1,n1)
+ xm = data.frame(x0=x0,x1=x1)
+ x = as.matrix(xm)
+ y = 2+(4*x[,2])+error
+ b =  solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
+ bm = data.frame(b)
+ bbm = as.matrix(bm)
+ postcov = solve(priorcov)+  (t(x)%*%x)/4
+ postcov_m=data.frame(postcov)
+ postcov_mm= as.matrix(postcov_m)
+ f = solve(priorcov)
+ fm = as.matrix(f)
+ a = (t(x)%*%x)/4
+ am = as.matrix(a)
+ bayesian = solve(postcov)%*%((fm%*%pm)+(am%*%bbm))
+
+ bb0[j]=bayesian[1]
+ bb1[j]=bayesian[2]
```

```
+ mse_baye0[j]=(2-bb0[j])^2
+ mse_baye1[j]=(4-bb1[j])^2
+ }
```

ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีเบส์เซียน

```
> baye0[1000]
[1] 1.918055
```

```
> baye1[1000]
[1] 4.042268
```

2.2.3 ตัวอย่างในการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีมอร์ติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ (MCMC)

ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\beta}_{0_{MCMC}} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\hat{\beta}_0^{(t)}$ และ $\hat{\beta}_{1_{MCMC}} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\hat{\beta}_1^{(t)}$

โดยที่ T คือ จำนวนการสร้างค่าประมาณพารามิเตอร์

(1) ทำการสุ่มตัวแปรอิสระ (X) และความคลาดเคลื่อน (ε) จากการแจกแจงปรกติ

จะได้ $X = \begin{bmatrix} 1 & -0.5006 \\ 1 & 3.4215 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix}$ และ $\underset{\sim}{\varepsilon} = \begin{bmatrix} 1.0717 \\ -1.0206 \\ \vdots \\ -1.3575 \end{bmatrix}$

จากตัวแบบการถดถอยอย่างง่าย $y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$ ซึ่งสามารถเขียนในรูปเวกเตอร์และเมทริกซ์ คือ $\underset{\sim}{y} = X\underset{\sim}{\beta} + \underset{\sim}{\varepsilon}$

จากค่าพารามิเตอร์ $\underset{\sim}{\beta} = (\beta_0, \beta_1)'$ เท่ากับ 2 และ 4 ตามลำดับ

จะได้ $\underset{\sim}{y} = \begin{bmatrix} 1 & -0.5006 \\ 1 & 3.4215 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1.0717 \\ -1.0206 \\ \vdots \\ -1.3575 \end{bmatrix}$

$= \begin{bmatrix} 1.0692 \\ 14.6654 \\ \vdots \\ 16.0770 \end{bmatrix}$

(2) นำ X และ $\underset{\sim}{y}$ ที่ได้ มาประมาณพารามิเตอร์ด้วยวิธีมอร์ติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ จะได้

ตารางที่ 2.1 ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีมอร์ติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ

ครั้งที่ (i)	$\hat{\beta}_{0_{MCMC}}$	$\hat{\beta}_{1_{MCMC}}$
1	1.6889	4.2641
2	1.9483	4.0302
3	1.4786	4.1901
⋮	⋮	⋮
2000	1.7700	4.0213

นำค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ มาหาค่าเฉลี่ยจะได้เป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ 1 ตัว ได้ดังนี้ $\hat{\beta}_{0_{MCMC}} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\hat{\beta}_0^{(t)}$

$$= \frac{1.6889166 + 1.9482803 + \ldots + 1.7699524}{2000}$$

$$= 1.7271$$

และ $\hat{\beta}_{1_{MCMC}} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\hat{\beta}_1^{(t)}$

$$= \frac{4.264114 + 4.030198 + \ldots + 4.021266}{2000}$$

$$= 4.1224$$

โปรแกรมสำหรับการคำนวณค่าพารามิเตอร์วิธีมอร์ติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ

```
> set.seed(1)
> m=1000
> n1 = 20
> x1 = rnorm(n1,1,sqrt(2))
> mcmc_b0 = c() ;mcmc_b1 = c()
> for(j in 1:m){
+ library(rjags)
+ dataset=list(x1=x1,n=n1)
+ inits=list(b0=rnorm(1,0,0.5),b1=rnorm(1,0,0.5),sigma=rgamma(1.9999,3))
+ jagmod <-jags.model('model.txt',data=dataset,inits=inits,n.chains=1,n.adapt=5000)
+ update(jagmod,n.iter=5000,progress.bar="text")
+ posterior=coda.samples(jagmod,c("b0","b1","sigma"),n.iter=10000,progress.bar="text",thin=5000)
+ post=as.data.frame(as.matrix(posterior))
+ bb0=mean(post$b0)
+ bb1=mean(post$b1)
+ mcmc_b0 = bb0
+ mcmc_b1 = bb1
+ }
```

ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีมอร์ติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ

```
> bb0
[1] 1.727104
> bb1
[1] 4.122357
```

2.2.4 ตัวอย่างในการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีบูตสแตรป (Bootstrap Method)

ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\beta}_{0_B} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\hat{\beta}_{0i}^*}{1000}$ และ $\hat{\beta}_{1_B} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\hat{\beta}_{1i}^*}{1000}$

(1) ทำการสุ่มตัวอย่างซ้ำแบบแทนที่ จำนวน 20 ตัว จะได้ $\underset{\sim}{x}^* = \begin{bmatrix} 1 & -2.3142 \\ 1 & 0.8456 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 2.7443 \end{bmatrix}$

(2) จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดจะได้ค่าประมาณ คือ $\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{OLS}} \\ \hat{\beta}_{1_{OLS}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.8901 \\ 4.0516 \end{bmatrix}$

(3) สุ่ม $\underset{\sim}{\varepsilon}^*$ จากการแจกแจงของความคลาดเคลื่อน จะได้ $\underset{\sim}{\varepsilon}^* = \begin{bmatrix} -0.6483 \\ -1.1231 \\ \vdots \\ 0.1238 \end{bmatrix}$

(4) แทนค่า $\underset{\sim}{x}^*$ $\underset{\sim}{\varepsilon}^*$ และ $\underset{\sim}{\hat{\beta}}_{OLS}$ ในสมการ $\underset{\sim}{y}^* = \underset{\sim}{x}^*\underset{\sim}{\hat{\beta}}_{OLS} + \underset{\sim}{\varepsilon}^*$

จะได้ $$\underset{\sim}{y}^* = \begin{bmatrix} 1 & -2.3142 \\ 1 & 0.8456 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 2.7443 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.8901 \\ 4.0516 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.6483 \\ -1.1231 \\ \vdots \\ 0.1238 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -8.6099 \\ 3.7111 \\ \vdots \\ 12.6467 \end{bmatrix}$$

(5) นำค่า $\underset{\sim}{x}^*$ และ $\underset{\sim}{y}^*$ มาประมาณค่า $\hat{\beta}_{0_B}$ และ $\hat{\beta}_{1_B}$

จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ค่าประมาณพารามิเตอร์หาได้จาก $\left(X'X\right)^{-1}\left(X'\underset{\sim}{y}\right)$

$$\underset{\sim}{x}^* = \begin{bmatrix} 1 & -2.3142 \\ 1 & 0.8456 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 2.7443 \end{bmatrix}$$

จะได้ $\underset{\sim}{x}^{*'} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ -2.3142 & 0.8456 & \cdots & 2.7443 \end{bmatrix}$ และ $\underset{\sim}{y}^* = \begin{bmatrix} -8.6099 \\ 3.7111 \\ \vdots \\ 12.6467 \end{bmatrix}$

ดังนั้น $$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_B} \\ \hat{\beta}_{1_B} \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} 1 & -2.3142 \\ 1 & 0.8456 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 2.7443 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ -2.3142 & 0.8456 & \cdots & 2.7443 \end{bmatrix} \right)^{-1}$$

$$\times \left(\begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ -2.3142 & 0.8456 & \cdots & 2.7443 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -8.6099 \\ 3.7111 \\ \vdots \\ 12.6467 \end{bmatrix} \right)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_B} \\ \hat{\beta}_{1_B} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.506146 \\ 3.980327 \end{bmatrix}$$

(6) ทำซ้ำตามขั้นตอนที่ (5) จำนวน 1000 รอบ จะได้ค่า $\hat{\beta}^*_{0_B}$ และ $\hat{\beta}^*_{1_B}$ ดังนี้

ตารางที่ 2.2 ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีบูตสแตรป

ครั้งที่ (i)	$\hat{\beta}^*_{0_B}$	$\hat{\beta}^*_{1_B}$
1	1.1590	3.9717
2	1.5923	3.8767
3	1.8959	4.0964
⋮	⋮	⋮
1000	1.5061	3.9803

นำค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ มาหาค่าเฉลี่ยจะได้เป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ 1 ตัว ได้ดังนี้

$$\hat{\beta}_{0_B} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\hat{\beta}^*_{0i}}{1000} = \frac{1.1590+1.5923+\ldots+1.5061}{1000} = 1.7326$$

และ

$$\hat{\beta}_{1_B} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\hat{\beta}^*_{1i}}{1000} = \frac{3.9717+3.8767+\ldots+3.9803}{1000} = 4.1223$$

โปรแกรมสำหรับการคำนวณค่าพารามิเตอร์วิธีบูตสแตรป

```
> set.seed(20)
> n1 = 20
> mu1 = 0
> var1 = 1
> m=1000
> mseboot_b0=c();mseboot_b1=c();bbb0=c();bbb1=c()
> for( j in 1:m){
+ error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
+ x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
+ x0 = rep(1,n1)
+ xm = data.frame(x0=x0,x1=x1)
+ x = as.matrix(xm)
+ y = 2+(4*x[,2])+error
+ b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
+ b0=b[1]
+ b1=b[2]
+ #############bootstrap################
+ boot_x1 = c() ; boot_error=c() ; boot_b0=c() ; boot_b1=c()
+ for(k in 1:n1){
+ boot_x1 [k] = sample(x1,length(data),replace=TRUE)}
+ for(d in 1:m){
+ boot_error =  rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
+ boot_x0 = rep(1,n1)
+ boot_xm = data.frame(x0=boot_x0,x1=boot_x1)
+ x = as.matrix(boot_xm)
+ y = b0+(b1*x[,2])+boot_error
+ boot_b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
+ boot_b0[d] = boot_b[1]
+ boot_b1[d] = boot_b[2]
+ }
+ bbb0[j] = mean(boot_b0)
+ bbb1[j] = mean(boot_b1)
+ mseboot_b0[j] = (2-bbb0[j])^2
+ mseboot_b1[j] = (4-bbb1[j])^2
+ }
```

ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีบูตสแตรป

```
> bbb0
  [1] 1.732644
```

```
> bbb1
  [1] 4.122257
```

2.2.5 ตัวอย่างในการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife Method)

ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\beta}_{0_J} = \dfrac{\sum_{i=1}^{n}\hat{\beta}_{0i}}{n}$ และ $\hat{\beta}_{1_J} = \dfrac{\sum_{i=1}^{n}\hat{\beta}_{1i}}{n}$

(1) ครั้งที่ 1 ตัดค่า x_1 และ ε_1 ออกจากตัวอย่าง ได้ $x^* = x_2, x_3, ..., x_{20}$ และ $\varepsilon^* = \varepsilon_2, \varepsilon_3, ..., \varepsilon_{20}$

จะได้ $\underset{\sim}{x}^* = \begin{bmatrix} 1 & 3.4215 \\ 1 & 4.8522 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix}$ และ $\underset{\sim}{\varepsilon}^* = \begin{bmatrix} -1.0206 \\ 0.0443 \\ \vdots \\ -1.3575 \end{bmatrix}$

(2) จาก $\underset{\sim}{\hat{\beta}}_{OLS}$ จะได้ $\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{OLS}} \\ \hat{\beta}_{1_{OLS}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.8901 \\ 4.0516 \end{bmatrix}$

(3) แทนค่า หา $\underset{\sim}{y}^*$ จาก $\underset{\sim}{y}^* = \beta_0 + \beta_1 x^* + \varepsilon^*$

$$y_2 = 1.8901 + (4.0516)(3.4215)\text{-}1.0206 = 14.7320$$

จะได้
$$y_3 = 1.8901 + (4.0516)(4.8522) + 0.0443 = 21.5937$$
$$\vdots$$
$$y_{20} = 1.8901 + (4.0516)(3.8586)\text{-}1.3575 = 16.1661$$

(4) นำค่า $\underset{\sim}{x}^*$ และ $\underset{\sim}{y}^*$ มาประมาณค่า $\hat{\beta}_{0_J}$ และ $\hat{\beta}_{1_J}$

จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดค่าประมาณพารามิเตอร์หาได้จาก $(X'X)^{-1}(X'\underset{\sim}{y})$

$$\underset{\sim}{x}^* = \begin{bmatrix} 1 & 3.4215 \\ 1 & 4.8522 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix}$$

จะได้ $\underset{\sim}{x}^{*'} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 3.4215 & 4.8522 & \cdots & 3.8586 \end{bmatrix}$ และ $\underset{\sim}{y}^* = \begin{bmatrix} 14.7320 \\ 21.5937 \\ \vdots \\ 16.1661 \end{bmatrix}$

ดังนั้น
$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_J} \\ \hat{\beta}_{1_J} \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} 1 & 3.4215 \\ 1 & 4.8522 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 3.8586 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 3.4215 & 4.8522 & \cdots & 3.8586 \end{bmatrix} \right)^{-1} \times \left(\begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 3.4215 & 4.8522 & \cdots & 3.8586 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 14.7320 \\ 21.5937 \\ \vdots \\ 16.1661 \end{bmatrix} \right)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_J} \\ \hat{\beta}_{1_J} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.6664 \\ 4.1409 \end{bmatrix}$$

(5) ทำซ้ำตามขั้นตอนที่ (1) (2) (3) และ (4) จำนวน 20 ครั้ง

ตารางที่ 2.3 ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีแจ็คไนฟ์

ครั้งที่ (i)	$\hat{\beta}_{0_J}$	$\hat{\beta}_{1_J}$
1	1.6664	4.1409
2	1.7880	4.1471
3	1.7773	4.1108
⋮	⋮	⋮
20	1.7758	4.1762

จะได้ ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_J = \dfrac{\sum_{k=1}^{n} \hat{\underset{\sim}{\beta}}_k}{n}$

$$\hat{\beta}_{0_J} = \frac{1.6668+1.7880+1.7773+...+1.7758}{20}$$

$$=1.7824$$

และ $$\hat{\beta}_{1_J} = \frac{4.1409+4.1471+4.1108+...+4.1762}{20}$$

$$=4.1028$$

โปรแกรมสำหรับการคำนวณค่าพารามิเตอร์วิธีแจ็คไนฟ์

```
> set.seed(20)
> n1 = 20
> mu1 = 0
> var1 = 1
> m=1000
> msejack_b0 =c();msejack_b1 =c();jack_b0=c();jack_b1=c()
> for (j in 1:m){
+ error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
+ x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
+ x0 = rep(1,n1)
+ xm = data.frame(x0=x0,x1=x1)
+ x = as.matrix(xm)
+ y = 2+(4*x[,2])+error
+ b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
+ b0 = b[1]
+ b1 = b[2]
+ ############################################
+ jack_x1 = c();jack_error=c();jjack_b0=c();jjack_b1=c()
+ for (i in 1:n1){
+ for (e in 1:n1)
+ {if(e < i) jack_x1[e] = x1[e]
+ else if(e > i) jack_x1[e-1] = x1[e]}
+ for (f in 1:n1)
+ {if(f < i) jack_error[f] = error[f]
+ else if(f > i) jack_error[f-1] = error[f]}
+ jack_x0 = rep(1,n1-1)
+ jack_xm = data.frame(x0=jack_x0,x1=jack_x1)
+ x2 = as.matrix(jack_xm)
+ y2 = b0+(b1*x2[,2])+jack_error
+ jack_b = solve(t(x2)%*%x2)%*%t(x2)%*%y2
+ jjack_b0[i] = jack_b[1]
+ jjack_b1[i] = jack_b[2]
+ }
+ jack_b0[j] = mean(jjack_b0)
+ jack_b1[j] = mean(jjack_b1)
+ msejack_b0[j] = (2-jack_b0[j])^2
+ msejack_b1[j] = (4-jack_b1[j])^2
+ }
```

ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีแจ็คไนฟ์

```
> jack_b0[1000]
[1] 1.782373
```

```
> jack_b1[1000]
[1] 4.102845
```

2.3 การแจกแจงที่นำมาใช้ในงานวิจัย

2.3.1 การแจกแจงปรกติ คือ ฟังก์ชันความหนาแน่นน่าจะเป็นของตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงปรกติมีลักษณะเป็นเส้นโค้งระฆังคว่ำ (Bell-Shape) หรือเรียกว่าเส้นโค้งปรกติ (Normal Curve) กล่าวคือ เป็นเส้นโค้งสมมาตรพื้นที่ใต้เส้นโค้งรวมกันเท่ากับ 1

ฟังก์ชันความหนาแน่นน่าจะเป็นของ X คือ

$$f\left(X;\mu,\sigma^2\right)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\varepsilon-\mu)^2};-\infty<X<\infty,-\infty<\mu<\infty,\sigma^2>0$$

ซึ่งมีค่าเฉลี่ย $E\left(X\right)=\mu$ และความแปรปรวน $Var(X)=\sigma^2$

2.3.2 การแจกแจงปรกติปลอมปน เป็นการแจกแจงที่แปลงมาจากการแจกแจงปรกติมีฟังก์ชันความหนาแน่นของ X ดังนี้

$$f\left(X;\mu,\sigma^2\right)=(1-p)N\left(\mu,\sigma^2\right)+pN\left(\mu,\mathrm{c}^2\,\sigma^2\right)$$

โดยที่ $c>0,0\le p\le 1$ เป็นค่าคงที่

เมื่อ c คือ สเกลแฟคเตอร์ (Scale Factor)

p คือ สัดส่วนการปลอมปน (Proportion of Contamination)

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ภูวษา (2559) งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบจุดของวิธีเบย์เซียน (Bayesian Method) วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square Method) และวิธีบูตสแตรปแบบใช้พารามิเตอร์ (Parametric Bootstrap Method) ในการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย เกณฑ์ในการพิจารณาประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่า คือ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ขนาดตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษา คือ 15 30 75 และ 100 การแจกแจงของความคลาดเคลื่อนสุ่ม คือ การแจกแจงปรกติมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.15 0.5 และ 1 ตัวแปรอิสระเป็นค่าคงที่ซึ่งสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.1 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยได้จากการจำลองด้วยเทคนิคมอนติคาร์โลกระทำซ้ำๆ 1000 ครั้งในแต่ละสถานการณ์ ซึ่งผลการวิจัยสรุปได้ดังนี้ วิธีเบส์เซียนมีประสิทธิภาพดีที่สุดสำหรับทุกๆสถานกรณีที่กำหนด รองลงมาคือวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีบูตสแตรปแบบใช้พารามิเตอร์มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน

อัชฌา (2554) โปรแกรมวินบั๊กเป็นโปรแกรมทางสถิติสำหรับการประมาณค่าประมาณเบส์โดยใช้วิธีของมาร์คอฟ เชน มอนติคาร์โล (MCMC) ซึ่งชุดคำสั่ง R2WinBUGS สร้างขึ้นเพื่ออำนวยความสะดวกให้ผู้ใช้สามารถเขียนโปรแกรมวินบั๊กได้จากโปรแกรมอาร์ซึ่งสามารถเขียนคำสั่ง ข้อมูล และประมวลผลโดยใช้โปรแกรมวินบั๊กพร้อมๆกับโปรแกรมอาร์ โดยผลลัพธ์ที่ได้สามารถเรียกดูได้จากโปรแกรมอาร์ ซึ่งบทความนี้เสนอตัวอย่างจากตัวแบบเบส์เพื่อวิเคราะห์ด้วยโปรแกรมวินบั๊ก และเขียน

คำสั่งจากโปรแกรมอาร์เพื่อเรียกโปรแกรมวินบั๊กมาประมวลผล ซึ่งผลลัพธ์จากตัวประมาณที่ได้ให้ค่าที่ใกล้เคียงกัน

ศรสวรรค์ (2558) งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าแบบช่วงสำหรับพารามิเตอร์ของ (η) ของการแจกแจงไวบูลล์แบบสองพารามิเตอร์ เมื่อทราบค่าพารามิเตอร์ (β) ด้วยวิธีการประมาณ 2 วิธี คือ วิธีบูตสแตรปทีและวิธีแจ็คไนฟ์ โดยพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์ความเชื่อมั่นและค่าความกว้างเฉลี่ย เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบ วิธีที่ดีกว่าเป็นวิธีที่มีค่าสัมประสิทธิ์ความเชื่อมั่นไม่ต่ำว่าค่าสัมประสิทธิ์ความเชื่อมั่นที่กำหนดและมีค่าความกว้างเฉลี่ยของช่วงความเชื่อมั่นต่ำที่สุด กำหนดให้ข้อมูลมีขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 10 20 30 50 และ 100 ค่าพารามิเตอร์ (β) มีค่า 1 2 3 4 5 และ 6 และพารามิเตอร์ (η) มีค่า 1 1.5 2 2.5 และ 3 โดยจำนวนครั้งที่สุ่มซ้ำด้วยวิธีบูตสแตรปทีเท่ากับ 1000 ครั้ง และกำหนดสัมประสิทธิ์ความเชื่อมั่นที่ 95% ทำการจำลองข้อมูลโดยใช้เทคนิคมอนติคาร์โล ด้วยโปรแกรม SAS ทำการทดลองซ้ำ 1000 ครั้ง ในแต่ละสถานการณ์ที่ศึกษา จากการศึกษาพบว่าวิธีบูตสแตรปทีเป็นวิธีที่ดีที่สุดสำหรับทุกๆสถานการณ์ที่กำหนด โดยตัวอย่างเท่ากับ 50 และ 100 และค่าพารามิเตอร์ η ที่มีขนาดเล็ก $(\eta = 1)$ กับค่าพารามิเตอร์ β ที่มีขนาดใหญ่ $(\beta = 6)$

Zaman and Alakus (2016) ในการศึกษาวิธีบูตสแตรปและวิธีแจ็คไนฟ์ ซึ่งจะถูกใช้เมื่อสมมติฐานของความคลาดเคลื่อนในสมการถดถอยอย่างง่ายง่ายไม่เป็นไปตามที่กำหนด ในการใช้แบบจำลองพารามิเตอร์ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และช่วงความเชื่อมั่นที่ 95% ของวิธีนี้จะถูกประมาณค่าโดยใช้ข้อมูลจริงและข้อมูลที่ได้จากการตีความ

อัญมณี (2561) วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของประชากร p หรือคความน่าจะเป็นที่จะได้รับความสำเร็จในการทดลองแต่ละครั้งของการแจกแจงทวินามเชิงลบ ที่ได้จากวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด วิธีของเบส์และวิธีมาร์คอฟ เชน มอนติคาร์โล โดยกระบวนการทดสอบสมมติฐาน เพื่อศึกษาว่าค่าประมาณจากการจำลองข้อมูลไม่แตกต่างจากค่าพารามิเตอร์ของประชากรโดยจำลองข้อมูลที่มีการแจกแจงเชิงลบ กำหนดค่าพารามิเตอร์ของประชากรที่มีค่าน้อย (0.2) ปานกลาง (0.5) และมาก (0.8) และกำหนดขนาดตัวอย่างและค่าพารามิเตอร์ r จะมีค่า 3 และ 5 ขนาดของตัวอย่างปานกลาง $(n = 3)$ r จะมีค่า 10 และ 20 และขนาดตัวอย่างใหญ่ $(n = 50)$ r จะมีค่า 10 และ 30 ผลการวิจัยพบว่าวิธีภาวะความน่าจะเป็นสูงสุด ส่วนใหญ่ให้ตัวประมาณไม่แตกต่างจากค่าพารามิเตอร์ของประชากร ยกเว้นเมื่อค่าพารามิเตอร์ของประชากรมากและขนาดตัวอย่างใหญ่ สำหรับวิธีของเบส์ส่วนใหญ่ให้ผลการประมาณค่าไม่แตกต่างจากค่าพารามิเตอร์ของประชากร ที่ทุกระดับค่าพารามิเตอร์ของประชากรและขนาดตัวอย่าง และวิธีมาร์คอฟ เชน มอนติคาร์โลส่วนใหญ่ให้ผลการประมาณค่าไม่แตกต่างจากค่าพารามิเตอร์ของประชากร เมื่อค่าพารามิเตอร์ของประชากรอยู่ในระดับปานกลางหรือมาก และขนาดตัวอย่างปานกลางหรือใหญ่

Algamal and Rasheed (2016) การอนุมานทางสถิติเป็นพื้นฐานในการประมาณค่าฟังก์ชันของข้อมูล วิธีการสุ่มตัวอย่างซ้ำได้นำเสนอวิธีการประมาณค่าหรือการกระจายของตัวอย่างที่ใกล้เคียงกันในทางสถิติ ในบทความนี้ ศึกษาวิธีการสุ่มตัวอย่างซ้ำ 2 วิธี นั่นคือวิธีแจ็คไนฟ์และวิธีบูตสแตรป โดยมีวัตถุประสงค์หลัก คือ การทดสอบความถูกต้องของวิธีเหล่านี้ ในการประมาณค่าการกระจายของพารามิเตอร์ในรีเกรสชันผ่านขนาดตัวอย่างที่แตกต่างกันและวิธีบูตสแตรปที่มีจำนวนรอบซ้ำที่แตกต่างกัน

Yahya and Olaniran (2014) ในการศึกษาการเปรียบเทียบระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (OLS) กับแบบเบย์เซียนสำหรับ Conjugate Normal Linear Regerssion เมื่อข้อมูลที่นำเสนอเป็นไปตามสมมติฐานของ OLS แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นปกติแบบเบย์เซียนใช้ Normal-Gamma Conjugate Prior ผลจากการศึกษาของมอนติคาร์โล พบว่าตัวประมาณ OLS นั้นดีพอๆกับตัวประมาณแบบเบย์ ในแง่ของค่าประมาณของพารามิเตอร์ที่ใกล้เคียงกับค่าจริง อย่างไรก็ตาม ในการใช้เกณฑ์ MSE ค่าประมาณของพารามิเตอร์และดัชนีประสิทธิภาพอื่น ๆ ผลการวิจัยพบว่าตัวประมาณแบบเบย์เซียนนั้นมีประสิทธิภาพมากกว่า สอดคล้องกันมากขึ้นและค่อนข้างเสถียรกว่าวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบคลาสสิก แม้ว่าข้อมูลตัวอย่างจะเพียงพอเป็นไปตามสมมติฐานของวิธี OLS ประสิทธิภาพที่ดีขึ้นอย่างชัดเจนของตัวประมาณแบบเบส์มากกว่า OLS นั้น คือ ข้อมูลก่อนก่อนประมาณค่าของวิธีเบย์เซียน ดังนั้น จึงสามารถสรุปได้ว่าหากมีข้อมูลที่น่าเชื่อถือเกี่ยวกับข้อมูลที่อยู่ภายใต้การตรวจสอบเทคนิคการถดถอยแบบเบย์เซียนที่จะใช้ประโยชน์จากข้อมูลดังกล่าวควรเป็นที่แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพและการอนุมานที่ดีกว่า แพคเกจสถิติ R (www.cran.org) ถูกนำมาใช้สำหรับการวิเคราะห์ทั้งหมดในการศึกษานี้

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

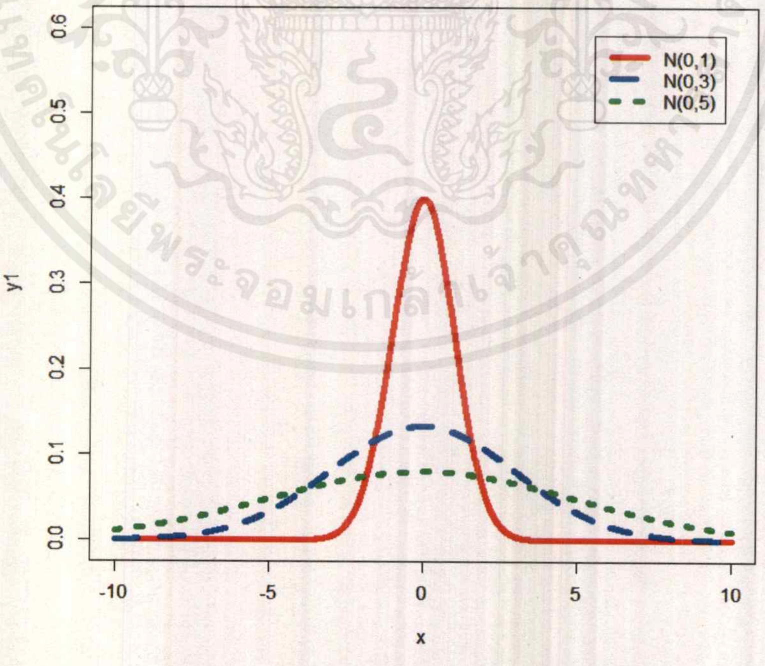
การวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงทดลอง เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ ในการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย ซึ่งการวิจัยครั้งนี้ได้จำลองและวิเคราะห์ข้อมูลโดยโปรแกรมอาร์ (R) เวอร์ชั่น 3.5.3 เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ของตัวประมาณ ในบทนี้กล่าวถึงรายละเอียดของการวางแผนการวิจัย วิธีการดำเนินงานวิจัย และขั้นตอนทางโปรแกรมที่ใช้ในงานวิจัย

3.1 การวางแผนการวิจัย

ในงานวิจัยครั้งนี้กำหนดสถานการณ์ในการศึกษาเปรียบเทียบดังนี้

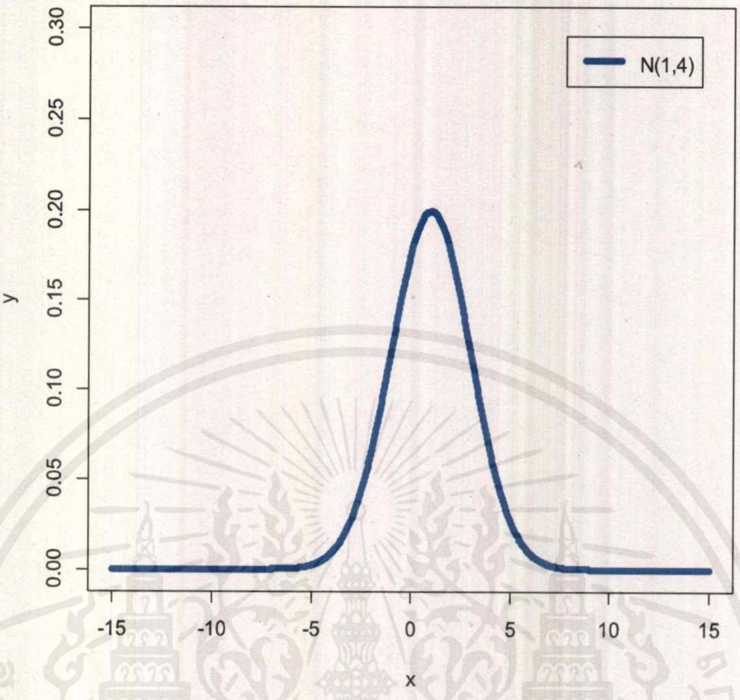
3.1.1 กำหนดขนาดตัวอย่าง (n) มีค่าเท่ากับ 20 50 100 และ 200

3.1.2 กำหนดพารามิเตอร์ของความคลาดเคลื่อน (ε) มีการแจกแจงปรกติเท่ากับ (μ,σ^2) หรือเขียนได้ว่า $N(\mu,\sigma^2)$ เท่ากับ $N(0,1)$ $N(0,3)$ และ $N(0,5)$



รูปที่ 3.1 การแจกแจงความหนาแน่นความน่าจะเป็นแบบปรกติ ที่มีค่าพารามิเตอร์ (μ,σ^2) เป็น (0,1) (0,3) และ (0,5)

และพารามิเตอร์ของตัวแปรอิสระ (X) มีการแจกแจงปรกติเท่ากับ (μ,σ^2) หรือเขียนได้ว่า $N(\mu,\sigma^2)$ เท่ากับ $N(1,4)$



รูปที่ 3.2 การแจกแจงความหนาแน่นความน่าจะเป็นแบบปรกติ ที่มีค่าพารามิเตอร์ (μ,σ^2) เป็น (1,4)

3.1.3 กำหนดสัดส่วนปลอมปน (p) และสเกลแฟคเตอร์ (c) ของความคลาดเคลื่อน (ε) มีการแจกแจงปรกติปลอมปน p เท่ากับ 0.05 และ 0.15 เมื่อ c เท่ากับ 5 และ 10

3.1.4 กำหนดเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยก่อนของ $\underset{\sim}{\beta}(\underset{\sim}{\bar{\beta}})$ เท่ากับ $\begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix}$ และเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมก่อน $\underset{\sim}{\bar{\beta}}(\bar{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}})$ เท่ากับ $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

3.1.5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ 5 วิธี โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) เพื่อหาวิธีการประมาณที่ดีที่สุดในแต่ละสถานการณ์

3.2 วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในการวิจัยมีวิธีการดำเนินงานวิจัยดังนี้

3.2.1 จำลองข้อมูลและสุ่มตัวอย่างที่ใช้ในโปรแกรมอาร์ (R) ให้ข้อมูลมีการแจกแจงปรกติ การแจกแจงปรกติปลอมปน ค่าเฉลี่ย ความแปรปรวน และขนาดตัวอย่างเป็นไปตามขอบเขตของการวิจัย

3.2.2 ประมาณค่าพารามิเตอร์ (β_0, β_1) ด้วยวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

3.2.2.1 วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square Method : OLS)

ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{OLS} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{OLS}} \\ \hat{\beta}_{1_{OLS}} \end{bmatrix} = (X'X)^{-1}(X'\underset{\sim}{y})$

3.2.2.2 วิธีเบส์เซียน (Bayesian Method)

ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\underset{\sim}{\beta}}_{Bayes} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0_{Bayes}} \\ \hat{\beta}_{1_{Bayes}} \end{bmatrix} = \left(\overline{\overline{\Sigma}}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1}\right)^{-1}\left(\overline{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1}\overline{\underset{\sim}{\beta}} + \frac{X'X}{\sigma^2}\underset{\sim}{b}\right)$

โดยที่ $\overline{\overline{\Sigma}}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1} = \overline{\Sigma}_{\underset{\sim}{\beta}}^{-1} + \frac{X'X}{\sigma^2}$

3.2.2.3 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ (Markov Chain Monte Carlo : MCMC)

ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\beta}_{0_{MCMC}} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\hat{\beta}_0^{(t)}$ และ $\hat{\beta}_{1_{MCMC}} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\hat{\beta}_1^{(t)}$

โดยที่ T คือ จำนวนการสร้างค่าประมาณพารามิเตอร์

3.2.2.4 วิธีบูตสแตรป (Bootstrap Method)

ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\beta}_{0_B} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\hat{\beta}_{0i}^*}{1000}$ และ $\hat{\beta}_{1_B} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\hat{\beta}_{1i}^*}{1000}$

3.2.2.5 วิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife Method)

ค่าประมาณพารามิเตอร์ คือ $\hat{\beta}_{0_J} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\hat{\beta}_{0i}}{n}$ และ $\hat{\beta}_{1_J} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\hat{\beta}_{1i}}{n}$

3.2.3 คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของตัวประมาณค่าพารามิเตอร์และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ของตัวประมาณค่าซึ่งคำนวณได้จาก

$$MSE_{b_0} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\left(\beta_0 - \hat{\beta}_{0i}\right)^2}{1000}$$

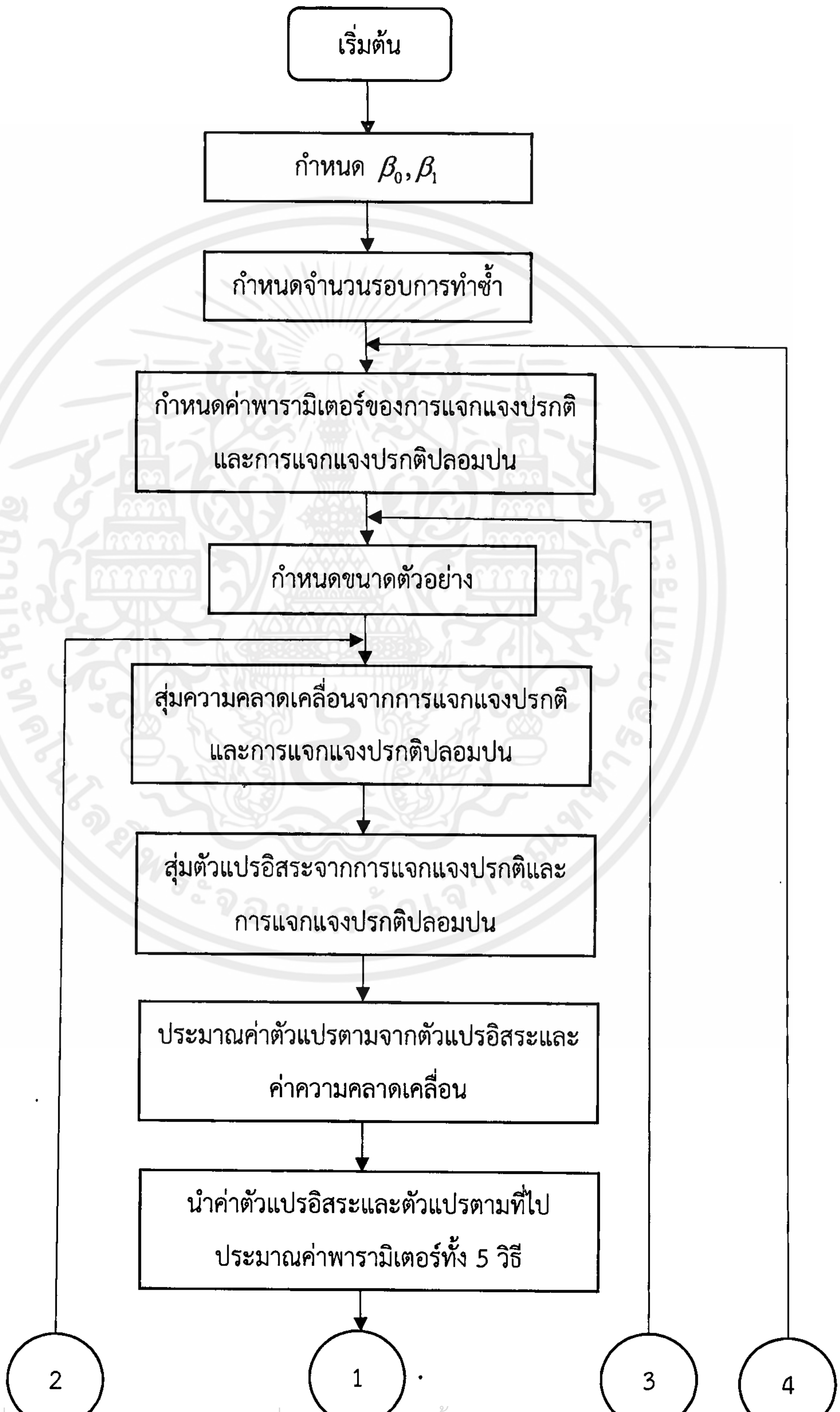
$$MSE_{b_1} = \frac{\sum_{i=1}^{1000}\left(\beta_1 - \hat{\beta}_{1i}\right)^2}{1000}$$

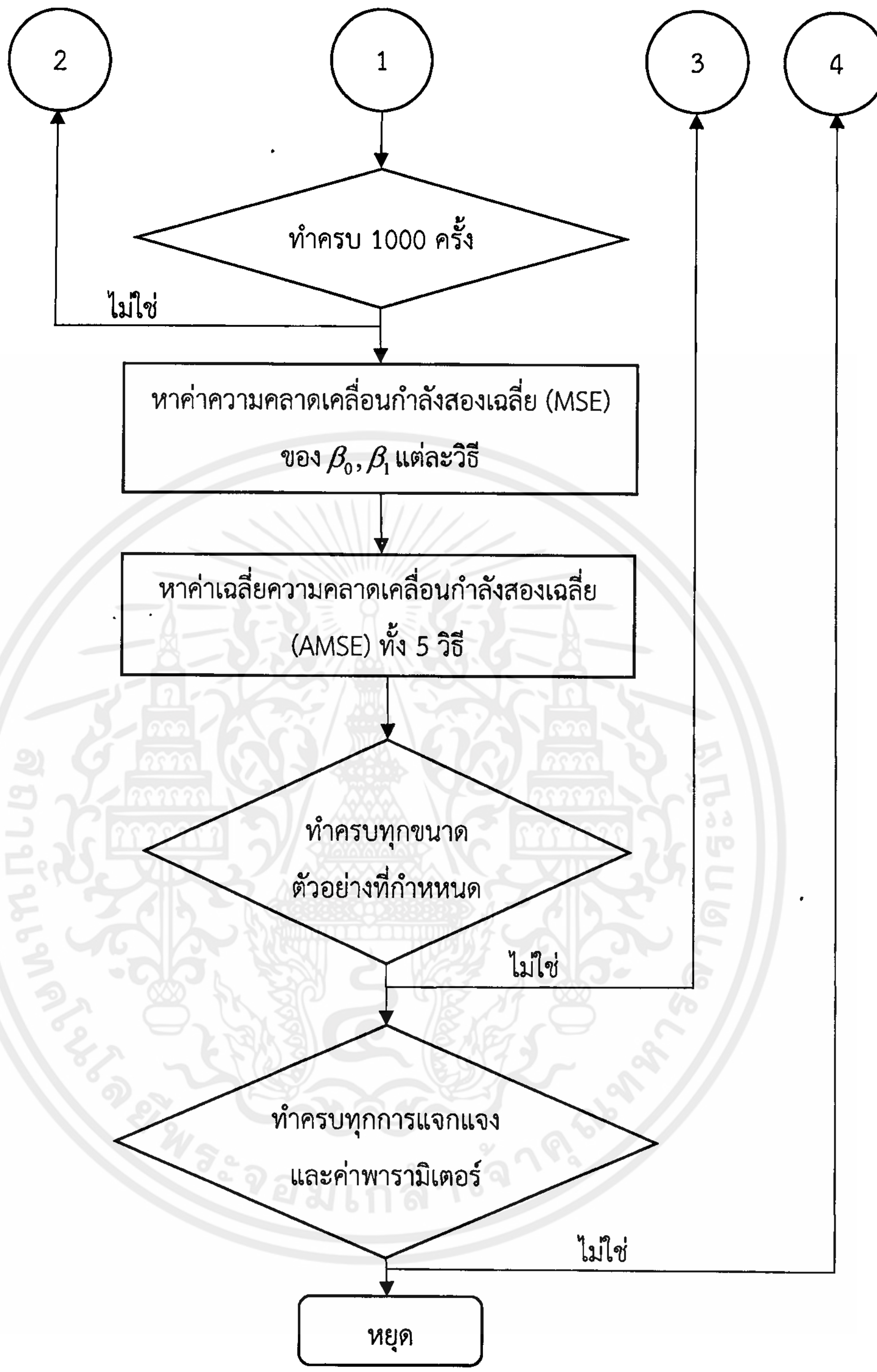
และ $AMSE = \frac{\sum_{i=1}^{2}MSE_i}{2}$

เมื่อ $\hat{\beta}_{0i}$ และ $\hat{\beta}_{1i}$ คือ พารามิเตอร์จากการประมาณรอบที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \ldots, 1000$

เปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) โดยวิธีการประมาณค่าใดมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด จะถือว่าวิธีการประมาณค่านั้นเหมาะสมที่สุดสำหรับสถานการณ์นั้น

3.3 ขั้นตอนทางโปรแกรมที่ใช้ในงานวิจัย




2
1
3
4
ทำครบ 1000 ครั้ง
ไม่ใช่
หาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE)
ของ β_0, β_1 แต่ละวิธี
หาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย
(AMSE) ทั้ง 5 วิธี
ทำครบทุกขนาด
ตัวอย่างที่กำหนด
ไม่ใช่
ทำครบทุกการแจกแจง
และค่าพารามิเตอร์
ไม่ใช่
หยุด

บทที่ 4

ผลการวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงทดลอง เพื่อศึกษาการเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่าย ในกรณีที่มีการแจกแจงปรกติและการแจกแจงปรกติปลอมปน โดยจะทำการจำลองข้อมูลด้วยโปรแกรมอาร์ (R) ทำซ้ำ 1000 ครั้ง

โดยกำหนดสัญลักษณ์ ดังนี้

OLS	หมายถึง วิธีกำลังสองน้อยที่สุด
Bayesian	หมายถึง วิธีเบส์เซียน
MCMC	หมายถึง วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ
Bootstrap	หมายถึง วิธีบูตสแตรป
Jackknife	หมายถึง วิธีแจ็คไนฟ์
c	หมายถึง สเกลแฟคเตอร์
p	หมายถึง สัดส่วนปลอมปน

4.1 กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

การคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะใช้ขนาดตัวอย่าง (n) ค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจง ตามที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ในหัวข้อขอบเขตการวิจัย

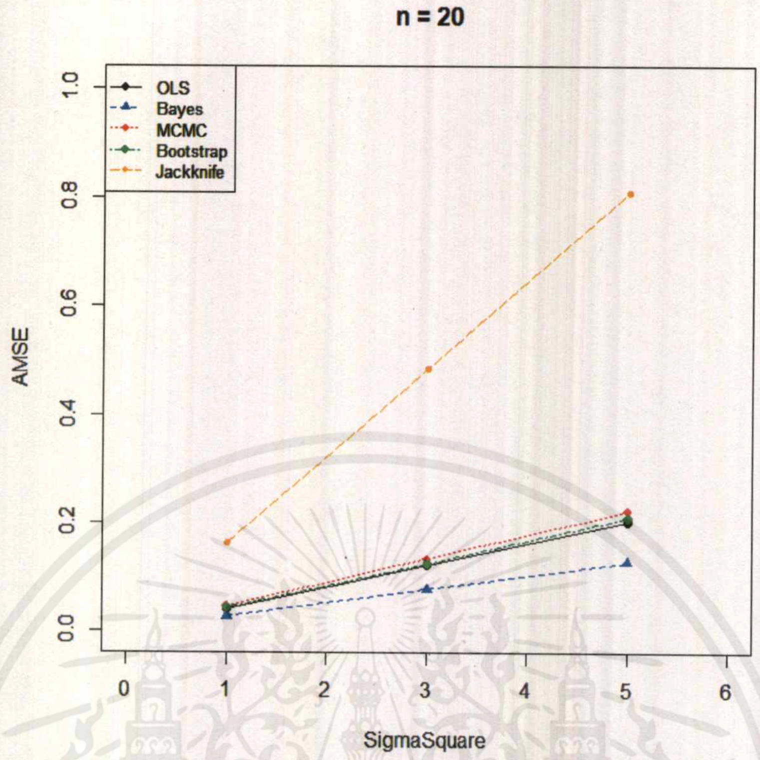
4.1.1 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

ตารางที่ 4.1 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

สถานการณ์			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0656	0.1968	0.328
		$\hat{\beta}_1$	0.0152	0.0456	0.076
	AMSE		0.0404	0.1212	0.202
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.055	0.1221	0.1579
		$\hat{\beta}_1$	0.0138	0.0364	0.0551
	AMSE		**0.0344**	**0.07925**	**0.1065**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0729	0.2191	0.366
		$\hat{\beta}_1$	0.0157	0.0474	0.0789
	AMSE		0.0443	0.13325	0.22245
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0688	0.2063	0.3438
		$\hat{\beta}_1$	0.0147	0.0442	0.0736
	AMSE		0.04175	0.12525	0.2087
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.2624	0.7872	1.312
		$\hat{\beta}_1$	0.0608	0.1825	0.3041
	AMSE		0.1616	0.48485	0.80805

หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.1 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อตัวอย่างมีขนาด (n) เท่ากับ 20 และความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.1 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.1 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

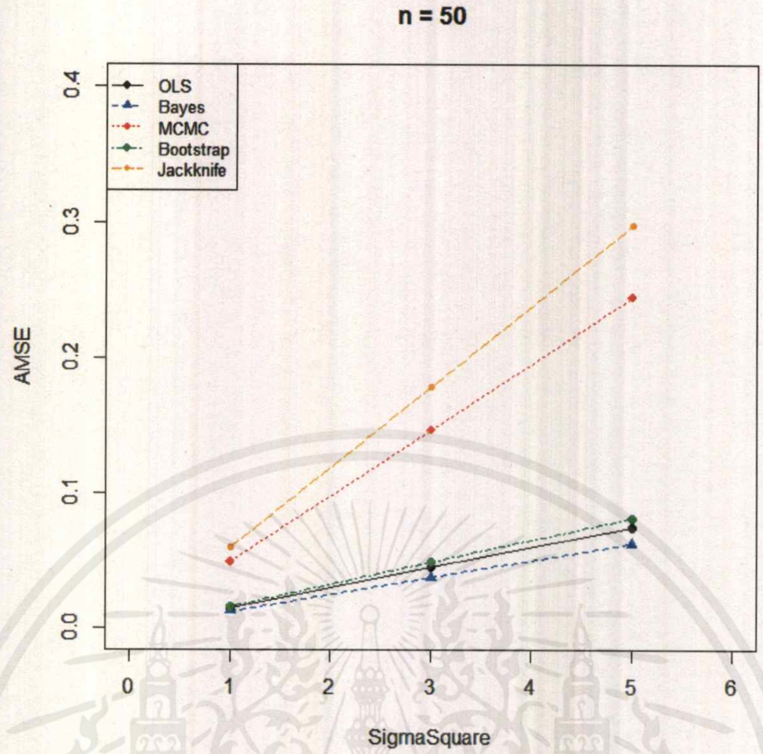
4.1.2 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

ตารางที่ 4.2 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

สถานการณ์			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0244	0.0733	0.1222
		$\hat{\beta}_1$	0.0054	0.0162	0.027
	AMSE		0.0149	0.04475	0.0746
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0229	0.0609	0.0908
		$\hat{\beta}_1$	0.0052	0.0148	0.0236
	AMSE		**0.01405**	**0.03785**	**0.0572**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0876	0.2624	0.4387
		$\hat{\beta}_1$	0.0104	0.0311	0.0519
	AMSE		0.049	0.14675	0.2453
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0274	0.0821	0.1369
		$\hat{\beta}_1$	0.005	0.015	0.025
	AMSE		0.0162	0.04855	0.08095
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0977	0.2932	0.4886
		$\hat{\beta}_1$	0.0216	0.0648	0.108
	AMSE		0.05965	0.179	0.2983

หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.2 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อตัวอย่างมีขนาด (n) เท่ากับ 50 และความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.2 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.2 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

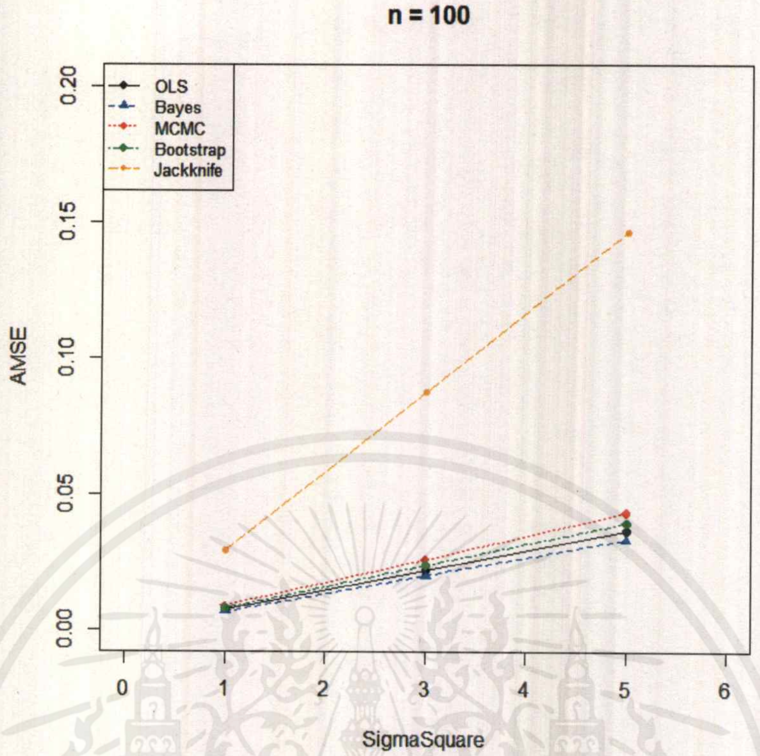
4.1.3 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

ตารางที่ 4.3 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

สถานการณ์			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0121	0.0362	0.0603
		$\hat{\beta}_1$	0.0026	0.0078	0.013
	AMSE		0.00735	0.022	0.03665
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0116	0.0329	0.0517
		$\hat{\beta}_1$	0.0025	0.0074	0.012
	AMSE		**0.00705**	**0.02015**	**0.03185**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0097	0.0291	0.0484
		$\hat{\beta}_1$	0.0077	0.0231	0.0384
	AMSE		0.0087	0.0261	0.0434
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0132	0.0395	0.0658
		$\hat{\beta}_1$	0.0027	0.0081	0.0135
	AMSE		0.00795	0.0238	0.03965
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0482	0.1447	0.2412
		$\hat{\beta}_1$	0.0104	0.0311	0.0519
	AMSE		0.0293	0.0879	0.14655

หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.3 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อตัวอย่างมีขนาด (n) เท่ากับ 100 และความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.3 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.3 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

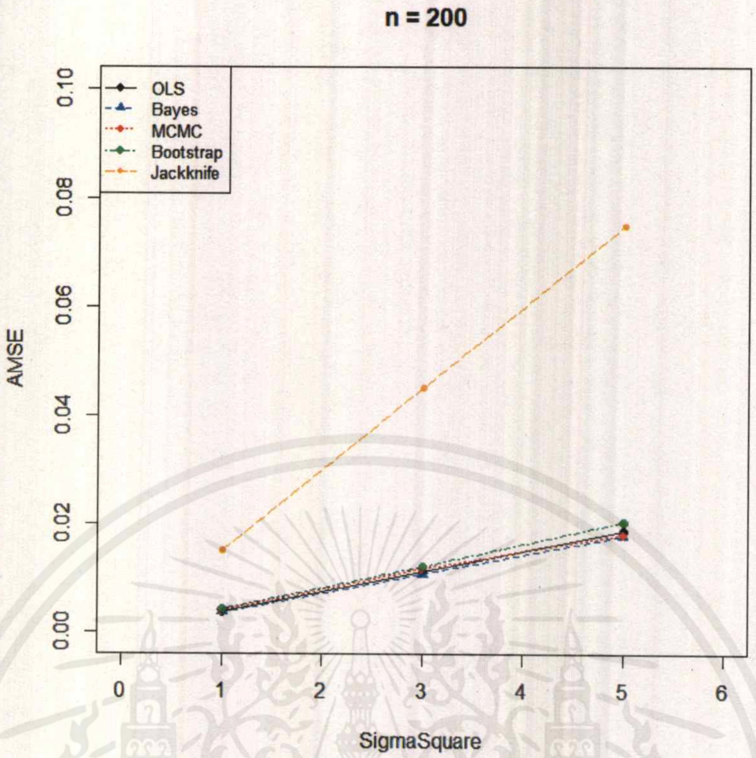
4.1.4 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

ตารางที่ 4.4 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

สถานการณ์			$\sigma^2 = 1$	$\sigma^2 = 3$	$\sigma^2 = 5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0062	0.0187	0.0311
		$\hat{\beta}_1$	0.0013	0.0038	0.0064
	AMSE		0.00375	0.01125	0.01875
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0061	0.0178	0.0288
		$\hat{\beta}_1$	0.0012	0.0037	0.0061
	AMSE		**0.00365**	**0.01075**	**0.01745**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0065	0.0193	0.0323
		$\hat{\beta}_1$	0.0013	0.004	0.0067
	AMSE		0.0039	0.01165	0.0195
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0069	0.0207	0.0347
		$\hat{\beta}_1$	0.0013	0.0038	0.0064
	AMSE		0.0041	0.01225	0.02055
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0249	0.0747	0.1246
		$\hat{\beta}_1$	0.0051	0.0153	0.0255
	AMSE		0.015	0.045	0.07505

หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.4 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อตัวอย่างมีขนาด (n) เท่ากับ 200 และความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.4 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.4 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

4.2 กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

การคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะใช้ขนาดตัวอย่าง (n) ค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจง ตามที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ในหัวข้อขอบเขตการวิจัย

4.2.1 เมื่อกำหนดสัดส่วนปลอมปน (p) เท่ากับ 0.05

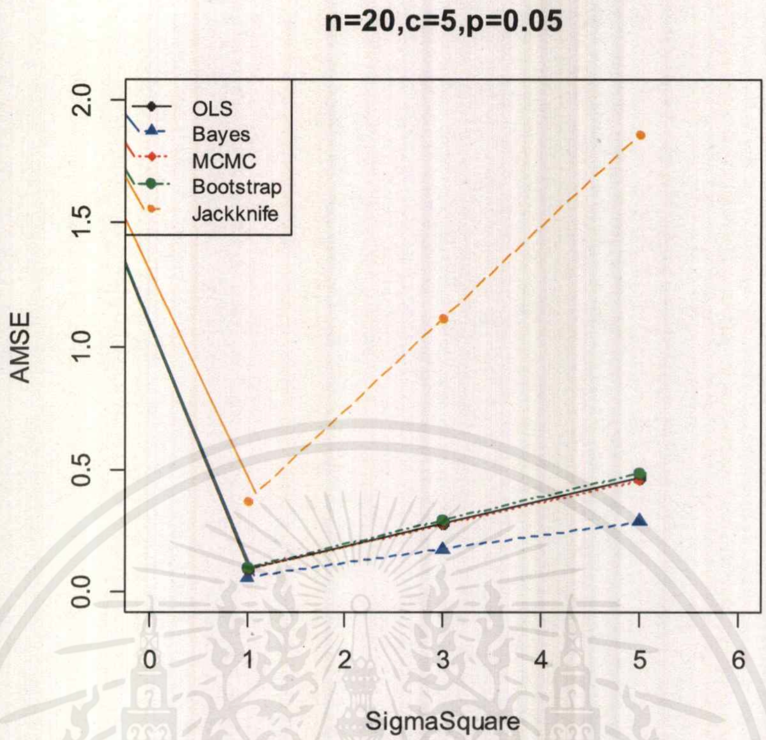
4.2.1.1 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

ตารางที่ 4.5 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.155	0.4649	0.7748	0.4336	1.3007	2.1679
		$\hat{\beta}_1$	0.0305	0.0915	0.1526	0.0784	0.2353	0.3922
	AMSE		0.0305	0.2782	0.1526	0.256	0.768	1.28005
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0913	0.2738	0.4563	0.2551	0.7652	1.27549
		$\hat{\beta}_1$	0.0237	0.0711	0.1185	0.0604	0.18108	0.3018
	AMSE		**0.0575**	**0.17245**	**0.2874**	**0.15775**	**0.47314**	**0.788645**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.1487	0.4468	0.7451	0.4034	1.2131	2.0183
		$\hat{\beta}_1$	0.0326	0.0979	0.1631	0.0906	0.2726	0.454
	AMSE		0.09065	0.27235	0.4541	0.247	0.74285	1.23615
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.1573	0.4738	0.7923	0.437	1.3162	2.2011
		$\hat{\beta}_1$	0.0348	0.1049	0.1756	0.0899	0.2709	0.4532
	AMSE		0.09605	0.28935	0.48395	0.26345	0.79355	1.32715
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.6199	1.8597	3.0995	1.7341	5.2023	8.6706
		$\hat{\beta}_1$	0.1221	0.3662	0.6104	0.3135	0.9406	1.5677
	AMSE		0.371	1.11295	1.85495	1.0238	3.07145	5.11915

หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

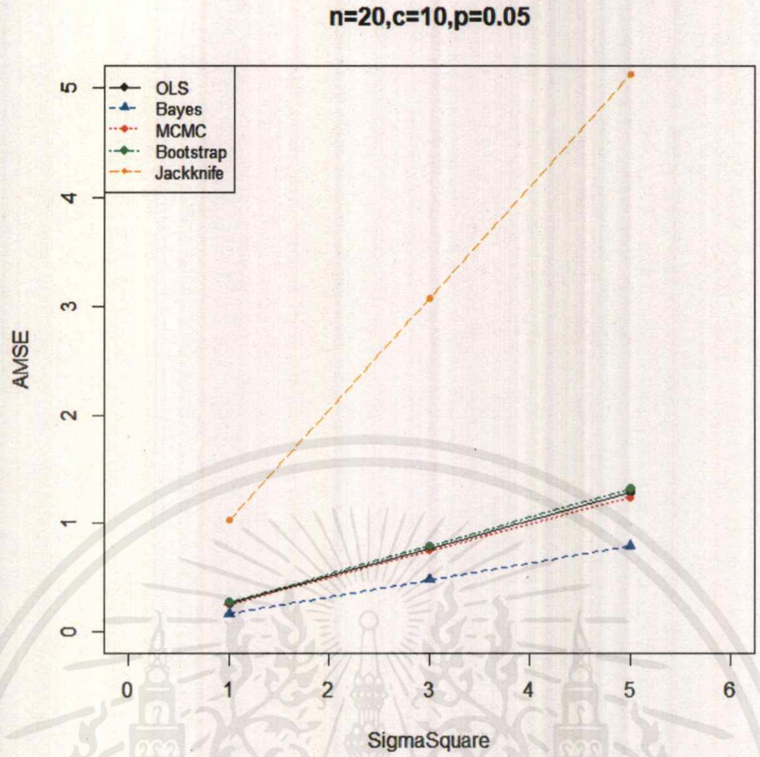
จากตารางที่ 4.5 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



ข

รูปที่ 4.5 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.5 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.6 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.6 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

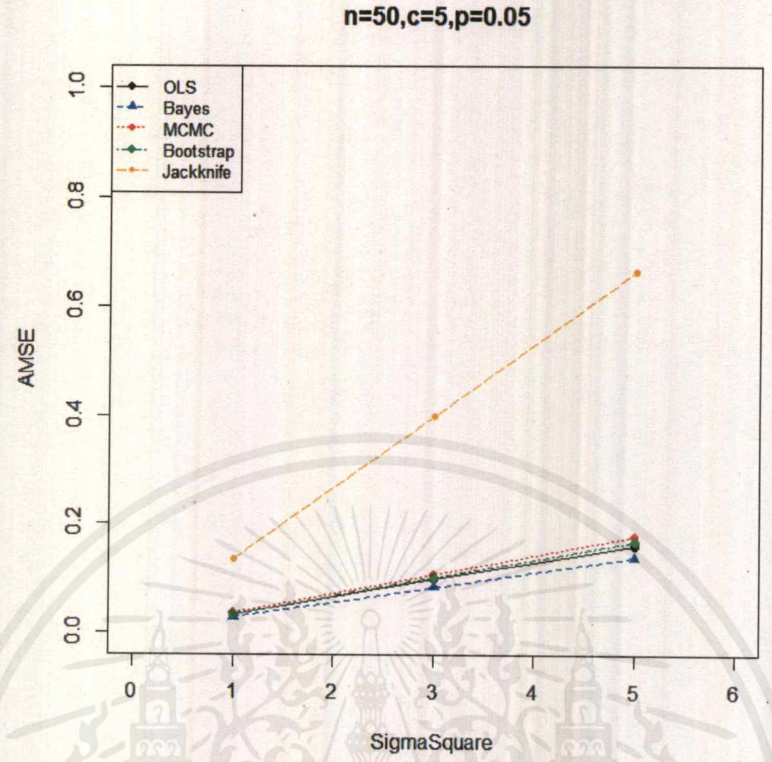
4.2.1.2 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

ตารางที่ 4.6 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0554	0.1661	0.2768	0.1501	0.4503	0.7505
		$\hat{\beta}_1$	0.0111	0.0332	0.0554	0.0302	0.09059	0.1509
	AMSE		0.03325	0.09965	0.1661	0.09015	0.270445	0.4507
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0451	0.1354	0.2256	0.1224	0.3672	0.612
		$\hat{\beta}_1$	0.0102	0.0307	0.0511	0.0272	0.0837	0.1395
	AMSE		**0.02765**	**0.08305**	**0.13835**	**0.0748**	**0.22545**	**0.37575**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0585	0.1759	0.2929	0.1573	0.4708	0.7868
		$\hat{\beta}_1$	0.012	0.0361	0.0601	0.033	0.0986	0.1645
	AMSE		0.09065	0.03525	0.106	0.1765	0.09515	0.2847
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0551	0.1654	0.2762	0.1537	0.4617	0.7705
		$\hat{\beta}_1$	0.0114	0.0344	0.0575	0.0308	0.0929	0.1555
	AMSE		0.03325	0.0999	0.16685	0.09225	0.2773	0.463
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.2215	0.6645	1.1075	0.6004	1.8012	3.002
		$\hat{\beta}_1$	0.0444	0.1331	0.2218	0.1208	0.3624	0.604
	AMSE		0.13295	0.3988	0.66465	0.3606	1.0818	1.803

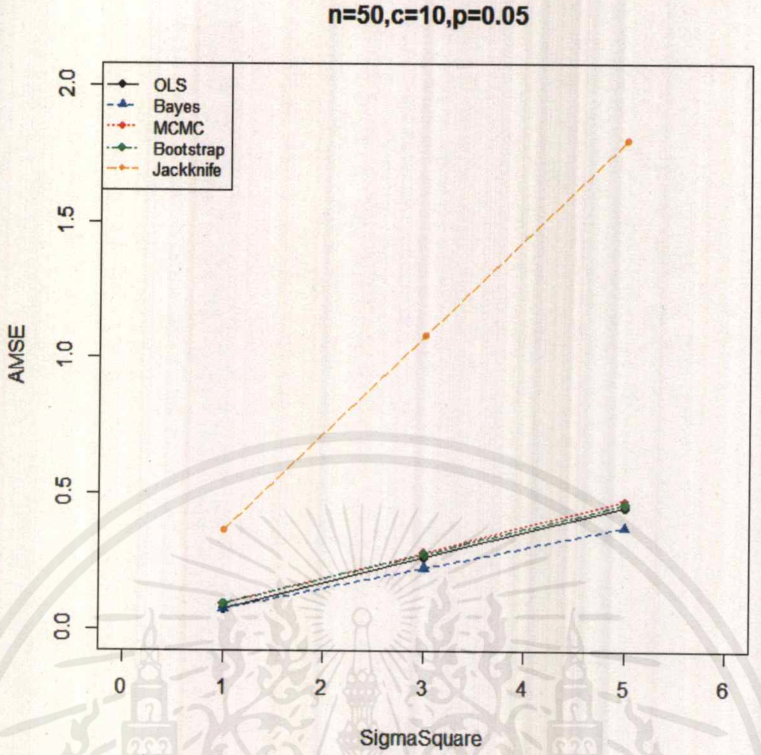
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.5 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.7 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.7 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.8 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.8 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

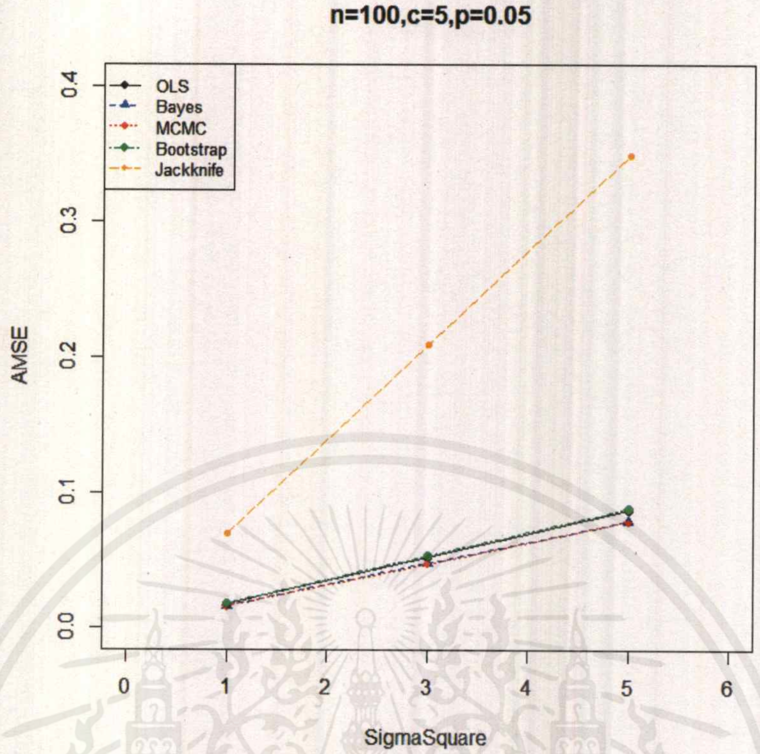
4.2.1.3 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

ตารางที่ 4.7 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0292	0.0876	0.146	0.0775	0.23236	0.38726
		$\hat{\beta}_1$	0.0057	0.0171	0.0285	0.0157	0.0472	0.0786
	AMSE		0.01745	0.05235	0.08725	0.0466	0.13978	0.23293
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0263	0.0789	0.1315	0.0698	0.20927	0.3488
		$\hat{\beta}_1$	0.0055	0.0163	0.0272	0.0151	0.0451	0.0753
	AMSE		0.0159	0.0476	0.07935	0.04245	0.127185	0.21205
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0262	0.0786	0.1306	0.07	0.2101	0.3498
		$\hat{\beta}_1$	0.0054	0.0162	0.027	0.0142	0.0426	0.0707
	AMSE		**0.0158**	**0.0474**	**0.0788**	**0.0421**	**0.12635**	**0.21025**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0302	0.0906	0.1512	0.0789	0.2367	0.3948
		$\hat{\beta}_1$	0.0054	0.0162	0.027	0.0147	0.0442	0.0737
	AMSE		0.0178	0.0534	0.0891	0.0468	0.14045	0.23425
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.1168	0.3505	0.5842	0.3098	0.9295	1.5491
		$\hat{\beta}_1$	0.0228	0.0684	0.114	0.0629	0.1889	0.3147
	AMSE		0.0698	0.20945	0.3491	0.18635	0.5592	0.9319

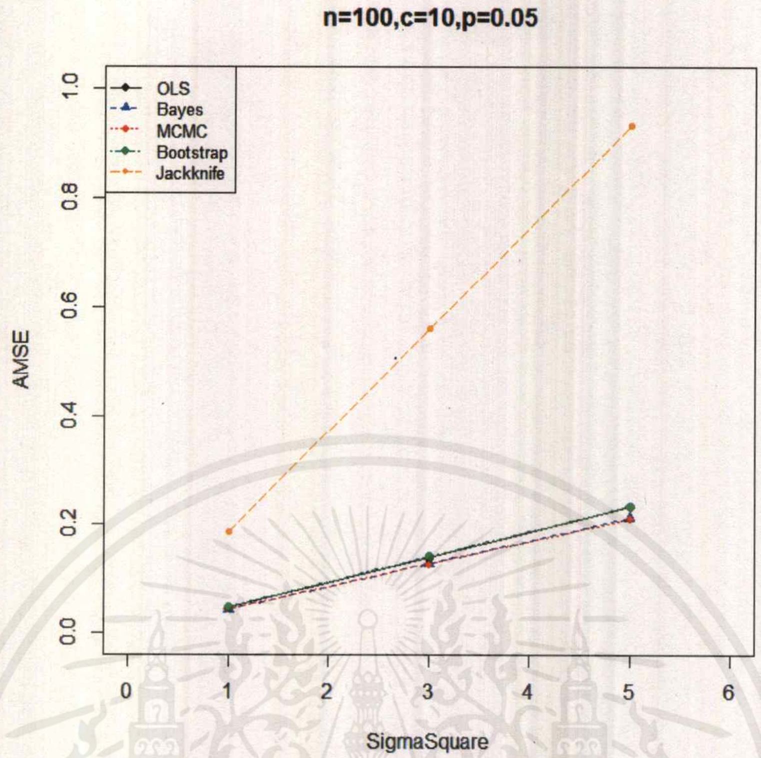
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.7 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.9 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.9 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.10 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติขและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.10 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

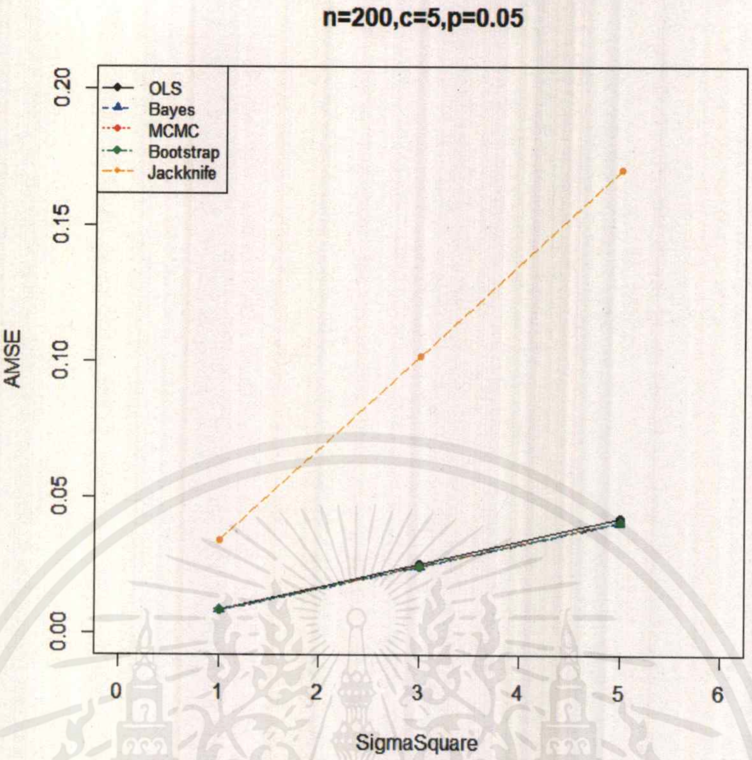
4.2.1.4 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

ตารางที่ 4.8 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.014	0.04199	0.06999	0.0388	0.1162	0.1937
		$\hat{\beta}_1$	0.003	0.009	0.015	0.008	0.0241	0.0402
	AMSE		0.0085	0.025495	0.042495	0.0234	0.07015	0.11695
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0133	0.0398	0.0664	0.0368	0.1103	0.1839
		$\hat{\beta}_1$	0.0029	0.0088	0.0147	0.0079	0.0236	0.0394
	AMSE		**0.0081**	**0.0243**	**0.04055**	0.02235	0.06695	0.11165
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0136	0.0408	0.068	0.0375	0.1127	0.1875
		$\hat{\beta}_1$	0.0027	0.0083	0.0137	0.0074	0.022	0.0368
	AMSE		0.00815	0.02455	0.04085	0.02245	0.06735	0.11215
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0136	0.0406	0.0677	0.036	0.1078	0.1798
		$\hat{\beta}_1$	0.0028	0.0083	0.0138	0.0076	0.0228	0.0381
	AMSE		0.0082	0.02445	0.04075	**0.0218**	**0.0653**	**0.10895**
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.056	0.168	0.28	0.155	0.465	0.775
		$\hat{\beta}_1$	0.012	0.0366	0.0602	0.0322	0.0966	0.161
	AMSE		0.034	0.1023	0.1701	0.0936	0.2808	0.468

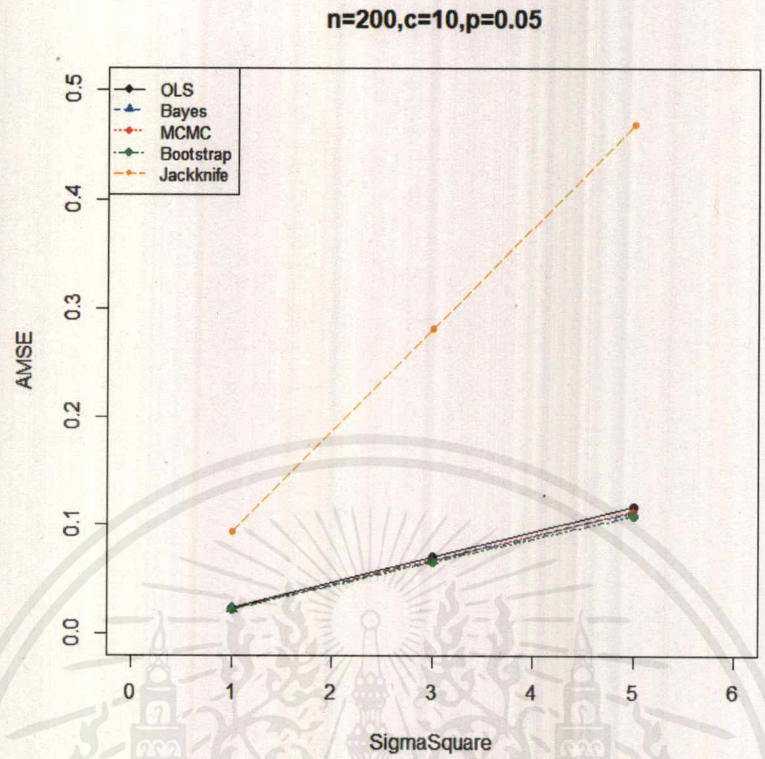
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.8 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยสุดที่สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และวิธีบูตสแตรป (Bootstrap) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยสุดที่สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200



รูปที่ 4.11 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.11 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบย์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.12 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.12 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีวิธีบูตสแตรป (Bootstrap) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

4.2.2 เมื่อกำหนดสัดส่วนปลอมปน (p) เท่ากับ 0.15

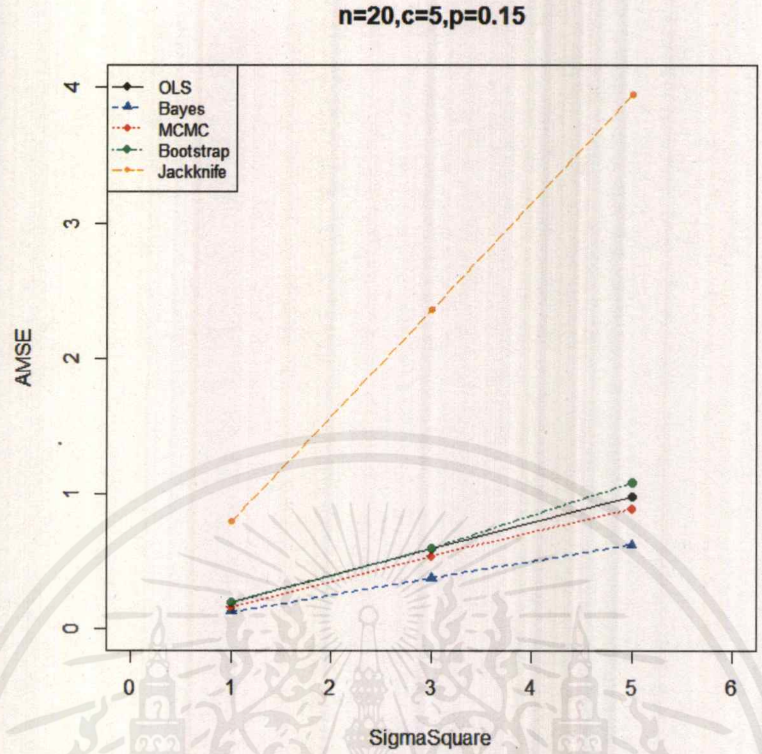
4.2.2.1 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

ตารางที่ 4.9 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.3255	0.9765	1.6276	1.1412	3.4237	5.7062
		$\hat{\beta}_1$	0.0683	0.2049	0.3415	0.2372	0.7116	1.186
	AMSE		0.1969	0.5907	0.98455	0.2372	0.7116	1.186
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.1936	0.5807	0.9678	0.6787	2.03608	3.3934
		$\hat{\beta}_1$	0.0539	0.1616	0.2694	0.1874	0.5623	0.93717
	AMSE		**0.12375**	**0.37115**	**0.6186**	**0.1874**	**0.5623**	**0.93717**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.2932	0.8806	1.4654	0.9992	2.9939	4.9937
		$\hat{\beta}_1$	0.0162	0.1856	0.3092	0.2159	0.6476	1.0781
	AMSE		0.1547	0.5331	0.8873	0.60755	1.82075	3.0359
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.3246	0.9775	1.6346	1.1334	3.4108	5.7007
		$\hat{\beta}_1$	0.0701	0.211	0.5329	0.2405	0.7246	1.2114
	AMSE		0.19735	0.59425	1.08375	0.68695	2.0677	3.45605
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.3026	3.9077	6.5129	4.5666	13.6999	22.8331
		$\hat{\beta}_1$	0.2732	0.8197	1.3662	0.9489	2.8468	4.7446
	AMSE		0.7879	2.3637	3.93955	2.75775	8.27335	13.78885

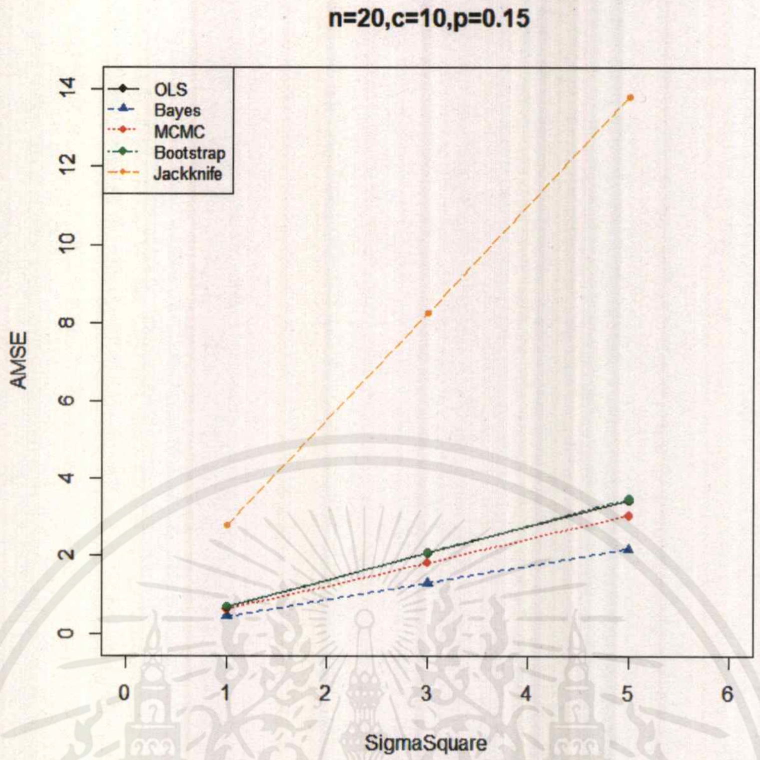
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.9 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.13 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน $(\dot{\sigma}^2)$ เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.13 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.14 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.14 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

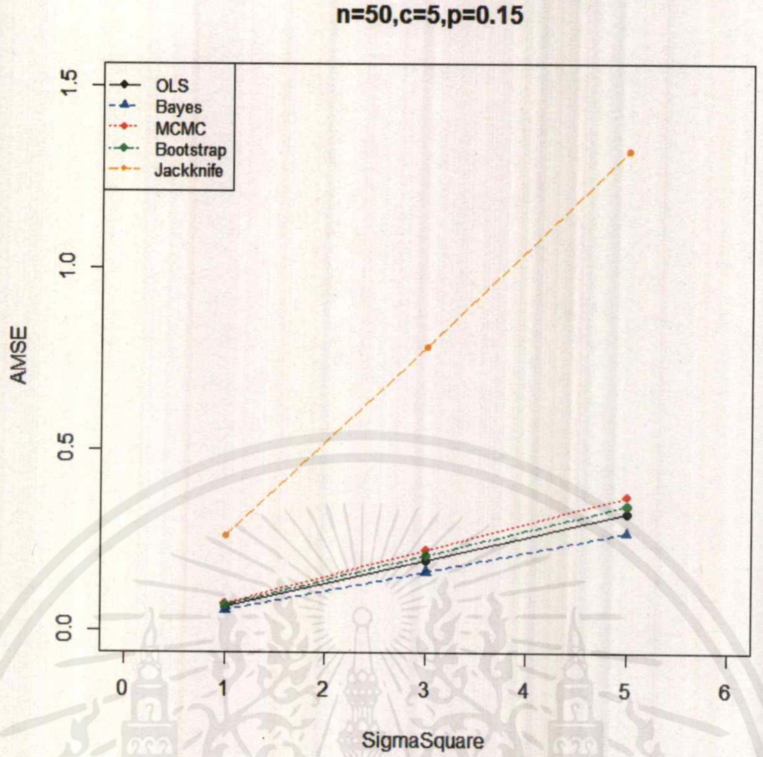
4.2.2.2 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

ตารางที่ 4.10 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.1074	0.3222	0.537	0.3736	1.1207	1.8678
		$\hat{\beta}_1$	0.02298	0.0689	0.1149	0.0794	0.2382	0.397
	AMSE		0.06519	0.19555	0.32595	0.2265	0.67945	1.1324
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0872	0.2617	0.43617	0.3032	1.0096	1.51619
		$\hat{\beta}_1$	0.0211	0.0634	0.1057	0.0731	0.248	0.3654
	AMSE		**0.05415**	**0.16255**	**0.270935**	**0.18815**	**0.6288**	**0.940795**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.1247	0.3735	0.6225	0.4182	1.2534	2.0862
		$\hat{\beta}_1$	0.0245	0.0734	0.1224	0.0839	0.2531	0.4199
	AMSE		0.0746	0.22345	0.37245	0.25105	0.75325	1.25305
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.1128	0.3393	0.5669	0.3878	1.1667	1.9493
		$\hat{\beta}_1$	0.0248	0.0746	0.1245	0.0848	0.2551	0.4263
	AMSE		0.0688	0.20695	0.3457	0.2363	0.7109	1.1878
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.4296	1.2889	2.1481	1.4943	4.4829	7.4714
		$\hat{\beta}_1$	0.0919	0.2758	0.4956	0.3176	0.9529	1.5882
	AMSE		0.26075	0.78235	1.32185	0.90595	2.7179	4.5298

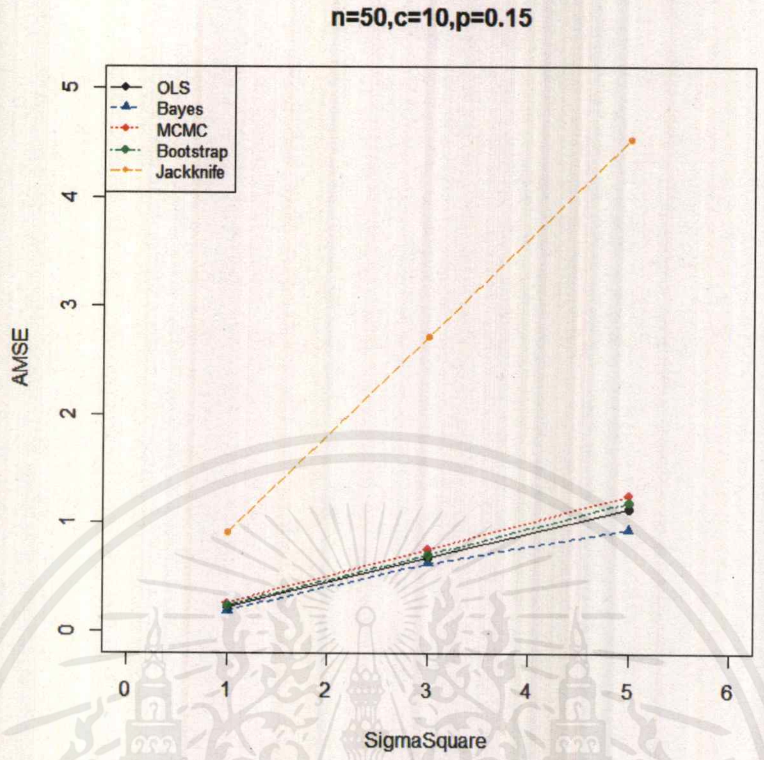
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.10 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.15 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.15 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.16 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.16 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

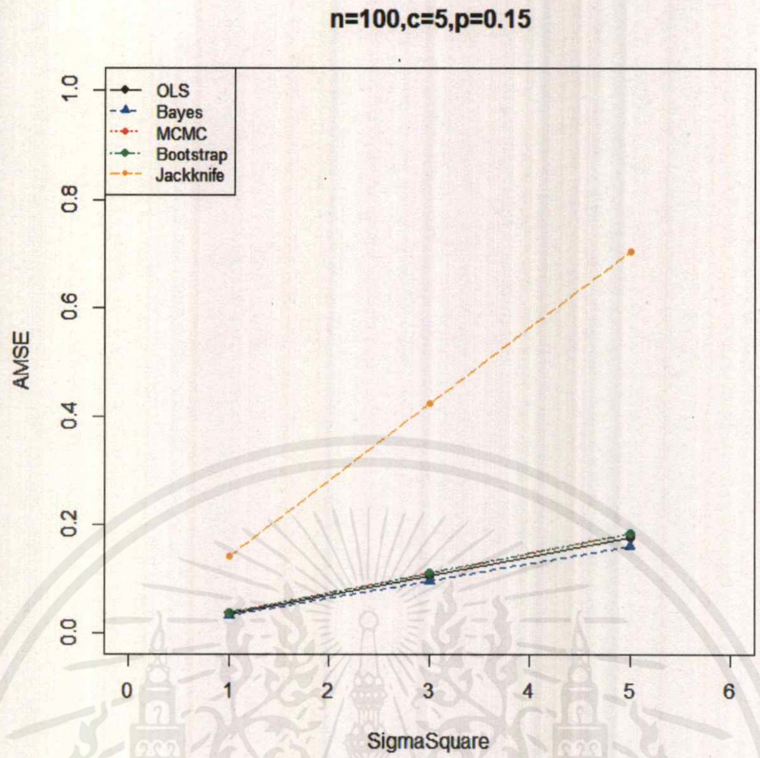
4.2.2.3 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

ตารางที่ 4.11 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0583	0.17497	0.2916	0.198	0.59396	0.9899
		$\hat{\beta}_1$	0.0121	0.0364	0.06067	0.0422	0.1266	0.211
	AMSE		0.0352	0.105685	0.176135	0.1201	0.36028	0.60045
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0526	0.1576	0.2627	0.1784	0.5352	0.892
		$\hat{\beta}_1$	0.0116	0.0349	0.0582	0.0405	0.12158	0.2026
	AMSE		**0.0321**	**0.09625**	**0.16045**	**0.10945**	**0.32839**	**0.5473**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0616	0.1845	0.3083	0.2122	0.6376	1.0631
		$\hat{\beta}_1$	0.0116	0.0348	0.058	0.0401	0.1204	0.2005
	AMSE		0.0366	0.10965	0.18315	0.12615	0.379	0.6318
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0616	0.1854	0.31	0.2072	0.6242	1.044
		$\hat{\beta}_1$	0.0117	0.0352	0.059	0.0403	0.1213	0.2029
	AMSE		0.03665	0.1103	0.1845	0.12375	0.37275	0.62345
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.2333	0.6999	1.1665	0.792	2.3759	3.9598
		$\hat{\beta}_1$	0.0485	0.1456	0.2427	0.1688	0.5065	0.8442
	AMSE		0.1409	0.42275	0.7046	0.4804	1.4412	2.402

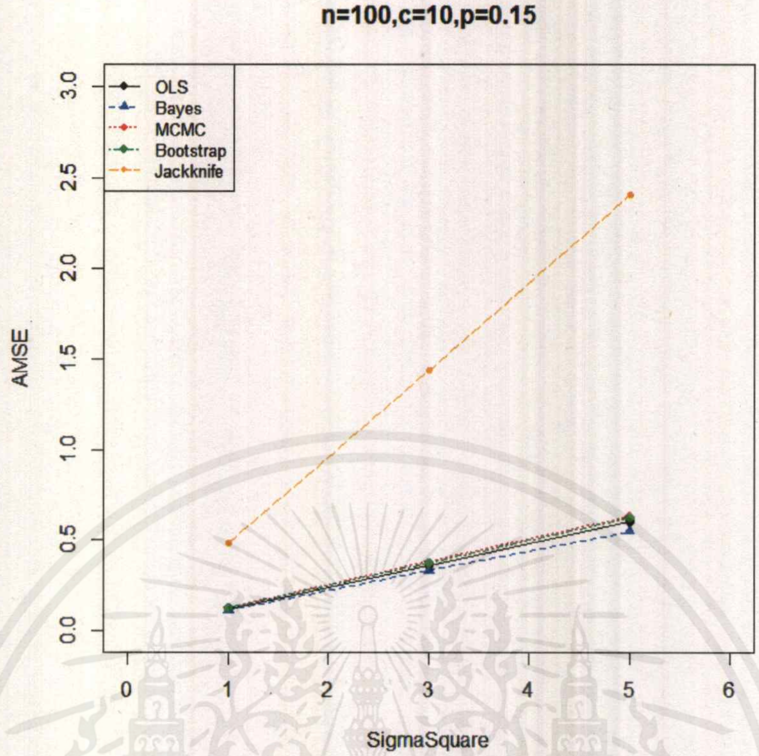
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.11 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.17 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.17 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.18 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.18 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

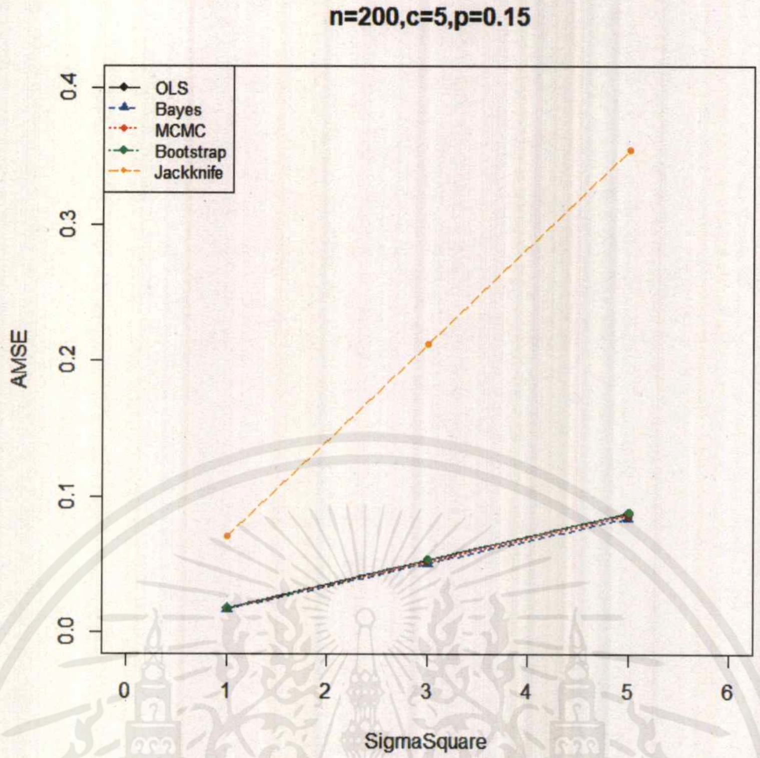
4.2.2.4 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

ตารางที่ 4.12 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0296	0.0889	0.14826	0.1034	0.3102	0.517
		$\hat{\beta}_1$	0.0059	0.01756	0.02926	0.0202	0.0605	0.10087
	AMSE		0.01775	0.05323	0.08876	0.0618	0.18535	0.308935
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0282	0.08446	0.14078	0.0982	0.29456	0.4909
		$\hat{\beta}_1$	0.0057	0.01719	0.0286	0.0198	0.05925	0.0987
	AMSE		**0.01695**	**0.050825**	**0.08469**	**0.059**	**0.176905**	**0.2948**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.029	0.0868	0.1448	0.1013414	0.3038	0.5046
		$\hat{\beta}_1$	0.0057	0.0171	0.0285	0.0194655	0.0584	0.0972
	AMSE		0.01735	0.05195	0.08665	0.0604034	0.1811	0.3009
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0298	0.0895	0.1494	0.1037	0.3116	0.5202
		$\hat{\beta}_1$	0.0057	0.0172	0.0288	0.0196	0.0589	0.0984
	AMSE		0.01775	0.05335	0.0891	0.06165	0.18525	0.3093
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.1186	0.3558	0.5931	0.4136	1.2409	2.0681
		$\hat{\beta}_1$	0.0234	0.0702	0.1171	0.0807	0.2421	0.4035
	AMSE		0.071	0.213	0.3551	0.24715	0.7415	1.2358

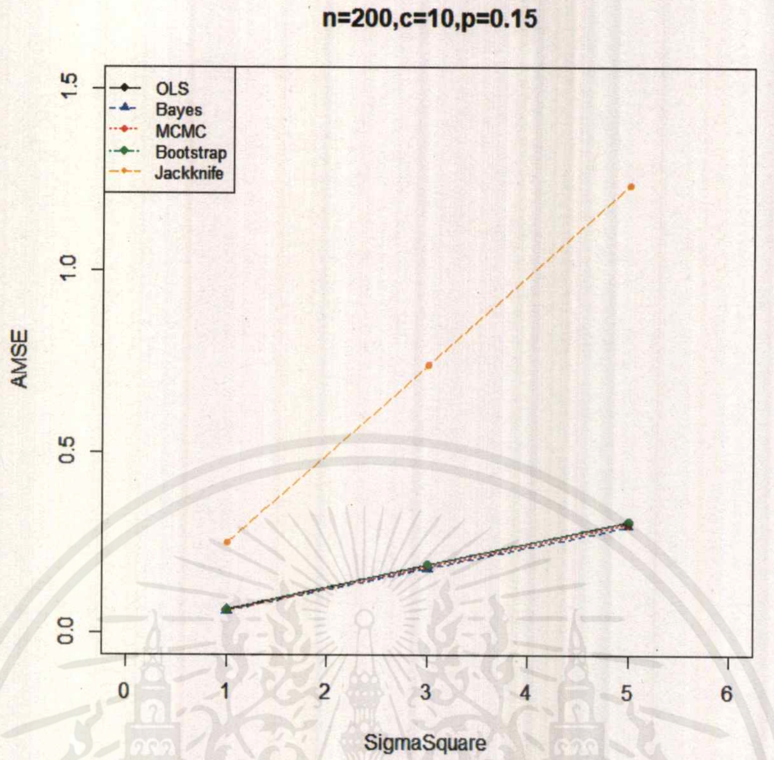
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.12 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.19 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.19 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.20 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.20 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

4.3 กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

การคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะใช้ขนาดตัวอย่าง (n) ค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจง ตามที่ผู้วิจัยได้กำหนดไว้ในหัวข้อขอบเขตการวิจัย

4.3.1 เมื่อกำหนดสัดส่วนปลอมปน (p) เท่ากับ 0.05

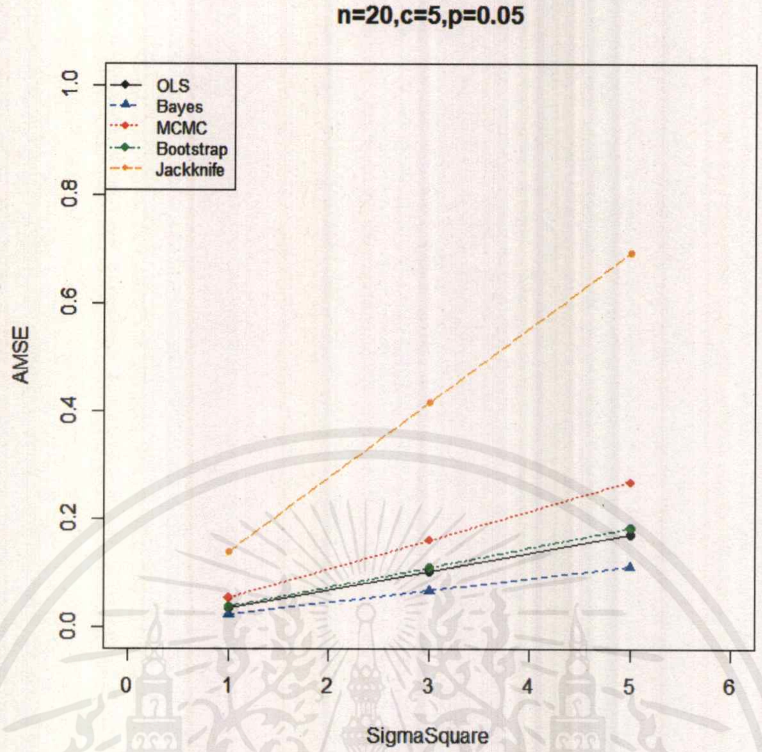
4.3.1.1 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

ตารางที่ 4.13 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.06	0.1801	0.3001	0.0583	0.175	0.2916
		$\hat{\beta}_1$	0.0092	0.0275	0.0458	0.0075	0.0225	0.0375
	AMSE		0.0346	0.1038	0.17295	0.0329	0.09875	0.16455
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0372	0.1116	0.1861	0.0368	0.1104	0.184
		$\hat{\beta}_1$	0.0075	0.0226	0.0377	0.0061	0.0184	0.0307
	AMSE		**0.02235**	**0.0671**	**0.1119**	**0.02145**	**0.0644**	**0.10735**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0905	0.2719	0.452	0.091	0.2729	0.4548745
		$\hat{\beta}_1$	0.0169	0.0506	0.0844	0.016	0.0481	0.0801766
	AMSE		0.0537	0.16125	0.2682	0.0535	0.1605	0.2675256
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0631	0.1894	0.3157	0.0614	0.1841	0.3069
		$\hat{\beta}_1$	0.0105	0.0314	0.0524	0.0085	0.0255	0.0425
	AMSE		0.0368	0.1104	0.18405	0.03495	0.1048	0.1747
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.2401	0.7202	1.2003	0.2333	0.6998	1.1663
		$\hat{\beta}_1$	0.0367	0.11	0.1834	0.03	0.09	0.15
	AMSE		0.1384	0.4151	0.69185	0.13165	0.3949	0.65815

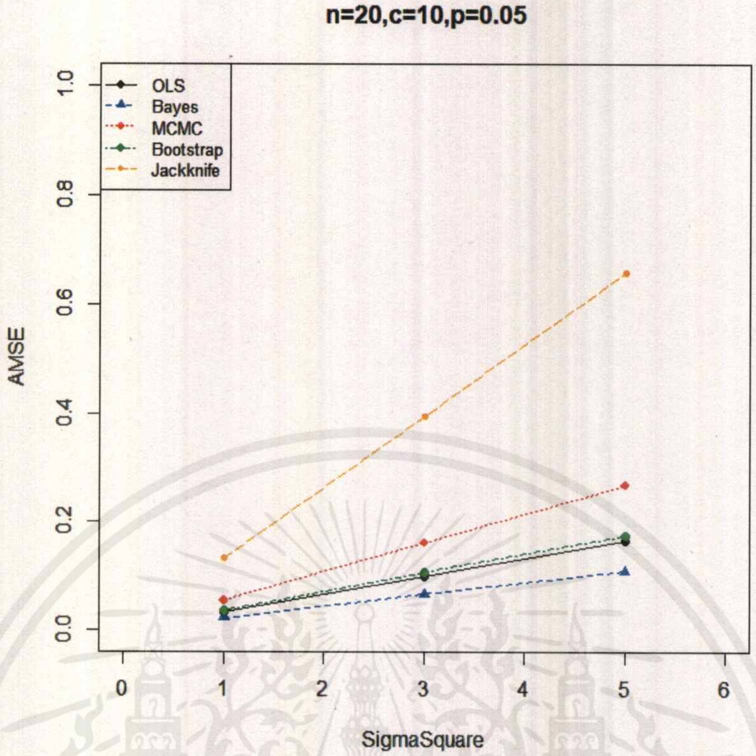
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.13 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.21 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.21 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.22 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.22 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

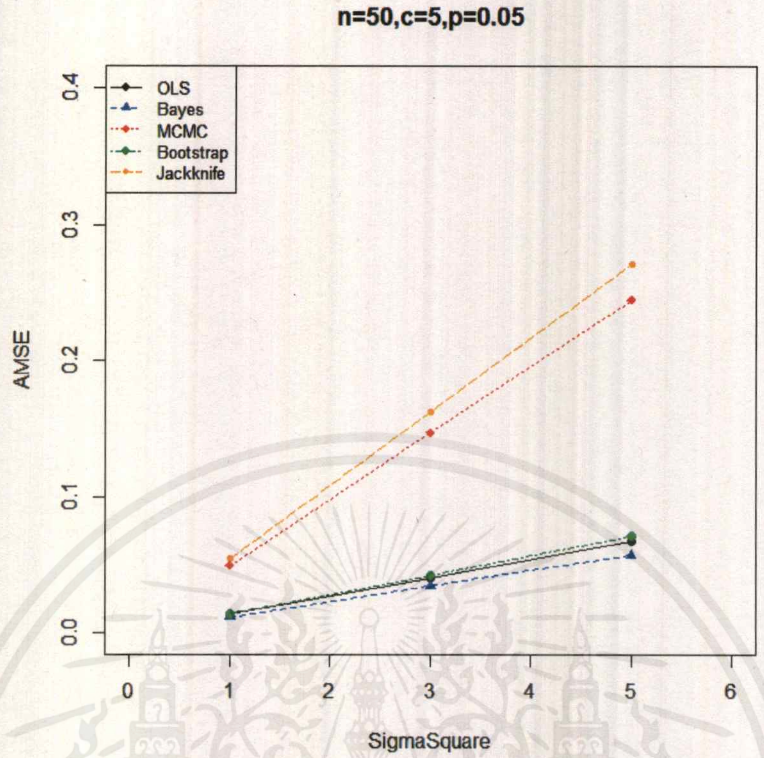
4.3.1.2 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

ตารางที่ 4.14 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0237	0.0712	0.1187	0.0225	0.0674	0.1124
		$\hat{\beta}_1$	0.0034	0.0101	0.0169	0.0021	0.0064	0.0106
	AMSE		0.01355	0.04065	0.0678	0.0123	0.0369	0.0615
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0197	0.0591	0.0985	0.0188	0.0565	0.0942
		$\hat{\beta}_1$	0.0032	0.0094	0.0158	0.002	0.006	0.01
	AMSE		**0.01145**	**0.03425**	**0.05715**	**0.0104**	**0.03125**	**0.0521**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0877	0.263	0.4381	0.0878	0.2632	0.4388
		$\hat{\beta}_1$	0.0104	0.0311	0.0519	0.0104	0.0312	0.0519
	AMSE		0.04905	0.14705	0.245	0.0491	0.1472	0.24535
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0253	0.0759	0.1265	0.0243	0.0729	0.1215
		$\hat{\beta}_1$	0.0032	0.0096	0.016	0.0019	0.0058	0.1097
	AMSE		0.01425	0.04275	0.07125	0.0131	0.03935	0.1156
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.095	0.2849	0.4748	0.0899	0.2697	0.4494
		$\hat{\beta}_1$	0.0135	0.0405	0.0675	0.0085	0.0255	0.0426
	AMSE		0.05425	0.1627	0.27115	0.0492	0.1476	0.246

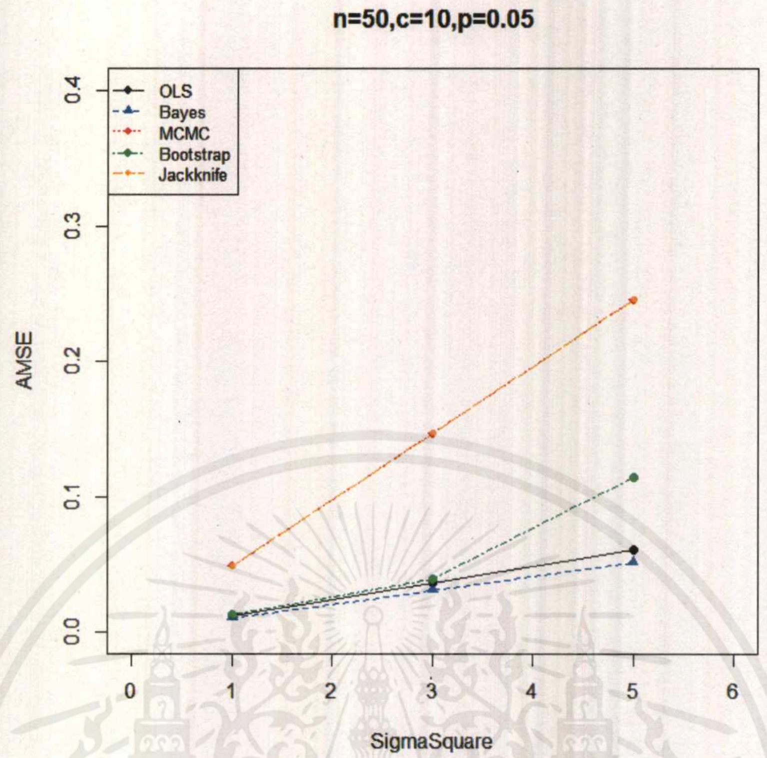
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.14 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.23 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.23 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.24 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.24 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

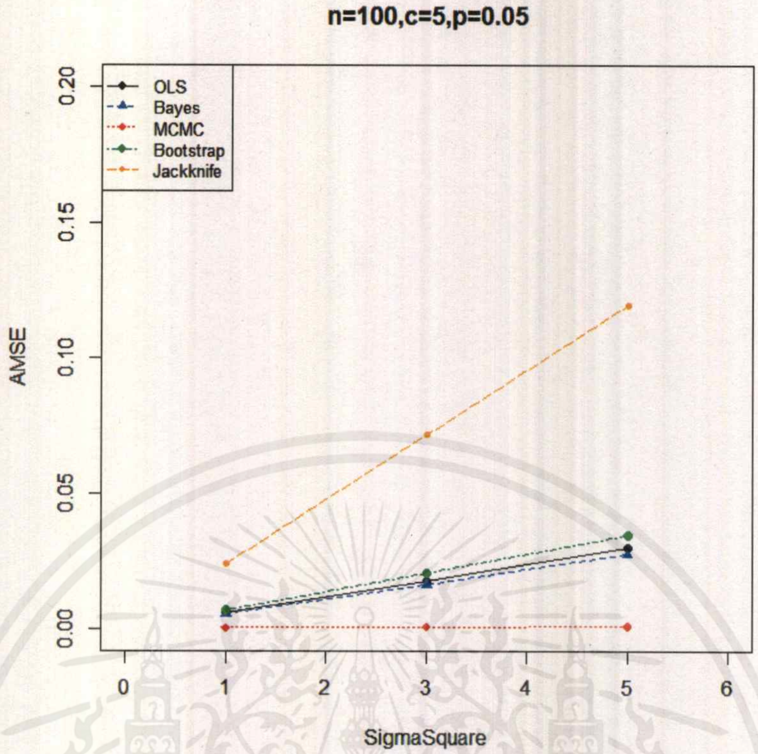
4.3.1.3 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

ตารางที่ 4.15 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0106	0.0317	0.0528	0.0098	0.0294	0.049
		$\hat{\beta}_1$	0.0014	0.0043	0.0071	0.0007	0.0021	0.0034
	AMSE		0.006	0.018	0.02995	0.00525	0.01575	0.0262
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0096	0.0289	0.0482	0.009	0.027	0.045
		$\hat{\beta}_1$	0.0014	0.0042	0.0069	0.0007	0.002	0.0034
	AMSE		0.0055	0.01655	0.02755	0.00485	0.0145	0.0242
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0002	0.0006	0.001	0.0003	0.0009	0.01
		$\hat{\beta}_1$	0.0001	0.0003	0.0005	0.0004	0.0012	0.0012
	AMSE		**0.00015**	**0.00045**	**0.00075**	**0.00035**	**0.00105**	**0.0056**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0126	0.0377	0.0629	0.0119	0.0356	0.0594
		$\hat{\beta}_1$	0.0013	0.004	0.0066	0.0006	0.0019	0.0032
	AMSE		0.00695	0.02085	0.03475	0.00625	0.01875	0.0313
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0422	0.1267	0.2112	0.0392	0.1177	0.1962
		$\hat{\beta}_1$	0.0057	0.017	0.0284	0.0028	0.0083	0.0138
	AMSE		0.02395	0.07185	0.1198	0.021	0.063	0.105

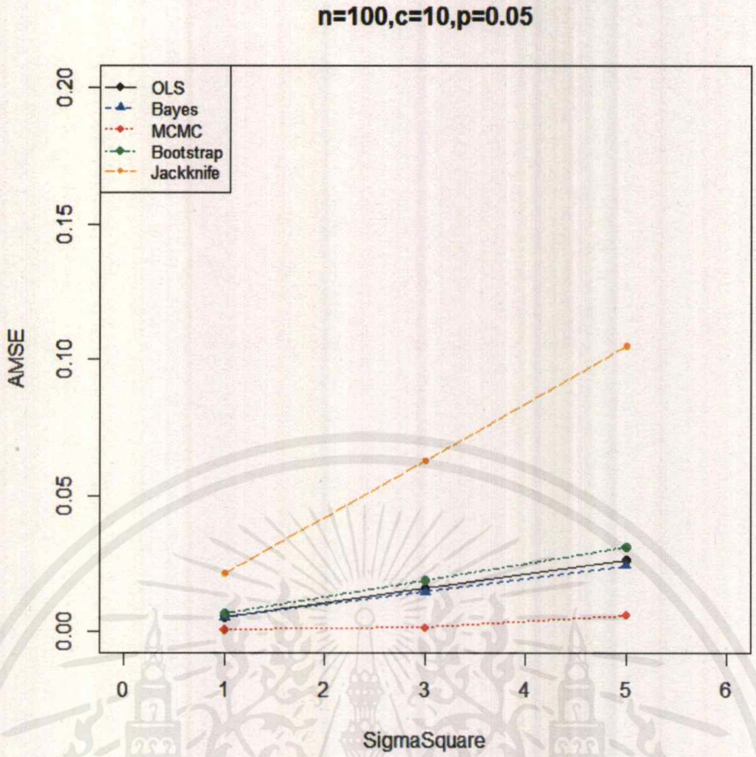
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.15 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.25 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.25 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.26 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.26 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

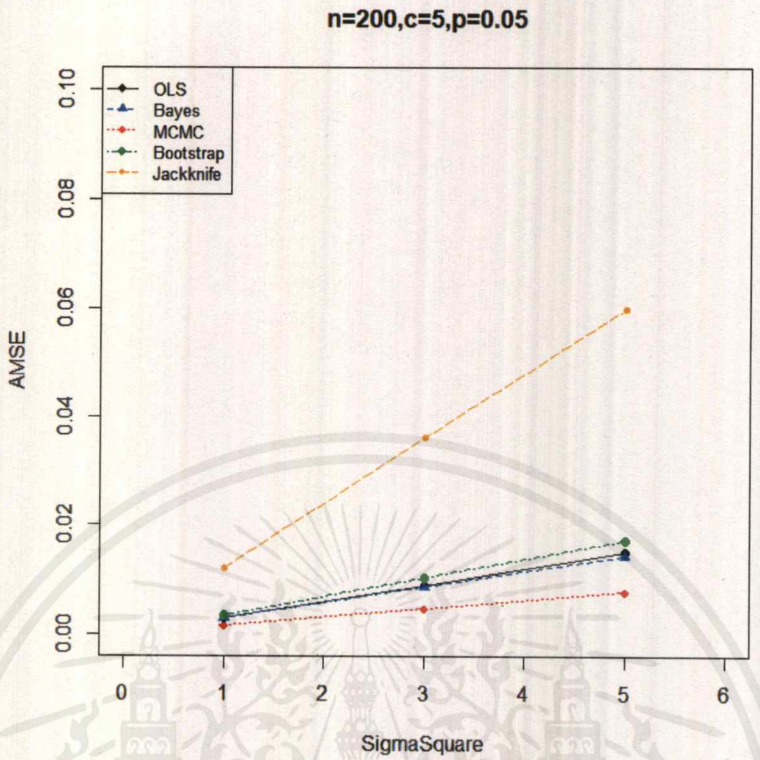
4.3.1.4 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

ตารางที่ 4.16 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0054	0.0162	0.027	0.0051	0.0153	0.0255
		$\hat{\beta}_1$	0.0006	0.0018	0.0031	0.0003	0.0008	0.0013
	AMSE		0.003	0.009	0.01505	0.0027	0.00805	0.0134
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0052	0.0155	0.0258	0.0049	0.0147	0.0245
		$\hat{\beta}_1$	0.0006	0.0018	0.003	0.0003	0.0008	0.0013
	AMSE		0.0029	0.00865	0.0144	0.0026	0.00775	0.0129
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.003	0.0091	0.0151	0.0023	0.007	0.0117
		$\hat{\beta}_1$	0.00004	0.0001	0.0002	0.0000004	0.000001	0.000002
	AMSE		**0.00152**	**0.0046**	**0.00765**	**0.0011502**	**0.0035005**	**0.005851**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0062	0.0187	0.0311	0.0058	0.0174	0.029
		$\hat{\beta}_1$	0.0006	0.0019	0.0032	0.0003	0.0008	0.0014
	AMSE		0.0034	0.0103	0.01715	0.00305	0.0091	0.0152
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0216	0.0647	0.1079	0.0204	0.0613	0.1022
		$\hat{\beta}_1$	0.0025	0.0074	0.0123	0.001	0.0031	0.0052
	AMSE		0.01205	0.03605	0.0601	0.0107	0.0322	0.0537

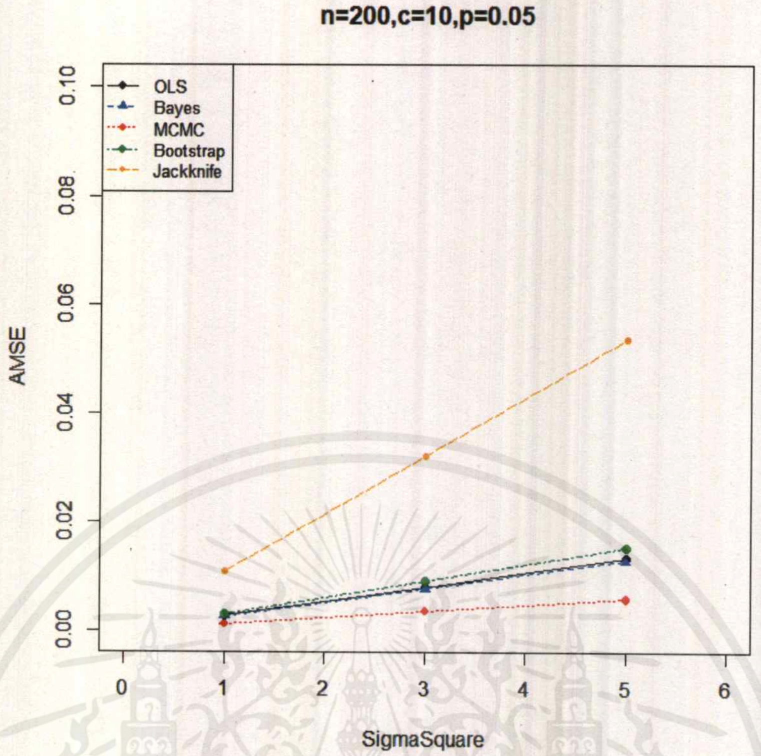
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.16 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.27 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.27 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.28 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.28 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

4.3.2 เมื่อกำหนดสัดส่วนปลอมปน (p) เท่ากับ 0.15

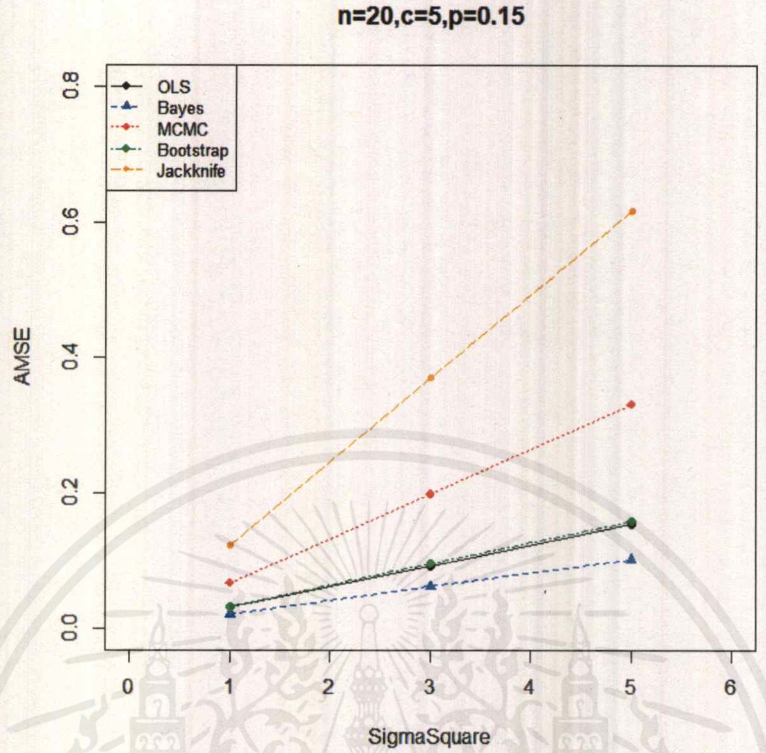
4.3.2.1 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

ตารางที่ 4.17 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.057	0.1713	0.2854	0.0544	0.1631	0.2719
		$\hat{\beta}_1$	0.0045	0.0136	0.0226	0.0023	0.0069	0.0115
	AMSE		0.03075	0.09245	0.154	0.02835	0.085	0.1417
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0369	0.1108	0.1847	0.0361	0.1082	0.1803
		$\hat{\beta}_1$	0.0039	0.0116	0.0194	0.002	0.0059	0.0099
	AMSE		**0.0204**	**0.0612**	**0.10205**	**0.01905**	**0.05705**	**0.0951**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.126	0.378	0.6316	0.1006	0.3018	0.5021
		$\hat{\beta}_1$	0.0062	0.0185	0.0309	0.0014	0.0043	0.0071
	AMSE		0.0661	0.19825	0.33125	0.051	0.15305	0.2546
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0582	0.1745	0.2909	0.0552	0.1655	0.2759
		$\hat{\beta}_1$	0.0054	0.0163	0.0272	0.003	0.009	0.015
	AMSE		0.0318	0.0954	0.15905	0.0291	0.08725	0.14545
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.2283	0.685	1.1416	0.2174	0.6523	1.0872
		$\hat{\beta}_1$	0.0181	0.0542	0.0904	0.0091	0.0274	0.0457
	AMSE		0.1232	0.3696	0.616	0.11325	0.33985	0.56645

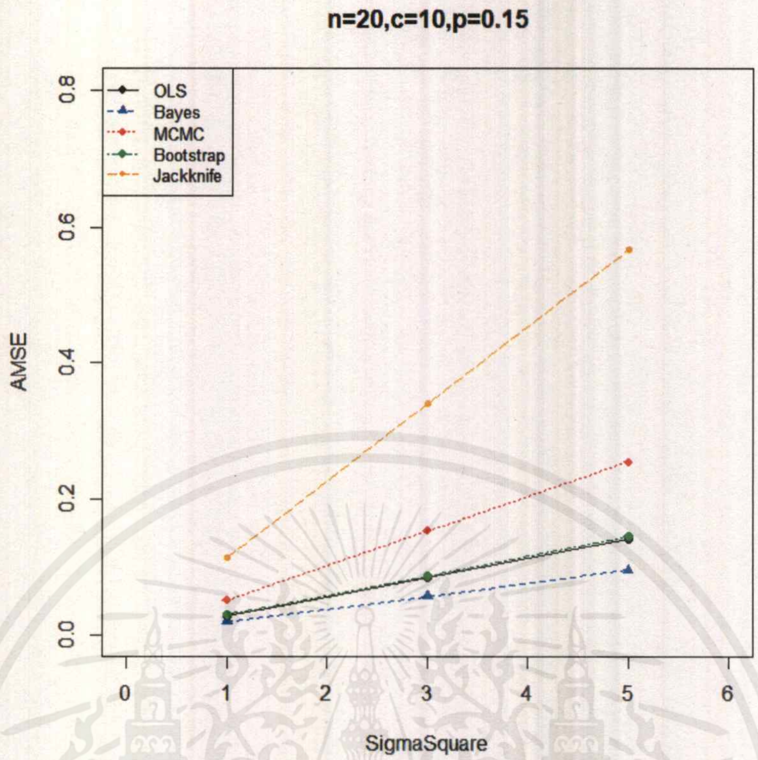
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.17 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.29 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.29 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.30 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.30 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

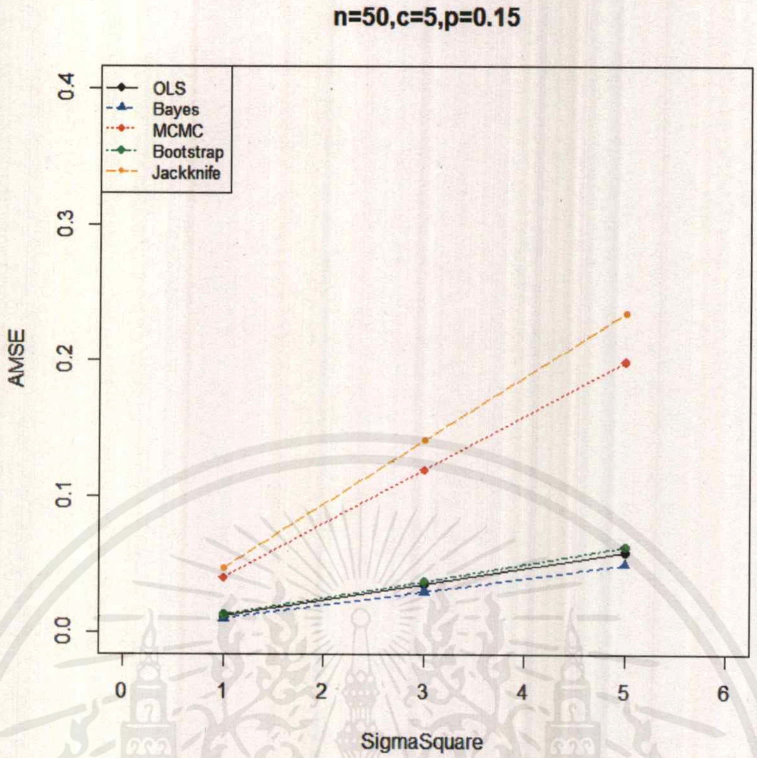
4.3.2.2 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

ตารางที่ 4.18 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.022	0.066	0.1101	0.0208	0.0625	0.1041
		$\hat{\beta}_1$	0.0015	0.0046	0.0077	0.0005	0.0016	0.0026
	AMSE		0.01175	0.0353	0.0589	0.01065	0.03205	0.05335
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0186	0.0557	0.0928	0.0177	0.0531	0.0885
		$\hat{\beta}_1$	0.0015	0.0045	0.0075	0.0005	0.0015	0.0026
	AMSE		**0.01005**	**0.0301**	**0.05015**	**0.0091**	**0.0273**	**0.04555**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0749	0.2245	0.3739	0.0553	0.166	0.2766
		$\hat{\beta}_1$	0.005	0.0151	0.0251	0.0014	0.0043	0.0072
	AMSE		0.03995	0.1198	0.1995	0.02835	0.08515	0.1419
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0237	0.071	0.1183	0.0226	0.0679	0.1132
		$\hat{\beta}_1$	0.0015	0.0044	0.0073	0.0005	0.0016	0.0027
	AMSE		0.0126	0.0377	0.0628	0.01155	0.03475	0.05795
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0881	0.2643	0.4405	0.0833	0.2499	0.4164
		$\hat{\beta}_1$	0.0062	0.0186	0.0309	0.0021	0.0063	0.0105
	AMSE		0.04715	0.14145	0.2357	0.0427	0.1281	0.21345

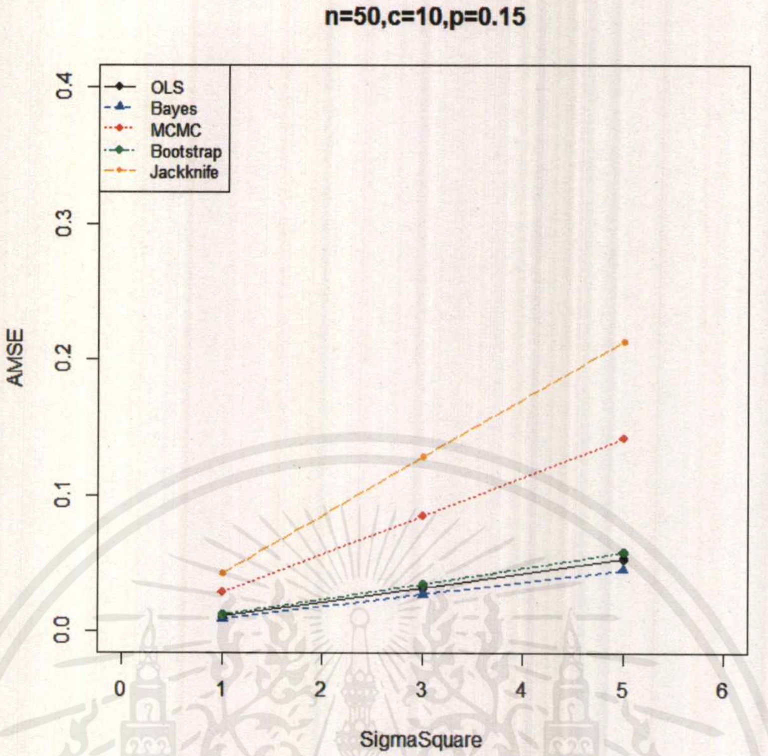
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.18 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.31 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.31 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เชียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.32 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.32 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

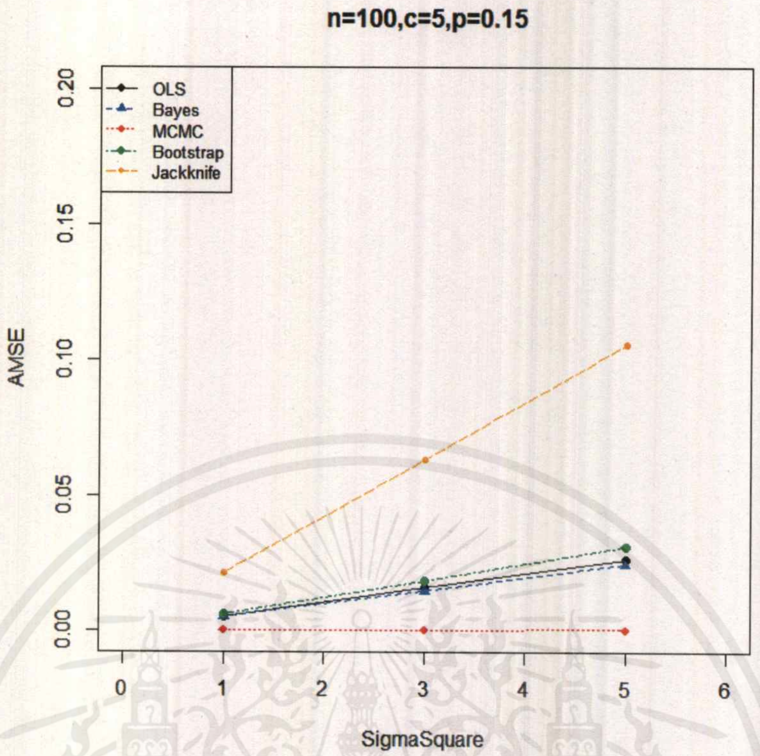
4.3.2.3 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

ตารางที่ 4.19 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0099	0.0298	0.0497	0.0094	0.0283	0.0472
		$\hat{\beta}_1$	0.0006	0.0019	0.0032	0.0001	0.0006	0.001
	AMSE		0.00525	0.01585	0.02645	0.00475	0.01445	0.0241
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0091	0.0274	0.0456	0.0087	0.0261	0.0435
		$\hat{\beta}_1$	0.0006	0.0019	0.0031	0.0002	0.0006	0.001
	AMSE		0.00485	0.01465	0.02435	0.00445	0.01335	0.02225
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.000019	0.000056	0.00009	0.000012	0.000034	0.00006
		$\hat{\beta}_1$	0.000022	0.000064	0.0001	0.000012	0.000035	0.00006
	AMSE		**0.0000205**	**0.00006**	**0.000095**	**0.000012**	**0.0000345**	**0.00006**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0117	0.0351	0.0585	0.0112	0.0337	0.0562
		$\hat{\beta}_1$	0.0006	0.0019	0.0032	0.0002	0.0006	0.001
	AMSE		0.00615	0.0185	0.03085	0.0057	0.01715	0.0286
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0397	0.1192	0.1986	0.0377	0.1132	0.1886
		$\hat{\beta}_1$	0.0025	0.0076	0.0127	0.0008	0.0023	0.0039
	AMSE		0.0211	0.0634	0.10565	0.01925	0.05775	0.09625

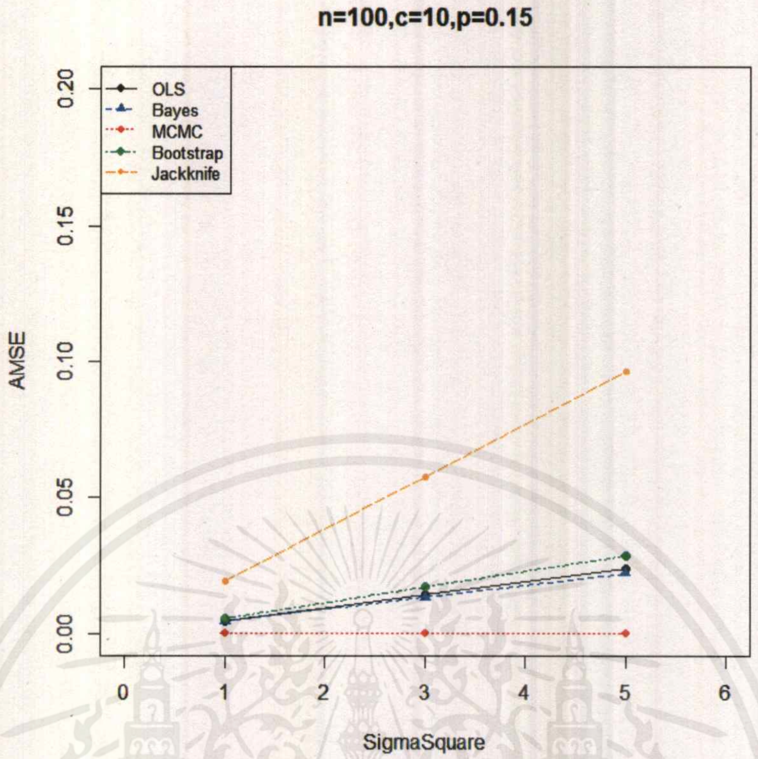
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.19 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.33 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.33 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.34 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.34 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

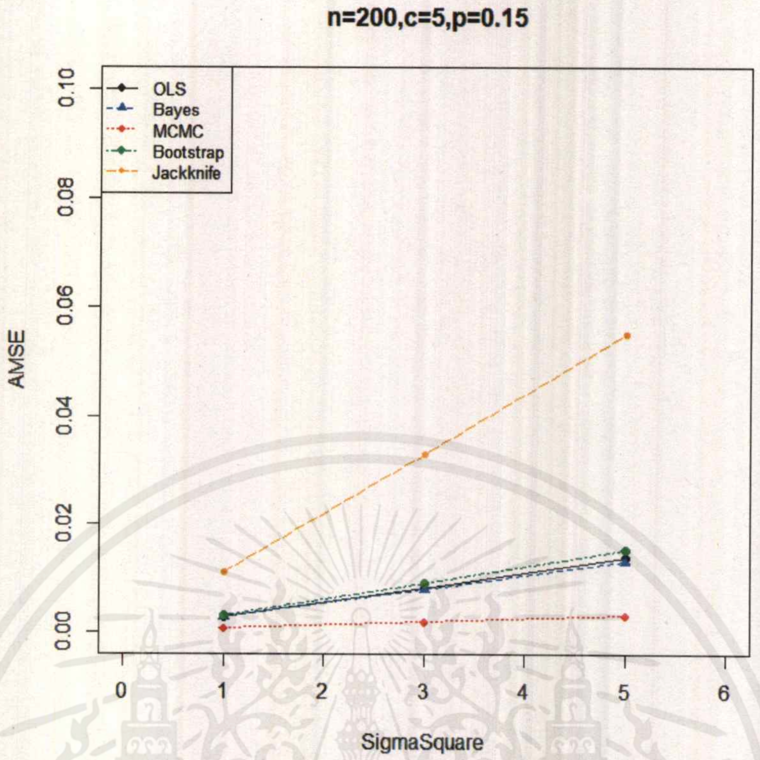
4.3.2.4 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

ตารางที่ 4.20 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0052	0.0156	0.0261	0.005	0.0151	0.0251
		$\hat{\beta}_1$	0.0003	0.0009	0.0015	0.00009	0.0003	0.0004
	AMSE		0.00275	0.00825	0.0138	0.002545	0.0077	0.01275
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.005	0.015	0.025	0.0048	0.0146	0.0241
		$\hat{\beta}_1$	0.0003	0.0009	0.0014	0.00009	0.0003	0.0004
	AMSE		0.00265	0.00795	0.0132	0.002445	0.00745	0.01225
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.001	0.0031	0.0052	0.0012	0.0035	0.0058
		$\hat{\beta}_1$	0.0001	0.0004	0.0006	0.0001	0.0002	0.0003
	AMSE		**0.00055**	**0.00175**	**0.0029**	**0.00065**	**0.00185**	**0.00305**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0058	0.0175	0.0291	0.0056	0.0169	0.0281
		$\hat{\beta}_1$	0.0003	0.0009	0.0015	0.0001	0.0003	0.0005
	AMSE		0.00305	0.0092	0.0153	0.00285	0.0086	0.0143
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.0208	0.0625	0.1042	0.0201	0.0602	0.1004
		$\hat{\beta}_1$	0.0012	0.0035	0.0058	0.0003	0.001	0.0017
	AMSE		0.011	0.033	0.055	0.0102	0.0306	0.05105

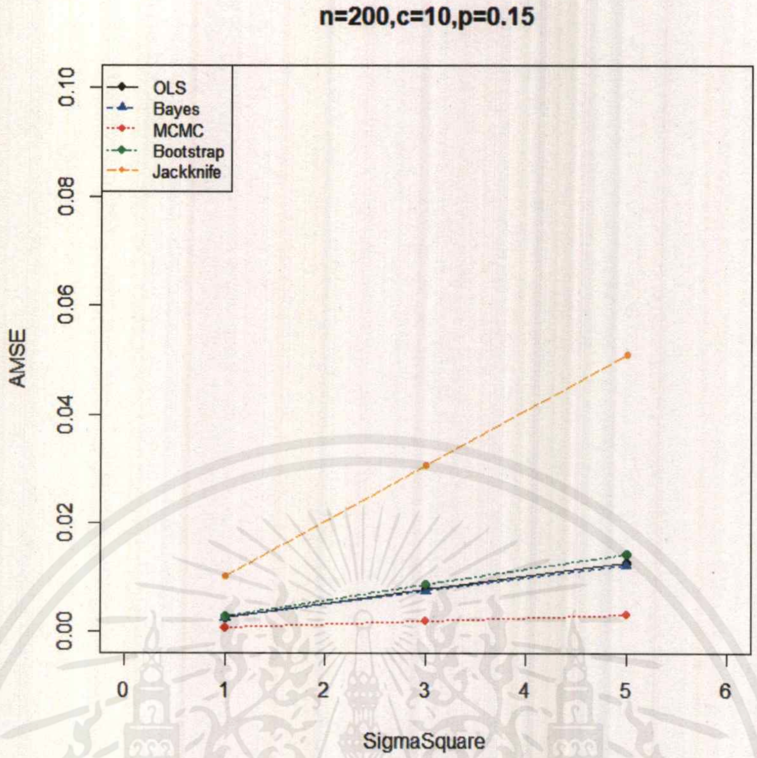
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.20 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.35 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.35 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.36 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.36 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

4.4 กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

4.4.1 เมื่อกำหนดสัดส่วนปลอมปน (p) เท่ากับ 0.05

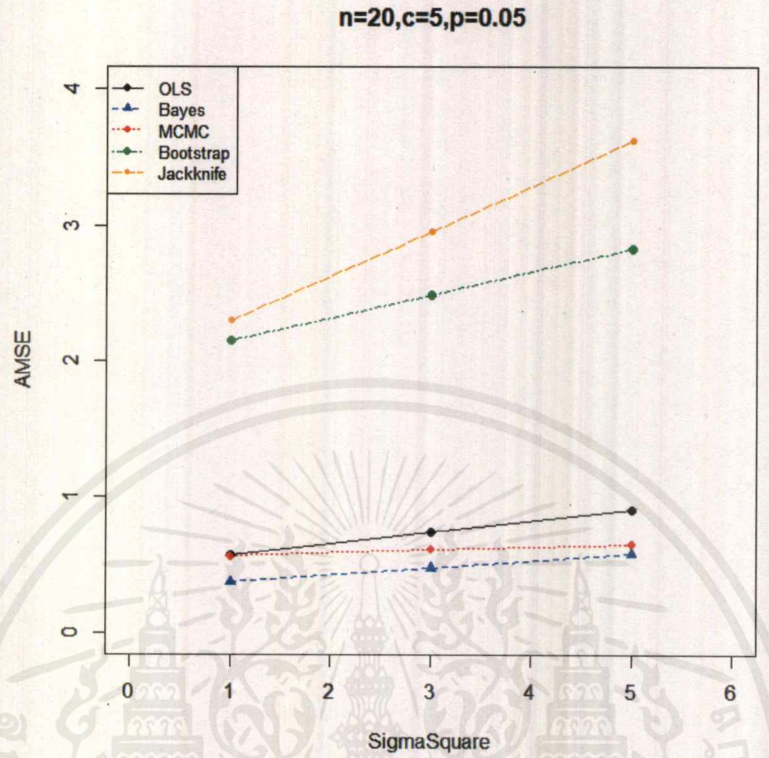
4.4.1.1 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

ตารางที่ 4.21 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.1331	1.416	1.7013	1.3735	2.1464	2.924
		$\hat{\beta}_1$	0.0214	0.0641	0.1069	0.0454	0.1362	0.227
	AMSE		0.57725	0.74005	0.9041	0.70945	1.1413	1.5755
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.728	0.9037	1.0808	0.8896	1.377	1.8667
		$\hat{\beta}_1$	0.0194	0.0547	0.0898	0.0388	0.1129	0.1868
	AMSE		**0.3737**	**0.4792**	**0.5853**	**0.4642**	**0.74495**	**1.02675**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.1285	1.2273	1.2997	1.6927	2.3144	2.7961
		$\hat{\beta}_1$	0.0018	0.0055	0.0092	0.000005	0.000012	0.000016
	AMSE		0.56515	0.6164	0.65445	0.8463525	1.157206	1.398058
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.2871	4.8951	5.5093	4.5604	5.6886	6.8181
		$\hat{\beta}_1$	0.0314	0.0942	0.1569	0.0551	0.1353	0.2754
	AMSE		2.15925	2.49465	2.8331	2.30775	2.91195	3.54675
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.5337	5.6652	6.8084	5.4972	8.5932	11.7074
		$\hat{\beta}_1$	0.0856	0.2569	0.4282	0.182	0.5459	0.9099
	AMSE		2.30965	2.96105	3.6183	2.8396	4.56955	6.30865

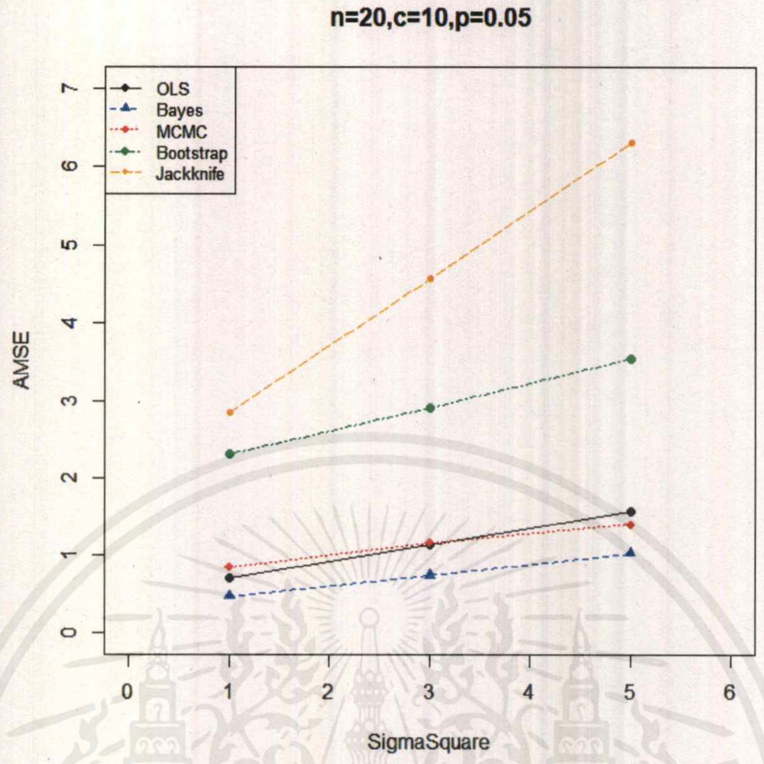
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.21 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.37 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.37 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.38 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.38 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

4.4.1.2 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

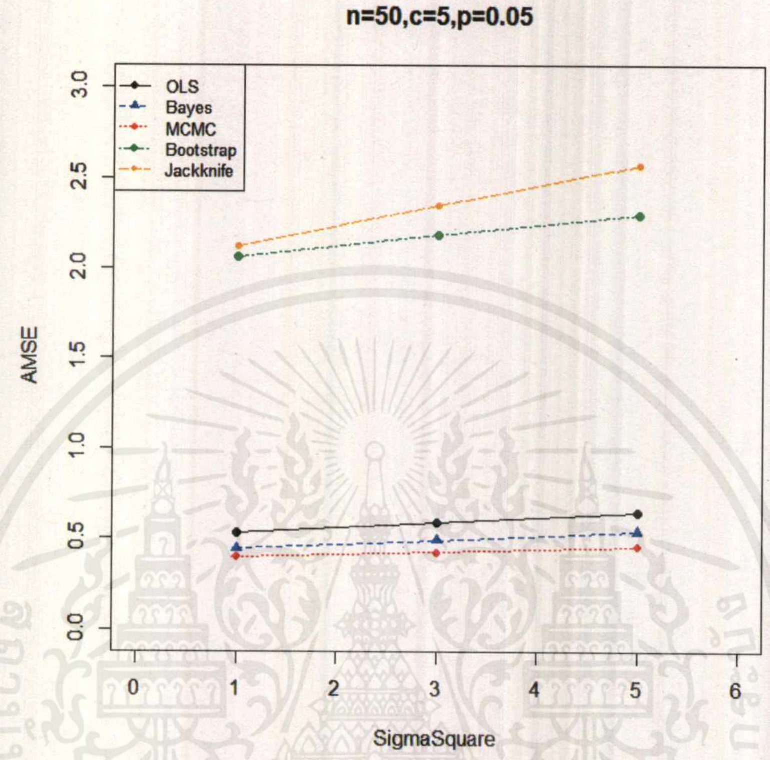
ตารางที่ 4.22 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.0532	1.151	1.2472	1.129	1.3732	1.6149
		$\hat{\beta}_1$	0.0072	0.0218	0.0364	0.0126	0.0378	0.063
	AMSE		0.5302	0.5864	0.6418	0.5708	0.7055	0.83895
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.8796	0.9605	1.0402	0.951	1.1555	1.358
		$\hat{\beta}_1$	0.0069	0.0206	0.0343	0.0119	0.0358	0.0597
	AMSE		0.44325	0.49055	0.53725	**0.48145**	**0.59565**	0.70885
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.7959	0.8403	0.9058	1.1299	1.2284	1.2978
		$\hat{\beta}_1$	0.0003	0.0002	0.00000707	0.000064	0.0001	0.0003
	AMSE		**0.3981**	**0.42025**	**0.4529035**	0.564982	0.61425	**0.64905**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.1167	4.3325	4.5451	4.2357	4.6487	5.0513
		$\hat{\beta}_1$	0.0104	0.0311	0.0517	0.0134	0.0401	0.0669
	AMSE		2.06355	2.1818	2.2984	2.12455	2.3444	2.5591
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.2128	4.6039	4.9888	4.5159	5.4928	6.4596
		$\hat{\beta}_1$	0.0291	0.0875	0.1459	0.0504	0.1513	0.2522
	AMSE		2.12095	2.3457	2.56735	2.28315	2.82205	3.3559

หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

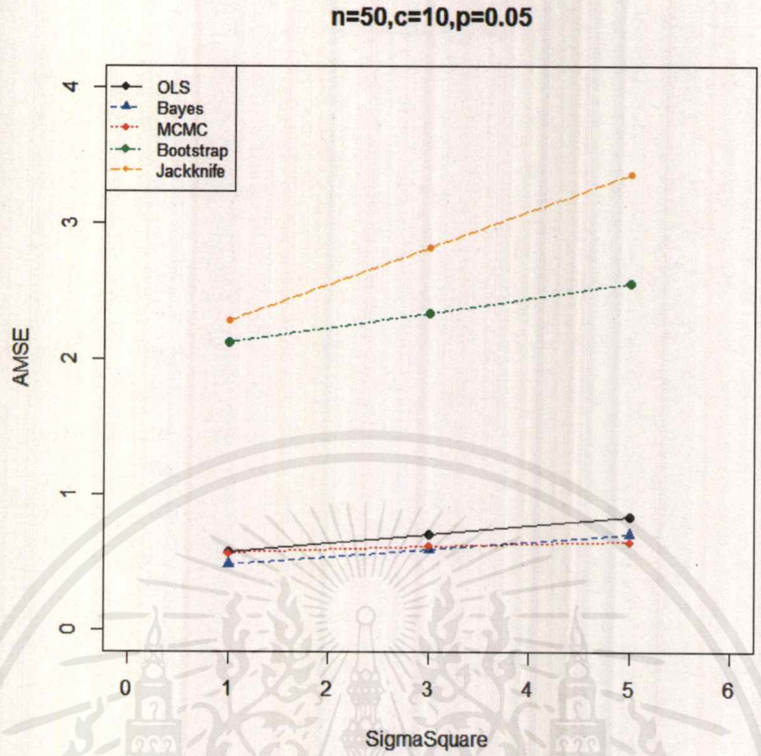
จากตารางที่ 4.22 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยสุดที่สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยสุดที่สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 และ 3 เมื่อความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 5 วิธี

มอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยสุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50



รูปที่ 4.39 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.39 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.40 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.40 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) เมื่อความแปรปวน (σ^2) เท่ากับ 1 และ 3 และวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) จะทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำสุดที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 5

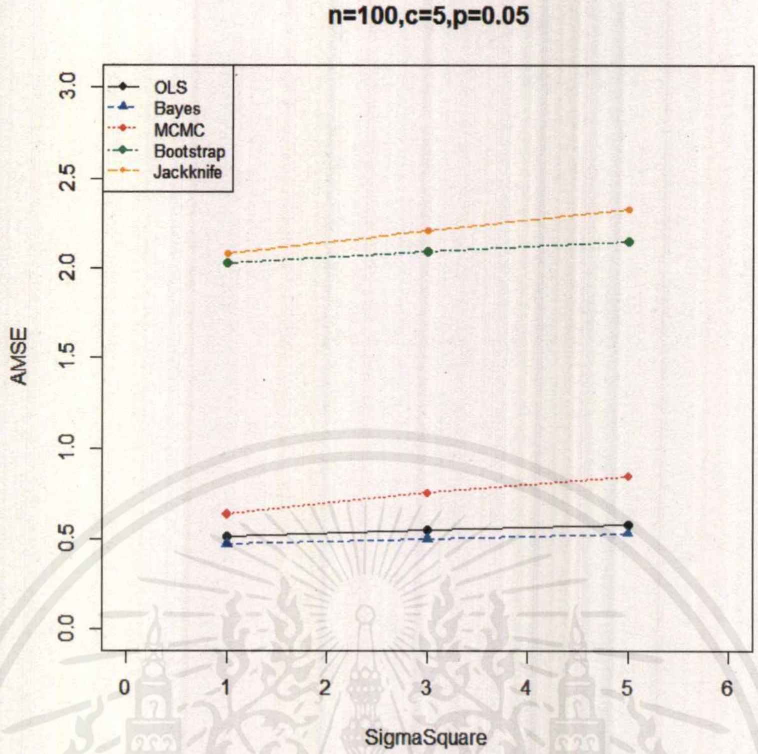
4.4.1.3 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

ตารางที่ 4.23 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.0345	1.0927	1.1488	1.0781	1.2173	1.3534
		$\hat{\beta}_1$	0.0029	0.0089	0.0149	0.0045	0.0137	0.0228
	AMSE		0.5187	0.5508	0.58185	0.5413	0.6155	0.6881
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.9457	0.9988	1.0501	0.9908	1.1187	1.2437
		$\hat{\beta}_1$	0.0029	0.0087	0.0146	0.0045	0.0135	0.0225
	AMSE		**0.4743**	**0.50375**	**0.53235**	**0.49765**	**0.5661**	**0.6331**
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.263	1.4749	1.6308	1.3349	1.6104	1.8162
		$\hat{\beta}_1$	0.0113	0.0341	0.0568	0.0161	0.0484	0.0807
	AMSE		0.63715	0.7545	0.8438	0.6755	0.8294	0.94845
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.0565	4.1664	4.2757	4.0983	4.2978	4.4978
		$\hat{\beta}_1$	0.0049	0.0146	0.0244	0.0055	0.0165	0.0276
	AMSE		2.0307	2.0905	2.15005	2.0519	2.15715	2.2627
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.1382	4.3708	4.5955	4.3124	4.8694	5.4141
		$\hat{\beta}_1$	0.0119	0.0359	0.0599	0.0182	0.0547	0.0912
	AMSE		2.07505	2.20335	2.3277	2.1653	2.46205	2.75265

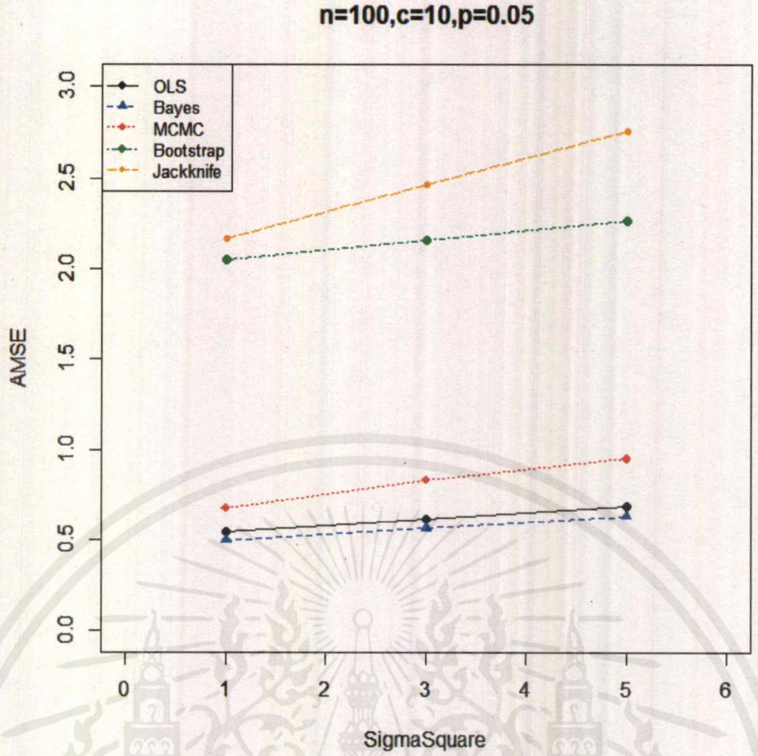
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.23 วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.41 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.41 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.42 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.42 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีเบส์เซียน (Bayes) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

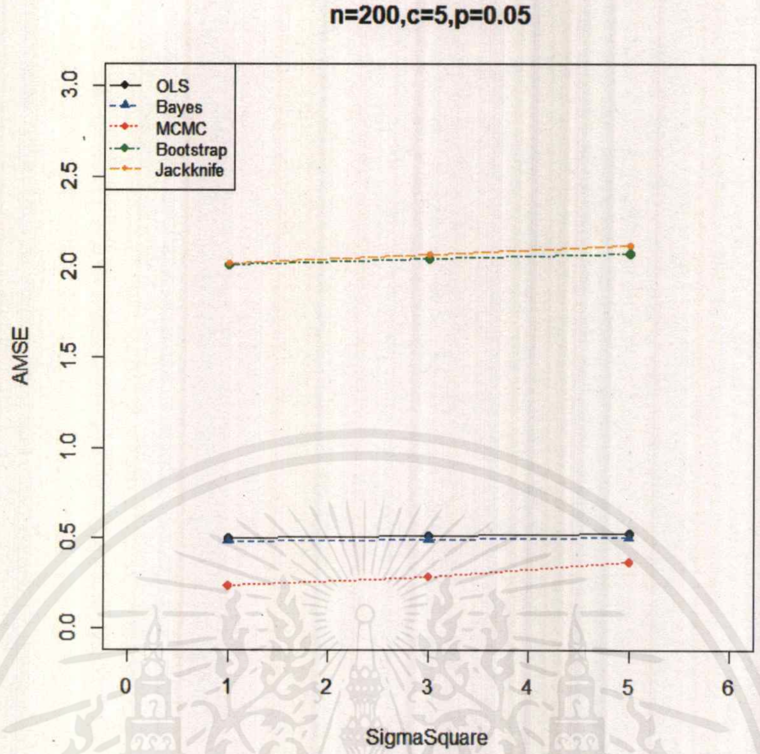
4.4.1.4 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

ตารางที่ 4.24 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.0085	1.0311	1.0546	1.0298	1.0935	1.1578
		$\hat{\beta}_1$	0.0013	0.0041	0.0068	0.0014	0.0043	0.0072
	AMSE		0.5049	0.5176	0.5307	0.5156	0.5489	0.5825
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.9645	0.986	1.0085	0.9876	1.0486	1.1103
		$\hat{\beta}_1$	0.0013	0.004	0.0067	0.0014	0.0043	0.0072
	AMSE		0.4829	0.495	0.5076	0.4945	0.52645	0.55875
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.4633	0.5659	0.7344	0.0482	0.1566	0.4233
		$\hat{\beta}_1$	0.0008	0.0005	0.0001	0.0048	0.0029	0.0009
	AMSE		**0.23205**	**0.2832**	**0.36725**	**0.0265**	**0.07975**	**0.2121**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.0289	4.0859	4.1427	4.0519	4.1547	4.2572
		$\hat{\beta}_1$	0.002	0.0061	0.0102	0.0019	0.0056	0.0094
	AMSE		2.01545	2.046	2.07645	2.0269	2.08015	2.1333
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.0343	4.1245	4.2186	4.1194	4.374	4.6315
		$\hat{\beta}_1$	0.0054	0.0164	0.0273	0.0058	0.0174	0.0291
	AMSE		2.01985	2.07045	2.12295	2.0626	2.1957	2.3303

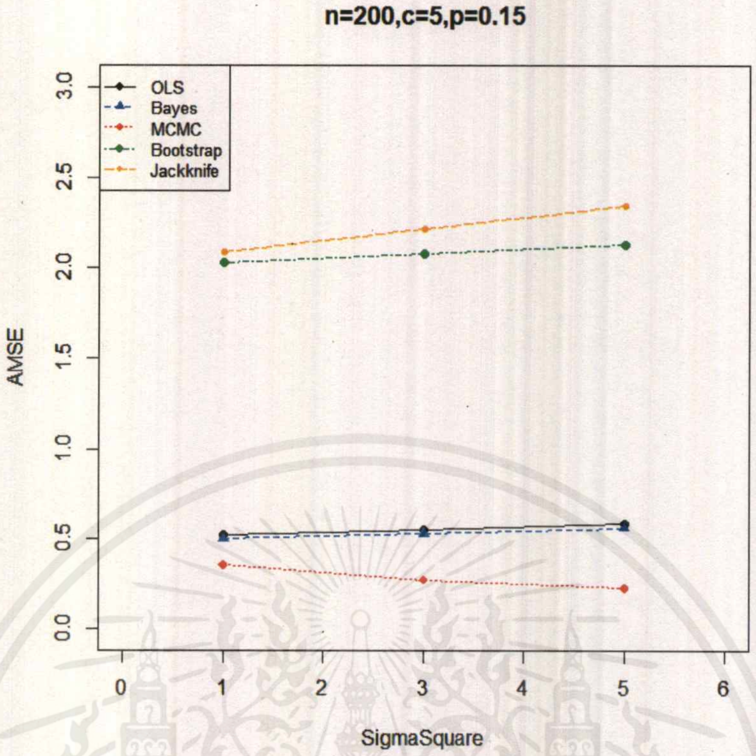
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.24 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.43 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.43 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.44 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.44 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

4.4.2 เมื่อกำหนดสัดส่วนปลอมปน (p) เท่ากับ 0.15

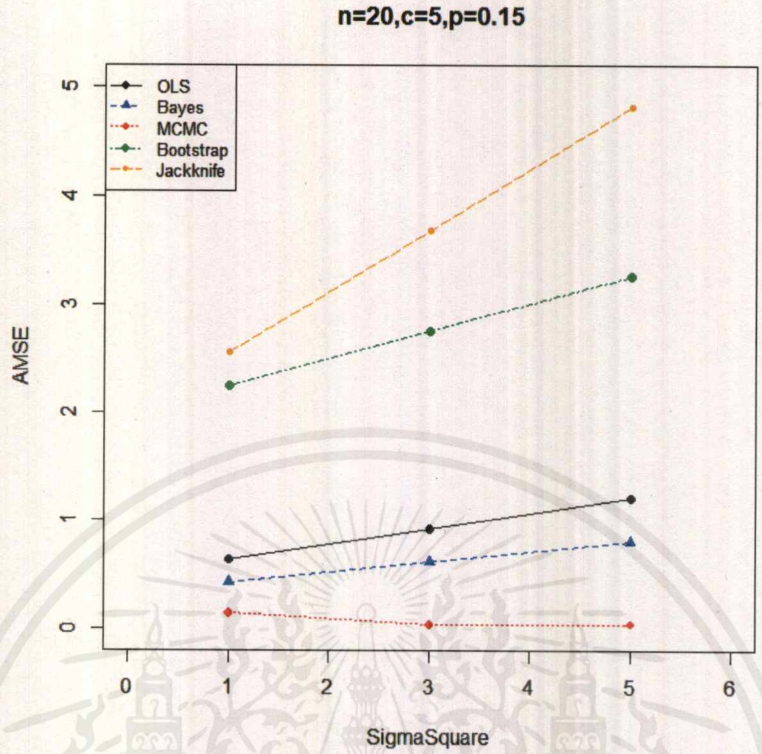
4.4.2.1 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

ตารางที่ 4.25 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.2545	1.7724	2.2918	1.8574	3.585	5.3149
		$\hat{\beta}_1$	0.0213	0.0671	0.1118	0.0399	0.1198	0.1998
	AMSE		0.6379	0.91975	1.2018	0.94865	1.8524	2.75735
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.8294	1.1682	1.508	1.2454	2.4011	3.5585
		$\hat{\beta}_1$	0.0205	0.0605	0.1004	0.0362	0.1082	0.1802
	AMSE		0.42495	0.61435	0.8042	0.6408	1.25465	1.86935
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.2609	0.0232	0.0096	0.0612	0.0936	0.4678
		$\hat{\beta}_1$	0.0131	0.0391	0.0653	0.0168	0.0504	0.084
	AMSE		**0.137**	**0.03115**	**0.03745**	**0.039**	**0.072**	**0.2759**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.452	5.3982	6.3519	5.3331	8.0197	10.71
		$\hat{\beta}_1$	0.0347	0.1042	0.1736	0.0599	0.0197	0.2996
	AMSE		2.24335	2.7512	3.26275	2.6965	4.0197	5.5048
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	5.018	7.0894	9.167	7.4306	14.3434	21.2655
		$\hat{\beta}_1$	0.0894	0.2683	0.4472	0.1599	0.4797	23.7232
	AMSE		2.5537	3.67885	4.8071	3.79525	7.41155	22.49435

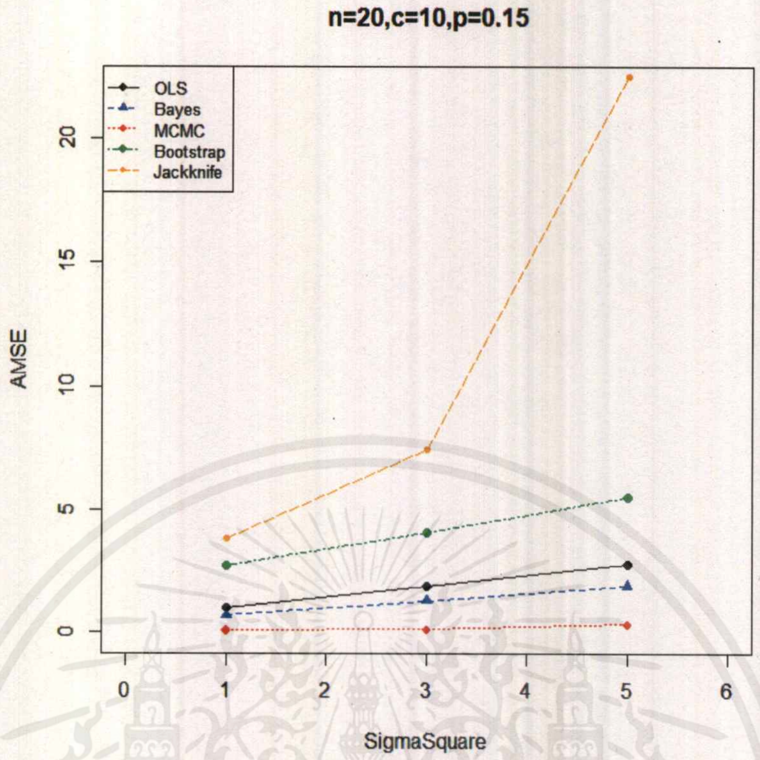
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.25 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.45 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.45 จะเห็นได้ว่าวิธีที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) เมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าลดลงและเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น ซึ่งวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.46 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.46 จะเห็นได้ว่าเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น โดยวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) และวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

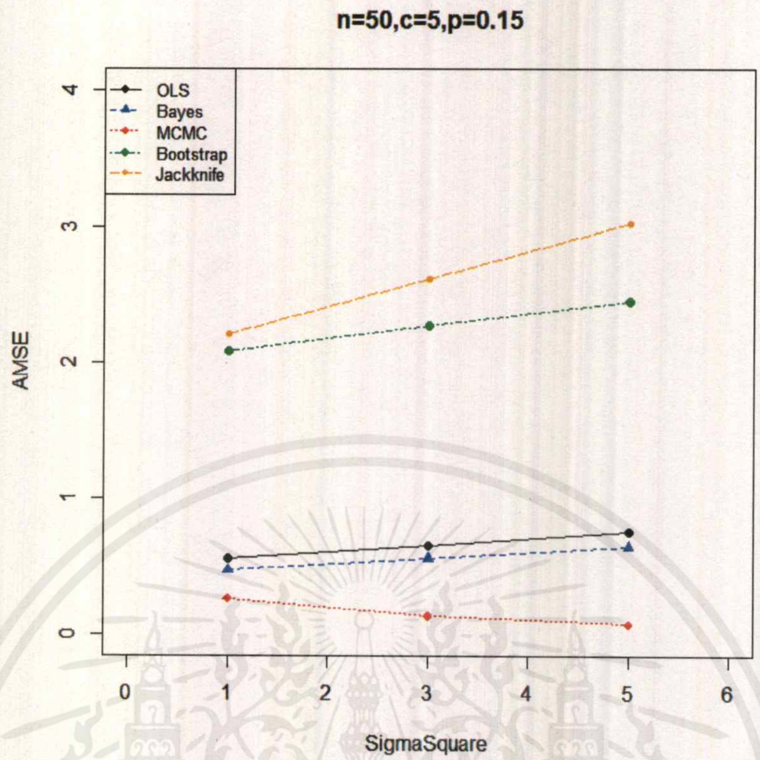
4.4.2.2 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

ตารางที่ 4.26 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.0977	1.2893	1.4801	1.3156	1.9441	2.5721
		$\hat{\beta}_1$	0.0068	0.0204	0.0341	0.0077	0.0232	0.0387
	AMSE		0.55225	0.65485	0.7571	0.66165	0.98365	1.3054
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.9284	1.0899	1.2508	1.1202	1.6548	2.1889
		$\hat{\beta}_1$	0.0066	0.0199	0.0331	0.0076	0.0229	0.0382
	AMSE		0.4675	0.5549	0.64195	0.5639	0.83885	1.11355
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.5119	0.2569	0.1317	0.3097	0.054	0.0004
		$\hat{\beta}_1$	0.0012	0.0035	0.0059	0.0016	0.0049	0.0082
	AMSE		**0.25655**	**0.1302**	**0.0688**	**0.15565**	**0.02945**	**0.0043**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.1757	4.5242	4.8721	4.5361	5.5719	6.6011
		$\hat{\beta}_1$	0.0088	0.0266	0.0443	0.0106	0.0319	0.0531
	AMSE		2.09225	2.2754	2.4582	2.27335	2.8019	3.3271
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.3909	5.1571	5.9205	5.2623	7.7764	10.2885
		$\hat{\beta}_1$	0.0273	0.0819	0.1365	0.031	0.093	0.1551
	AMSE		2.2091	2.6195	3.0285	2.64665	3.9347	5.2218

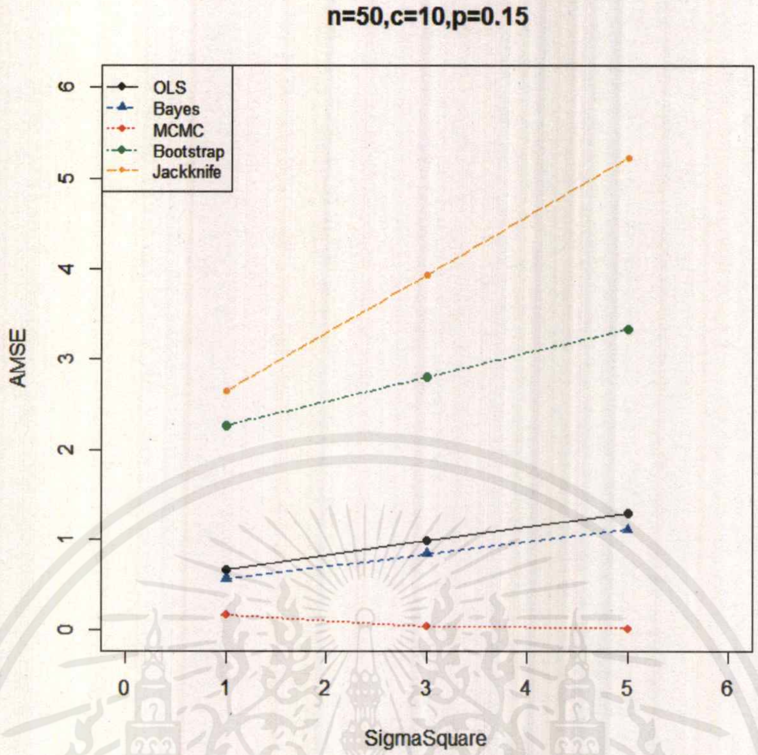
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.26 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.47 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.47 จะเห็นได้ว่าวิธีที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) เมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าลดลงและเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น ซึ่งวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.48 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.48 จะเห็นได้ว่าวิธีที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) เมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าลดลงและเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น ซึ่งวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

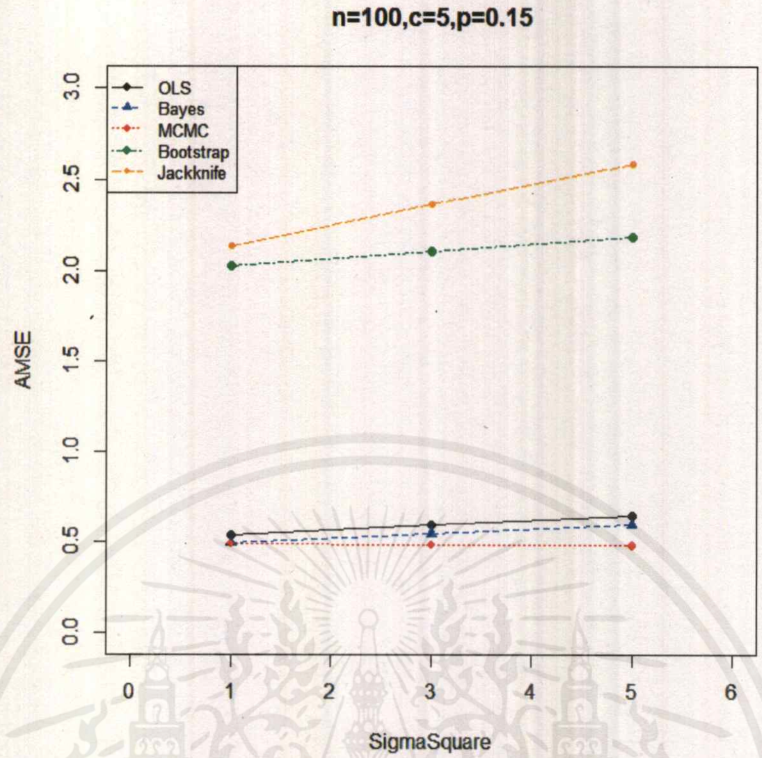
4.4.2.3 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

ตารางที่ 4.27 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.0655	1.1735	1.2772	1.1917	1.5303	1.8608
		$\hat{\beta}_1$	0.0029	0.0089	0.0148	0.0032	0.0097	0.0163
	AMSE		0.5342	0.5912	0.646	0.59745	0.77	0.93855
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.9795	1.0786	1.1739	1.0992	1.4114	1.7162
		$\hat{\beta}_1$	0.0029	0.0088	0.0147	0.0032	0.0097	0.0162
	AMSE		0.4912	0.5437	0.5943	0.5512	0.71055	0.8662
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.9771	0.9603	0.9497	0.825	0.7091	0.6324
		$\hat{\beta}_1$	0.0022	0.0065	0.0108	0.0015	0.0046	0.0076
	AMSE		**0.48965**	**0.4834**	**0.48025**	**0.41325**	**0.35685**	**0.32**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.0509	4.1989	4.3553	4.1895	4.6523	5.1302
		$\hat{\beta}_1$	0.0037	0.0109	0.0183	0.0035	0.0106	0.0177
	AMSE		2.0273	2.1049	2.1868	2.0965	2.33145	2.57395
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.2623	4.694	5.109	4.767	6.1213	7.4432
		$\hat{\beta}_1$	0.0119	0.0357	0.0595	0.013	0.0391	0.0652
	AMSE		2.1371	2.36485	2.58425	2.39	3.0802	3.7542

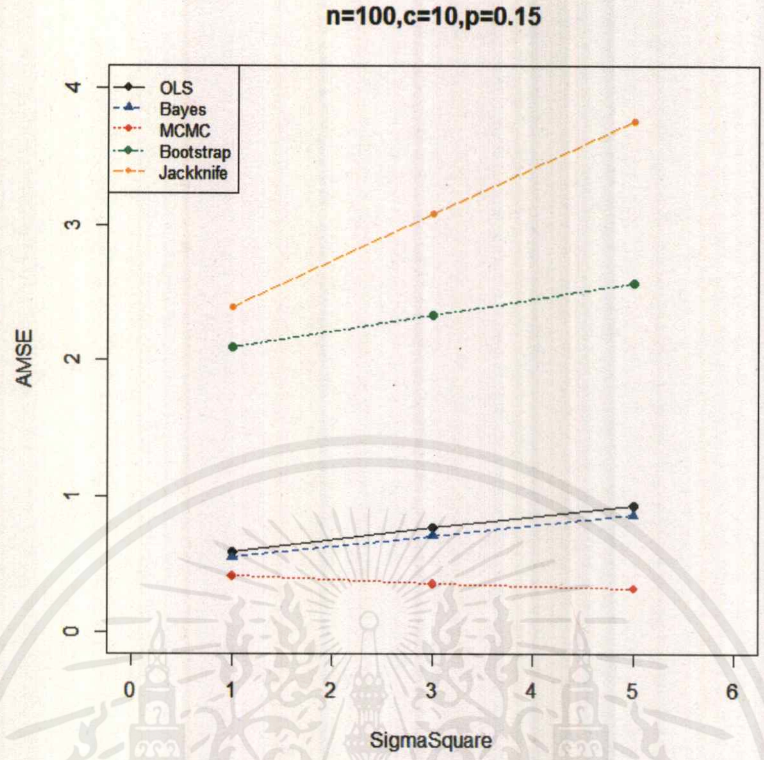
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.27 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.49 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.49 จะเห็นได้ว่าวิธีที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) เมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าลดลงและเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น ซึ่งวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.50 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.50 จะเห็นได้ว่าวิธีที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) เมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าลดลงและเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น ซึ่งวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

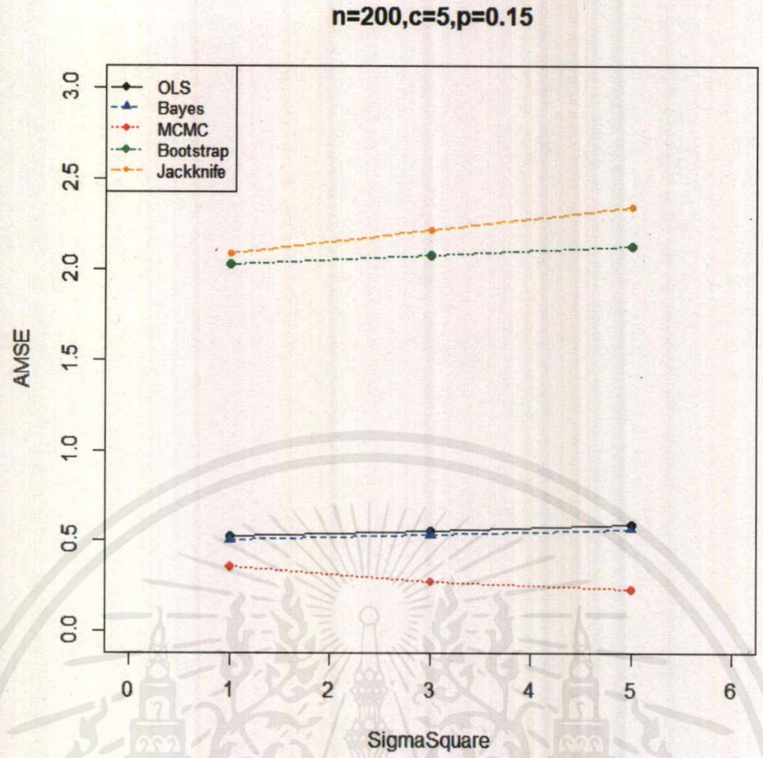
4.4.2.4 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

ตารางที่ 4.28 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

สถานการณ์			$c=5$			$c=10$		
			$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$	$\sigma^2=1$	$\sigma^2=3$	$\sigma^2=5$
OLS	MSE	$\hat{\beta}_0$	1.0402	1.1035	1.1637	1.1227	1.3252	1.52
		$\hat{\beta}_1$	0.0013	0.0041	0.0069	0.0014	0.0043	0.0072
	AMSE		0.52075	0.5538	0.5853	0.56205	0.66475	0.7636
Bayesian	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.9973	1.058	1.1157	1.0781	1.2726	1.4597
		$\hat{\beta}_1$	0.0013	0.0041	0.0069	0.0014	0.0043	0.0072
	AMSE		0.4993	0.53105	0.5613	0.53975	0.63845	0.73345
MCMC	MSE	$\hat{\beta}_0$	0.6949	0.5061	0.3943	0.3947	0.1265	0.0286
		$\hat{\beta}_1$	0.0113	0.0338	0.0564	0.0185	0.0554	0.0923
	AMSE		**0.3531**	**0.26995**	**0.22535**	**0.2066**	**0.09095**	**0.06045**
Bootstrap	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.0512	4.1508	4.2452	4.1499	4.4189	4.6824
		$\hat{\beta}_1$	0.0016	0.0047	0.0079	0.0015	0.0044	0.0074
	AMSE		2.0264	2.07775	2.12655	2.0757	2.21165	2.3449
Jackknife	MSE	$\hat{\beta}_0$	4.161	4.4141	4.6549	4.4909	5.301	6.0803
		$\hat{\beta}_1$	0.0055	0.0167	0.0279	0.0057	0.0173	0.0288
	AMSE		2.08325	2.2154	2.3414	2.2483	2.65915	3.05455

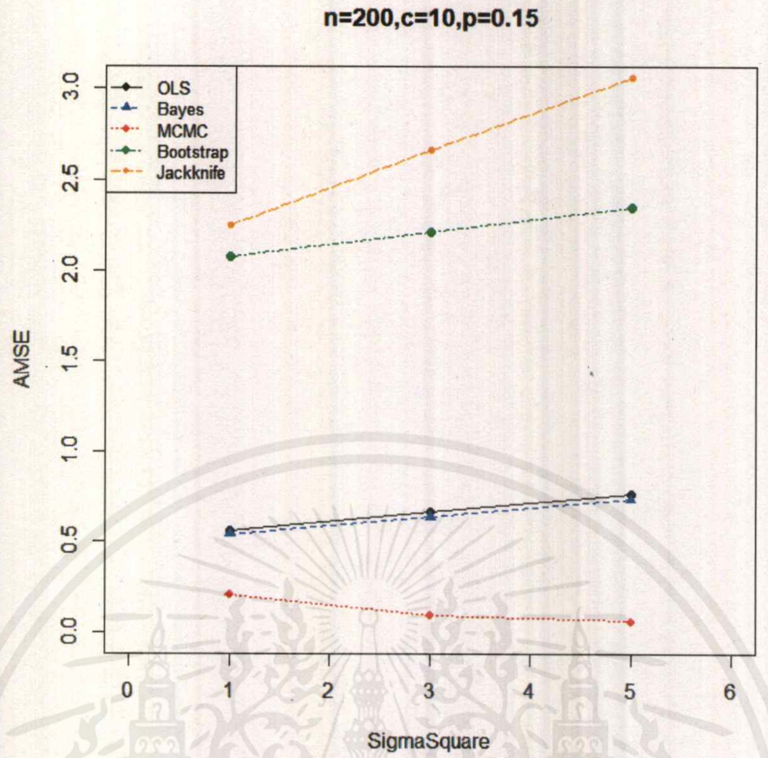
หมายเหตุ : **ตัวหนา** หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุดจากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 5 วิธี

จากตารางที่ 4.28 วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) น้อยที่สุด เมื่อขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200 สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 และ 10 ที่ความแปรปรวน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5



รูปที่ 4.51 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 5 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.51 จะเห็นได้ว่าวิธีที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) เมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าลดลงและเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น ซึ่งวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)



รูปที่ 4.52 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน สเกลแฟคเตอร์ (c) เท่ากับ 10 เมื่อความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (σ^2) เท่ากับ 1 3 และ 5 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 200

จากรูปที่ 4.52 จะเห็นได้ว่าวิธีที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดคือวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) เมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าลดลงและเมื่อความแปรปรวน (σ^2) เพิ่มขึ้น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) จะมีค่าเพิ่มมากขึ้น ซึ่งวิธีที่มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) สูงที่สุดคือวิธีแจ็คไนฟ์ (Jackknife)

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

จากผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ทั้ง 5 วิธี คือวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่าย

โดยกำหนดสัญลักษณ์ ดังนี้

OLS	หมายถึง วิธีกำลังสองน้อยที่สุด
Bayesian	หมายถึง วิธีเบส์เซียน
MCMC	หมายถึง วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ
Bootstrap	หมายถึง วิธีบูตสแตรป
Jackknife	หมายถึง วิธีแจ็คไนฟ์
c	หมายถึง สเกลแฟคเตอร์
p	หมายถึง สัดส่วนปลอมปน

5.1 กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

จากผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ทั้ง 5 วิธี สรุปผลได้ดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุด จากกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

สถานการณ์	$\sigma^2 = 1$	$\sigma^2 = 3$	$\sigma^2 = 5$
$n = 20$	Bayesian	Bayesian	Bayesian
$n = 50$	Bayesian	Bayesian	Bayesian
$n = 100$	Bayesian	Bayesian	Bayesian
$n = 200$	Bayesian	Bayesian	Bayesian

พบว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีเบส์เซียน (Bayesian) ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดในทุกความแปรปรวน

5.2 กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

จากผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ทั้ง 5 วิธี สรุปผลได้ดังตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุด จากกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

สถานการณ์		$p=0.05$		$p=0.15$	
		$c=5$	$c=10$	$c=5$	$c=10$
$n=20$	$\sigma^2=1$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=3$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=5$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
$n=50$	$\sigma^2=1$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=3$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=5$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
$n=100$	$\sigma^2=1$	MCMC	MCMC	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=3$	MCMC	MCMC	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=5$	MCMC	MCMC	Bayesian	Bayesian
$n=200$	$\sigma^2=1$	Bayesian	Bootstrap	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=3$	Bayesian	Bootstrap	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=5$	Bayesian	Bootstrap	Bayesian	Bayesian

พบว่าส่วนใหญ่การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีเบส์เซียน (Bayesian) ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุด

5.3 กรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

จากผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ทั้ง 5 วิธี สรุปผลได้ดังตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุด จากกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

สถานการณ์		$p=0.05$		$p=0.15$	
		$c=5$	$c=10$	$c=5$	$c=10$
$n=20$	$\sigma^2=1$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=3$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=5$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
$n=50$	$\sigma^2=1$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=3$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
	$\sigma^2=5$	Bayesian	Bayesian	Bayesian	Bayesian
$n=100$	$\sigma^2=1$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=3$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=5$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC
$n=200$	$\sigma^2=1$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=3$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=5$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC

พบว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีเบส์เซียน (Bayesian) ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุดที่ขนาดตัวอย่าง เท่ากับ 20 และ 50 เมื่อขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุด

5.4 กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

จากผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ทั้ง 5 วิธี สรุปผลได้ดังตารางที่ 5.4

ตารางที่ 5.4 วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) มีค่าน้อยที่สุด จากกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

สถานการณ์		$p=0.05$		$p=0.15$	
		$c=5$	$c=10$	$c=5$	$c=10$
$n=20$	$\sigma^2=1$	Bayesian	Bayesian	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=3$	Bayesian	Bayesian	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=5$	Bayesian	Bayesian	MCMC	MCMC
$n=50$	$\sigma^2=1$	MCMC	Bayesian	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=3$	MCMC	Bayesian	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=5$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC
$n=100$	$\sigma^2=1$	Bayesian	Bayesian	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=3$	Bayesian	Bayesian	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=5$	Bayesian	Bayesian	MCMC	MCMC
$n=200$	$\sigma^2=1$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=3$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC
	$\sigma^2=5$	MCMC	MCMC	MCMC	MCMC

เมื่อสัดส่วนปลอมปนมีค่ามาก ส่วนใหญ่พบว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC) ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (AMSE) ต่ำที่สุด

5.5 ข้อเสนอแนะ

5.5.1 ด้านการนำไปใช้ประโยชน์

เมื่อต้องการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่าย โดยแบ่งเป็น 4 กรณี ดังนี้

- กรณีตัวแปรอิสระและตัวแปรตามมีการแจกแจงปรกติ ให้ใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีเบส์เซียน (Bayesian) ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในทุกขนาดตัวอย่างและทุกความแปรปรวน

- กรณีตัวแปรอิสระมีการแจกแจงปรกติและตัวแปรตามมีการแจกแจงปรกติปลอมปน ให้ใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีเบส์เซียน (Bayesian) ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในทุกขนาดตัวอย่างและทุกความแปรปรวน

- กรณีตัวแปรอิสระมีการแจกแจงปรกติปลอมปนและตัวแปรตามมีการแจกแจงปรกติ จะใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีเบส์เซียน (Bayesian) เมื่อขนาดตัวอย่าง เท่ากับ 20 และ 50 เมื่อขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นจึงจะใช้วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC)

- กรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปรกติปลอมปน เมื่อสัดส่วนปลอมปนมีค่า 0.05 จะใช้วิธีเบส์เซียน (Bayesian) ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ และเมื่อสัดส่วนปลอมปนเพิ่มมากขึ้นให้ใช้วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ (MCMC)

5.5.2 ด้านการศึกษาวิจัย

- เพื่อเป็นแนวทางให้ผู้ศึกษาเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่ายในการวิจัยครั้งต่อไป อาจทำการศึกษาตัวแบบถดถอยอื่น เช่น ตัวแบบถดถอยเชิงพหุ (Multiple Regression)

- เพื่อเป็นแนวทางให้ผู้ศึกษาเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด วิธีเบส์เซียน วิธีมอนติคาร์โล โซ่มาร์คอฟ วิธีบูตสแตรป และวิธีแจ็คไนฟ์ สำหรับตัวแบบถดถอยอย่างง่ายในกรณีการแจกแจงอื่น เช่น การแจกแจงแกมมา (Gamma Distribution)

เอกสารอ้างอิง

ภูวษา แซ่อุ้ย, ธิดาพร ศุภภากร และประสิทธิ์ พยัคฆพงษ์. 2559. "การเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีเบย์เซียน วิธีกำลังสองน้อยที่สุด และวิธีบูตสแตรปใช้พารามิเตอร์." *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี.* 24(3) : 363-369.

ศรสวรรค์ บุญเพ็ญ, บุญอ้อม โฉมที และอภิญญา หหิรัญวงษ์. 2558. "การเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าแบบช่วงสำหรับพารามิเตอร์ขนาดของการแจกแจงไวบูลล์แบบสองพารามิเตอร์." *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี.* 23(4) : 579-587.

อัชฌา อระวีพร. 2554. "การหาค่าตัวประมาณเบส์ด้วยโปรแกรมวินบั๊ก." *วารสารวิทยาศาสตร์ลาดกระบัง.* 20(2) : 45-60.

อัญมณี กุมมาระกะ และอัชฌา อระวีพร. 2561. "การเปรียบเทียบการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงทวินามเชิงลบ ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด วิธีของเบส์และวิธีมาร์คอฟ เชน มอนติคาร์โล." *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี.* 26(1) : 58-70.

Bradley Efron, Robert J. Tibshirani. 1993. **An Introduction to the Bootstrap.** The United States of America : Chapman & Hall

Edward Greenberg. 2008. **Introduction to Bayesian Econometrics.** 1. New York : Cambridge University Press.

J.S.Dagpunar. 2007. **Simulatio and Monte Carlo.** England : Wiley

Zaman, T. and Alakus, K., 2016. "A Study Based on the Application of Bootstrap and Jackknife Methods in Simple Linear Regression Analysis." *International Journal of Sciences :Basic and Applied Research(IJSBAR).* 30(5) : 63-74.

Yahya, W.B., Olaniran, O.R. and Ige, S.O. 2014. "On Bayesian Conjugate Normal Linear Regression and Ordinary Least Square Regression Methods:A Monte Carlo Study." Ilorin Journal of Science. 1(1) : 216-227

Algamal, Z.Y. and Rasheed, K. b., 2010. "Re-sampling in Linear Regression Model Using Jackknife and Bootstrap." Iraqi Journal of Statisrical Science. : 59-73.

ภาคผนวก

ภาคผนวก

```
*****************************************************************************
คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับสร้างกราฟการแจกแจงปรกติของความคลาดเคลื่อน
*****************************************************************************
x <- seq(-10,10,len=1000)
y1 <- dnorm(x,mean=0,sd=1)
y2 <- dnorm(x,mean=0,sd=3)
y3 <- dnorm(x,mean=0,sd=5)
plot(x,y1,type="l",col="red",lty=1,lwd=5,ylim=c(0,0.6))
points(x,y2,type="l",col="blue",lty=2,lwd=5)
points(x,y3,type="l",col="green",lty=3,lwd=5)
labels=c("N(0,1)","N(0,3)","N(0,5)")
colors=c("red","blue","green")
A=c(1,2,3)
legend("topright",inset=0.05,labels,lwd=5,lty=A,col=colors)

*****************************************************************************
คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับสร้างกราฟการแจกแจงปรกติของตัวแปรอิสระ
*****************************************************************************
x <- seq(-15,15,len=1000)
y <- dnorm(x,mean=1,sd=2)
plot(x,y,type="l",col="blue",lty=1,lwd=5,ylim=c(0,0.3))
labels=c("N(1,4)")
colors=c("blue")
A=c(1,2,3)
legend("topright",inset=0.05,labels,lwd=5,lty=A,col=colors)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับ model ที่ใช้ในวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ

****

```
model{
        for(i in 1:n){
        y[i]~dnorm(b0+b1*x1[i],tau)
}
# priors
b0~ dnorm(0,0.0001)
b1~ dnorm(0,0.0001)
tau=1/sigma
sigma~dgamma(2,2)}
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;m=1000
ols_b0 = c();ols_b1=c();b0=c();b1=c()
for(j in 1:m){
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0[j]=b[1]
b1[j]=b[2]
ols_b0[j] = (2-b[1])^2
ols_b1[j] = (4-b[2])^2
}
mean(ols_b0)
mean(ols_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีเบส์เซียน ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1= 20;mu1 = 0;var1 = 1;m=1000
prior=c(2,4)
priormean= data.frame(prior)
pm = as.matrix(priormean)
cov1=c(1,0)
cov2=c(0,1)
priorcov = data.frame(cov1,cov2)
priorcov_m = as.matrix(priorcov)
mse_baye0=c();mse_baye1=c();bb0=c();bb1=c()
for( j in 1:m){
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x1= rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b =  solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
bm = data.frame(b)
bbm = as.matrix(bm)
postcov = solve(priorcov)+ (t(x)%*%x)/4
postcov_m=data.frame(postcov)
postcov_mm= as.matrix(postcov_m)
f = solve(priorcov)
fm = as.matrix(f)
a = (t(x)%*%x)/4
am = as.matrix(a)
bayesian = solve(postcov)%*%((fm%*%pm)+(am%*%bbm))
bb0[j]=bayesian[1]
bb1[j]=bayesian[2]
mse_baye0[j]=(2-bb0[j])^2
```

```
mse_baye1[j]=(4-bb1[j])^2
}
mean(mse_baye0)
mean(mse_baye1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;m=1000
b0mcmc = c() ;b1mcmc = c()
for(j in 1:m){
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
library(rjags)
dataset=list(y=y,x1=x1,n=n1)
inits=list(b0=rnorm(1,0,0.5),b1=rnorm(1,0,0.5),sigma=runif(0,0.1))
jagmod <-jags.model('modelของจริง.
txt',data=dataset,inits=inits,n.chains=1,n.adapt=5000)
update(jagmod,n.iter=5000,progress.bar="text")
posterior=coda.samples(jagmod,c("b0","b1","sigma"),n.iter=10000,progress.bar="text",thi
n=5)
post=as.data.frame(as.matrix(posterior))
bb0=mean(post$b0)
bb1=mean(post$b1)
b0mcmc[j]=(2-bb0)^2
b1mcmc[j]=(4-bb1)^2
}
mean(b0mcmc)
mean(b1mcmc)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีบูตสแตรป ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;m=1000
mseboot_b0=c();mseboot_b1=c();bbb0=c();bbb1=c()
for( j in 1:m){
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0=b[1]
b1=b[2]
boot_x1 = c() ; boot_error=c() ; boot_b0=c() ; boot_b1=c()
for(k in 1:n1){
boot_x1 [k] = sample(x1,length(data),replace=TRUE)
}
for(d in 1:m){
boot_error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
boot_x0 = rep(1,n1)
boot_xm = data.frame(x0=boot_x0,x1=boot_x1)
x = as.matrix(boot_xm)
y = b0+(b1*x[,2])+boot_error
boot_b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
boot_b0[d] = boot_b[1]
boot_b1[d] = boot_b[2]
}
bbb0[j] = mean(boot_b0)
bbb1[j] = mean(boot_b1)
mseboot_b0[j] = (2-bbb0[j])^2
mseboot_b1[j] = (4-bbb1[j])^2
```

```
}
mean(mseboot_b0)
mean(mseboot_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีแจ็คไนฟ์ ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;m=1000
msejack_b0 =c();msejack_b1 =c();jack_b0=c();jack_b1=c()
for (j in 1:m){
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0 = b[1]
b1 = b[2]
jack_x1 = c();jack_error=c();jjack_b0=c();jjack_b1=c()
for (i in 1:n1){
for (e in 1:n1){
if(e < i) jack_x1[e] = x1[e]
else if(e > i) jack_x1[e-1] = x1[e]
}
for (f in 1:n1){
if(f < i) jack_error[f] = error[f]
else if(f > i) jack_error[f-1] = error[f]
}
jack_x0 = rep(1,n1-1)
jack_xm = data.frame(x0=jack_x0,x1=jack_x1)
x2 = as.matrix(jack_xm)
y2 = b0+(b1*x2[,2])+jack_error
```

```
jack_b = solve(t(x2)%*%x2)%*%t(x2)%*%y2
jjack_b0[i] = jack_b[1];jjack_b1[i] = jack_b[2]
}
jack_b0[j] = mean(jjack_b0)
jack_b1[j] = mean(jjack_b1)
msejack_b0[j] = (2-jack_b0[j])^2
msejack_b1[j] = (4-jack_b1[j])^2
}
mean(msejack_b0)
mean(msejack_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
ols_b0 = c();ols_b1=c();b0=c();b1=c()
for(j in 1:m){
e0=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
e1=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
error=(e0*flag)+(e1*(1-flag))
x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0[j]=b[1];b1[j]=b[2]
ols_b0[j] = (2-b[1])^2;ols_b1[j] = (4-b[2])^2
}
mean(ols_b0)
mean(ols_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีเบส์เซียน ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
mseboot_b0=c();mseboot_b1=c();bbb0=c();bbb1=c()
for( j in 1:m){
e0=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
e1=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
error=(e0*flag)+(e1*(1-flag))
x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0=b[1]
b1=b[2]
boot_x1 = c() ; boot_error=c() ; boot_b0=c() ; boot_b1=c()
for(k in 1:n1){
boot_x1 [k] = sample(x1,length(data),replace=TRUE)}
for(d in 1:m){
e2=rnorm(n1,mu1,var1)
e3=rnorm(n1,mu1,var1*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
boot_error=(e2*flag)+(e3*(1-flag))
boot_x0 = rep(1,n1)
boot_xm = data.frame(x0=boot_x0,x1=boot_x1)
x = as.matrix(boot_xm)
y = b0+(b1*x[,2])+boot_error
boot_b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
boot_b0[d] = boot_b[1]
```

```
boot_b1[d] = boot_b[2]
}
bbb0[j] = mean(boot_b0)
bbb1[j] = mean(boot_b1)
mseboot_b0[j] = (2-bbb0[j])^2
mseboot_b1[j] = (4-bbb1[j])^2
}
mean(mseboot_b0)
mean(mseboot_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
b0mcmc = c();b1mcmc = c()
for(j in 1:m){
e0=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
e1=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
error=(e0*flag)+(e1*(1-flag))
x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
library(rjags)
dataset=list(y=y,x1=x1,n=n1)
inits=list(b0=rnorm(1,0,0.5),b1=rnorm(1,0,0.5),sigma=runif(0,0.1))
jagmod <-jags.model('modelของจริง.
txt',data=dataset,inits=inits,n.chains=1,n.adapt=5000)
update(jagmod,n.iter=5000,progress.bar="text")
```

```
posterior=coda.samples(jagmod,c("b0","b1","sigma"),n.iter=10000,progress.bar="text",thi
n=5)
post=as.data.frame(as.matrix(posterior))
bb0=mean(post$b0)
bb1=mean(post$b1)
b0mcmc[j]=(2-bb0)^2
b1mcmc[j]=(4-bb1)^2
}
mean(b0mcmc)
mean(b1mcmc)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีบูตสแตรป ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
mseboot_b0=c();mseboot_b1=c();bbb0=c();bbb1=c()
for( j in 1:m){
e0=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
e1=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
error=(e0*flag)+(e1*(1-flag))
x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0=b[1]
b1=b[2]
boot_x1 = c() ; boot_error=c() ; boot_b0=c() ; boot_b1=c()
for(k in 1:n1){
boot_x1 [k] = sample(x1,length(data),replace=TRUE)
```

```
}
for(d in 1:m){
e2=rnorm(n1,mu1,var1)
e3=rnorm(n1,mu1,var1*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
boot_error=(e2*flag)+(e3*(1-flag))
boot_x0 = rep(1,n1)
boot_xm = data.frame(x0=boot_x0,x1=boot_x1)
x = as.matrix(boot_xm)
y = b0+(b1*x[,2])+boot_error
boot_b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
boot_b0[d] = boot_b[1]
boot_b1[d] = boot_b[2]
}
bbb0[j] = mean(boot_b0)
bbb1[j] = mean(boot_b1)
mseboot_b0[j] = (2-bbb0[j])^2
mseboot_b1[j] = (4-bbb1[j])^2
}
mean(mseboot_b0)
mean(mseboot_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีแจ็คไนฟ์ ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
msejack_b0 =c();msejack_b1 =c();jack_b0=c();jack_b1=c()
for (j in 1:m){
e0=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
e1=rnorm(n1,mu1,sqrt(var1)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
```

```
error=(e0*flag)+(e1*(1-flag))
x1 = rnorm(n1,1,sqrt(4))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0 = b[1]
b1 = b[2]
jack_x1 = c();jack_error=c();jjack_b0=c();jjack_b1=c()
for (i in 1:n1){
for (e in 1:n1){
if(e < i) jack_x1[e] = x1[e]
else if(e > i) jack_x1[e-1] = x1[e]
}
for (f in 1:n1){
if(f < i) jack_error[f] = error[f]
else if(f > i) jack_error[f-1] = error[f]
}
jack_x0 = rep(1,n1-1)
jack_xm = data.frame(x0=jack_x0,x1=jack_x1)
x2 = as.matrix(jack_xm)
y2 = b0+(b1*x2[,2])+jack_error
jack_b = solve(t(x2)%*%x2)%*%t(x2)%*%y2
jjack_b0[i] = jack_b[1]
jjack_b1[i] = jack_b[2]
}
jack_b0[j] = mean(jjack_b0)
jack_b1[j] = mean(jjack_b1)
msejack_b0[j] = (2-jack_b0[j])^2
msejack_b1[j] = (4-jack_b1[j])^2
}
mean(msejack_b0)
mean(msejack_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
ols_b0 = c();ols_b1=c();b0=c();b1=c()
for(j in 1:m){
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0[j]=b[1];b1[j]=b[2]
ols_b0[j] = (2-b[1])^2
ols_b1[j] = (4-b[2])^2
}
mean(ols_b0)
mean(ols_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีเบส์เซียน ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1= 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
prior=c(2,4)
baye0=c();baye1=c()
priormean= data.frame(prior)
```

```
pm = as.matrix(priormean)
cov1=c(1,0)
cov2=c(0,1)
priorcov = data.frame(cov1,cov2)
priorcov_m = as.matrix(priorcov)
mse_baye0=c();mse_baye1=c()
for( j in 1:m){
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b =  solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
bm = data.frame(b)
bbm = as.matrix(bm)
postcov = solve(priorcov)+ (t(x)%*%x)/4
postcov_m=data.frame(postcov)
postcov_mm= as.matrix(postcov_m)
f = solve(priorcov)
fm = as.matrix(f)
a = (t(x)%*%x)/4
am = as.matrix(a)
bayesian = solve(postcov)%*%((fm%*%pm)+(am%*%bbm))
baye0[j]=bayesian[1]
baye1[j]=bayesian[2]
mse_baye0[j]=(2-bayesian[1])^2
mse_baye1[j]=(4-bayesian[2])^2
}
mean(mse_baye0)
mean(mse_baye1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b0mcmc = c() ;b1mcmc = c() ;bbb1=c();bbb0=c()
for(j in 1:m){
library(rjags)
dataset=list(y=y,x1=x1,n=n1)
inits=list(b0=rnorm(1,0,0.5),b1=rnorm(1,0,0.5),sigma=runif(0,0.1))
jagmod <-jags.model('modelของจริง.
txt',data=dataset,inits=inits,n.chains=1,n.adapt=5000)
update(jagmod,n.iter=5000,progress.bar="text")
posterior=coda.samples(jagmod,c("b0","b1","sigma"),n.iter=10000,progress.bar="text",thi
n=5)
post=as.data.frame(as.matrix(posterior))
bb0=mean(post$b0)
bb1=mean(post$b1)
bbb0[j]=bb0
bbb1[j]=bb1
b0mcmc[j]=(2-bb0)^2
b1mcmc[j]=(4-bb1)^2
}
mean(b0mcmc)
```

mean(b1mcmc)

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีบูตสแตรป ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
mseboot_b0=c();mseboot_b1=c();bbb0=c();bbb1=c()
for( j in 1:m){
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0=b[1]
b1=b[2]
boot_x1 = c() ; boot_error=c() ; boot_b0=c() ; boot_b1=c()
for(k in 1:n1){
boot_x1 [k] = sample(x1,length(data),replace=TRUE)}
for(d in 1:m){
boot_error  =  rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
boot_x0 = rep(1,n1)
boot_xm = data.frame(x0=boot_x0,x1=boot_x1)
x = as.matrix(boot_xm)
y = b0+(b1*x[,2])+boot_error
boot_b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
boot_b0[d] = boot_b[1]
boot_b1[d] = boot_b[2]
```

```
}
bbb0[j] = mean(boot_b0)
bbb1[j] = mean(boot_b1)
mseboot_b0[j] = (2-bbb0[j])^2
mseboot_b1[j] = (4-bbb1[j])^2
}
mean(mseboot_b0)
mean(mseboot_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีวิธีแจ็คไนฟ์ ในกรณีตัวแปรอิสระสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปนและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติ

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
msejack_b0 =c();msejack_b1 =c();jack_b0=c();jack_b1=c()
for (j in 1:m){
error = rnorm(n1,mu1,sqrt(var1))
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0 = b[1]
b1 = b[2]
jack_x1 = c();jack_error=c();jjack_b0=c();jjack_b1=c()
for (i in 1:n1){
for (e in 1:n1){
if(e < i) jack_x1[e] = x1[e]
else if(e > i) jack_x1[e-1] = x1[e]
```

```
}
for (f in 1:n1){
if(f < i) jack_error[f] = error[f]
else if(f > i) jack_error[f-1] = error[f]
}
jack_x0 = rep(1,n1-1)
jack_xm = data.frame(x0=jack_x0,x1=jack_x1)
x2 = as.matrix(jack_xm)
y2 = b0+(b1*x2[,2])+jack_error
jack_b = solve(t(x2)%*%x2)%*%t(x2)%*%y2
jjack_b0[i] = jack_b[1]
jjack_b1[i] = jack_b[2]
}
jack_b0[j] = mean(jjack_b0)
jack_b1[j] = mean(jjack_b1)
msejack_b0[j] = (2-jack_b0[j])^2
msejack_b1[j] = (4-jack_b1[j])^2
}
mean(msejack_b0)
mean(msejack_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
ols_b0 = c();ols_b1=c();b0=c();b1=c()
for(j in 1:m){
error1=rnorm(n1,1,sqrt(var1))
error2=rnorm(n1,1,sqrt(var1)*c);errorflag=rbinom(n1,1,1-cpct)
error=(error1*errorflag)+(error2*(1-errorflag))
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
```

```
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c);flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0[j]=b[1];b1[j]=b[2]
ols_b0[j] = (2-b[1])^2
ols_b1[j] = (4-b[2])^2
}
mean(ols_b0)
mean(ols_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีเบส์เซียน ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1= 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
prior=c(2,4)
baye0=c();baye1=c()
priormean= data.frame(prior)
pm = as.matrix(priormean)
cov1=c(1,0);cov2=c(0,1)
priorcov = data.frame(cov1,cov2)
priorcov_m = as.matrix(priorcov)
mse_baye0=c();mse_baye1=c()
for( j in 1:m){
error1=rnorm(n1,1,sqrt(var1))
error2=rnorm(n1,1,sqrt(var1)*c)
errorflag=rbinom(n1,1,1-cpct)
error=(error1*errorflag)+(error2*(1-errorflag))
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c)
```

```
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b =  solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
bm = data.frame(b)
bbm = as.matrix(bm)
postcov = solve(priorcov)+ (t(x)%*%x)/4
postcov_m=data.frame(postcov)
postcov_mm= as.matrix(postcov_m)
f = solve(priorcov)
fm = as.matrix(f)
a = (t(x)%*%x)/4
am = as.matrix(a)
bayesian = solve(postcov)%*%((fm%*%pm)+(am%*%bbm))
baye0[j]=bayesian[1]
baye1[j]=bayesian[2]
mse_baye0[j]=(2-bayesian[1])^2
mse_baye1[j]=(4-bayesian[2])^2
}
mean(mse_baye0)
mean(mse_baye1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีมอนติคาร์โล โซ่มาคอฟ ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
error1=rnorm(n1,1,sqrt(var1))
error2=rnorm(n1,1,sqrt(var1)*c)
errorflag=rbinom(n1,1,1-cpct)
error=(error1*errorflag)+(error2*(1-errorflag))
```

```
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b0mcmc = c() ;b1mcmc = c() ;bbb1=c();bbb0=c()
for(j in 1:m){
library(rjags)
dataset=list(y=y,x1=x1,n=n1)
inits=list(b0=rnorm(1,0,0.5),b1=rnorm(1,0,0.5),sigma=runif(0,0.1))
jagmod <-jags.model('model1.txt',data=dataset,inits=inits,n.chains=1,n.adapt=5000)
update(jagmod,n.iter=5000,progress.bar="text")
posterior=coda.samples(jagmod,c("b0","b1","sigma"),n.iter=10000,progress.bar="text",thi
n=5)
post=as.data.frame(as.matrix(posterior))
bb0=mean(post$b0)
bb1=mean(post$b1)
bbb0[j]=bb0
bbb1[j]=bb1
b0mcmc[j]=(2-bb0)^2
b1mcmc[j]=(4-bb1)^2
}
mean(b0mcmc)
mean(b1mcmc)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีบูตสแตรป ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
mseboot_b0=c();mseboot_b1=c();bbb0=c();bbb1=c()
for( j in 1:m){
error1=rnorm(n1,1,sqrt(var1))
error2=rnorm(n1,1,sqrt(var1)*c)
errorflag=rbinom(n1,1,1-cpct)
error=(error1*errorflag)+(error2*(1-errorflag))
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0=b[1]
b1=b[2]
boot_x1 = c() ; boot_error=c() ; boot_b0=c() ; boot_b1=c()
for(k in 1:n1){
boot_x1 [k] = sample(x1,length(data),replace=TRUE)}
for(d in 1:m){
error3=rnorm(n1,1,sqrt(var1))
error4=rnorm(n1,1,sqrt(var1)*c)
errorflag1=rbinom(n1,1,1-cpct)
boot_error=(error1*errorflag1)+(error2*(1-errorflag1))
boot_x0 = rep(1,n1)
boot_xm = data.frame(x0=boot_x0,x1=boot_x1)
x = as.matrix(boot_xm)
y = b0+(b1*x[,2])+boot_error
```

```
boot_b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
boot_b0[d] = boot_b[1]
boot_b1[d] = boot_b[2]
}
bbb0[j] = mean(boot_b0)
bbb1[j] = mean(boot_b1)
mseboot_b0[j] = (2-bbb0[j])^2
mseboot_b1[j] = (4-bbb1[j])^2
}
mean(mseboot_b0)
mean(mseboot_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีแจ็คไนฟ์ ในกรณีตัวแปรอิสระและความคลาดเคลื่อนสุ่มมาจากการแจกแจงปรกติปลอมปน

****

```
set.seed(20)
n1 = 20;mu1 = 0;var1 = 1;cpct=0.05;c=5;m=1000
msejack_b0 =c();msejack_b1 =c();jack_b0=c();jack_b1=c()
for (j in 1:m){
error1=rnorm(n1,1,sqrt(var1))
error2=rnorm(n1,1,sqrt(var1)*c)
errorflag=rbinom(n1,1,1-cpct)
error=(error1*errorflag)+(error2*(1-errorflag))
x99=rnorm(n1,1,sqrt(4))
x98=rnorm(n1,1,sqrt(4)*c)
flag=rbinom(n1,1,1-cpct)
x1=(x99*flag)+(x98*(1-flag))
x0 = rep(1,n1);xm = data.frame(x0=x0,x1=x1);x = as.matrix(xm)
y = 2+(4*x[,2])+error
b = solve(t(x)%*%x)%*%t(x)%*%y
b0 = b[1]
b1 = b[2]
```

```
jack_x1 = c();jack_error=c();jjack_b0=c();jjack_b1=c()
for (i in 1:n1){
for (e in 1:n1)
{if(e < i) jack_x1[e] = x1[e]
else if(e > i) jack_x1[e-1] = x1[e]}
for (f in 1:n1)
{if(f < i) jack_error[f] = error[f]
else if(f > i) jack_error[f-1] = error[f]}
jack_x0 = rep(1,n1-1)
jack_xm = data.frame(x0=jack_x0,x1=jack_x1)
x2 = as.matrix(jack_xm)
y2 = b0+(b1*x2[,2])+jack_error
jack_b = solve(t(x2)%*%x2)%*%t(x2)%*%y2
jjack_b0[i] = jack_b[1]
jjack_b1[i] = jack_b[2]
}
jack_b0[j] = mean(jjack_b0)
jack_b1[j] = mean(jjack_b1)
msejack_b0[j] = (2-jack_b0[j])^2
msejack_b1[j] = (4-jack_b1[j])^2
}
mean(msejack_b0)
mean(msejack_b1)
```

****

คำสั่งโปรแกรมอาร์ สำหรับสร้างกราฟจากค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

****

```
SigmaSquare<-c(1,3,5)
ols20<-c(0.040407,0.12122,0.202034)
bayes20<-c(0.025574,0.076723,0.127871)
mcmc20<-c(0.044328,0.133221,0.222466)
boot20<-c(0.041737095,0.125211,0.208685495)
jack20<-c(0.161612,0.484836,0.80806)
```

```
x20<-c(ols20,bayes20,mcmc20,boot20,jack20)
plot(SigmaSquare,ols20,ylab='AMSE',main='n =
20',type='o',xlim=c(0,6),ylim=c(0,1),pch=16,lty=1,col="black")
lines(SigmaSquare,bayes20,type='o',pch=17,lty=2,col="blue")
lines(SigmaSquare,mcmc20,type='o',pch=18,lty=3,col="red")
lines(SigmaSquare,boot20,type='o',pch=19,lty=4,col="green")
lines(SigmaSquare,jack20,type='o',pch=20,lty=5,col="orange")
legend("topleft",c("OLS","Bayes","MCMC","Bootstrap","Jackknife"),cex=0.85,pch=c(16,17,1
8,19,20),lty=c(1,2,3,4,5),col=c("black","blue","red","green","orange"))
```