การทดสอบสกอร์และวิธีการบูทสแตรปสำหรับการทดสอบทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก

น.ส.สิริยาภรณ์ บรรณสิทธิ์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาสถิติ ภาควิชาสถิติ
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2564

A SCORE TEST AND BOOTSTRAP METHOD FOR ZERO INFLATED NEGATIVE BINOMIAL TEST

Miss Siriyaporn Bunnasit

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science in Statistics
Department of Statistics
FACULTY OF COMMERCE AND ACCOUNTANCY
Chulalongkorn University
Academic Year 2021

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การทดสอบสกอร์และวิธีการบูทสแตรปสำหรับการทดสอบทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก
โดย	น.ส.สิริยาภรณ์ บรรณสิทธิ์
สาขาวิชา	สถิติ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัตติฤดี เจริญรักษ์

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

.... คณบดีคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี

(รองศาสตราจารย์ ดร.วิเลิศ ภูริวัชร)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.... ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อนุภาพ สมบูรณ์สวัสดี)

.... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัตติฤดี เจริญรักษ์)

.... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิฐรา พึ่งพาพงศ์)

.... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(รองศาสตราจารย์ ดร.สุพล ดุรงค์วัฒนา)

สิริยาภรณ์ บรรณสิทธิ์ : การทดสอบสกอร์และวิธีการบูทสแตรปสำหรับการทดสอบทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก. (A SCORE TEST AND BOOTSTRAP METHOD FOR ZERO INFLATED NEGATIVE BINOMIAL TEST) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ผศ. ดร.ณัฏติฤดี เจริญรักษ์

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และเพื่อศึกษาการเปรียบเทียบกำลังการทดสอบสำหรับวิธีการทดสอบสกอร์และวิธีการบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก โดยพิจารณาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบ

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงทดลองโดยใช้วิธีการจำลองข้อมูลที่อาศัยเทคนิคมอนติคาร์โล ซึ่งในงานวิจัยได้จำลองข้อมูลที่มีการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 และ 0.5 โดยมีค่าเฉลี่ยทวินามนิเสธเท่ากับ 1, 2, 3 และ 4 มีการกระจาย (Dispersion) สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมากเท่ากับ 0.01, 0.025, 0.05 และ 0.075 ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100 และกำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติของการทดสอบเท่ากับ 0.05 ในแต่ละสถานการณ์กระทำซ้ำ 5,000 ครั้ง

ผลการวิจัยปรากฏว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์ที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ สามารถควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ได้ดี และเมื่อพิจารณากำลังการทดสอบพบว่า ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้กำลังการทดสอบที่สูงกว่าการทดสอบสกอร์ จากการพิจารณาทั้งความน่าจะเป็นของความความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบภายใต้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก สรุปได้ว่าวิธีการบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ช่วยให้การทดสอบสกอร์มีประสิทธิภาพมากขึ้น

สาขาวิชา สถิติ	ลายมือชื่อนิสิต ....
ปีการศึกษา 2564	ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก ....

6380360926 : MAJOR STATISTICS

KEYWORD: Bootstrap Test / Negative Binomial / Score Test / Zero Inflated Negative Binomial

Siriyaporn Bunnasit : A SCORE TEST AND BOOTSTRAP METHOD FOR ZERO INFLATED NEGATIVE BINOMIAL TEST. Advisor: Asst. Prof. NUTTIRUDEE CHAROENRUK, Ph.D.

The purpose of this research was to study the ability to control the probability of a type 1 error and to compare the power of a test between a score test and a bootstrap test applied on a score test of zero inflated negative binomial distribution. The criteria used for comparison was the ability to control the probability of a type 1 error and the power of a test.

This research was an experimental study based on data simulation by Monte Carlo technique. The data were simulated from zero inflated negative binomial distribution as the probabilities of generating zeros are 0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 and 0.5, the means are 1, 2, 3 and 4, and the dispersion are 0.010, 0.025, 0.05 and 0.075. The sample size of 20, 50 and 100 were used. The statistical significance level was set to 0.05 for each situation replicated 5,000 times.

The results of the research showed that both of the score test and the bootstrap test applied on a score test mostly has well controlling of the probability of a type 1 error. Moreover, the bootstrap test applied on a score test has better power of a test than the score test in most of situations. In conclusion, the bootstrap test applied on a score test shows higher effectiveness than the score test.

Field of Study:	Statistics	Student's Signature ....
Academic Year:	2021	Advisor's Signature ....

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดีด้วยความช่วยเหลือ คำแนะนำ และความเอาใจใส่จาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัตติฤดี เจริญรักษ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้คำปรึกษา ความรู้ ตลอดจนความช่วยเหลือให้คำแนะนำ ตรวจสอบเพื่อแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ เพื่อปรับปรุงวิทยานิพนธ์ และให้กำลังใจในการเป็นอย่างดีเสมอมา ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณท่านผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อนุภาพ สมบูรณ์สวัสดี ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิฐรา พึ่งพาพงศ์ และรองศาสตราจารย์ ดร.สุพล ดุรงค์วัฒนา กรรมการสอบวิทยานิพนธ์เป็นอย่างสูง ที่กรุณาสละเวลาอันมีค่าให้คำแนะนำ ตลอดจนตรวจสอบข้อบกพร่องต่าง ๆ จนกระทั่งวิทยานิพนธ์สำเร็จ สมบูรณ์ลุล่วงไปได้ด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณทุกท่านเป็นอย่างสูง

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ญาติพี่น้องของผู้วิจัย ที่ให้กำลังใจที่ดีเสมอมาและสนับสนุนด้านการศึกษามาโดยตลอด รวมทั้งเพื่อน ๆ ทุกคนที่ให้คำปรึกษาและคอยช่วยเหลือผู้วิจัยเป็นอย่างดี

สิริยาภรณ์ บรรณสิทธิ์

สารบัญ

หน้า

สารบัญตาราง

หน้า

สารบัญรูป

หน้า

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในการวิเคราะห์ข้อมูลการนับบนช่วงเวลาหนึ่งๆ หรือในพื้นที่หนึ่งๆโดยทั่วไปนิยมใช้การแจกแจงปัวซง (Poisson distribution) ตัวอย่างเช่น จำนวนผู้เข้าใช้บริการธนาคารแห่งหนึ่ง ในช่วงเวลา 14.00-15.00 เป็นต้น อย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติ ข้อมูลมักจะมีการกระจายเกินเกณฑ์ (Overdispersion) ซึ่งเกิดจากการที่ข้อมูลมีความแปรปรวนสูงกว่าค่าเฉลี่ยของข้อมูล รวมไปถึงข้อมูลที่มีค่าศูนย์เป็นจำนวนมาก (Zero Inflated) ดังนั้นในเวลาต่อมาจึงทำให้เกิดการแจกแจงปัวซงที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก (Zero inflated Poisson distribution) ในปี 1998 Ridout et al. แสดงให้เห็นว่าสำหรับข้อมูลที่มีการแจกแจงปัวซงที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก บางข้อมูลอาจไม่เหมาะสมที่ใช้การแจกแจงดังกล่าวเนื่องจากมีการกระจายเกินเกณฑ์ จากผลการศึกษาดังกล่าว ผู้ศึกษาแนะนำว่าการใช้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก ซึ่งเป็นลักษณะหนึ่งของการแจกแจงทวินามนิเสธ (Negative binomial distributopn) มีความเหมาะสมกับข้อมูลที่มีการกระจายเกินเกณฑ์

การทดสอบสกอร์ ถูกนำเสนอโดย Rao ในปี ค.ศ. 1948 ซึ่งการทดสอบนี้เหมาะกับการทดสอบสมมติฐานเพื่อเปรียบเทียบการแจกแจงภายใต้ทางเลือกที่ต่อเนื่องกัน และเป็นหนึ่งในวิธีการเปรียบเทียบความเหมาะสมของการแจกแจงที่มีข้อมูลกระจายเกินเกณฑ์ ในปี 2001 Ridout et al. ได้นำเสนอการทดสอบสกอร์ สำหรับการเปรียบเทียบตัวแบบปัวซงที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก (Zero inflated Poisson model) กับตัวแบบทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมากมาก (Zero inflated Negative binomial model) จากผลการทดสอบระบุว่าการทดสอบสกอร์ มีแนวโน้มที่จะให้ระดับนัยสำคัญที่คลาดเคลื่อน เนื่องจากจะให้ผลลัพธ์ที่มีระดับนัยสำคัญน้อยเกินไปหากข้อมูลมีขนาดเล็ก ดังนั้นควรเพิ่มขนาดข้อมูลเป็นขนาดใหญ่ ในปี 2009 N. Jansakul and John P. Hinde ได้นำเสนอการทดสอบสกอร์ สำหรับการทดสอบตัวแบบทวินามนิเสธเทียบกับตัวแบบทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก จากผลการศึกษาพบว่าการทดสอบสกอร์ มีประสิทธิภาพในการทดสอบสมมติฐานสำหรับการแจกแจงทวินามเทียบกับทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก และในปี 2005 Byoung Cheol Jung et al. ได้ศึกษาการนำวิธีบูทสแตรป (Bootstrap method) มาประยุกต์ใช้กับการทดสอบสกอร์สำหรับทดสอบตัวแบบถดถอยทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก เทียบกับตัวแบบปัวซงที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก โดยวิธีบูทสแตรปที่ผู้ศึกษาได้นำมาใช้คือ Parametric bootstrap ซึ่งเป็นการจำลองข้อมูลโดยที่ทราบการแจกแจง แต่ไม่ทราบค่าพารามิเตอร์ โดยที่วิธีนี้จะทำการประมาณค่าพารามิเตอร์โดยใช้การประมาณด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood estimate)

จากนั้นชุดตัวอย่างบูทสแตรป (Bootstrap sample) จะถูกสร้างจากการแจกแจงเดิมภายใต้พารามิเตอร์ตัวประมาณภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (เบญจพร, 2560) ซึ่งจากการศึกษาสรุปได้ว่า การนำวิธีบูทสแตรปมาประยุกต์ใช้กับการทดสอบสกอร์ สามารถรักษาระดับนัยสำคัญได้ใกล้เคียงกับระดับนัยสำคัญที่กำหนดและให้กำลังการทดสอบที่สูงมากกว่าการทดสอบสกอร์โดยใช้การแจกแจงปกติเชิงเส้นกำกับ

ต่อมาในปี พ.ศ. 2554 อรวรรณ กลีบบัว ได้นำวิธีการบูทสแตรปมาประยุกต์ใช้กับการทดสอบต่างๆ ซึ่งหนึ่งในการทดสอบนั้นคือการทดสอบสกอร์ สำหรับการแจกแจงปัวซงเทียบกับการแจกแจงแบบปัวซงที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก พบว่าการนำวิธีบูทสแตรปมาประยุกต์ใช้กับการทดสอบสกอร์สามารถควบคุมความความผิดพลาดแบบที่ 1 ได้ดี และให้กำลังการทดสอบที่สูงกว่าการทดสอบสกอร์

จากงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้น ผู้วิจัยสนใจที่จะทำการศึกษาการเปรียบเทียบระหว่างการทดสอบสกอร์ และวิธีการบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ โดยใช้วิธี Parametric bootstrap สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ เทียบกับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก เพื่อศึกษาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และเปรียบเทียบกำลังการทดสอบสำหรับวิธีการทดสอบข้างต้น โดยพิจารณาจากความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบ

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

(1) เพื่อศึกษาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ของวิธีการทดสอบสกอร์ และวิธีบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก

(2) เพื่อศึกษาการเปรียบเทียบกำลังการทดสอบสำหรับวิธีการทดสอบสกอร์ และวิธีบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก

1.3 สมมติฐานการวิจัย

ความสามารถในการควบคุมความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบของแต่ละการทดสอบจะแตกต่างกันภายใต้สถานการณ์ที่แตกต่างกัน

1.4 ขอบเขตงานวิจัย

การวิจัยนี้กระทำภายใต้ขอบเขตการทดสอบการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก ดังนี้

(1) ศึกษาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบสกอร์และวิธีบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์

(2) จำลองข้อมูลจากประชากรสำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์ เท่ากับ 0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 และ 0.5 โดยมีค่าเฉลี่ยทวินามนิเสธเท่ากับ 1, 2, 3 และ 4 อีกทั้งมีการกระจาย (Dispersion) สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก เท่ากับ 0.01, 0.025, 0.050 และ 0.075

(3) กำหนดขนาดตัวอย่างในการศึกษาครั้งนี้คือ 20, 50 และ 100

(4) กำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติของการทดสอบ เท่ากับ 0.05

(5) การศึกษานี้ได้ทำการจำลองข้อมูลจำนวน 5,000 ชุด โดยใช้เทคนิคมอนติคาร์โล

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ผลการศึกษาจะแสดงให้เห็นผลการเปรียบเทียบการทดสอบสกอร์ที่ประยุกต์กับบูทสแตรปจะมีประสิทธิภาพมากขึ้นหรือไม่ สำหรับการทดสอบการแจกแจงทวินามนิเสธเทียบกับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การแจกแจงทวินามนิเสธ (Negative Binomial Distribution)

การแจกแจงทวินามนิเสธเป็นการแจกแจงไม่ต่อเนื่องแบบหนึ่งที่มีการศึกษามาอย่างยาวนานในสถิติและทฤษฎีความน่าจะเป็น ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปฟังก์ชันมวลความน่าจะเป็นได้ดังนี้ (สุนิสา,2561)

$$P(X=x) = \frac{\Gamma\left(x+\tau^{-1}\right)}{\Gamma(x+1)\,\Gamma\left(\tau^{-1}\right)}\left(\frac{1}{1+\tau\lambda}\right)^{\tau^{-1}}\left(\frac{\tau\lambda}{1+\tau\lambda}\right) \qquad ;\ x=0,1,2,\ldots$$

โดยที่ $\mathbf{X}$ เป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงทวินามนิเสธ ซึ่งมีพารามิเตอร์ 2 ตัว คือ พารามิเตอร์ค่าเฉลี่ย (λ) พารามิเตอร์การกระจาย (Dispersion) (τ) โดยมีค่าคาดหมายและความแปรปรวน คือ $E(X)=\lambda$ และ $Var(X)=\lambda+\tau\lambda^2$ ตามลำดับ

2.2 การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก (Zero Inflated Negative Binomial Distribution)

ใน ค.ศ. 1994 Heilbron ได้พัฒนาตัวแบบการถดถอยทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก เพื่อให้สามารถใช้กับข้อมูลที่เป็นจำนวนนับที่เกิดปัญหาการกระจายเกินเกณฑ์ (Overdispersion) ซึ่งเกิดจากการที่ข้อมูลมีความแปรปรวนสูงกว่าค่าเฉลี่ยของข้อมูล รวมไปถึงข้อมูลที่มีค่าศูนย์เป็นจำนวนมาก (กษมะ,2554) ใน ค.ศ. 2007 Mwalili ได้อธิบายรายละเอียดฟังก์ชันมวลความน่าจะเป็นของตัวแบบถดถอยทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก ซึ่งสามารถเขียนได้ดังนี้

$$P(Y=y)\begin{cases}\omega+(1-\omega)(1+\lambda\tau)^{-\tau^{-1}}, & y=0\\ (1-\omega)\dfrac{\Gamma\left(y+\tau^{-1}\right)}{y!\,\Gamma\left(\tau^{-1}\right)}(1+\lambda\tau)^{-\tau^{-1}}\left(1+\lambda^{-1}\tau^{-1}\right)^{-y}, & y=1,2,\ldots\end{cases}$$

โดยที่ $\mathbf{Y}$ เป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมากของเหตุการณ์ที่สนใจ มีพารามิเตอร์ 3 ตัว คือ พารามิเตอร์ค่าเฉลี่ย (λ) พารามิเตอร์การกระจาย (Dispersion) (τ) และพารามิเตอร์ของความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์ (ω) การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวน

มากสามารถเขียนได้เป็น $Y \sim ZINB(\lambda, \tau, \omega)$ สำหรับค่าคาดหมายและความแปรปรวนของตัวแปรตอบสนอง Y คือ $E(Y) = (1-\omega)\lambda$ และ $Var(Y) = (1-\omega)\lambda(1+\omega\lambda+\lambda\tau)$ ตามลำดับ

จากฟังก์ชันมวลความน่าจะเป็นของตัวแบบถดถอยทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมากข้างต้น เมื่อ $\omega = 0$ จะเป็นตัวแบบถดถอยทวินามนิเสธ และเมื่อ $\tau = 0$ จะเป็นการถดถอยปัวซงที่มีค่าศูนย์เป็นจำนวนมาก (กษมะ, 2554)

เมื่อ $\omega = 0$ เป็นตัวแบบถดถอยทวินามนิเสธ ดังนั้นสามารถทดสอบสมมติฐานเพื่อทดสอบว่าการแจกแจงทวินามนิเสธหรือการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก การแจกแจงใดมีความเหมาะสมกว่ากันได้ ดังนี้

สมมติฐาน $H_0: \omega = 0$

$H_1: \omega > 0$

เมื่อสามารถปฏิเสธสมมติฐานข้างต้นได้ แสดงว่าการใช้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมากมีความเหมาะสมกว่าการแจกแจงทวินามนิเสธ

2.3 การทดสอบสกอร์ (Score test)

การทดสอบสกอร์ถูกนำเสนอโดย Rao ในปี ค.ศ. 1948 ซึ่งการทดสอบนี้เหมาะกับการทดสอบสมมติฐานเพื่อเปรียบเทียบการแจกแจงภายใต้ทางเลือกที่ต่อเนื่องกัน เช่น การเปรียบเทียบระหว่างการแจกแจงปัวซงกับทางเลือกการแจกแจงปัวซงที่มีค่าศูนย์เป็นจำนวนมาก เป็นต้น ในปี 2009 Jansakul and John P. Hinde ได้นำเสนอวิธีการทดสอบสกอร์ สำหรับการทดสอบตัวแบบทวินามนิเสธเทียบกับตัวแบบทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก ซึ่งตัวสถิติทดสอบสกอร์สามารถเขียนได้ ดังนี้

$$S = \frac{\left[n_0\left(1+\hat{\tau}\hat{\lambda}\right)^{\hat{\tau}^{-1}} - n\right]^2}{n\left[\left(1+\hat{\tau}\hat{\lambda}\right)^{\hat{\tau}^{-1}} - 1\right] - \left\{\dfrac{n\hat{\lambda}}{1+\hat{\tau}\hat{\lambda}} + \dfrac{n^2\left[\log\left(1+\hat{\tau}\hat{\lambda}\right) - \dfrac{\hat{\tau}\,\hat{\lambda}}{1+\hat{\tau}\,\hat{\lambda}}\right]^2}{\sum_{i}^{n}\left[E\left(\sum_{t=0}^{y_i-1}\left(\hat{\tau}^{-1}+t\right)\right)^{-2} - \dfrac{\hat{\tau}^2\hat{\lambda}}{\left(1+\hat{\tau}\hat{\lambda}\right)}\right]}\right\}}$$

โดยที่

n แทนจำนวนค่าสังเกตทั้งหมด

n_0 แทนจำนวนค่าสังเกตเฉพาะศูนย์

$\hat{\lambda}$ ตัวประมาณความน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ย

$\hat{\tau}$ ตัวประมาณความน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์การกระจาย

ตัวสถิติทดสอบนี้จะมีการแจกแจงลู่เข้าการแจกแจงแบบไคกำลังสองที่มีองศาอิสระเท่ากับ 1

2.4 วิธีการบูทสแตรป (Bootstrap method)

คำว่า "บูทสแตรป" ถูกคิดค้นโดย Bradly Efron ในปี ค.ศ. 1979 Efron เป็นนักสถิติชาวอเมริกันที่ได้รับรางวัลมากมาย หนึ่งในรางวัลที่สำคัญคือ Guy Medal in Gold จาก Royal Statistical Society ซึ่งเขาได้ทำการเสนอวิธีการจำลองข้อมูลด้วยวิธีการ Bootstrap ซึ่งแบ่งได้ 2 วิธี (เบญจพร,2560) คือ

(1) Nonparametric bootstrap เป็นการจำลองข้อมูลโดยที่ไม่ทราบการแจกแจงของข้อมูล โดยมีพื้นฐานคือ ทำการสุ่มตัวอย่างซ้ำ ๆ โดยนิยมใช้การสุ่มตัวอย่างแบบคืนที่ (Sampling with replacement) จากชุดตัวอย่างเดิมที่มีอยู่ $x_1, x_2, \ldots, x_n$ ซึ่งแต่ละค่าสังเกตมีความน่าจะเป็นที่จะถูกเลือกเท่ากับ $\frac{1}{n}$ และให้ $x_1^*, x_2^*, \ldots, x_n^*$ เป็นชุดตัวอย่างขนาด n ที่สุ่มได้ ซึ่งจะเรียกชุดของขนาดตัวอย่างนี้ว่า ตัวอย่างบูทสแตรป (Bootstrap sample)

(2) Parametric bootstrap เป็นการจำลองข้อมูลโดยที่ทราบการแจกแจง แต่ไม่ทราบค่าพารามิเตอร์ $f(x, \theta)$ โดยที่วิธีการนี้จะทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ θ ด้วย $\hat{\theta}$ ซึ่งการประมาณค่าพารามิเตอร์นั้นนิยมใช้การประมาณด้วยความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood estimate) จากนั้นชุดตัวอย่างบูทสแตรป (Bootstrap sample) จะถูกสร้างจาก $f(x, \hat{\theta})$ เช่น มีข้อมูล $x_1, x_2, \ldots, x_n$ มีการแจกแจงปกติที่ไม่ทราบ μ และ σ^2 จากนั้นทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ดังกล่าวด้วย $\hat{\mu}$ และ $\hat{\sigma}^2$ ตามลำดับ แล้วตัวอย่างบูทสแตรปจะถูกสร้างจากการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ $\hat{\mu}$ และความแปรปรวนเท่ากับ $\hat{\sigma}^2$

ในงานวิจัยนี้จะใช้วิธีการ Parametric bootstrap เพื่อนำไปประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยเป็นข้อมูลที่ทราบการแจกแจงของข้อมูล

2.5 ความผิดพลาดในการทดสอบสมมติฐาน

ในการทดสอบสมมติฐานนั้น จะต้องมีการสรุปหรือตัดสินใจอยู่ 2 ลักษณะ คือ การปฏิเสธสมมติฐานว่าง (null hypothesis; H_0) หรือไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานว่างได้ ซึ่งการสรุปหรือตัดสินใจอย่างใดอย่างหนึ่งนั้นอาจเสี่ยงต่อการเกิดความความผิดพลาดขึ้นได้เสมอ ซึ่งความผิดพลาดที่เกิดขึ้นนั้นมี 2 ประเภท คือ

(1) ความผิดพลาดแบบที่ 1 (Type I error) เป็นความผิดพลาดที่เกิดจากการปฏิเสธสมมติฐานว่าง เมื่อสมมติฐานว่างเป็นจริง โอกาสที่ยอมให้เกิดความผิดพลาดแบบที่ 1 นี้ เรียกว่าระดับนัยสำคัญ (level of significant) สามารถเขียนแทนด้วย α และเรียก $1-\alpha$ ว่าระดับความเชื่อมั่น โดยโอกาสที่ยอมให้เกิดความผิดพลาดแบบที่ 1 นี้ ผู้ทดสอบสมมติฐานสามารถกำหนดได้ตามความเหมาะสมของข้อมูลหรือสถานการณ์ที่จะทดสอบ

(2) ความผิดพลาดแบบที่ 2 (Type II error) เป็นความผิดพลาดที่เกิดจากการที่ไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานว่าง (H_0) เมื่อสมมติฐานว่างเป็นเท็จ โอกาสที่จะเกิดความผิดพลาดแบบที่ 2 นี้สามารถเขียนแทนด้วย β และโอกาสของการทดสอบที่จะตัดสินใจได้ถูกต้องสามารถเขียนแทนด้วย $1-\beta$ ซึ่งทางสถิติค่านี้สามารถเรียกว่า กำลังการทดสอบ (Power of Test)

โอกาสที่จะเกิดความผิดพลาดทั้ง 2 แบบนั้นมีความสัมพันธ์กัน คือถ้าลดขนาดของ α จะเป็นการเพิ่มขนาดของ β ในทางกลับกัน ถ้าเพิ่มขนาดของ α จะเป็นการลดขนาดของ β ด้วยเช่นกัน ดังนั้น ความผิดพลาดทั้งสองแบบนี้จะแปรผกผันกันเสมอ ซึ่งส่วนมากจะยอมให้เกิดความผิดพลาดแบบที่ 1 มากกว่าความผิดพลาดแบบที่ 2 เนื่องจากจะเกิดความเสียหายได้น้อยกว่าแบบที่ 2

2.6 กำลังการทดสอบ (Power of test)

กำลังการทดสอบ (Power of Test) หมายถึง ความน่าจะเป็นหรือโอกาสที่จะปฏิเสธสมมติฐานว่าง (null hypothesis; H_0) ได้อย่างถูกต้องตรงกับความเป็นจริง เมื่อสมมติฐานว่างเป็นเท็จ ซึ่งสามารถเขียนได้เป็น $1-\beta$ เมื่อ β คือความน่าจะเป็นของการเกิดความผิดพลาดแบบที่ 2 ซึ่งสถิติทดสอบที่เหมาะสมควรจะมีกำลังการทดสอบเข้าใกล้ 1 หรือ 100% โดยกำลังการทดสอบขึ้นอยู่กับองค์ประกอบ (ธีรศักดิ์,2551,น.17) ดังนี้

(1) ความน่าจะเป็นที่จะเกิดความผิดพลาดแบบที่ 1 (α) เนื่องจากกำลังของการทดสอบแปรผันตามกับความน่าจะเป็นที่จะเกิดความผิดพลาดที่ 1 นั่นคือ ถ้าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความผิดพลาดแบบที่ 1 มากขึ้น กำลังการทดสอบก็จะมากขึ้น ในทางกลับกัน ถ้าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความผิดพลาดแบบที่ 1 น้อยลง กำลังการทดสอบก็จะน้อยลงเช่นเดียวกัน

(2) ความน่าจะเป็นที่จะเกิดความผิดพลาดแบบที่ 2 (β) เนื่องจากกำลังการทดสอบแปรผกผันกับความน่าจะเป็นที่จะเกิดความผิดพลาดแบบที่ 2 นั่นคือ ถ้าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความผิดพลาดแบบที่ 2 มากขึ้น กำลังการทดสอบก็จะน้อยลง ในทางกลับกัน ถ้าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความผิดพลาดแบบที่ 2 น้อยลง กำลังการทดสอบก็จะมากขึ้น

(3) ความแปรปรวนของกลุ่มตัวอย่าง เนื่องจากกำลังการทดสอบจะแปรผกผันกับความแปรปรวนของกลุ่มตัวอย่าง นั่นคือ ถ้ากลุ่มตัวอย่างมีความแปรปรวนน้อย กำลังการทดสอบก็จะมากขึ้น ในทางกลับกัน ถ้ากลุ่มตัวอย่างมีความแปรปรวนมาก กำลังการทดสอบก็จะน้อยลง

(4) ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง เนื่องจากกำลังการทดสอบจะแปรผันตามขนาดของกลุ่มตัวอย่าง นั่นคือ ถ้าเพิ่มขนาดของกลุ่มตัวอย่างจะทำให้กำลังการทดสอบเพิ่มขึ้นเช่นกัน

2.7 เกณฑ์การพิจารณาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1

ในการวิจัยครั้งนี้จะพิจารณาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 โดยใช้เกณฑ์การทดสอบแบบทวินาม (Binomial test) ในการทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ที่ระดับนัยสำคัญเท่ากับ 0.05 โดยมีรายละเอียด (สุทธาทิพย์,2544) ดังนี้

กำหนด α คือ ระดับนัยสำคัญที่แท้จริง หรือค่าความผิดพลาดแบบที่ 1 จากการทดสอบสถิติทดสอบ

$\widehat{\alpha}$ คือ ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1

α^* คือ ระดับนัยสำคัญของการทดสอบทวินาม กำหนดให้เท่ากับ 0.05

α_0 คือ ระดับนัยสำคัญในการทดสอบที่กำหนดในการวิจัย เท่ากับ 0.05

n^* คือ จำนวนรอบของการทดสอบ ในที่นี้ใช้เท่ากับ 5,000

สมมติฐานที่ต้องการทดสอบ คือ

$$\mathrm{H}_0 : \alpha \leq \alpha_0$$

$$\mathrm{H}_1 : \alpha > \alpha_0$$

โดยทฤษฎีบทลิมิตสู่ส่วนกลาง (Central Limit Theorem) ความน่าจะเป็นที่จะไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานว่าง (H_0) เท่ากับ

$$P\left[\frac{\widehat{\alpha}-\alpha_0}{\sqrt{\frac{\alpha_0(1-\alpha_0)}{n^*}}} \leq Z_{\alpha^*}\right] = 1-\alpha^*$$

หรือ

$$P\left[\widehat{\alpha} \leq \alpha_0 + Z_{\alpha^*}\sqrt{\frac{\alpha_0(1-\alpha_0)}{n^*}}\right] = 1-\alpha^*$$

การทดสอบจะสามารถควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ได้ เมื่อ $\widehat{\alpha}$ อยู่ในช่วง

$$\left(0, \alpha_0 + Z_{\alpha^*}\sqrt{\frac{\alpha_0(1-\alpha_0)}{n^*}}\right)$$

เมื่อกำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติเท่ากับ 0.05 การทดสอบจะสามารถควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ได้ เมื่อ $\widehat{\alpha}$ อยู่ในช่วง

$$\left(0, 0.05 + 1.645\sqrt{\frac{0.05(1-0.05)}{5000}}\right)$$

นั่นคือ (0 , 0.0551)

การทดสอบใดมีค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 อยู่ในช่วง (0 , 0.0551) กล่าวได้ว่า การทดสอบนั้นสามารถควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ได้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงทดลอง ซึ่งทำการศึกษาโดยวิธีการจำลองข้อมูลที่อาศัยเทคนิคมอนติคาร์โล เพื่อศึกษาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการทดสอบสกอร์และวิธีบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก สำหรับการจำลองข้อมูลและการวิเคราะห์ข้อมูลทั้งหมดจะทำงานด้วยโปรแกรม R

3.1 ขอบเขตของการจำลองข้อมูล

(1) จำลองข้อมูลจากการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก โดยมีพารามิเตอร์ ดังนี้

(1.1) ค่าเฉลี่ยของทวินามนิเสธเท่ากับ 1, 2, 3, และ 4

(1.2) ความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 และ 0.5

(1.3) การกระจาย (Dispersion) สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก เท่ากับ 0.010, 0.025, 0.050 และ 0.075

(2) กำหนดขนาดตัวอย่าง คือ 20, 50 และ 100

(3) กำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติเท่ากับ 0.05

(4) วิธีการคำนวณหาตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ยและการกระจายจะใช้วิธี Grid Search

3.2 ขั้นตอนในการคำนวณการทดสอบบูทสแตรป

ในงานวิจัยนี้จะใช้วิธีการ Parametric bootstrap ในการสร้างชุดข้อมูลเพื่อนำไปคำนวณค่าสถิติทดสอบสกอร์และวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

(1) คำนวณหาตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ย และตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์การกระจาย จากข้อมูลที่มีการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก โดยมีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0 ซึ่งข้อมูลชุดนี้เป็นชุดข้อมูลเดียวกับที่นำไปใช้ในการคำนวณค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1

(2) สร้างชุดตัวอย่างบูทสแตรปจากการจำลองข้อมูลทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก โดยมีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0 ภายใต้ตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ยและพารามิเตอร์การกระจายจากข้อ (1)

(3) นำชุดตัวอย่างบูทสแตรปมาหาตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ย และตัวประมาณความวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์การกระจาย จากนั้นจึงคำนวณค่าสถิติทดสอบสกอร์ (S^*) ซึ่งคำนวณได้ดังนี้

$$S^* = \frac{\left[n_0^*\left(1+\hat{\tau}^*\hat{\lambda}^*\right)^{\hat{\tau}^{*-1}} - n^*\right]^2}{n^*\left[\left(1+\hat{\tau}^*\hat{\lambda}^*\right)^{\hat{\tau}^{*-1}} - 1\right] - \left\{\dfrac{n^*\hat{\lambda}^*}{1+\hat{\tau}^*\hat{\lambda}^*} + \dfrac{n^{*2}\left[\log\left(1+\hat{\tau}^*\hat{\lambda}^*\right) - \dfrac{\hat{\tau}^*\hat{\lambda}^*}{1+\hat{\tau}^*\hat{\lambda}^*}\right]^2}{\sum_i^{n^*}\left[E\left(\sum_{t=0}^{y_i^*-1}\left(\hat{\tau}^{*-1}+t\right)\right)^{-2} - \dfrac{\hat{\tau}^{*2}\hat{\lambda}^*}{\left(1+\hat{\tau}^*\hat{\lambda}^*\right)}\right]}\right\}}$$

โดยที่

n^* แทนจำนวนค่าสังเกตทั้งหมดของชุดตัวอย่างบูทสแตรป

n_0^* แทนจำนวนค่าสังเกตเฉพาะศูนย์ของชุดตัวอย่างบูทสแตรป

$\hat{\lambda}^*$ ตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ยของชุดตัวอย่างบูทสแตรป

$\hat{\tau}^*$ ตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์การกระจายของชุดตัวอย่างบูทสแตรป

(4) ทำซ้ำข้อ (2) – (3) จำนวน 1,000 ครั้ง

(5) นำค่าสถิติทดสอบสกอร์ (S^*) ที่ได้จากข้อ (4) ไปใช้ในการทดสอบสมมติฐานสำหรับขั้นตอนในการคำนวณค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบ

3.3 ขั้นตอนในการคำนวณค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบ

(1) การจำลองข้อมูล

(1.1) การจำลองข้อมูลสำหรับคำนวณค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 โดยจำลองข้อมูลที่มีการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0 โดยมีค่าเฉลี่ยของทวินามนิเสธเท่ากับ 1, 2, 3, และ 4 มีการกระจายสำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก เท่ากับ 0.010, 0.025, 0.050 และ 0.075 ขนาดเท่ากับ 20, 50 และ 100

(1.2) การจำลองข้อมูลสำหรับคำนวณกำลังการทดสอบ โดยจำลองข้อมูลที่มีการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 และ 0.5 โดยมีค่าเฉลี่ยของทวินามนิเสธเท่ากับ 1, 2, 3 และ 4 มีการกระจายสำหรับการแจกแจงที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก เท่ากับ 0.010, 0.025, 0.050 และ 0.075

(2) หาตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ย และตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์การกระจาย จากนั้นคำนวณค่าสถิติทดสอบสกอร์ (S) ซึ่งคำนวณได้ดังนี้

$$S=\frac{\left[n_0\left(1+\hat{\tau}\hat{\lambda}\right)^{\hat{\tau}^{-1}}-n\right]^2}{n\left[\left(1+\hat{\tau}\hat{\lambda}\right)^{\hat{\tau}^{-1}}-1\right]-\left\{\dfrac{n\hat{\lambda}}{1+\hat{\tau}\hat{\lambda}}+\dfrac{n^2\left[\log\left(1+\hat{\tau}\hat{\lambda}\right)-\dfrac{\hat{\tau}\,\hat{\lambda}}{1+\hat{\tau}\,\hat{\lambda}}\right]^2}{\sum_{i}^{n}\left[E\left(\sum_{t=0}^{y_i-1}\left(\hat{\tau}^{-1}+t\right)\right)^{-2}-\dfrac{\hat{\tau}^2\hat{\lambda}}{\left(1+\hat{\tau}\hat{\lambda}\right)}\right]}\right\}}$$

โดยที่

n แทนจำนวนค่าสังเกตทั้งหมด

n_0 แทนจำนวนค่าสังเกตเฉพาะศูนย์

$\hat{\lambda}$ ตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ย

$\hat{\tau}$ ตัวประมาณวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์การกระจาย

(3) ทดสอบสมมติฐาน

การทดสอบสมมติฐานเพื่อทดสอบว่าการแจกแจงทวินามนิเสธเทียบกับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก การแจกแจงใดมีความเหมาะสมกว่ากันได้ ดังนี้

สมมติฐาน $H_0\colon \omega=0$ (ข้อมูลเหมาะสมกับการแจกแจงทวินามนิเสธ)

$H_1\colon \omega>0$ (ข้อมูลเหมาะสมกับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก)

ซึ่งการทดสอบสมมติฐานแบ่งออกเป็นการทดสอบสมมติฐานของการทดสอบสกอร์ และการทดสอบสมมติฐานของการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ โดยมีวิธีการดังนี้

(3.1) การทดสอบสมมติฐานของการทดสอบสกอร์ จะใช้การเปรียบเทียบสถิติทดสอบสกอร์ที่ได้จากข้อ (2) กับไคกำลังสองที่มีองศาอิสระเท่ากับ 1 หากค่าสถิติทดสอบสกอร์มีค่ามากกว่าค่าไคกำลังสองที่มีองศาอิสระเท่ากับ 1 จะสามารถปฏิเสธสมมติฐานว่างได้

(3.2) การทดสอบสมมติฐานของการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ โดยจะใช้ค่าสถิติทดสอบสกอร์ (S^*) จากขั้นตอนการคำนวณการทดสอบบูทสแตรป มาเปรียบเทียบค่าสถิติทดสอบสกอร์ (S) ในข้อ (2) เพื่อหาค่า P-value ซึ่งคำนวณได้ดังนี้

$$\frac{\text{จำนวนครั้งของ } S^* > S}{1,000}$$

จากนั้นจึงนำค่า P-value มาเปรียบเทียบกับระดับนัยสำคัญที่กำหนดเท่ากับ 0.05 โดยจะปฏิเสธสมมติฐานว่างเมื่อค่า P-value น้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด

(4) ทำซ้ำข้อ (1) – (3) จำนวน 5,000 ครั้ง แล้วทำการคำนวณค่าประมาณความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และคำนวณกำลังการทดสอบ ซึ่งวิธีการคำนวณเป็นดังนี้

(4.1) วิธีการคำนวณค่าประมาณความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1

$$\frac{\text{จำนวนครั้งของการปฏิเสธสมมติฐานว่าง เมื่อสมมติฐานว่างเป็นจริง}}{5,000}$$

(4.2) วิธีการคำนวณกำลังการทดสอบ

$$\frac{\text{จำนวนครั้งของการปฏิเสธสมมติฐานว่าง เมื่อสมมติฐานว่างเป็นเท็จ}}{5,000}$$

จากนั้นนำผลการทดลองข้างต้นมาเปรียบเทียบความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบระหว่างวิธีการทดสอบสกอร์กับวิธีบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก

บทที่ 4
ผลการวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงทดลอง ซึ่งทำการศึกษาโดยวิธีการจำลองข้อมูลที่อาศัยเทคนิคมอนติคาร์โล เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการทดสอบที่ใช้ในการทดสอบการแจกแจงทวินามนิเสธ โดยการทดสอบที่นำมาศึกษาคือ การทดสอบสกอร์ และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์

การวิจัยนี้จำลองข้อมูลภายใต้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ย (λ) เท่ากับ 1, 2, 3 และ 4 มีการกระจายสำหรับการแจกแจงที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก (τ) เท่ากับ 0.010, 0.025, 0.050 และ 0.075 มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์ (ω) เท่ากับ 0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 และ 0.5 ซึ่งขนาดตัวอย่าง (n) ที่นำมาศึกษามี 3 ขนาด คือ 20, 50 และ 100 โดยกำหนดระดับนัยสำคัญเท่ากับ 0.05 ซึ่งในแต่ละสถานการณ์กระทำซ้ำ 5,000 ครั้ง สำหรับการทดสอบแบบบูทสแตรปจะกระทำซ้ำจำนวน 1,000 รอบ แล้วทำการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์

การนำเสนอผลการวิจัยจัดทำโดยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวสถิติทดสอบทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ โดยพิจารณาจากความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 เพื่อศึกษาค่าความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และค่ากำลังการทดสอบของการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ โดยทำการพิจารณาว่า การทดสอบใดสามารถควบคุมความผิดพลาดแบบที่ 1 ได้และมีกำลังการทดสอบมากที่สุด

การนำเสนอผลการวิจัย จัดทำในรูปแบบของตารางและกราฟเพื่อความสะดวกในการอธิบายผล ซึ่งผลการวิจัยแบ่งเป็น 2 ส่วน ดังนี้

ส่วนที่ 1 ความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1

ส่วนที่ 2 การเปรียบเทียบค่าประมาณของกำลังการทดสอบ

4.1 ความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1

ในงานวิจัยนี้หากพบว่าการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ การทดสอบใดให้ค่าความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 อยู่ในช่วง (0,0.0551) หมายความว่าการทดสอบนั้นสามารถควบคุมความผิดพลาดแบบที่ 1 ได้

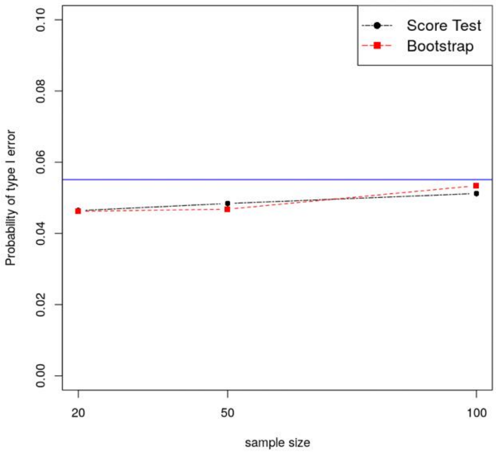
ในตารางที่ 1 แสดงค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ของการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ในแต่ละการกระจาย (τ) ซึ่งมีค่าเป็น 0.010, 0.025, 0.050 และ 0.075 ได้ผลการวิจัยดังนี้

ตารางที่ 4.1 ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ของการทดสอบสำหรับการกระจายเท่ากับ 0.01, 0.025, 0.05 และ 0.075

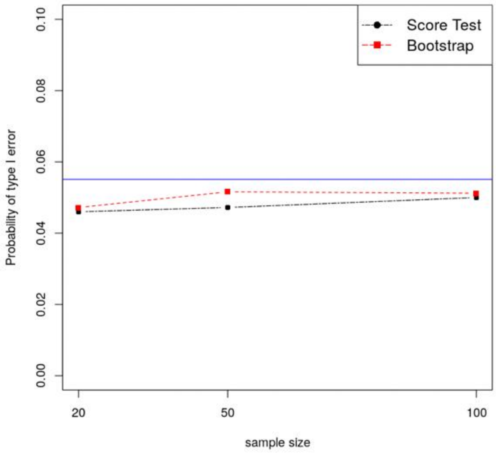
τ	n	Score Test				Bootstrap			
		λ				λ			
		1	2	3	4	1	2	3	4
0.010	20	0.0464	0.0412	0.0368	0.0366	0.0462	0.0516	0.0488	0.0370
	50	0.0484	0.0480	0.0390	0.0378	0.0468	0.0502	0.0506	0.0492
	100	0.0512	0.0508	0.0440	0.0404	0.0534	0.0530	0.0490	0.0550
0.025	20	0.0460	0.0416	0.0350	0.0348	0.0472	0.0448	0.0414	0.0364
	50	0.0472	0.0464	0.0384	0.0360	0.0516	0.0510	0.0522	0.0462
	100	0.0500	0.0498	0.0436	0.0362	0.0512	0.0528	0.0486	0.0488
0.050	20	0.0534	0.0406	0.0342	0.0320	0.0460	0.0512	0.0446	0.0406
	50	0.0468	0.0410	0.0384	0.0332	0.0510	0.0484	0.0550	0.0444
	100	0.0478	0.0432	0.0432	0.0346	0.0518	0.0520	0.0532	0.0492
0.075	20	0.0504	0.0396	0.0282	0.0284	0.0514	0.0534	0.0378	0.0404
	50	0.0452	0.0408	0.0326	0.0298	0.0480	0.0538	0.0490	0.0444
	100	0.0454	0.0428	0.0328	0.0308	0.0534	0.0512	0.0498	0.0534

จากตารางที่ 4.1 พบว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์สามารถควบคุมความน่าเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ได้ เนื่องจากการทดสอบทั้งสองมีค่าอยู่ในช่วง (0,0.0551) ในทุกสถานการณ์ ที่ระดับนัยสำคัญที่กำหนดเท่ากับ 0.05 หากพิจารณาการทดสอบสกอร์พบว่า เมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์ส่วนมากจะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง และเมื่อการกระจายเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์ส่วนมากจะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง หากพิจารณาการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์พบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ส่วนมากให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์

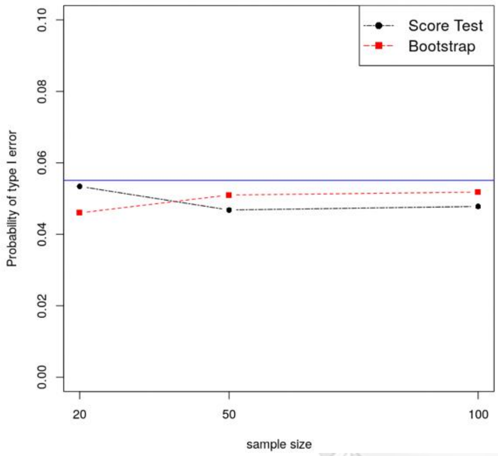
ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สามารถอธิบายได้ดังรูปที่ 4.1 – 4.8 ดังนี้



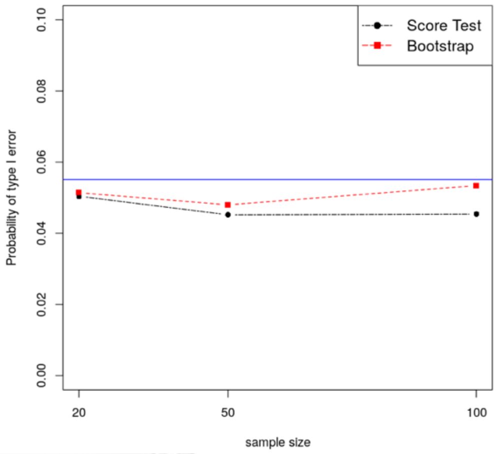
(a) $\tau = 0.010$



(b) $\tau = 0.025$



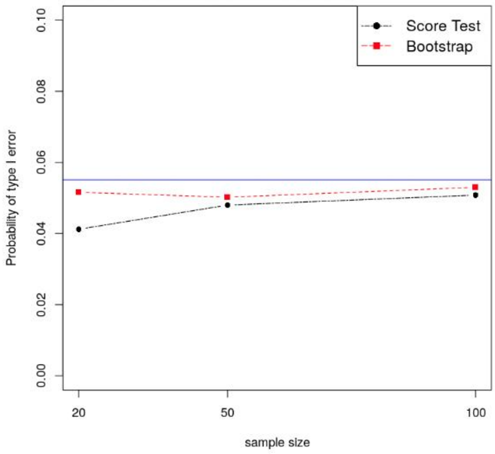
(c) $\tau = 0.050$



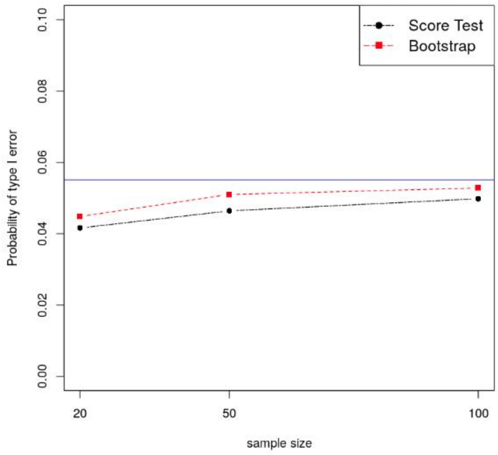
(d) $\tau = 0.075$

รูปที่ 4.1 ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าเฉลี่ยทวินามเท่ากับ 1 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100

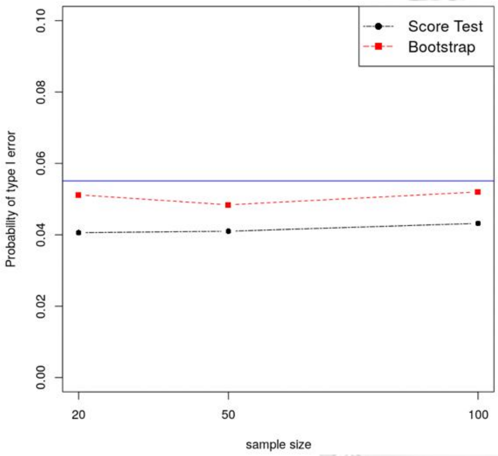
จากรูปที่ 4.1 แสดงค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีค่าเฉลี่ยทวินามเท่ากับ 1 พบว่าเมื่อการกระจายเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์ส่วนมากจะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง และสำหรับการกระจายเท่ากับ 0.010 พบว่าเมื่อขนาดตัวอย่างเท่ากับ 20 และ 50 การทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ และเมื่อขนาดตัวอย่างเท่ากับ 100 การทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ สำหรับการกระจายเท่ากับ 0.025 พบว่าการทดสอบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์สำหรับทุกขนาดตัวอย่าง สำหรับการกระจายเท่ากับ 0.050 เมื่อขนาดตัวอย่างเท่ากับ 20 พบว่าการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ และเมื่อขนาดตัวอย่างเท่ากับ 50 และ 100 การทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ สำหรับการกระจายเท่ากับ 0.075 พบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์สำหรับทุกขนาดตัวอย่าง



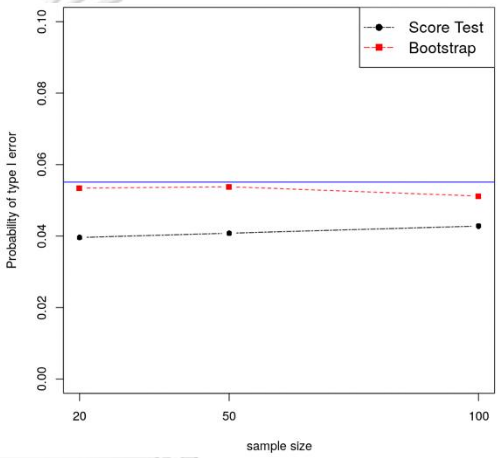
(a) $\tau = 0.010$



(b) $\tau = 0.025$



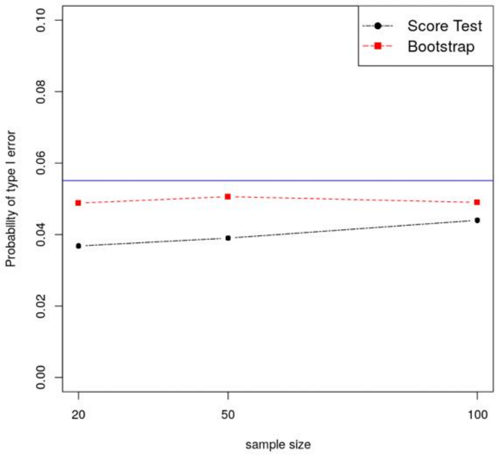
(c) $\tau = 0.050$



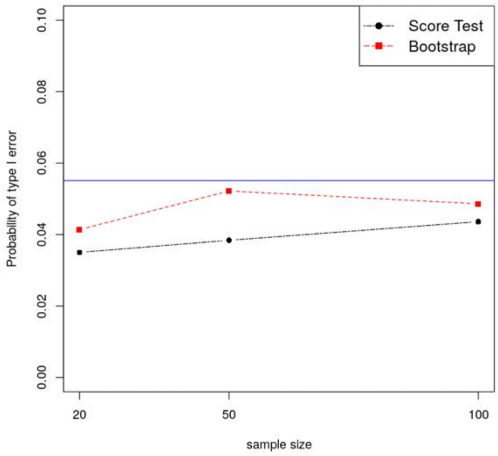
(d) $\tau = 0.075$

รูปที่ 4.2 ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าเฉลี่ยทวินามเท่ากับ 2 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100

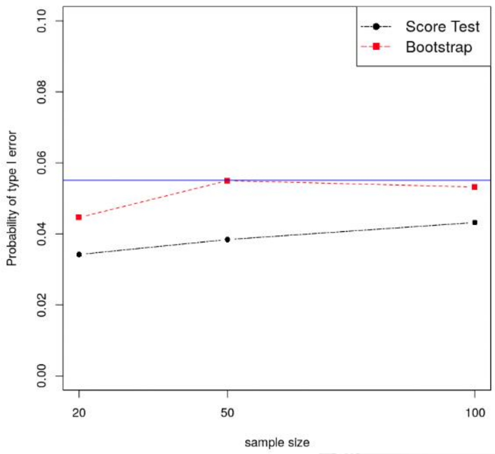
จากรูปที่ 4.2 แสดงค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีค่าเฉลี่ยทวินามเท่ากับ 2 พบว่าเมื่อการกระจายเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์ส่วนมากจะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง อย่างไรก็ตามสำหรับทุกการกระจายการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ในทุกขนาดตัวอย่าง



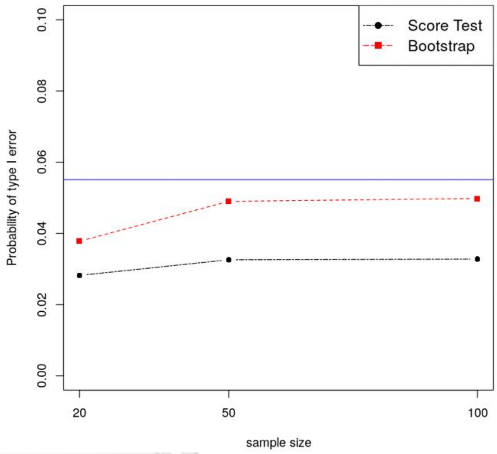
(a) $\tau = 0.010$



(b) $\tau = 0.025$



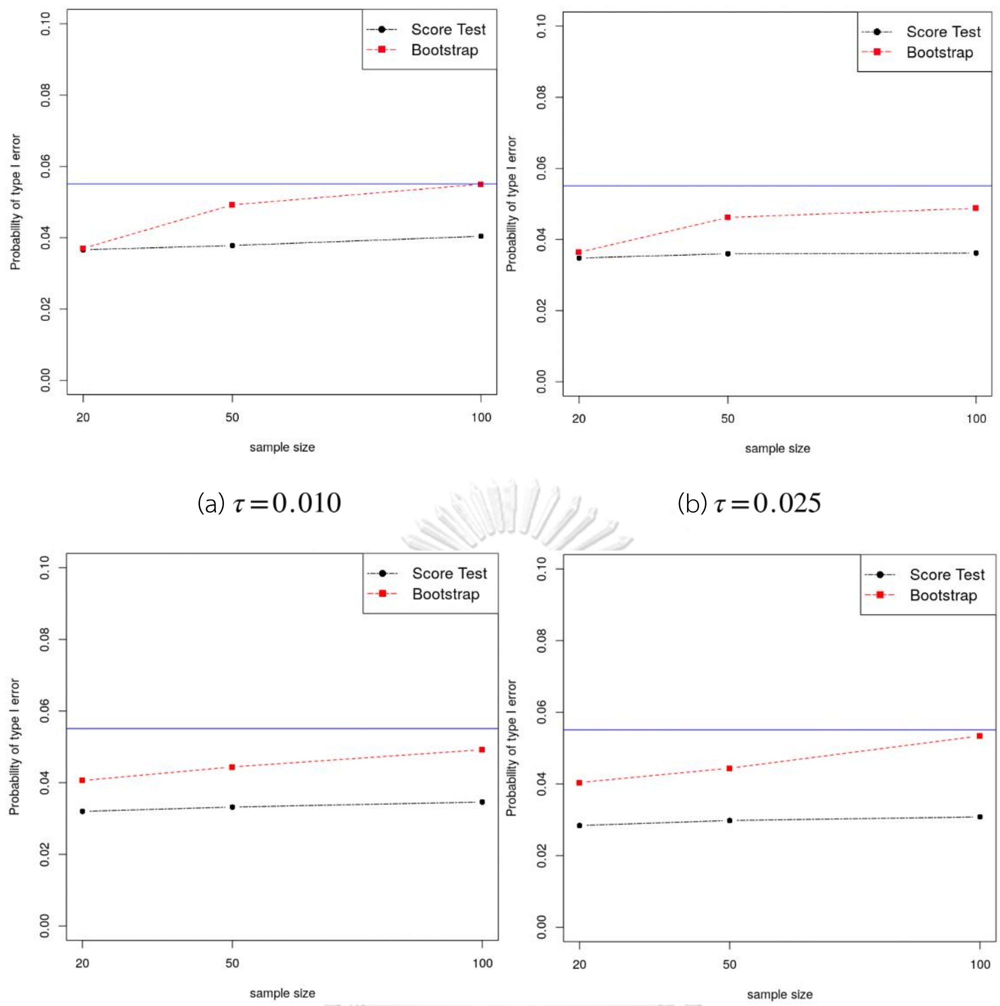
(c) $\tau = 0.050$



(d) $\tau = 0.075$

รูปที่ 4.3 ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าเฉลี่ยทวินามเท่ากับ 3 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100

จากรูปที่ 4.3 แสดงค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีค่าเฉลี่ยทวินามเท่ากับ 3 พบว่าเมื่อการกระจายเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง อย่างไรก็ตามสำหรับทุกการกระจายการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ในทุกขนาดตัวอย่าง

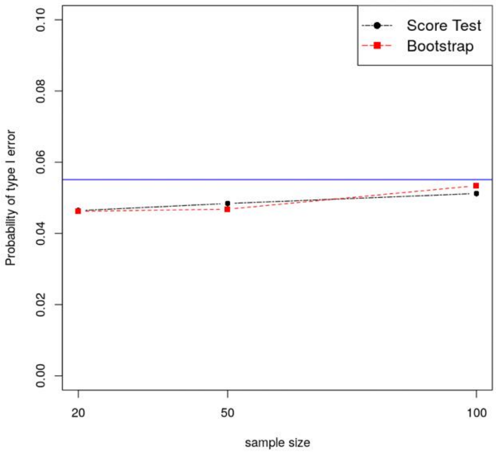


(a) $\tau = 0.010$ (b) $\tau = 0.025$

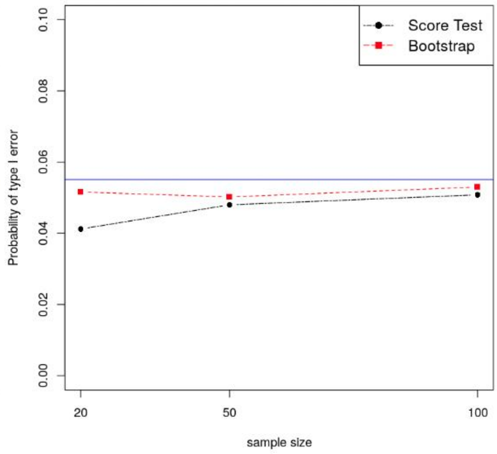
(c) $\tau = 0.050$ (d) $\tau = 0.075$

รูปที่ 4.4 ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าเฉลี่ยทวินามเท่ากับ 4 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100

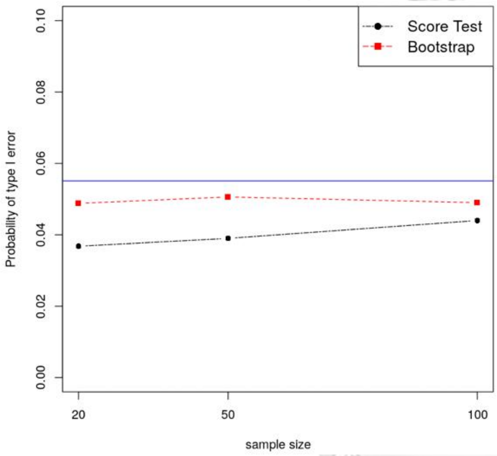
จากรูปที่ 4.4 แสดงค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีค่าเฉลี่ยทวินามเท่ากับ 4 พบว่าเมื่อการกระจายเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง อย่างไรก็ตามสำหรับทุกการกระจายการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ในทุกขนาดตัวอย่าง



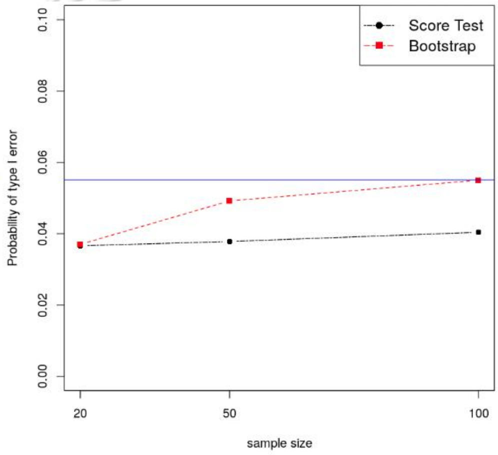
(a) $\lambda = 1$



(b) $\lambda = 2$



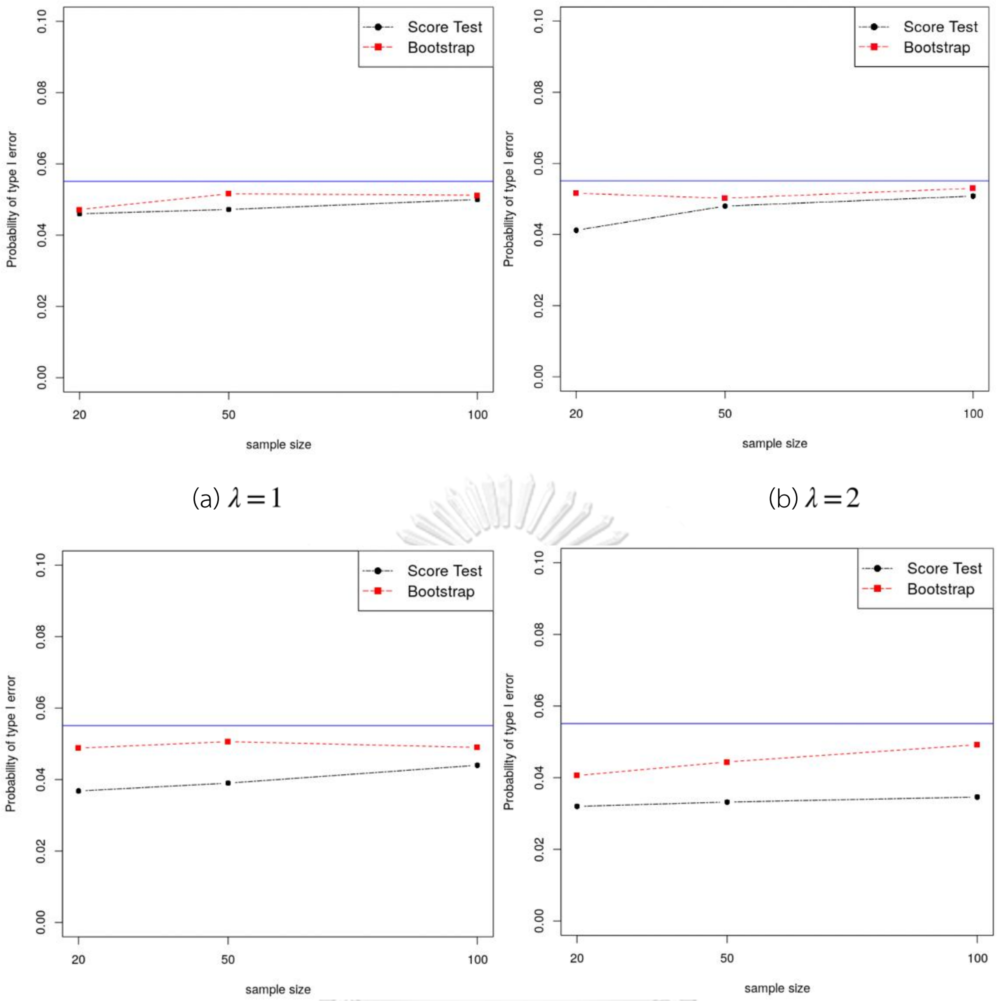
(c) $\lambda = 3$



(d) $\lambda = 4$

รูปที่ 4.5 ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีการกระจายเท่ากับ 0.010 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100

จากรูปที่ 4.5 แสดงค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีการกระจายเท่ากับ 0.010 พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง อย่างไรก็ตามสำหรับทุกค่าเฉลี่ยการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ในทุกขนาดตัวอย่าง

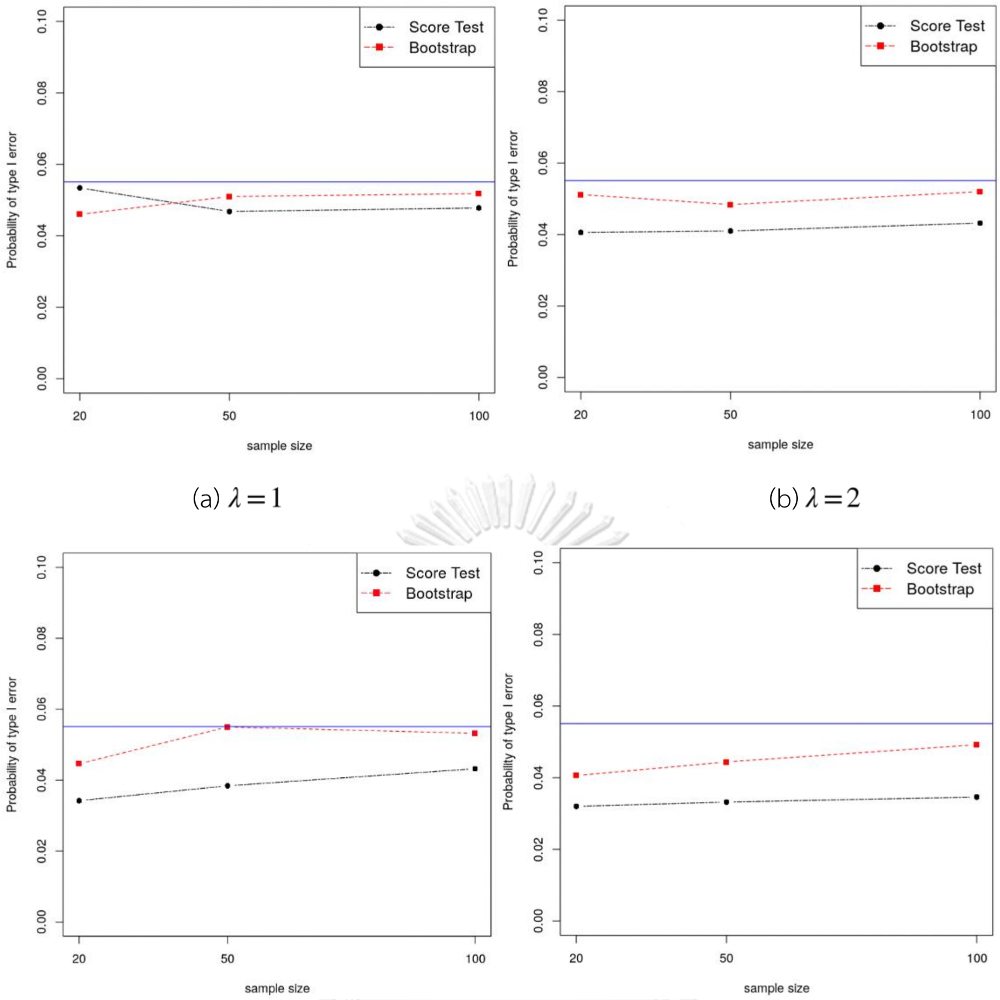


(a) $\lambda = 1$ (b) $\lambda = 2$

(c) $\lambda = 3$ (d) $\lambda = 4$

รูปที่ 4.6 ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีการกระจายเท่ากับ 0.025 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100

จากรูปที่ 4.6 แสดงค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีการกระจายเท่ากับ 0.025 พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง อย่างไรก็ตามสำหรับทุกค่าเฉลี่ยการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ในทุกขนาดตัวอย่าง

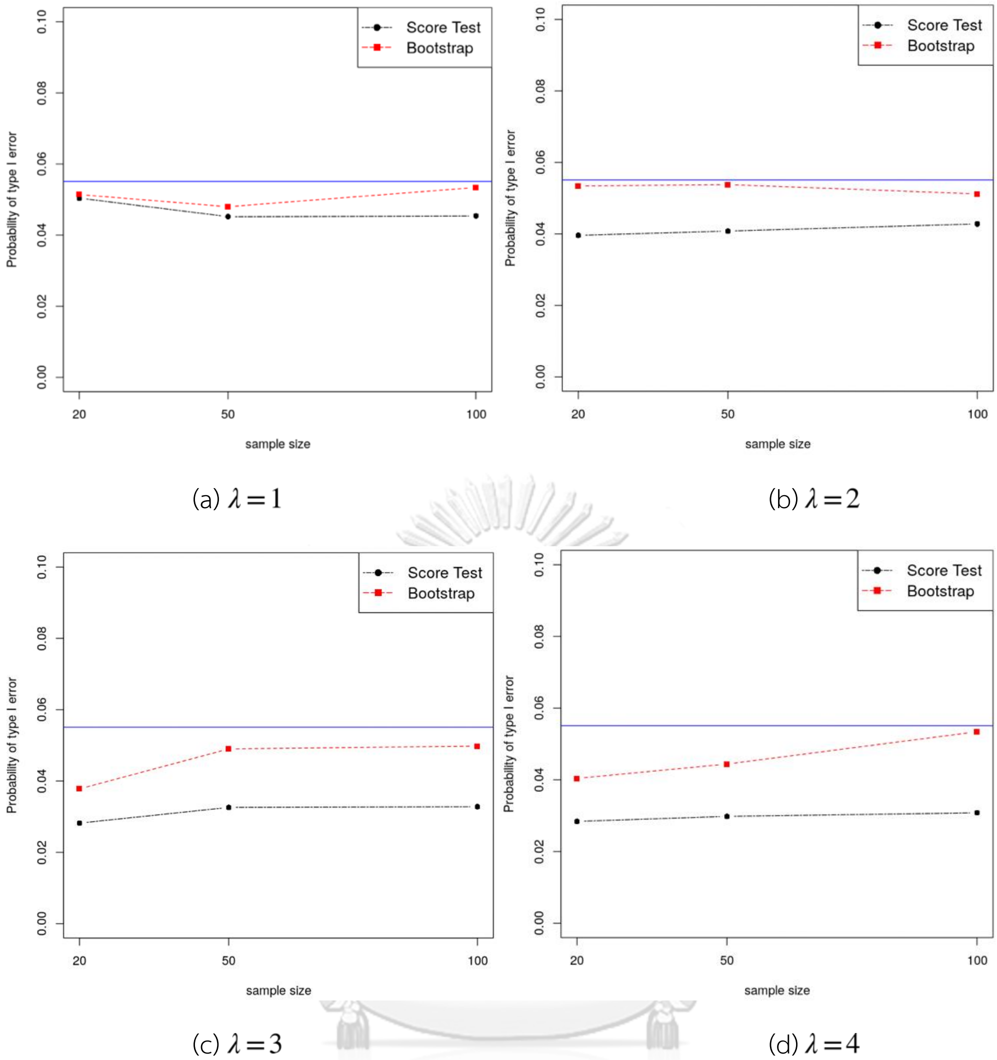


(a) $\lambda = 1$ (b) $\lambda = 2$

(c) $\lambda = 3$ (d) $\lambda = 4$

รูปที่ 4.7 ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีการกระจายเท่ากับ 0.050 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100

จากรูปที่ 4.7 แสดงค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีการกระจายเท่ากับ 0.050 พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง อย่างไรก็ตามสำหรับทุกค่าเฉลี่ยการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ในทุกขนาดตัวอย่าง



รูปที่ 4.8 ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีการกระจายเท่ากับ 0.075 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100

จากรูปที่ 4.8 แสดงค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีการกระจายเท่ากับ 0.050 พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นจะพบว่าการทดสอบสกอร์ส่วนมากจะให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 ลดลง อย่างไรก็ตามสำหรับทุกค่าเฉลี่ยการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ในทุกขนาดตัวอย่าง

4.2 การเปรียบเทียบค่าประมาณของกำลังการทดสอบ

การวิจัยนี้จะทำการเปรียบเทียบค่าประมาณกำลังการทดสอบระหว่างวิธีการทดสอบสกอร์กับการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก เพื่อศึกษาว่าการทดสอบใดมีกำลังการทดสอบมากที่สุด

ตารางที่ 4.2 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบภายใต้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก สำหรับการกระจายเท่ากับ 0.010

$\tau = 0.010$		Score Test				Bootstrap			
		λ				λ			
n	ω	1	2	3	4	1	2	3	4
20	0.1	0.1308	0.2788	0.4728	0.6626	0.1344	0.2870	0.5304	0.6730
	0.2	0.4118	0.6472	0.8382	0.9330	0.3898	0.6636	0.8598	0.9366
	0.3	0.6952	0.8678	0.9638	0.9912	0.6812	0.8760	0.9714	0.9912
	0.4	0.8770	0.9664	0.9956	0.9984	0.8752	0.9682	0.9972	0.9988
	0.5	0.9818	0.9932	0.9998	1.0000	0.9768	0.9940	1.0000	1.0000
50	0.1	0.3664	0.5274	0.7560	0.9146	0.2690	0.5328	0.7752	0.9262
	0.2	0.7518	0.9314	0.9900	0.9982	0.7494	0.9348	0.9914	0.9988
	0.3	0.9692	0.9958	0.9998	1.0000	0.9704	0.9968	0.9998	1.0000
	0.4	0.9992	1.0000	1.0000	1.0000	0.9994	1.0000	1.0000	1.0000
	0.5	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
100	0.1	0.4936	0.7866	0.9396	0.9912	0.4968	0.7906	0.9428	0.9926
	0.2	0.9536	0.9958	0.9996	1.0000	0.9552	0.9960	0.9996	1.0000
	0.3	0.9996	1.0000	1.0000	1.0000	0.9996	1.0000	1.0000	1.0000
	0.4	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.5	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

ตารางที่ 4.3 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบภายใต้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก สำหรับการกระจายเท่ากับ 0.025

$\tau = 0.025$		Score Test				Bootstrap			
		λ				λ			
n	ω	1	2	3	4	1	2	3	4
20	0.1	0.1322	0.2670	0.4570	0.6532	0.1356	0.2916	0.5028	0.6724
	0.2	0.3758	0.6310	0.8294	0.9314	0.3778	0.6542	0.8572	0.9358
	0.3	0.6729	0.8686	0.9638	0.9894	0.6732	0.8750	0.9728	0.9912
	0.4	0.8749	0.9694	0.9940	0.9988	0.8766	0.9732	0.9954	0.9992
	0.5	0.9728	0.9946	0.9992	0.9998	0.9756	0.9952	0.9994	0.9998
50	0.1	0.2752	0.5126	0.7466	0.9040	0.2772	0.5194	0.7702	0.9178
	0.2	0.7616	0.9280	0.9880	0.9986	0.7660	0.9312	0.9910	0.9990
	0.3	0.9664	0.9968	1.0000	1.0000	0.9666	0.9974	1.0000	1.0000
	0.4	0.9982	1.0000	1.0000	1.0000	0.9982	1.0000	1.0000	1.0000
	0.5	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
100	0.1	0.4842	0.7770	0.9410	0.9882	0.4930	0.7870	0.9484	0.9914
	0.2	0.9654	0.9972	0.9998	1.0000	0.9682	0.9976	0.9998	1.0000
	0.3	0.9998	1.0000	1.0000	1.0000	0.9998	1.0000	1.0000	1.0000
	0.4	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.5	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

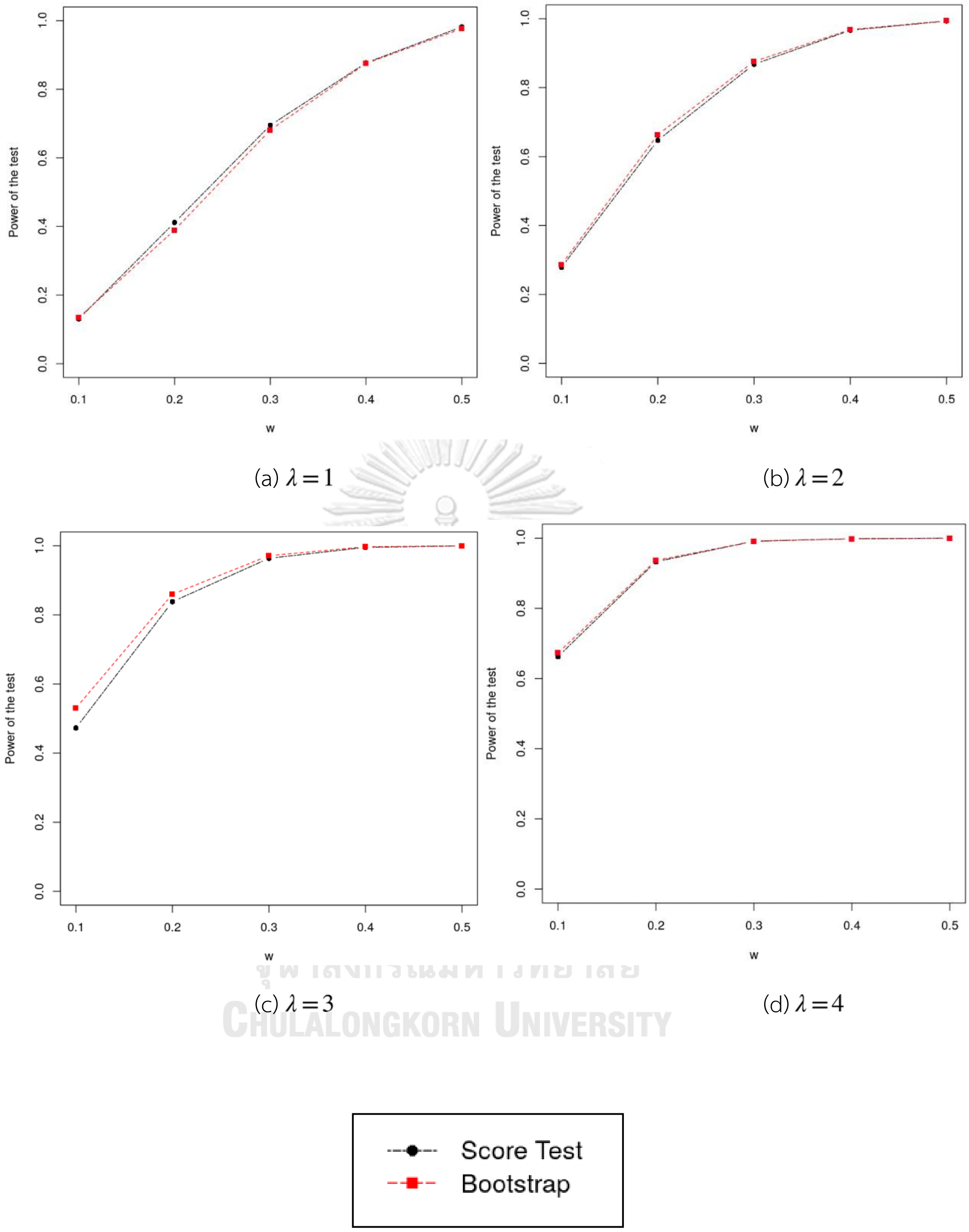
ตารางที่ 4.4 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบภายใต้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก สำหรับการกระจายเท่ากับ 0.050

$\tau=0.050$		Score Test				Bootstrap			
		λ				λ			
n	ω	1	2	3	4	1	2	3	4
20	0.1	0.1344	0.2552	0.4386	0.6148	0.1270	0.2768	0.4926	0.6582
	0.2	0.3584	0.6122	0.8116	0.9098	0.3660	0.6386	0.8408	0.9284
	0.3	0.6790	0.8648	0.9604	0.9890	0.6704	0.8770	0.9698	0.9924
	0.4	0.8792	0.9654	0.9950	0.9992	0.8750	0.9692	0.9962	0.9994
	0.5	0.9710	0.9942	0.9992	1.0000	0.9720	0.9952	0.9992	1.0000
50	0.1	0.2636	0.4930	0.7152	0.8778	0.2704	0.5134	0.7492	0.9038
	0.2	0.7352	0.9276	0.9876	0.9978	0.7470	0.9310	0.9888	0.9978
	0.3	0.9640	0.9970	1.0000	1.0000	0.9670	0.9972	1.0000	1.0000
	0.4	0.9980	1.0000	1.0000	1.0000	0.9984	1.0000	1.0000	1.0000
	0.5	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
100	0.1	0.4794	0.7524	0.9312	0.9984	0.4989	0.7712	0.9414	0.9991
	0.2	0.9610	0.9950	0.9996	1.0000	0.9640	0.9958	0.9996	1.0000
	0.3	0.9994	1.0000	1.0000	1.0000	0.9994	1.0000	1.0000	1.0000
	0.4	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.5	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

ตารางที่ 4.5 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบภายใต้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก สำหรับการกระจายเท่ากับ 0.075

$\tau = 0.075$		Score Test				Bootstrap			
		λ				λ			
n	ω	1	2	3	4	1	2	3	4
20	0.1	0.1248	0.2396	0.4268	0.5896	0.1258	0.2690	0.4884	0.6470
	0.2	0.3562	0.5870	0.7856	0.9036	0.3680	0.6202	0.8280	0.9222
	0.3	0.6596	0.8498	0.9494	0.9852	0.6644	0.8680	0.9612	0.9884
	0.4	0.8760	0.9616	0.9932	0.9988	0.8764	0.9708	0.9950	0.9988
	0.5	0.9706	0.9616	0.9998	0.9996	0.9706	0.9940	1.0000	0.9998
50	0.1	0.2532	0.4746	0.6996	0.8704	0.2642	0.5090	0.7366	0.8972
	0.2	0.7454	0.9118	0.9830	0.9968	0.7492	0.9218	0.9874	0.9980
	0.3	0.9698	0.9964	0.9994	1.0000	0.9702	0.9968	0.9998	1.0000
	0.4	0.9982	0.9998	1.0000	1.0000	0.9982	1.0000	1.0000	1.0000
	0.5	0.9998	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
100	0.1	0.4518	0.7472	0.9226	0.9816	0.4816	0.7764	0.9364	0.9866
	0.2	0.9492	0.9960	1.0000	1.0000	0.9582	0.9964	1.0000	1.0000
	0.3	0.9996	0.9998	1.0000	1.0000	0.9996	1.0000	1.0000	1.0000
	0.4	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.5	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

จากตารางที่ 4.2 – 4.5 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ภายใต้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก จากการวิเคราะห์เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้น ค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบจะเพิ่มขึ้น โดยลู่เข้าค่า 1 หรือ 100% และเมื่อพิจารณาความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์ พบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้น ค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบจะเพิ่มขึ้น โดยลู่เข้าค่า 1 หรือ 100% หากพิจารณาการกระจาย พบว่าเมื่อการกระจายเพิ่มขึ้น ค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบไม่ได้แตกต่างกันมากในแต่ละสถานการณ์ หากพิจารณาการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์พบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ส่วนมากให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ซึ่งค่าประมาณของกำลังการทดสอบของตัวสถิติทดสอบสามารถอธิบายได้ดังรูปที่ 4.9 – 4.20 ดังนี้

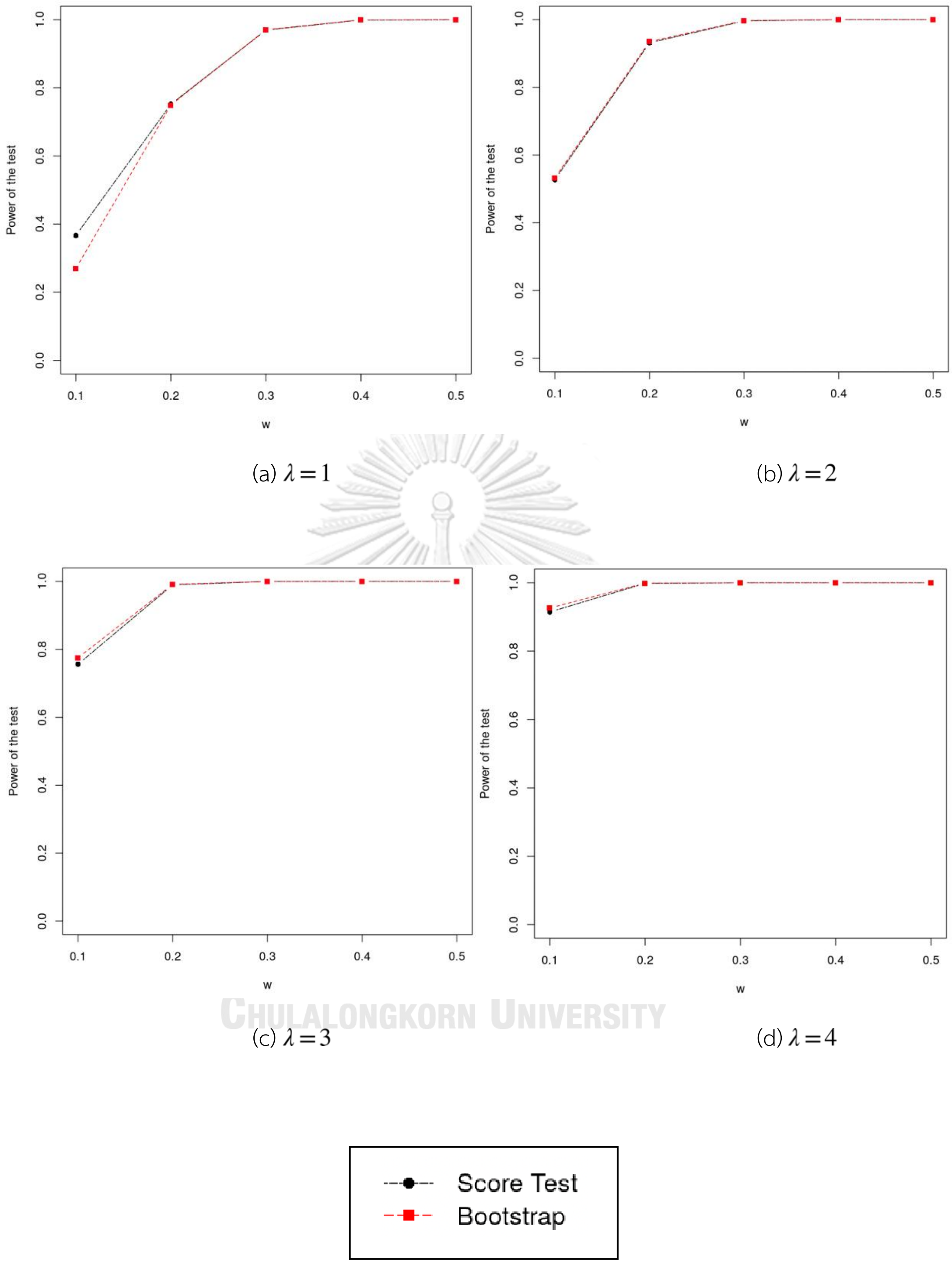


รูปที่ 4.9 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.010 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.9 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.010 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ส่วนมากการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 เนื่องจากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 และ 3 จะพบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4 พบว่าส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

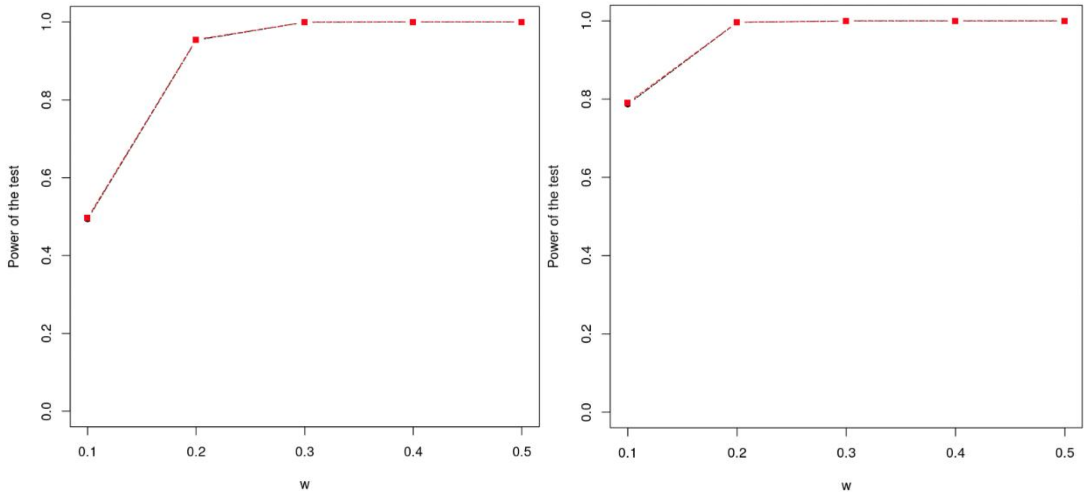


รูปที่ 4.10 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.010 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 50

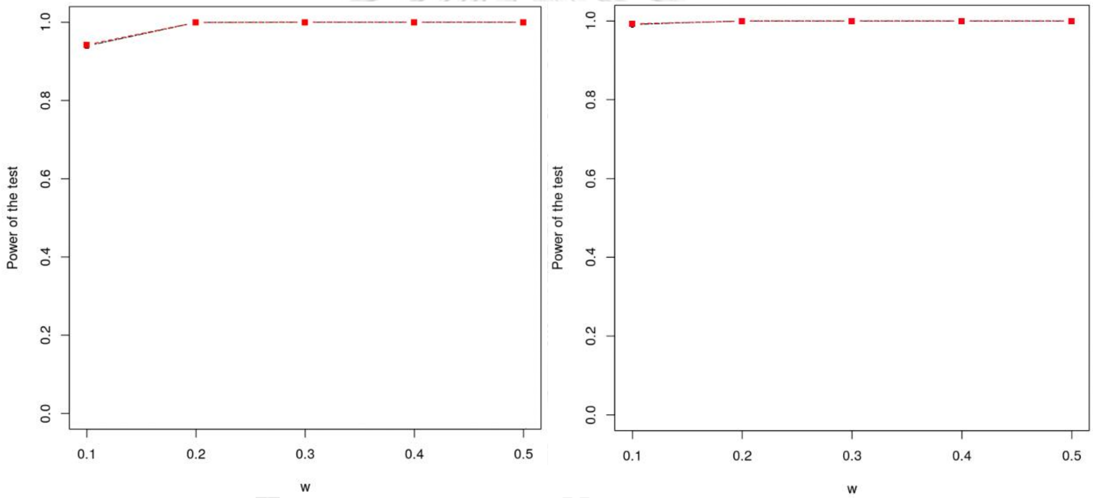
จากรูปที่ 4.10 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.010 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 50 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 และ 0.2 เนื่องจากการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ และ ความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 และ 3 พบว่าส่วนมากการทดสอบ บูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.4 และ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4 จะพบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์เมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 และ 0.2 สำหรับความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.2 พบว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

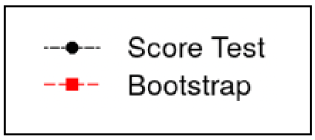
หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1



(a) $\lambda = 1$ (b) $\lambda = 2$



(c) $\lambda = 3$ (d) $\lambda = 4$

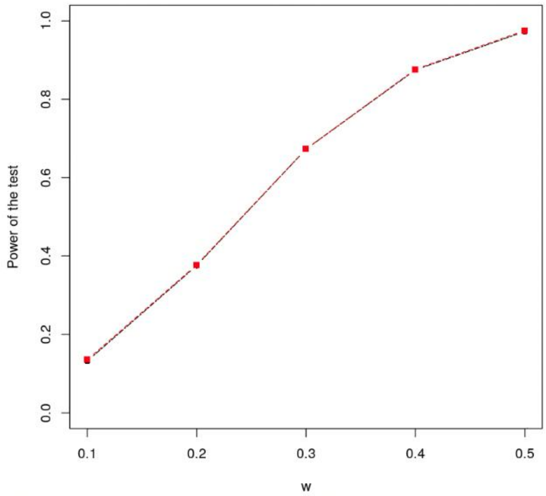


รูปที่ 4.11 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.010 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 100

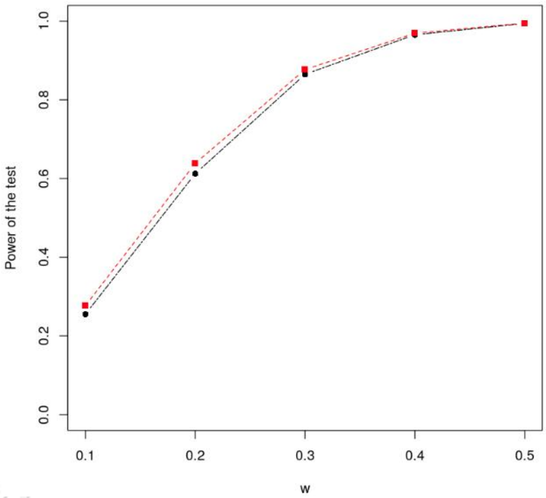
จากรูปที่ 4.11 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.010 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 100 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.4 และ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 และ 3 พบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.2 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4 จะพบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์เมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 สำหรับความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.1 พบว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

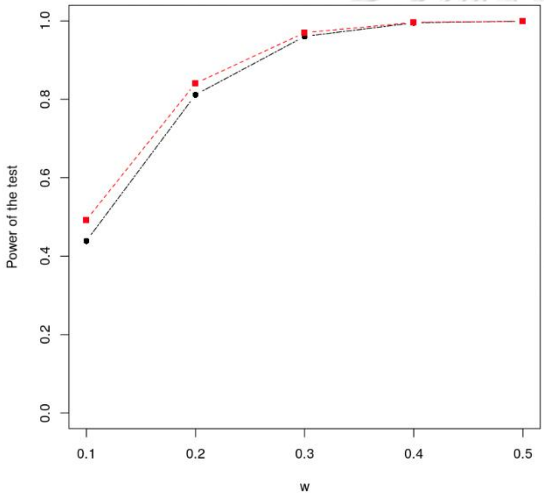
หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1



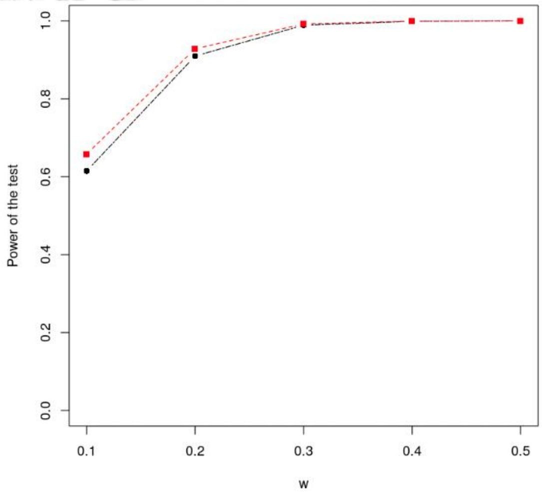
(a) $\lambda=1$



(b) $\lambda=2$



(c) $\lambda=3$



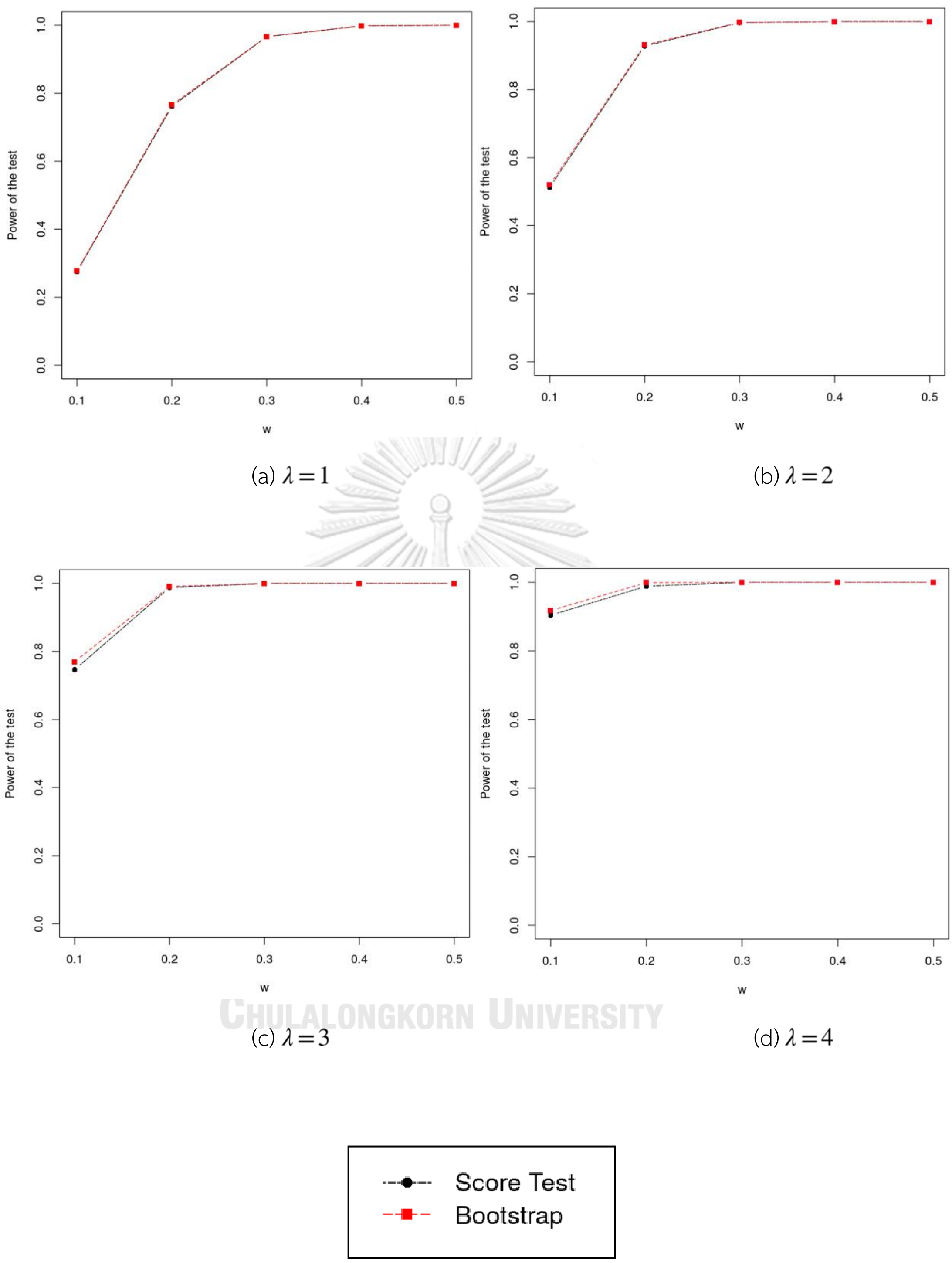
(d) $\lambda=4$

รูปที่ 4.12 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.025 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20

จากรูปที่ 4.12 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.025 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1, 2 และ 3 การทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4 พบว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากัน

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

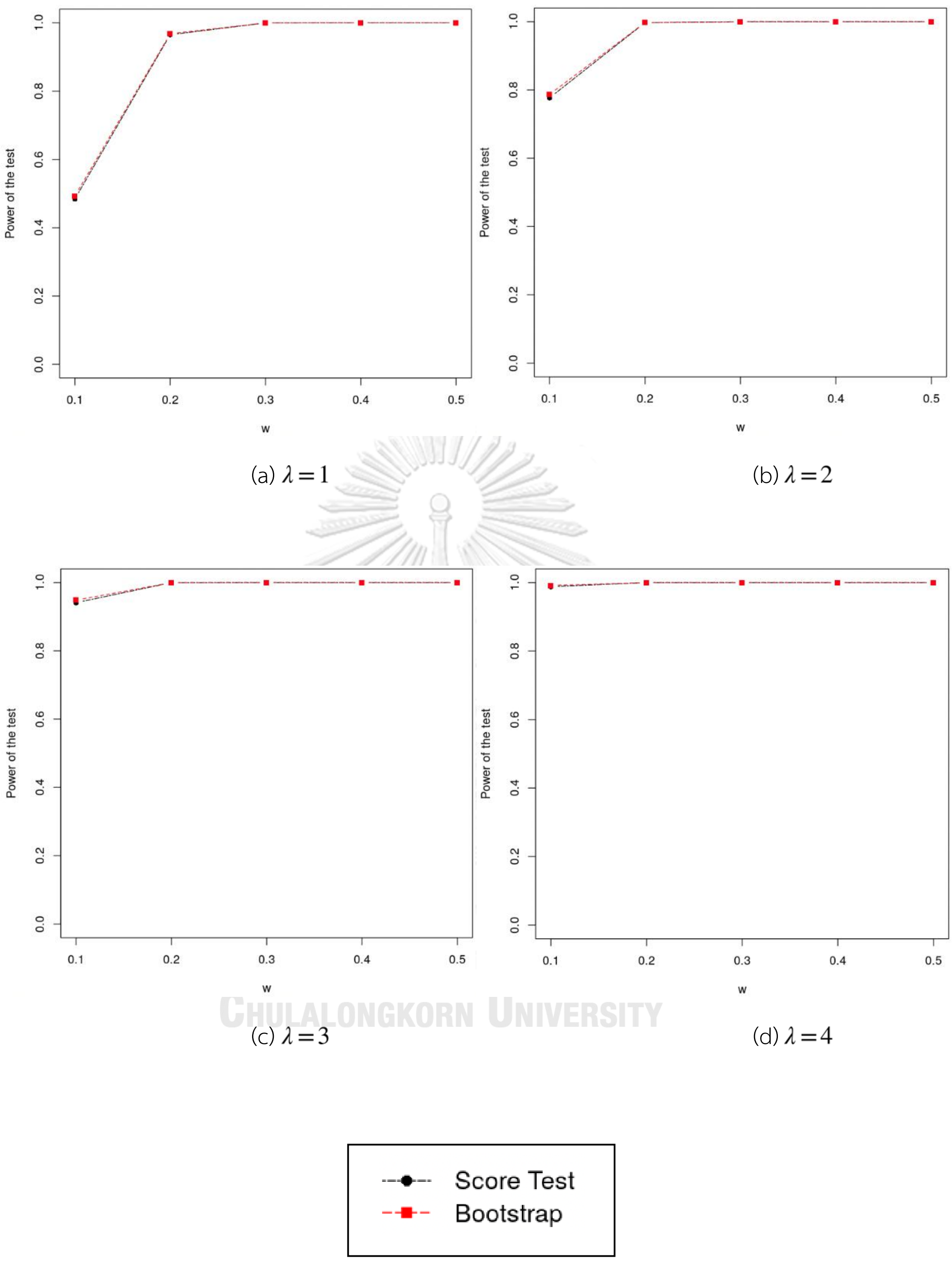


รูปที่ 4.13 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.025 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.13 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.025 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 50 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.4 และ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 3 และ 4 จะพบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์เมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 และ 0.2 สำหรับความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.2 พบว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

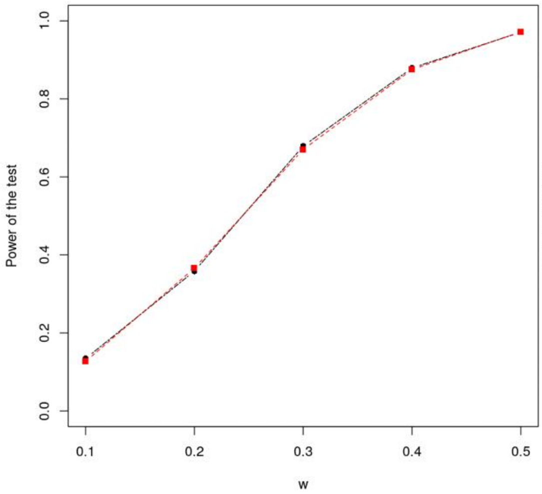


รูปที่ 4.14 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.025 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 100

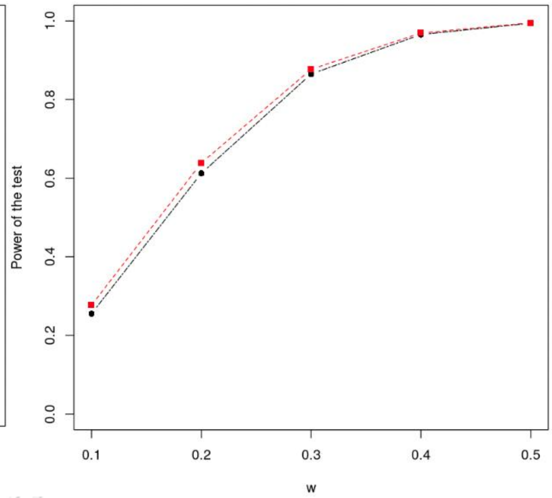
จากรูปที่ 4.14 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.025 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 100 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.4 และ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 และ 3 พบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.2 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4 จะพบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์เมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 สำหรับความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.1 พบว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

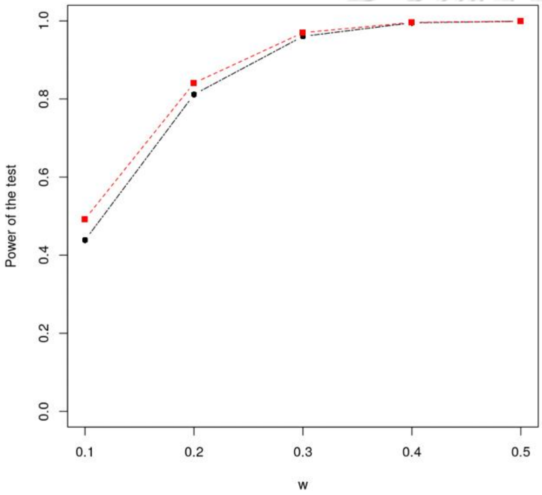
หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1



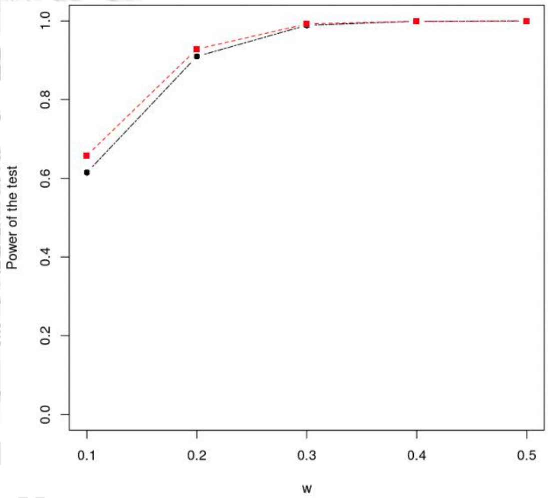
(a) $\lambda = 1$



(b) $\lambda = 2$



(c) $\lambda = 3$



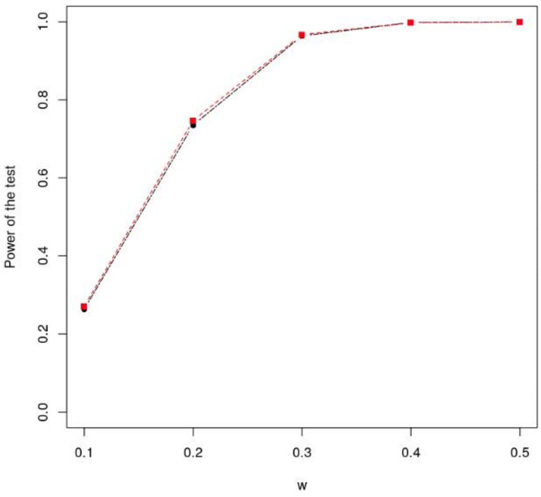
(d) $\lambda = 4$

รูปที่ 4.15 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.050 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20

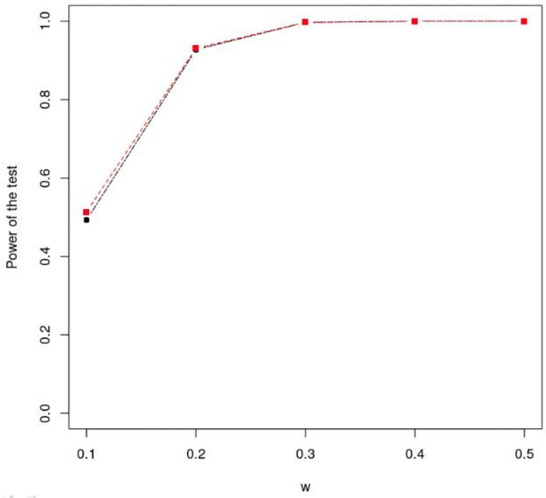
จากรูปที่ 4.15 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.050 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ส่วนมากการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.2 เนื่องจากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 และ 3 จะพบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4 พบว่าส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

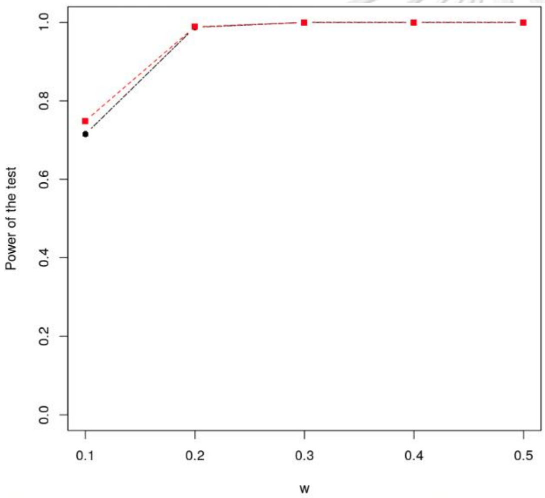
หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1



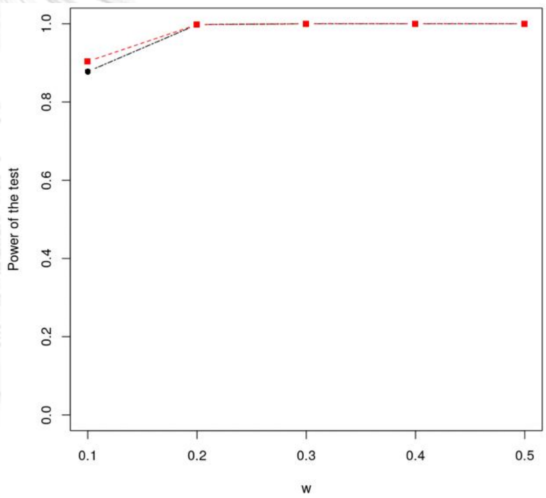
(a) $\lambda = 1$



(b) $\lambda = 2$



(c) $\lambda = 3$



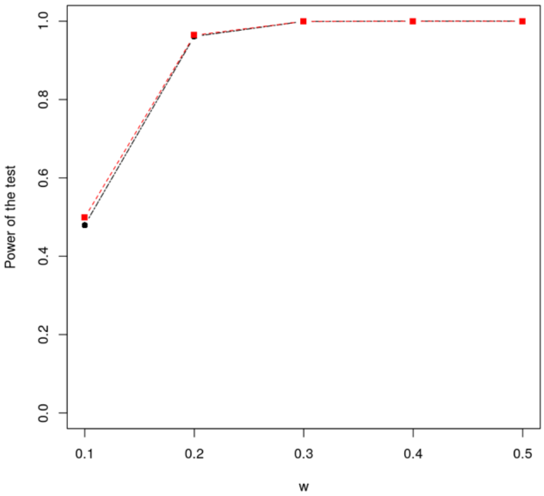
(d) $\lambda = 4$

รูปที่ 4.16 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจาย เท่ากับ 0.050 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 50

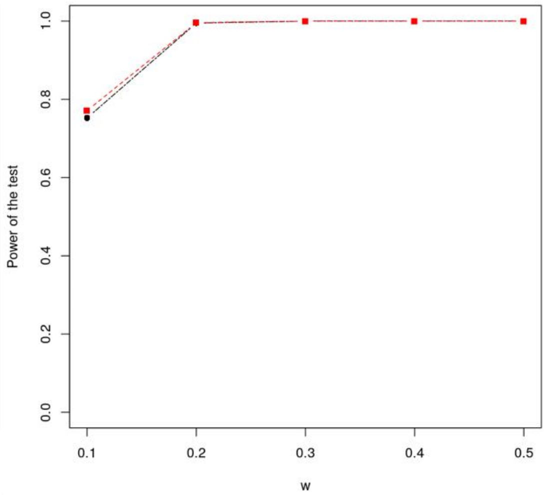
จากรูปที่ 4.16 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.050 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 50 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.4 และ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 3 และ 4 จะพบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์เมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 และ 0.2 สำหรับความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.2 พบว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

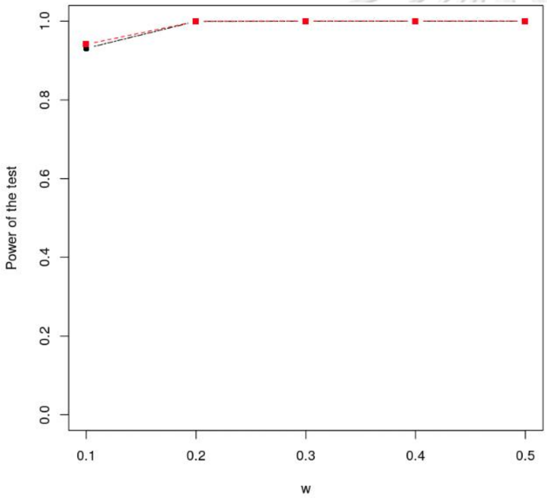
หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1



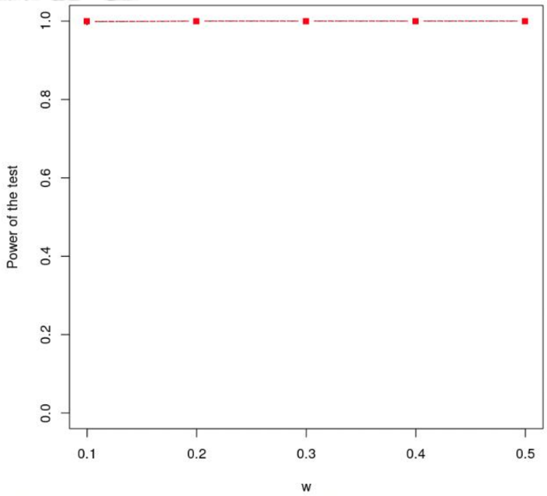
(a) $\lambda = 1$



(b) $\lambda = 2$



(c) $\lambda = 3$



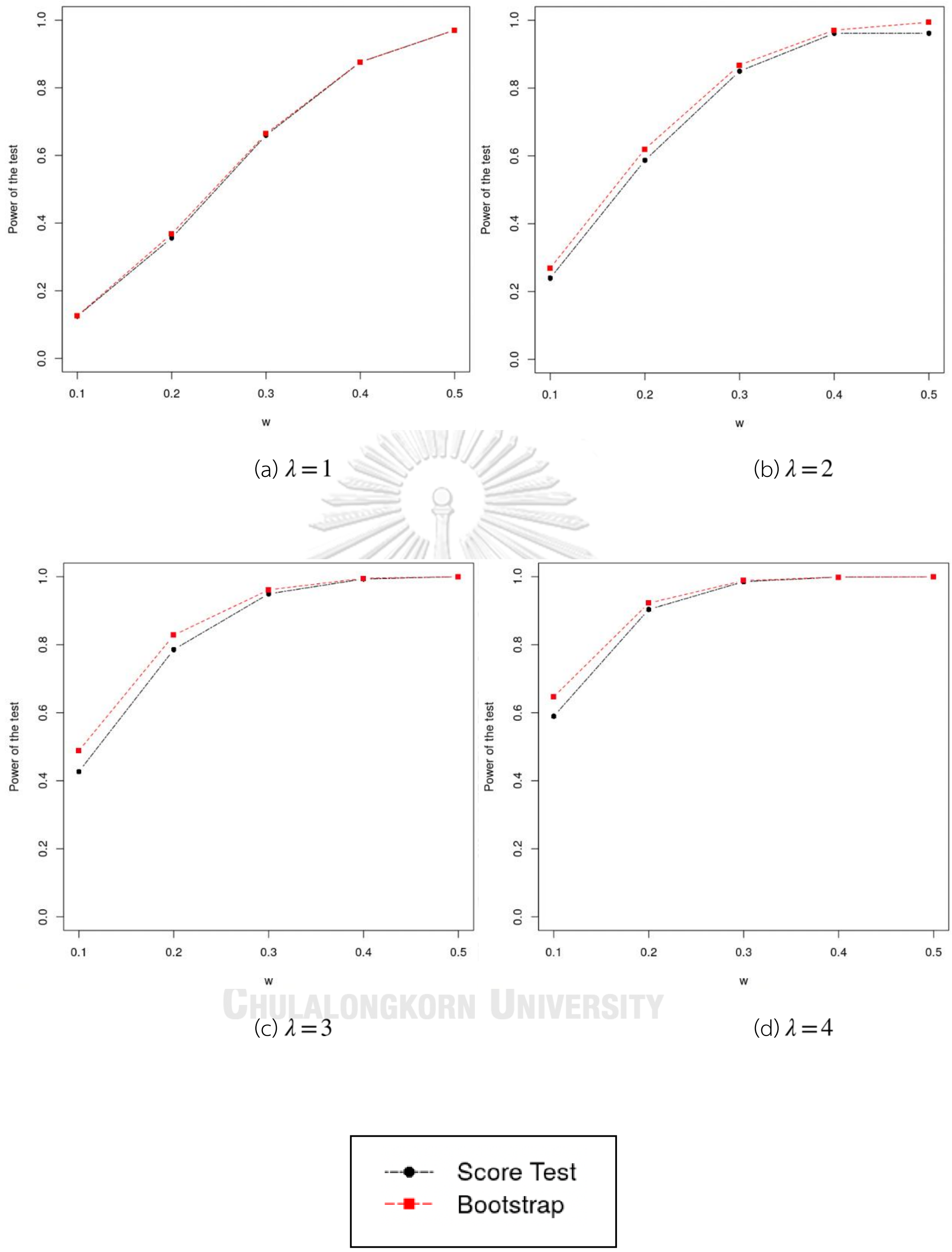
(d) $\lambda = 4$

รูปที่ 4.17 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.050 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.17 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.050 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 100 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.4 และ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 และ 3 พบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.2 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4 จะพบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์เมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 สำหรับความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.1 พบว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1



(a) $\lambda = 1$ (b) $\lambda = 2$

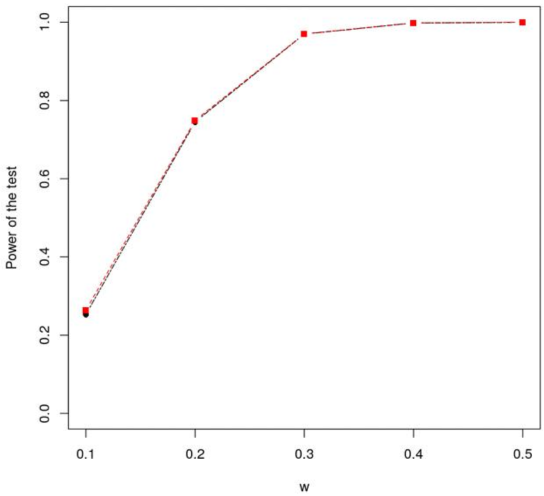
(c) $\lambda = 3$ (d) $\lambda = 4$

รูปที่ 4.18 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.075 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20

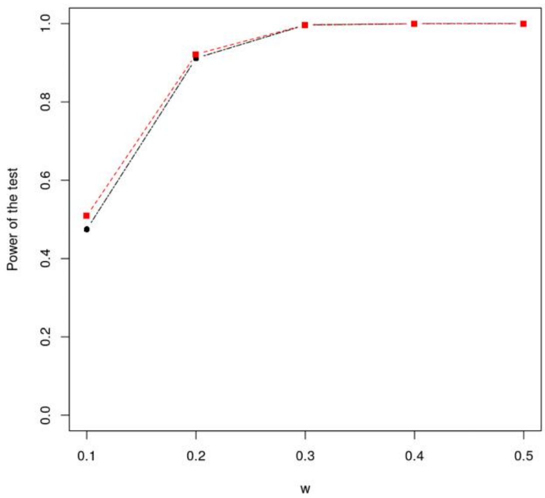
จากรูปที่ 4.18 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.075 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 20 จากการวิเคราะห์พบว่าสำหรับทุกค่าเฉลี่ย การทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

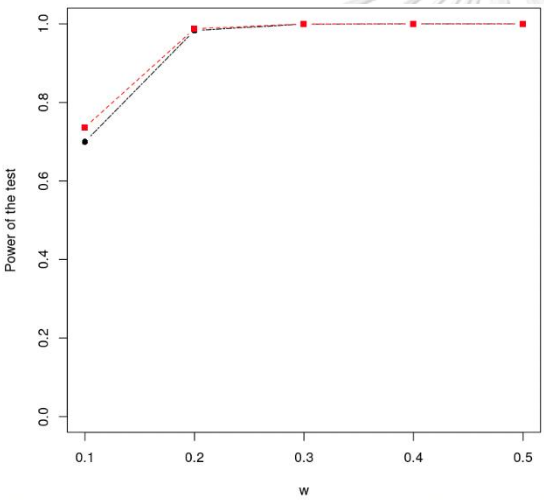
หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1



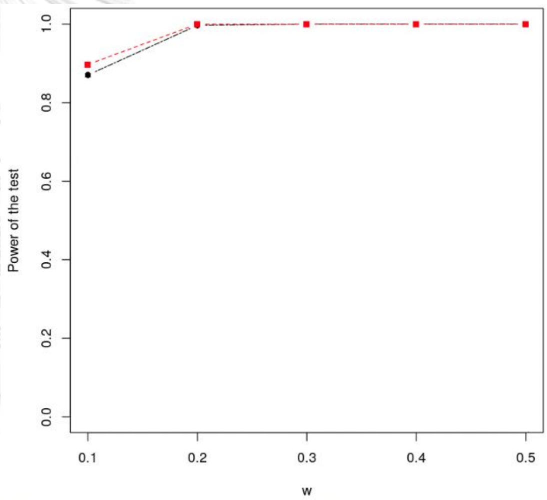
(a) $\lambda = 1$



(b) $\lambda = 2$



(c) $\lambda = 3$



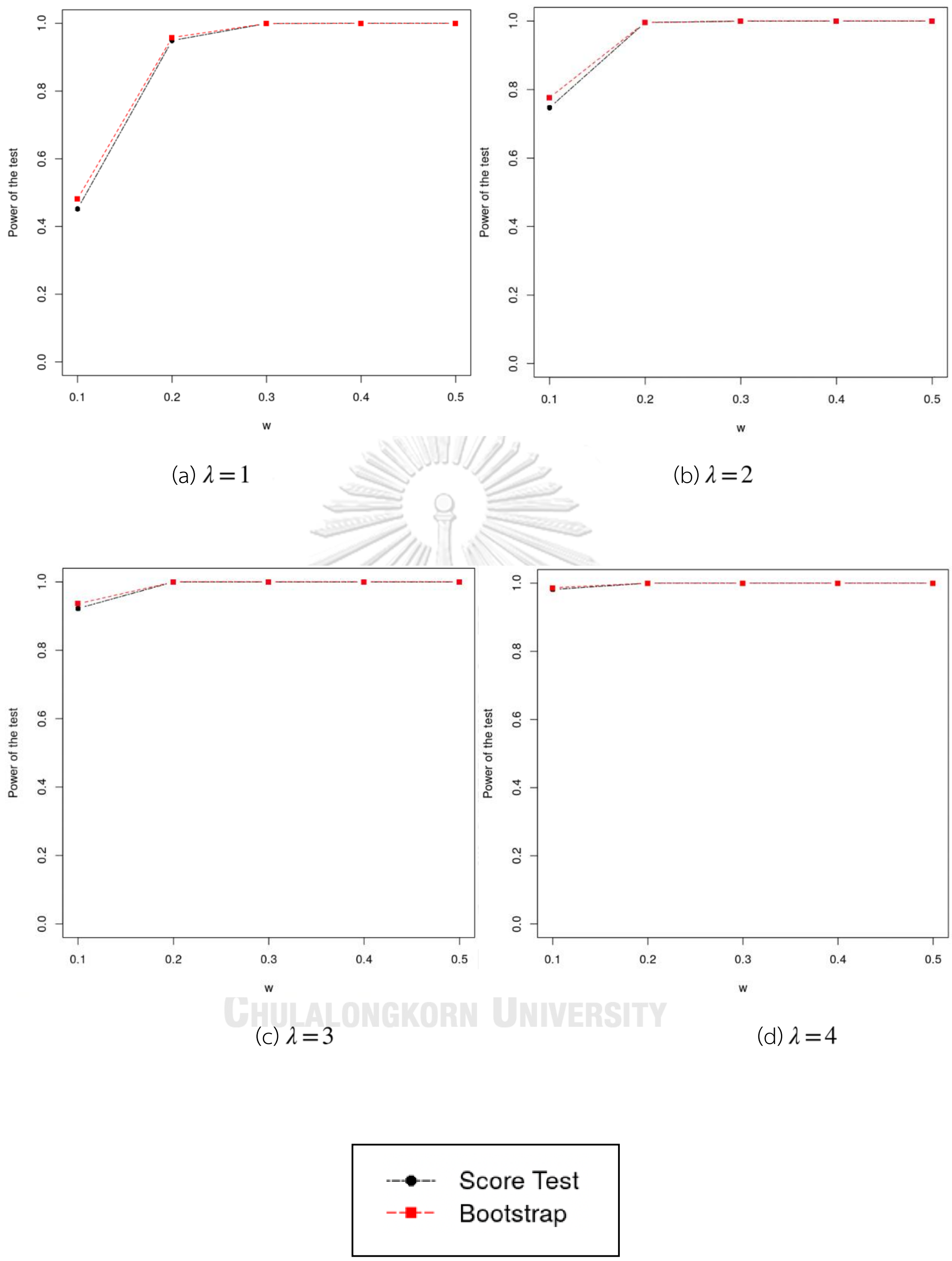
(d) $\lambda = 4$

รูปที่ 4.19 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.075 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 50

จากรูปที่ 4.19 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.075 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 50 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากัน เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 3 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.4 และ 0.5 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4 จะพบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์เมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 และ 0.2 สำหรับความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.2 พบว่าทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1



รูปที่ 4.20 ค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.075 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 100

จากรูปที่ 4.20 แสดงค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธ ที่มีการกระจายเท่ากับ 0.075 ภายใต้ตัวอย่างเท่ากับ 100 จากการวิเคราะห์พบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 และ 2 ส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.4 และ 0.5 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อค่าเฉลี่ยเท่ากับ 3 และ 4 พบว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.1 เนื่องจากทั้งการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์มีค่าเท่ากับ 1

หากพิจารณาค่าเฉลี่ยจะพบว่าเมื่อค่าเฉลี่ยเพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

หากพิจารณาค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์จะพบว่าเมื่อความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เพิ่มขึ้นการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์จะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้น ลู่เข้า 1

บทที่ 5
สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และเพื่อศึกษาการเปรียบเทียบกำลังการทดสอบสำหรับวิธีการทดสอบสกอร์ และวิธีบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ สำหรับการแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก ซึ่งทำการศึกษาโดยวิธีการจำลองข้อมูลที่อาศัยเทคนิคมอนติคาร์โลในโปรแกรม R โดยกำหนดค่าเฉลี่ยทวินามนิเสธเท่ากับ 1, 2, 3 และ 4 ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 และ 0.5 มีการกระจายเท่ากับ 0.010, 0.025, 0.050 และ 0.075 ที่ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 20, 50 และ 100 กำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติเท่ากับ 0.050 โดยมีการสรุปผลการวิจัยดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

จากการศึกษาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สำหรับการทดสอบสกอร์และการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ ซึ่งใช้เกณฑ์การเปรียบเทียบความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 คือเกณฑ์การทดสอบแบบทวินาม (Binomial Test) พบว่าภายใต้ข้อมูลที่มีการแจกแจงทวินามนิเสธ การทดสอบสกอร์และการทดสอบ บูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์สามารถควบคุมความผิดพลาดแบบที่ 1 ได้ทุกสถานการณ์ และส่วนมากการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นการกระจายเท่ากับ 0.010 ที่มีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 20 และ 50 ภายใต้ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 และการกระจายเท่ากับ 0.050 ที่มีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 20 ภายใต้ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 เนื่องจากการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์

หากพิจารณาการเปรียบเทียบค่าประมาณของกำลังการทดสอบ สามารถสรุปได้ว่าวิธีการบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ส่วนมากจะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบสกอร์ ยกเว้นเมื่อการกระจายเท่ากับ 0.010 ภายใต้ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ที่มีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 20 ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มากกว่า 0.1 และขนาดตัวอย่างเท่ากับ 50 ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1 และ 0.2 อีกทั้งการกระจายเท่ากับ 0.050 ภายใต้ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ที่มีขนาด

ตัวอย่างเท่ากับ 20 ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์เท่ากับ 0.1, 0.3 และ 0.4 เนื่องจากการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงกว่าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์

จากการพิจารณาทั้งความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และกำลังการทดสอบภายใต้การแจกแจงทวินามนิเสธที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก พบว่าทั้งวิธีการทดสอบสกอร์และวิธีการบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์สามารถควบคุมความน่าจะเป็นของที่ 1 ได้ดี อย่างไรก็ตามวิธีการบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้กำลังการทดสอบที่สูงกว่าการทดสอบสกอร์ จึงสรุปได้ว่าวิธีการบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ช่วยให้การทดสอบสกอร์มีประสิทธิภาพมากขึ้น

5.2 อภิปรายผล

จากการวิเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และค่าประมาณของกำลังการทดสอบพบว่า ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 จะลดลงเมื่อค่าเฉลี่ยทวินามนิเสธหรือการกระจายเพิ่มมากขึ้น หากพิจารณาค่าประมาณของกำลังการทดสอบพบว่าจะให้ค่าสูงขึ้นเมื่อค่าเฉลี่ยหรือความน่าจะเป็นที่จะเกิดศูนย์มีค่าเพิ่มขึ้น จากการวิเคราะห์การทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ พบว่าจะให้ค่าประมาณของกำลังการทดสอบสูงขึ้นถ้าการทดสอบบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ให้ค่าประมาณของความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 สูงกว่าการทดสอบสกอร์ และวิธีการบูทสแตรปช่วยให้การทดสอบสกอร์มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น เมื่อข้อมูลมีค่าเฉลี่ยทวินามนิเสธสูงขึ้น

5.3 ข้อเสนอแนะ

ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ศึกษาการทดสกอร์และวิธีการบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบสกอร์ภายใต้การแจกแจงทวินามนิเสธ ผู้วิจัยอื่นสามารถศึกษาการทดสอบอื่น ๆ เช่น Wald’s test หรือ Likelihood ratio test มาเปรียบเทียบกับวิธีการบูทสแตรปที่ประยุกต์กับการทดสอบนั้น ๆ เพื่อศึกษาความสามารถในการควบคุมความน่าจะเป็นของความผิดพลาดแบบที่ 1 และเพื่อศึกษาการเปรียบเทียบกำลังการทดสอบ เป็นต้น

บรรณานุกรม

Efron, Bradley. "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife." In *Breakthroughs in Statistics*, 569-93: Springer, 1992.

Heilbron, David C. "Zero-Altered and Other Regression Models for Count Data with Added Zeros." *Biometrical Journal* 36, no. 5 (1994): 531-47.

Jansakul, N, and John P Hinde. "Score Tests for Extra-Zero Models in Zero-Inflated Negative Binomial Models." *Communications in statistics-simulation and computation* 38, no. 1 (2008): 92-108.

Jung, Byoung Cheol, Myoungshic Jhun, and Jae Won Lee. "Bootstrap Tests for Overdispersion in a Zero-Inflated Poisson Regression Model." *Biometrics* 61, no. 2 (2005): 626-28.

Mwalili, Samuel M, Emmanuel Lesaffre, and Dominique Declerck. "The Zero-Inflated Negative Binomial Regression Model with Correction for Misclassification: An Example in Caries Research." *Statistical methods in medical research* 17, no. 2 (2008): 123-39.

Rao, C Radhakrishna. "Large Sample Tests of Statistical Hypotheses Concerning Several Parameters with Applications to Problems of Estimation." Paper presented at the Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society, 1948.

Ridout, Martin, Clarice GB Demétrio, and John Hinde. "Models for Count Data with Many Zeros." Paper presented at the Proceedings of the XIXth international biometric conference, 1998.

Ridout, Martin, John Hinde, and Clarice GB Demétrio. "A Score Test for Testing a Zero-Inflated Poisson Regression Model against Zero-Inflated Negative Binomial Alternatives." *Biometrics* 57, no. 1 (2001): 219-23.

กษมะ นิจจันทร์พันศรี. "การศึกษาเปรียบเทียบความเหมาะสมของตัวแบบเชิงเส้นวางนัยทั่วไป : การแจกแจงซีโร-อินเฟรตเต็ด." มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์, 2554.

ธีรศักดิ์ จันทร์กระจ่าง. "อำนาจการทดสอบ (Power of Test) ของวิธีการเปรียบเทียบพหุคูณ ตามข้อตกลงความแปรปรวนวิวิธพันธ์ ของข้อมูลแจกแจงต่างกัน และขนาดกลุ่มตัวอย่างต่างกัน." ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ, 2551.

เบญจพร เอี่ยมประโคน. "วิธีการเปรียบเทียบพื้นที่ใต้โค้ง Roc สำหรับข้อมูลชุดเดียวกัน: กรณีศึกษาแบบจำลองคะแนนเครดิต." จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2560.

สุทธาทิพย์ มาระเนตร์. "การเปรียบเทียบอำนาจของการทดสอบสำหรับสัมประสิทธิ์ในตัวแบบอัตถดถอยอันดับ 1 แบบมีแนวโน้ม." จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2544.

สุนิสา จันทร์น้ำท่วม. ผลกระทบของฟังก์ชันเชื่อมโยงและตัวแบบที่มีผลต่อช่วงความเชื่อมั่นสำหรับพารามิเตอร์ส่วนประกอบแบร์นูลลี. มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์, 2561.

อรวรรณ กลีบบัว. "วิธีบูทสแตรปสำหรับการทดสอบปัวซงที่มีค่าศูนย์จำนวนมาก." ปริญญาโทวิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต, มหาวิทยาลัยศิลปากร, 2554.

ภาคผนวก

คำสั่งการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม R

--- Type I error ---

```
library("stats")
chi = qchisq(0.95,df=1)
u = 1
n = 20
sz = 1/0.01                    #size = 1/dispersion
repeats = 5000
rejects = 0
bootstrap = 1000

##### Generate data #####
data = matrix (data = NA,nrow = n, ncol = repeats, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
for (i in 1:repeats){
  data[,i] <- rnbinom(n, size = sz , mu = u) }

##### Find MLE #####
disp_hat = matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
size_hat = matrix (data = NA,nrow = repeats, ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
mu_hat = matrix (data = NA,nrow = repeats, byrow = FALSE , dimnames = NULL)

for (j in 1:repeats){
  y = data[,j]
  size_values <- seq(sz*(80/100),sz*(120/100),length.out = 1000)
  mu_values <- seq(0.1,7,length.out = 1000)

  G =  matrix(0, length(size_values), length(mu_values))
```

```
  llf <- function(size_hat,u_hat){
    sum(dnbinom(y, size ,mu = u_hat , log = TRUE))
  }
  for (s in 1:length(size_values)){
    for (m in 1:length(mu_values)){
      size = size_values[s]
      mu = mu_values[m]
      l = llf(size,mu)
      G[s,m] = l
    }
  }

  size_hat[j] <- size_values[which(G == max(G), arr.ind = TRUE)[1]]
  disp_hat[j] <- 1/size_hat[j]
  mu_hat[j] <- mu_values[which(G == max(G), arr.ind = TRUE)[2]]
}

##### Calculate Score test #####
nzero = matrix (data = NA, nrow = repeats, ncol = 1, byrow = FALSE, dimnames =
NULL)
for (i in 1:repeats){
  y = data[,i]
  n0 = 0
  for (j in 1:n){
    if(y[j]==0){
      n0 = n0+1
    }
  }
  nzero[i] <- n0
}
```

```
eq = matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)

for(c in 1:repeats){
  total = matrix (data = NA,nrow = n, ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames = NULL)
  y = data[,c]
  muhat = mu_hat[c]
  dhat = disp_hat[c]
  mylist <- c()

  for (i in 1:n){
    for (t in 0 : (y[i]-1)){
      a = (1/dhat)+t
      mylist <- c(mylist,a)
      a <- a+1
    }
    ab <- ((sum(mylist))^(-2))-(((dhat^2)*muhat)/(1+(dhat*muhat)))
    total[i] <- ab
  }
  eq[c] <- sum(total)
}
score_value <- matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE ,
dimnames = NULL)
for (i in 1:repeats){
  y = data[,i]
  muhat = mu_hat[i]
  dhat = disp_hat[i]
  sig <- eq[i]
  n0 <- nzero[i]
```

```
  a <- (((n0*((1+(dhat*muhat))^(1/dhat))) - n)^2)
  b <- (n*(((1+(dhat*muhat))^(1/dhat)) - 1))
  c <- (n*muhat)/(1+(dhat*muhat))
  d <- (n^2)*(((log(1+(dhat*muhat)))-((dhat*muhat)/(1+(dhat*muhat))))^2)
  e <- d/sig

  score = a/(b-(c+e))
  score_value[i] <- score

##### Compare chi square 1 #####

  if (score > chi){
    rejects = rejects + 1
  }
}
type1error1 = rejects/repeats
type1error1

##### bootstrap method #####

p_value = matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
sb_p = matrix (data = NA,nrow = bootstrap , ncol = repeats, byrow = FALSE ,
dimnames = NULL)

for (v in 1:repeats){

  x <- rnbinom(n*bootstrap, size = size_hat[v], mu=mu_hat[v])
  xstar = matrix(x, nrow=n, ncol=bootstrap)
```

```
  disp_hat_xstar = matrix (data = NA,nrow = bootstrap , ncol = 1, byrow = FALSE ,
dimnames = NULL)
  mu_hat_xstar = matrix (data = NA,nrow = bootstrap , ncol = 1, byrow = FALSE ,
dimnames = NULL)
  size_hat_xstar = matrix (data = NA,nrow = bootstrap , ncol = 1, byrow = FALSE ,
dimnames = NULL)

  for (j in 1:bootstrap){
    y = xstar[,j]
    size_values_xstar <- seq(sz*(80/100),sz*(120/100),length.out = 1000)
    mu_values_xstar <- seq(0.1,7,length.out = 1000)

    G_xstar =  matrix(0, length(size_values_xstar), length(mu_values_xstar))
    llf_xstar <- function(size_hat_xstar,u_hat_xstar){
      sum(dnbinom(y, size ,mu = u_hat_xstar , log = TRUE))
    }
    for (s in 1:length(size_values_xstar)){
      for (m in 1:length(mu_values_xstar)){
        size = size_values_xstar[s]
        mu = mu_values_xstar[m]
        l_xstar = llf_xstar(size,mu)
        G_xstar[s,m] = l_xstar
      }
    }

    size_hat_xstar[j] <- size_values_xstar[which(G_xstar == max(G_xstar), arr.ind =
TRUE)[1]]
    disp_hat_xstar[j] <- 1/size_hat_xstar[j]
    mu_hat_xstar[j] <- mu_values_xstar[which(G_xstar == max(G_xstar), arr.ind =
TRUE)[2]]
  }
```

```
##### count n0 of bootstrap sample #####
 n0_xstar = matrix (data = NA,nrow = bootstrap , ncol = 1, byrow = FALSE ,
dimnames = NULL)

 for (i in 1:bootstrap){
   y = xstar[,i]
   n0 = 0
   for(j in 1:n){
     if (y[j] == 0){
       n0 = n0 + 1
     }
   }
   n0_xstar[i,1] <- n0
 }
 eq_xstar = matrix (data = NA,nrow = bootstrap , ncol = 1, byrow = FALSE ,
dimnames = NULL)

 for(c in 1:bootstrap){
   total_xstar = matrix (data = NA,nrow = n, ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
   y = xstar[,c]
   muhat = mu_hat_xstar[c]
   dhat = disp_hat_xstar[c]
   mylist <- c()

   for (i in 1:n){
     for (t in 0 : (y[i]-1)){
       a = (1/dhat)+t
       mylist <- c(mylist,a)
       a <- a+1
     }
```

```
      ab <- ((sum(mylist))^(-2))-(((dhat^2)*muhat)/(1+(dhat*muhat)))
      total_xstar[i] <- ab
    }
    eq_xstar[c] <- sum(total_xstar)
  }

##### Calculate P-value #####
 sb = rep(0,bootstrap)
  for (i in 1:bootstrap){
    y = xstar[,i]
    muhat = mu_hat_xstar[i]
    dhat = disp_hat_xstar[i]
    sig <- eq_xstar[i]
    n0 <- n0_xstar[i]

    a <- (((n0*((1+(dhat*muhat))^(1/dhat))) - n)^2)
    b <- (n*(((1+(dhat*muhat))^(1/dhat)) - 1))
    c <- (n*muhat)/(1+(dhat*muhat))
    d <- (n^2)*(((log(1+(dhat*muhat)))-((dhat*muhat)/(1+(dhat*muhat))))^2)
    e <- d/sig

    s = a/(b-(c+e))
    sb[i] <- s
  }
  sb_p[,v] <- sb

  count <- 0
  for (m in 1:bootstrap){
    if (sb[m] > score_value[v]){
      count = count + 1
    }
```

```
  }
  p_value[v] <- count/bootstrap
}
##### Type 1 error of bootstrap #####
rejects = 0
for (i in 1:repeats){
  if (p_value[i] < 0.05){

    rejects = rejects + 1
  }
}
print(rejects/repeats)

##### Save file of bootstrap applied with score test #####
#write.table(sb_p,file="sbp_D0.01_U1_N20.csv",sep=",",row.names=FALSE,col.name=F
ALSE)

--------------------------------------------- Power ---------------------------------------------
library("VGAM")
chi = qchisq(0.95,df=1)
u = 1
n = 20
sz = 1/0.01              # size = 1/dispersion
w = 0.1
repeats = 5000
rejects = 0
###### Generate data ######
data = matrix (data = NA,nrow = n, ncol = repeats, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
for (i in 1:repeats){
  data[,i] <- rzinegbin(n, size=sz, prob = NULL, munb = u, pstr0 = w)
```

```
}
###### Find MLE ######
disp_hat = matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
size_hat = matrix (data = NA,nrow = repeats, ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
mu_hat = matrix (data = NA,nrow = repeats, byrow = FALSE , dimnames = NULL)

for (j in 1:repeats){
  y = data[,j]
  size_values <- seq(sz*(80/100),sz*(120/100),length.out = 1000)
  mu_values <- seq(0.1,7,length.out = 1000)

  G =  matrix(0, length(size_values), length(mu_values))
  llf <- function(size_hat,u_hat){
    sum(dzinegbin(y, size_hat, prob = NULL, munb = u_hat, pstr0 = w, log = TRUE))
  }
  for (s in 1:length(size_values)){
    for (m in 1:length(mu_values)){
      size = size_values[s]
      mu = mu_values[m]
      l = llf(size,mu)
      G[s,m] = l
    }
  }

  size_hat[j] <- size_values[which(G == max(G), arr.ind = TRUE)[1]]
  disp_hat[j] <- 1/size_hat[j]
  mu_hat[j] <- mu_values[which(G == max(G), arr.ind = TRUE)[2]]
}
```

```
nzero = matrix (data = NA, nrow = repeats, ncol = 1, byrow = FALSE, dimnames =
NULL)

for (i in 1:repeats){
  y = data[,i]
  n0 = 0
  for (j in 1:n){
    if(y[j]==0){
      n0 = n0+1
    }
  }
  nzero[i] <- n0
}
##### Calculate Score value #####
eq = matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)

for(c in 1:repeats){
  total = matrix (data = NA,nrow = n, ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames = NULL)
  y = data[,c]
  muhat = mu_hat[c]
  dhat = disp_hat[c]
  mylist <- c()

  for (i in 1:n){
    for (t in 0 : (y[i]-1)){
      a = (1/dhat)+t
      mylist <- c(mylist,a)
      a <- a+1
    }
    ab <- ((sum(mylist))^(-2))-(((dhat^2)*muhat)/(1+(dhat*muhat)))
```

```
    total[i] <- ab
  }
  eq[c] <- sum(total)
}
score_value <- matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE ,
dimnames = NULL)
for (i in 1:repeats){
  y = data[,i]
  muhat = mu_hat[i]
  dhat = disp_hat[i]
  sig <- eq[i]
  n0 <- nzero[i]

  a <- (((n0*((1+(dhat*muhat))^(1/dhat))) - n)^2)
  b <- (n*(((1+(dhat*muhat))^(1/dhat)) - 1))
  c <- (n*muhat)/(1+(dhat*muhat))
  d <- (n^2)*(((log(1+(dhat*muhat)))-((dhat*muhat)/(1+(dhat*muhat))))^2)
  e <- d/sig

  score = a/(b-(c+e))
  score_value[i] <- score

##### Compare chi square 1 #####

  if (score > chi){
    rejects = rejects + 1
  }
}
power = rejects/repeats
power
```

```
##### Save file for Bootstap method of power #####
write.table(data,file="P0.1_D0.01_U1_N20.csv",sep=",",row.names=FALSE,col.name=FA
LSE)

##### Bootstrap method of power #####

library("VGAM")

chi = qchisq(0.95,df=1)
#---------------------------------------------
u = 1
n = 20
sz = 1/0.01
w = 0.1
repeats = 5000
rejects = 0
bootstrap = 1000
#---------------------------------------------
data <- read.csv("P0.1_D0.01_U1_N20.csv",header=FALSE)
#---------------------------------------------
disp_hat = matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
size_hat = matrix (data = NA,nrow = repeats, ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
mu_hat = matrix (data = NA,nrow = repeats, byrow = FALSE , dimnames = NULL)

for (j in 1:repeats){
  y = data[,j]
  size_values <- seq(sz*(80/100),sz*(120/100),length.out = 1000)
  mu_values <- seq(0.1,7,length.out = 1000)
```

```
  G =  matrix(0, length(size_values), length(mu_values))
  llf <- function(size_hat,u_hat){
    sum(dzinegbin(y, size_hat, prob = NULL, munb = u_hat, pstr0 = w, log = TRUE))
  }
  for (s in 1:length(size_values)){
    for (m in 1:length(mu_values)){
      size = size_values[s]
      mu = mu_values[m]
      l = llf(size,mu)
      G[s,m] = l
    }
  }

  size_hat[j] <- size_values[which(G == max(G), arr.ind = TRUE)[1]]
  disp_hat[j] <- 1/size_hat[j]
  mu_hat[j] <- mu_values[which(G == max(G), arr.ind = TRUE)[2]]
}

nzero = matrix (data = NA, nrow = repeats, ncol = 1, byrow = FALSE, dimnames =
NULL)

for (i in 1:repeats){
  y = data[,i]
  n0 = 0
  for (j in 1:n){
    if(y[j]==0){
      n0 = n0+1
    }
  }
  nzero[i] <- n0
}
```

```
eq = matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)

for(c in 1:repeats){
  total = matrix (data = NA,nrow = n, ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames = NULL)
  y = data[,c]
  muhat = mu_hat[c]
  dhat = disp_hat[c]
  mylist <- c()

  for (i in 1:n){
    for (t in 0 : (y[i]-1)){
      a = (1/dhat)+t
      mylist <- c(mylist,a)
      a <- a+1
    }
    ab <- ((sum(mylist))^(-2))-(((dhat^2)*muhat)/(1+(dhat*muhat)))
    total[i] <- ab
  }
  eq[c] <- sum(total)
}

score_value <- matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE ,
dimnames = NULL)
for (i in 1:repeats){
  y = data[,i]
  muhat = mu_hat[i]
  dhat = disp_hat[i]
  sig <- eq[i]
  n0 <- nzero[i]
```

```
  a <- (((n0*((1+(dhat*muhat))^(1/dhat))) - n)^2)
  b <- (n*(((1+(dhat*muhat))^(1/dhat)) - 1))
  c <- (n*muhat)/(1+(dhat*muhat))
  d <- (n^2)*(((log(1+(dhat*muhat)))-((dhat*muhat)/(1+(dhat*muhat))))^2)
  e <- d/sig

  score = a/(b-(c+e))
  score_value[i] <- score
}
##### Read file of bootstrap applied with score test #####
sb_p <- read.csv("sbp_D0.01_U1_N20.csv",header=FALSE)

##### Calculate P-value #####
p_value = matrix (data = NA,nrow = repeats , ncol = 1, byrow = FALSE , dimnames =
NULL)
for(i in 1:repeats){
  count <- 0
  for (m in 1:bootstrap){
    if (sb_p[m,i] > score_value[i]){
      count = count + 1
    }
  }
  p_value[i] <- count/bootstrap
}
for (i in 1:repeats){
  if (p_value[i] < 0.05){
    rejects = rejects + 1
  }
}
print(rejects/repeats)
```

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	Siriyaporn Bunnasit
วัน เดือน ปี เกิด	8 July 1997
สถานที่เกิด	Chonburi
ที่อยู่ปัจจุบัน	419/4 Moo.5, Naklua, Banglamung, Chonburi, 20150