

การปรับแก้อัตโนมติของอัคราภรณ์ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์

นางสาวฐาปณี ประจันระ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาการประกันภัย ภาควิชาสถิติ

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2555

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository(CUIR)

are the thesis authors' files submitted through the Graduate School.

Automated Graduation of Mortality Rates
Using Bayesian Trans-dimensional Models

Mrs.Thapanee Pachanra

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science Program in Insurance

Department of Statistics

Faculty of Commerce and Accountancy

Chulalongkorn University

Academic Year 2012

Copyright of Chulalongkorn University

ฐาปนี ปะจันระ : การปรับแก้อัตโนมัติของอัตราการณะด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์
(AUTOMATED GRADUATION OF MORTALITY RATES USING BAYESIAN TRANS-
DIMENSIONAL MODELS) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : รศ.ดร. สุวาทิ สุรเสียงสังข์,
127 หน้า

การวิจัยนี้เป็นการนำเสนอวิธีการปรับแก้อัตราการณะแบบใช้พารามิเตอร์วิธีใหม่ที่นำเอา
หลักการ Bayesian Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo ซึ่งวิธีการปรับแก้ี้สามารถให้ค่า
ปรับแก้ที่เหมาะสม โดยไม่ต้องปรับแก้เพิ่มจึงเรียกได้ว่าเป็นการปรับแก้อัตโนมัติ สำหรับการ
เปรียบเทียบได้ใช้วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไประหว่างข้อมูลอัตราการณะชุดเดียวกัน อัตรา
มรณะที่ใช้ในการวิจัยนี้ประกอบด้วยอัตราการณะของผู้เอาประกันชีวิต อัตรามรณะของประชากรไทย
และอัตราการณะจากการจำลองโดยใช้เทคนิคมอนติคาร์โล การเลือกวิธีการปรับแก้ที่เหมาะสมพิจารณา
จากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ที่มีค่าน้อยสุด การศึกษาพบว่าวิธีการปรับแก้
ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปให้ค่า MAPE ต่ำกว่าวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์
แต่มีบางข้อมูลที่มีอัตราการณะที่ไม่เป็นไปตามกฎของอัตราการณะซึ่งวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัว
แบบเปลี่ยนมิติของเบย์สามารถปรับให้อัตราการณะที่ได้เป็นไปตามกฎดังกล่าวได้

ภาควิชา.....สถิติ.....ลายมือชื่อนิสิต.....

สาขาวิชา.....การประกันภัย.....ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก.....

ปีการศึกษา.....2555.....

##5381782026 : MAJOR INSURANCE

KEYWORDS : GRADUATION/ MORTALITY RATE/ BAYESIAN/ TRANS-DIMENSIONAL MODELS

THAPANEE PACHANRA: AUTOMATED GRADUATION OF MORTALITY RATES USING BAYESIAN TRANS-DIMENSIONAL MODELS. ADVISOR : ASSOC.PROF.SUWANEE SURASIENGSUNG, PhD., 127 pp.

This paper presents a new method of the parametric graduation of mortality rate which uses Bayesian Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo methods. The new method can be seen as an automatic graduation method which this graduation method deals satisfactorily with the data in each case, without the need for any intervention from the graduator. For comparison, we also apply graduation using generalized linear models to the same mortality rates. Mortality data using in this study are life insured mortality rates, Thai populations mortality rates and mortality rates from Monte Carlo simulation. The suitable graduation methods were chosen by considering the smallest value of the mean absolute percent error (MAPE). The results of the study show that the MAPE of graduation using generalized linear models are smaller than those of graduation using Bayesian trans-dimensional models. However, automated graduation using Bayesian trans-dimensional models can be adjusted the mortality rate to the law of mortality.

Department:..... Statistics..... Student's Signature.....

Field of Study:..... Insurance..... Advisor's Signature.....

Academic Year :..... 2012.....

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยความช่วยเหลือของบุคคลหลายท่าน ซึ่งท่านแรกที่ข้าพเจ้าจะกล่าวขอบพระคุณคือ รองศาสตราจารย์ ดร. สุวณี สุรเสียงสังข์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ได้ให้ความรู้ชี้แนะแนวทาง พร้อมทั้งคำแนะนำ ตรวจสอบและแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความเอาใจใส่ ทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์ในที่สุด

ท่านต่อไปคือ บิดาและมารดาของข้าพเจ้าที่สนับสนุนทั้งทุนทรัพย์และกำลังใจ ทำให้ข้าพเจ้ามีความพยายามเพื่อที่จะทำวิทยานิพนธ์จนเสร็จลุล่วง

ขอบขอบคุณภานุพงศ์ ภูตระกูล ที่ให้ความช่วยเหลือและคำแนะนำเกี่ยวกับโปรแกรม R

ขอบคุณทั้งกำลังใจและแรงกดดันต่างๆ ที่ทำให้ข้าพเจ้าพยายามจนทำวิทยานิพนธ์สำเร็จ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง	ฅ
สารบัญรูป	ซ
บทที่ 1 บทนำ	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
ขอบเขตการวิจัย	2
ข้อตกลงเบื้องต้น	3
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
วิธีดำเนินการวิจัยอย่างย่อ.....	3
วิธีการนำเสนอ	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
แนวคิดและทฤษฎี.....	5
เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	11
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	13
ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา	13
วิธีดำเนินการวิจัย	16
โปรแกรมที่ใช้ในการวิจัย.....	18
บทที่ 4 อัตราณณะที่ปรับแก้ของผู้เอาประกันชีวิตและประชากรไทย.....	19
อัตราณณะของผู้เอาประกันชีวิตตามประกาศฉบับปี พ.ศ. 2538 – 2540.....	20
อัตราณณะของประชากรไทยช่วงปี พ.ศ. 2550 – 2552.....	31
การเปรียบเทียบค่า MAPE ของอัตราณณะที่ปรับแก้แล้ว	41

บทที่ 5 อัตราณณะที่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง.....	42
อัตราณณะของข้อมูลจำลอง	42
อัตราณณะที่ปรับแก้ด้วยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป ของข้อมูลจำลอง.....	54
อัตราณณะที่ปรับแก้ด้วยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง.....	69
การเปรียบเทียบค่า MAPE ของอัตราณณะที่ปรับแก้แล้ว สำหรับข้อมูลจำลอง	83
บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	84
สรุปผลการวิจัย	84
อภิปรายผล.....	85
การนำผลการศึกษาไปประยุกต์ใช้.....	85
ข้อเสนอแนะ	86
รายการอ้างอิง	87
ภาคผนวก	90
ภาคผนวก ก ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์เริ่มต้น	91
ภาคผนวก ข ตารางแสดงค่า Deviance ของแต่ละตัวแบบ LGM(0,s).....	94
ภาคผนวก ค คำสั่งโปรแกรม R : การจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล	97
ภาคผนวก ง คำสั่งโปรแกรม R : การปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป.....	99
ภาคผนวก จ คำสั่งโปรแกรม WinBUGs : การปรับแก้อัตโนมัติด้วยแบบเปลี่ยนมิติของเบย์.....	102
ภาคผนวก ฉ การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง จำแนกตามเพศและขนาดตัวอย่าง.....	108
ภาคผนวก ช จำนวนรายชื่อที่มรณกรรมและจำนวนกรรมธรรม์ที่ร่วมเสียชีวิต ในปี พ.ศ.2539 – 2540	124
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์.....	114

สารบัญญัตินี้

		หน้า
ตารางที่ 4.1	อัตราณณะที่ยังไม่ปรับแก้ของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ	20
ตารางที่ 4.2	อัตราณณะที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ	21
ตารางที่ 4.3	อัตราณณะที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิตินองเบย์ของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ	22
ตารางที่ 4.4	อัตราณณะที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer’s 21 Term Summation Formula ของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ	23
ตารางที่ 4.5	อัตราณณะที่ยังไม่ปรับแก้ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ	31
ตารางที่ 4.6	อัตราณณะที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ	32
ตารางที่ 4.7	อัตราณณะที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิตินองเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ	34
ตารางที่ 4.8	แสดงการเปรียบเทียบค่า MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 3 วิธี จำแนกตามข้อมูล และ เพศ.....	41
ตารางที่ 5.1	แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธีของข้อมูลจำลอง จำแนกตามเพศและขนาดตัวอย่าง	83
ตารางที่ ก1	แสดงแสดงค่าพารามิเตอร์เริ่มต้น จำแนกตามเพศและอายุ	92
ตารางที่ ข1	แสดงค่า Deviance ของแต่ละตัวแบบ LGM(0, s) เมื่อ $s = 2, \dots, 12$ จากข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ	95

ตารางที่ ข2	แสดงค่า Deviance ของแต่ละตัวแบบ LGM(0, s) เมื่อ $s = 2, \dots, 12$ จากข้อมูลประชากรไทยช่วงปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ.....96
ตารางที่ ช1	แสดงจำนวนรายที่มรณกรรมและจำนวนกรรมกรรมที่เสี่ยงภัยใน ปีที่ พ.ศ. 2539 – 2540 เพศหญิง.....125
ตารางที่ ช2	แสดงจำนวนรายที่มรณกรรมและจำนวนกรรมกรรมที่เสี่ยงภัยใน ปีที่ พ.ศ. 2539 – 2540 เพศชาย.....126

รูปที่ 4.27	แสดงอัตราการระงับก่อนปรับแก้และอัตราการระงับที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศหญิง ในช่วงอายุ 47 – 79 ปี	40
รูปที่ 4.28	แสดงอัตราการระงับก่อนปรับแก้และอัตราการระงับที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศหญิง ในช่วงอายุ 80 – 85 ปี	40
รูปที่ 5.1	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1 – 100	42
รูปที่ 5.2	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 101 – 200	43
รูปที่ 5.3	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 201 – 300	43
รูปที่ 5.4	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 301 – 400	43
รูปที่ 5.5	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 401 – 500	44
รูปที่ 5.6	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 1 – 100	44
รูปที่ 5.7	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 101 – 200	45
รูปที่ 5.8	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 201 – 300	45
รูปที่ 5.9	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 301 – 400	45
รูปที่ 5.10	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 401 – 500	46
รูปที่ 5.11	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 1 – 100	46
รูปที่ 5.12	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 101 – 200	47
รูปที่ 5.13	แสดงอัตราการระงับที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 201 – 300	47

บทที่ 1

บทนำ

1.1. ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ตารางมรณะ (Mortality Table) เป็นปัจจัยสำคัญทางการประกันชีวิตอย่างมาก เนื่องจากอัตรา มรณะนั้นต้องนำไปใช้ในการคำนวณอัตราเบี้ยประกันภัยเงินสำรอง มูลค่าที่รับไม่ได้ รวมทั้งใช้ในการ วิเคราะห์สินทรัพย์ ซึ่งเป็นสิ่งที่ต้องคำนวณให้เหมาะสมที่สุดเพื่อครอบคลุมถึงความรับผิดชอบต่างๆ และผลประโยชน์ของบริษัทประกันชีวิตที่จะได้รับ ดังนั้นอัตรามรณะที่จะนำไปใช้นั้นควรสะท้อนและ โดดเดี่ยวความเป็นจริงมากที่สุด

ข้อมูลที่ใช้ในการหาอัตรามรณะนั้นเป็นข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ หรือเป็นข้อมูลที่ถูกต้องปลายทาง ขวา เนื่องจากหลายสาเหตุ เช่น การครบกำหนดของกรมธรรม์ การถอนตัวก่อนสิ้นสุดช่วงเวลาที่กำหนด และการมีชีวิตอยู่รอดจนสิ้นสุดช่วงเวลาการศึกษา เป็นต้น เมื่อนำมาคำนวณหาอัตรามรณะ ทำให้ ค่าที่ได้นั้นมีความคลาดเคลื่อน และไม่ราบเรียบ ดังนั้นการปรับแก้อัตรามรณะจึงมีความสำคัญ เพื่อให้ ได้ค่าที่ราบเรียบ สมเหตุสมผล และโดดเด่นความเป็นจริงมากที่สุด

การปรับแก้ (Graduation) นั้น ไม่ใช่เพียงแค่ทำให้ราบเรียบ แต่เป็นการประมาณอัตราให้เป็น จริงสำหรับกลุ่มประชากรที่ศึกษา (Kimeldorf, 1967) พิจารณาการปรับแก้อัตรามรณะ สามารถแบ่งได้ เป็น 2 ประเภท ได้แก่

- ก. การปรับแก้แบบใช้พารามิเตอร์ (parametric graduation) คือ การกำหนดฟังก์ชัน สำหรับข้อมูลทั้งหมด หรือกำหนดฟังก์ชันแยกสำหรับแต่ละช่วงข้อมูล
- ข. การปรับแก้แบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (non-parametric graduation) คือ การปรับแก้ที่ไม่ได้ กำหนดรูปแบบฟังก์ชันสำหรับข้อมูลที่จะปรับแก้ การปรับแก้แบบนี้มี วิธีการปรับแก้ แบบวิทแทคเกอร์ (Whittaker Graduation) วิธีการปรับแก้แบบเบย์เซียน (Bayesian Graduation) เป็นต้น

นอกจากนี้ในอดีตที่ผ่านมาได้มีนักวิจัยหลายท่านได้เสนอวิธีการของเบย์เซียนมาใช้ในการ ประมาณค่าเพื่อหาอัตราปรับแก้อัตรามรณะ เช่น Kimeldorf และ Jones (1967), Forfar และคณะ (1988), Broffitt (1988) และ Carlin (1992) นอกจากนี้ Verrall และ Haberman (2011) ได้ใช้วิธีการปรับแก้ อัตโนมัตด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ซึ่งสามารถนำมาใช้ได้กับข้อมูลที่มีขอบเขตกว้าง โดยไม่ต้อง พิจารณาหลายขั้นตอนรวมทั้งให้ค่าปรับแก้ที่มีความเหมาะสม

ดังนั้น ผู้วิจัยจึงสนใจที่จะศึกษาการปรับแก้อัตราณณะวิธีใหม่กับอัตราณณะของประเทศไทย คือ วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. ศึกษาการปรับแก้อัตราณณะด้วยการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์
2. เปรียบเทียบประสิทธิภาพของการปรับแก้อัตราณณะทั้ง 2 วิธี คือ
 - ก. วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป
(Graduation using Generalized Linear Models : GLMs)
 - ข. วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์
(Automated Graduation using Bayesian Trans-dimensional Models)

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

ข้อมูลที่จะใช้ตรวจสอบประสิทธิภาพการปรับแก้อัตราณณะ ได้แก่

1. ข้อมูลจำนวนกรมธรรม์ที่ร่วมเสี่ยงภัย (Exposure of risk) และ จำนวนรายที่มรณกรรม ในช่วงปี พ.ศ. 2538 – 2540 ของผู้เอาประกันชีวิต
2. ข้อมูลจำนวนประชากรไทย และจำนวนประชากรตายของประชากรไทย ในช่วงปี พ.ศ. 2550 – 2552
3. ข้อมูลที่ได้จากการจำลองด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) โดยสร้างสถานการณ์ต่างๆ ในการหาอัตราณณะ (q_x) สำหรับแต่ละอายุ ภายใต้ขอบเขต
 - 3.1 การแจกแจงของระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคตสำหรับแต่ละอายุ มีการแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Distribution) ซึ่งมี β เป็นพารามิเตอร์ ซึ่งก็คือค่าเฉลี่ย
 - 3.2 ขนาดตัวอย่างมี 3 ระดับ คือ 500 700 และ 1000 ตัวอย่าง
 - 3.3 โดยทำซ้ำ 500 ครั้ง ในแต่ละสถานการณ์
4. ช่วงอายุที่สนใจ คือ 16 – 85 ปี

1.4 ข้อตกลงเบื้องต้น

การมีชีวิตอยู่ของผู้เอาประกันภัยเป็นอิสระกัน (Independent)

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ทราบว่าวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ จะใช้ได้กับลักษณะข้อมูลใด
2. ได้แนวทางในการปรับแก้อัตราณวิธีใหม่ ที่อาจมีความสะดวกกว่า

1.6 วิธีการดำเนินการวิจัยอย่างย่อ

1. ศึกษาและค้นคว้าเอกสาร ตำรา งานวิจัย รวมถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษาหลักการและวิธีการคำนวณหาค่าปรับแก้โดยวิธี
 - ก. วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป
(Graduation using Generalized Linear Models)
 - ข. วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์
(Automated Graduation using Bayesian Trans-dimensional Models)
3. เก็บรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้อง
4. จำลองข้อมูลตามสถานการณ์ โดยใช้เทคนิคมอนติคาร์โล
5. หาอัตราณระของข้อมูลทั้งจากข้อมูลตัวอย่างและข้อมูลจำลอง
6. ทำการปรับแก้อัตราณระที่ได้จากข้อ 5 โดยใช้ทั้ง 2 วิธีตามข้อ 2
7. คำนวณค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) และเปรียบเทียบโดยค่าเพื่อหาวิธีที่มีค่า MAPE น้อยที่สุด
8. วิเคราะห์และสังเคราะห์ผลที่ได้
9. เขียนรายงาน สรุปผลการวิจัย และนำเสนอผลการวิจัย

1.7 ลำดับขั้นตอนของรายงาน

วิทยานิพนธ์เล่มนี้มีจุดประสงค์ที่จะนำเสนอและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์กับวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป ซึ่งแบ่งออกเป็น 6 บท โดยบทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์และขอบเขตในการทำงานวิจัยนี้ ส่วนในบทที่ 2 อธิบายหลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องที่ใช้ในปรับแก้อัตราณณะด้วยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์และวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป บทที่ 3 กล่าวถึงข้อมูลที่ใช้ วิธีการดำเนินการและ โปรแกรมที่ใช้ในการวิจัย ในบทที่ 4 และ 5 แสดงผลการปรับแก้อัตราณณะของผู้เอาประกันชีวิต ประชากร ไทยและข้อมูลที่ได้จากการจำลองด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล อีกทั้งเปรียบเทียบประสิทธิภาพผลจากทั้งสองวิธีข้างต้น และในบทสุดท้าย มีสรุปผลการวิจัย การนำผลการศึกษาไปประยุกต์ใช้และข้อเสนอแนะ

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 แนวคิดและทฤษฎี

2.1.1 การจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation)

การจำลองสถานการณ์ด้วยมอนติคาร์โล ได้ถูกออกแบบมาเพื่อจำลองสถานการณ์ของระบบที่มีลักษณะซับซ้อนของตัวแปรสุ่มในแต่ละส่วน การวิเคราะห์และความเข้าใจจะทำให้ทราบพฤติกรรมของระบบแต่ละระบบ จึงมีวิธีการกำหนดลักษณะเฉพาะของแต่ละระบบภายใต้ข้อมูลที่ได้อ้างอิงมา (Condamine และคณะ, 2006) โดยลักษณะของตัวเลขสุ่มที่นำมาใช้ จะมีการแจกแจงแบบสม่ำเสมอ (Uniform Distribution) ในช่วง $[0,1]$ ตัวเลขสุ่มแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันและมีช่วงยาวก่อนจะเกิดเลขสุ่มซ้ำ แล้วนำตัวเลขสุ่มมาประยุกต์ใช้กับปัญหาที่ต้องการจะศึกษา บางปัญหาอาจจะไม่ใช่ตัวเลขสุ่มโดยตรง แต่นำไปผลิตเป็นเลขสุ่มที่มีการแจกแจงแบบอื่นต่อไป (สมบัติ, 2538)

ที่ผ่านมา มีการนำเทคนิคมอนติคาร์โลมาใช้สร้างข้อมูลเพื่อหาอัตราการมรณะ (q_x) เช่น สมบัติ กุลวุฒิ (2538) ได้ศึกษาและเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นที่จะเสียชีวิตสำหรับข้อมูลประกันชีวิตที่ไม่สมบูรณ์ และยังได้ศึกษากราฟแสดงความถี่ (Histogram Graph) ของรูปแบบของพลังของการมรณะ (Force of Mortality) 3 รูปแบบ คือ กอมเพิร์ตซ์เมคแซม และไวบูลล์ พบว่า การแจกแจงของพลังของการมรณะมีรูปแบบคล้ายคลึงกัน โดยเข้าสู่การแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Distribution) นอกจากนี้ยังได้ศึกษารูปแบบการแจกแจงของพลังของการมรณะ 3 แบบ คือ การแจกแจงแบบแกมมา (Gamma Distribution) การแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Distribution) และการแจกแจงแบบสม่ำเสมอ (Uniform Distribution) พบว่า การแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Distribution) ให้ค่าคลาดเคลื่อนในการประมาณค่า q_x ต่ำที่สุด

ดังนั้น ผู้วิจัยจึงจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) เพื่อสร้างสถานการณ์ต่างๆ ในการหาอัตราการมรณะ (q_x) สำหรับแต่ละอายุ โดยกำหนดให้ระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคต (T) มีการแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล

2.1.2 ตัวแบบ Gompertz – Makeham

แต่เดิมหลายวิธีของการปรับแก้แบบใช้พารามิเตอร์เป็นวิธีการมีการกำหนดรูปแบบของพลังของการมรณะ ในรูปอย่างง่าย ได้แก่

ตัวแบบ Gompertz คือ $\mu_x = BC^x$ โดยตัวแบบนี้ได้กำหนดรูปแบบของพลังของการมรณะให้มีค่าเพิ่มขึ้นแบบเอกซ์โพเนนเชียล เมื่ออายุเพิ่มขึ้น มีผลต่ออัตราการมรณะของผู้สูงอายุ ประมาณช่วงอายุ 50 ถึง 90 ปี ดังนั้นตัวแบบนี้จึงเป็นพื้นฐานในการหาอัตราการมรณะ (Gompertz, 1825)

ตัวแบบ Makeham คือ $\mu_x = A + BC^x$ จะเห็นว่าในตัวแบบนี้มี ค่าคงที่รวมกับตัวแบบ Gompertz ซึ่งส่วนของค่าคงที่นั้นมีผลต่ออัตราการมรณะในช่วงอายุที่ต่ำกว่า 50 ปี (Makeham, 1859)

ต่อมา Forfar และคณะ (1988) ได้นำเสนอตัวแบบ Gompertz – Makeham (GM) ที่ลำดับ (r,s) คือ

$$GM^{r,s}(x) = \sum_{i=1}^r \beta_i x^{i-1} + \exp\left(\sum_{j=r+1}^{r+s} \beta_j x^{j-r-1}\right) \quad (2.1)$$

จากสมการ (2.1) จะเห็นว่า $GM^{0,2}(x)$ คือตัวแบบ Gompertz และ $GM^{1,2}(x)$ ตัวแบบ Makeham ในการนำไปใช้ จะพิจารณาที่ $s \geq 2$ และ $r \geq 1$

2.1.3 วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป

(Graduation using Generalized Linear Models : GLMs) (Renshaw, A. 1991)

กำหนดให้

x แทน อายุ

d_x แทน จำนวนคนที่เสียชีวิตในช่วงอายุ (x, x+1)

E_x แทน จำนวนกรรมธรรม์ที่ร่วมเสี่ยงภัย (Exposure) ในช่วงอายุ (x, x+1)

กำหนดรูปแบบของพลังของการมรณะในรูปทั่วไปของตัวแบบ Gompertz - Makeham (GM) ที่

ลำดับ (r,s) คือ

$$GM^{r,s}(x) = \sum_{i=1}^r \beta_i x^{i-1} + \exp\left(\sum_{j=r+1}^{r+s} \beta_j x^{j-r-1}\right) \quad (2.2)$$

ในที่นี้ ตัวพยากรณ์ (η_x) เป็นฟังก์ชันที่ได้จาก $GM^{r,s}(x)$ นั่นคือ

$$\eta_x = GM^{r,s}(x) \quad (2.3)$$

ดังนั้น Logit Gompertz - Makeham ที่ลำดับ (r,s) คือ

$$\text{LGM}^{r,s}(x) = \frac{\text{GM}^{r,s}(x)}{1 + \text{GM}^{r,s}(x)} \quad (2.4)$$

จากนั้นใช้ Generalized linear model (GLM) เพื่อปรับแก้อัตราณณะ (q_x)

ภายใต้สมมติฐาน ดังนี้คือ

ให้ d_x แต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันและมีแจกแจงแบบทวินาม (Binomial Distribution) ที่มีค่าเฉลี่ย $E_x \cdot q_x$ โดยกำหนดให้

$$q_x = \text{LGM}^{r,s}(x) = \frac{\text{GM}^{r,s}(x)}{1 + \text{GM}^{r,s}(x)} \quad (2.5)$$

หรือ

$$\frac{q_x}{1 - q_x} = \text{GM}^{r,s}(x) = \eta_x \quad (2.6)$$

เมื่อ $r = 0$ สมการ (2.6) จะลดรูปเหลือเป็น

$$\frac{q_x}{1 - q_x} = \text{GM}^{0,s}(x) \quad (2.7)$$

หรือ

$$\frac{q_x}{1 - q_x} = \exp\left(\sum_{j=1}^s \beta_j x^{j-1}\right) \quad (2.8)$$

โดยพิจารณาที่ $s = 2, \dots, 12$ (Deb'on, Montes, และ Sala, 2005)

จากสมการ (2.8) และใช้ฟังก์ชันโลจิทเป็นฟังก์ชันเชื่อมโยง (logit link function) สำหรับ binomial family เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ ($\hat{\beta}_j$) ด้วยวิธีการประมาณแบบภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood estimation)

เมื่อ $\eta_x = \log\left(\frac{q_x}{1 - q_x}\right)$ คือ ฟังก์ชันเชื่อมโยงโลจิท (logit link function) ของ q_x

ดังนั้น จะได้ค่า จากตัวแบบ $LGM^{r,s}(x)$ ที่ $r=0$ และ $s=2, \dots, 12$ ที่สามารถนำไปใช้ในการหาค่าปรับแก้ต่อไป จากนั้นเลือกตัวแบบ $LGM^{r,s}(x)$ ที่เหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากตัวแบบที่มีค่า Deviance ต่ำสุด ซึ่งค่า Deviance ของแต่ละตัวแบบ $LGM^{r,s}(x)$ ในที่นี้ จะได้ค่าปรับแก้อัตราณะ(Graduated Mortality Rates)

$$q'_x = \frac{\exp(\hat{\eta}_x)}{1 + \exp(\hat{\eta}_x)} \quad (2.9)$$

เมื่อ $\hat{\eta}_x = \sum_{j=1}^s \hat{\beta}_j x^j$ คือ ตัวพยากรณ์พหุนามที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

(estimated polynomial predictors)

2.1.4 วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์

(Automated Graduation using Bayesian Trans-dimensional Models)

(Verrall และ Haberman, 2011)

วิธีการปรับแก้พัฒนาโดย R.J. Verrall และ S. Haberman เป็นวิธีการปรับแก้แบบใช้พารามิเตอร์วิธีหนึ่งที่น่าเอาหลักการของเบย์ (Bayesian Method) มาใช้ร่วมด้วยในการประมาณค่าพารามิเตอร์

กำหนดให้

x แทน อายุ

d_x แทน จำนวนคนที่เสียชีวิตในช่วงอายุ $(x, x+1)$

E_x แทน จำนวนกรรมธรรม์ที่ร่วมเสี่ยงภัย (Exposure) ในช่วงอายุ $(x, x+1)$

กำหนดฟังก์ชันสำหรับพลังของการมรณะในรูปทั่วไปของตัวแบบ Gompertz – Makeham (GM) ที่ลำดับ (r,s) โดยพิจารณาที่ $s \geq 2$ คือ

$$GM^{r,s}(x) = \sum_{i=1}^r \beta_i x^{i-1} + \exp\left(\sum_{j=r+1}^{r+s} \beta_j x^{j-r-1}\right) \quad (2.10)$$

เนื่องจาก (2.10) มีพจน์ที่ x^i เช่น $x^4 = 100,000,000$ เมื่อ อายุ = 100 ซึ่งอาจทำให้ค่าพารามิเตอร์มีค่าน้อยเกินไป ในการคำนวณจึงเปลี่ยนใช้ฟังก์ชัน Chebycheff Polynomials แทน $\{1, x, x^2, \dots\}$ และจากแทน x ในสมการ เปลี่ยนเป็น $\frac{x-u}{v}$ ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง $[-1, 1]$

หรือสามารถเขียนใหม่

$$GM^{r,s}(x) = \sum_{i=1}^r \beta_i C_{i-1}\left(\frac{x-u}{v}\right) + \exp\left(\sum_{j=r+1}^{r+s} \beta_j C_{j-r-1}\left(\frac{x-u}{v}\right)\right) \quad (2.11)$$

โดยที่ พารามิเตอร์ β_i สำหรับ $i = 1, \dots, r+s$

$$u = \frac{x_{\max} + x_{\min}}{2}, \quad v = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2}$$

$C_i(y)$ = ฟังก์ชัน Chebycheff Polynomials

$$\text{เมื่อ } C_0(y) = 1, C_1(y) = y, \dots, C_{n+1}(y) = 2yC_n(y) - C_{n-1}(y); n \geq 1$$

โดยกำหนดสมมติฐาน ดังนี้คือ

ให้ d_x แต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันและมีแจกแจงแบบปัวซอง (Poisson Distribution) ที่มีค่าเฉลี่ย

$$E_x \mu_x \text{ เมื่อ } \mu_x = GM^{r,s}(x)$$

จากสมการ (2.11) พบว่าจะประกอบด้วย 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 $\sum_{i=1}^r \beta_i C_{i-1}\left(\frac{x-u}{v}\right)$ ซึ่งส่วน

นี้ ต้องระวังเพราะอาจให้ค่าที่เป็นลบได้ และส่วนที่ 2 คือ $\exp\left(\sum_{j=r+1}^{r+s} \beta_j C_{j-r-1}\left(\frac{x-u}{v}\right)\right)$ เป็น

ส่วนที่ทำให้ได้เส้นโค้งที่เป็นไปตามกฎของการตาย ดังนั้น ค่า r ไม่ควรเกิน 3 เพราะจะทำให้เส้นโค้งที่ได้ไม่สอดคล้องกับกฎดังกล่าว

ถึงแม้ว่า จุดมุ่งหมายของวิธีการนี้ คือ การปรับแก้อัตราฆณะในช่วงอายุของผู้ใหญ่ แต่เพื่อให้ครอบคลุมทุกช่วงอายุและข้อจำกัดของตัวแบบ $GM^{r,s}(x)$ จึงพิจารณาที่ $r = 3$ และ $s = 6$

$$GM^{3,6}(x) = \sum_{i=1}^3 \beta_i C_{i-1}\left(\frac{x-u}{v}\right) + \exp\left(\sum_{j=4}^9 \beta_j C_{j-4}\left(\frac{x-u}{v}\right)\right) \quad (2.12)$$

จะได้ ฟังก์ชันภาวะความน่าจะเป็น (Likelihood function)

$$L \propto \prod_{x \in R} \mu_x^d \cdot e^{-E_x \cdot \mu_x} \quad \text{เมื่อ } R \text{ คือ เซตของอายุที่สนใจ} \quad (2.13)$$

จากนั้นใช้ตัวแบบเปลี่ยนมิติเพื่อหาค่าประมาณพารามิเตอร์โดยอาศัยกระบวนการของเบย์เซียนกับตัวแบบดังสมการ (2.12) โดยกำหนดให้ค่าพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าจากจากตัวแบบ $GM^{3,6}(x)$ เป็นความน่าจะเป็นก่อนการทดลอง(Prior Distribution) โดยกำหนดให้ $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \sim N(0, \sigma_1^2)$, $\beta_4 \sim N(a_1, 0.0001)$, $\beta_5 \sim N(a_2, 0.0001)$, $\beta_6, \beta_7, \beta_8, \beta_9 \sim N(0, \sigma_2^2)$ เมื่อ a_1, a_2 คือค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ Gompertz ด้วยด้วยวิธีการประมาณแบบภาวะน่าจะเป็นสูงสุด

เพื่อประมาณหาความน่าจะเป็นหลังการทดลอง (Posterior Distribution) สำหรับแต่ละตัวแบบซึ่งคำนวณด้วยวิธี Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo (RJCMCMC) แล้วคำนวณหาค่าปรับแก้ของพลังของการมรณะ (μ'_x) ด้วยวิธีค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักสำหรับทุกตัวแบบ โดยใช้ความน่าจะเป็นหลังการทดลองของแต่ละตัวแบบเป็นค่าถ่วงน้ำหนัก
จะได้ว่า

$$\mu'_x = \sum_{i=1}^3 \beta_i C_{i-1} \left(\frac{x-u}{v} \right) + \exp \left(\sum_{j=4}^9 \beta_j C_{j-4} \left(\frac{x-u}{v} \right) \right) \quad (2.14)$$

2.1.5 วิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula

วิธีการนี้เป็นวิธีการปรับแก้ที่สำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย (คปภ.) ใช้ในการปรับอัตรามรณะให้เรียบ โดยข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตในช่วง พ.ศ. 2538 – 2540

โดยมีสูตรดังนี้

$$U_0 = \frac{(X+Y+Z)}{350}$$

กำหนดให้

$$\begin{aligned} X &= 60U_0^1 + 57(U_1^1 + U_{-1}^1) + 47(U_2^1 + U_{-2}^1) + 33(U_3^1 + U_{-3}^1) \\ Y &= 18(U_4^1 + U_{-4}^1) + 6(U_5^1 + U_{-5}^1) - 2(U_6^1 + U_{-6}^1) \\ Z &= 5(U_7^1 + U_{-7}^1) + 5(U_8^1 + U_{-8}^1) + 3(U_9^1 + U_{-9}^1) + (U_{10}^1 + U_{-10}^1) \end{aligned}$$

เมื่อ U_n^1 คือ อัตรามรณะที่ยังไม่ได้ปรับแก้ (Ungraduated Mortality Rate) โดยที่ $n = -10, \dots, 0, \dots, 10$

U_x คือ อัตรามรณะที่ปรับแก้ ที่ อายุ x

2.2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การปรับแก้อัตราณะนั้น ทำเพื่อให้ได้ค่าที่สะท้อนตามรูปแบบของการตาย (pattern of mortality) ที่ราบเรียบและมีค่าเพิ่มขึ้นเมื่ออายุมากขึ้นแต่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึงค่าใดค่าหนึ่ง Heligman และ Pollard (1980) ได้พัฒนาทฤษฎีของการตาย (law of mortality) โดยใช้สูตรคณิตศาสตร์กับข้อมูลการตายหลังสงครามชาติออสเตรเลียเพื่อปรับแก้อัตราณะให้เป็นไปตามรูปแบบของการตาย

Kostaki และคณะ (2011) ได้ศึกษาและเปรียบเทียบเทคนิคสำหรับการปรับแก้อัตราณะแบบไม่ใช้พารามิเตอร์เพื่อนำไปใช้ในการปรับแก้รูปแบบอัตราณะแยกตามอายุ ด้วยเทคนิค Support Vector Machines (SVM) เทคนิค kernels และตัวแบบของ Heligman-Pollard (1980) โดยใช้ข้อมูลชุดเดียวกัน พบว่าเทคนิค SVM ให้ค่าปรับแก้ที่มีความราบเรียบและความพอดีมากกว่า

เมื่อพิจารณาในกรอบของการนำวิธีของเบย์เซียนมาใช้ในการปรับแก้มี 2 ประเภท คือ การปรับแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ และการปรับแบบใช้พารามิเตอร์

การปรับแก้แบบไม่ใช้พารามิเตอร์ เช่น Kimeldorf และ Jones (1967) นำเสนอการปรับแก้ที่อาศัยกระบวนการของเบย์เซียนในการปรับแก้ เรียกวิธีนี้ว่า วิธีการปรับแก้แบบเบย์เซียน หรือ วิธีของไคเมคอฟ-โจนส์ ต่อมา Broffitt (1988) นำเสนอการปรับแก้ด้วย Increasing and increasing convex Bayesian เป็นการพัฒนาวิธีการปรับแก้แบบเบย์เซียนโดยการนำความรู้ที่ว่า เมื่อคนอายุ 30 ปีขึ้นไป อัตราณะของคนจะมีค่าเพิ่มขึ้นตามอายุที่เพิ่มขึ้นและนำมาใช้ในการปรับแก้ โดยทำภายใต้สมมติฐานพลังของการมรณะมีค่าคงที่ในหนึ่งช่วงอายุใดๆ แล้วใช้กฎของเบย์ประมาณค่าทำให้ได้ค่าที่ปรับของพลังของการมรณะ คุณนงลักษณ์ (2539) ทำการศึกษาและเปรียบเทียบวิธีการปรับแก้ค่าประมาณ q_x 3 วิธี คือ วิธีการปรับแก้แบบวิทเทคเกอร์ (Whittaker Graduation) วิธีการปรับแก้แบบเบย์เซียน (Bayesian Graduation) และ วิธีการปรับแก้แบบอินคริสซึ่งเบย์เซียน (Increasing Bayesian Graduation) พบว่า วิธีการปรับแก้แบบอินคริสซึ่งเบย์เซียนเป็นวิธีการปรับแก้ที่ดีที่สุด และยังพบว่าปัจจัยที่ทำให้ได้ค่าปรับแก้ที่เหมาะสมที่สุดต้องใช้ข้อมูลจำนวนมาก

สำหรับการปรับแก้แบบใช้พารามิเตอร์นั้น Forfar และคณะ (1988) นำเสนอการปรับแก้ด้วยการกำหนดรูปแบบของพลังของการมรณะอยู่ในตัวแบบ Gompertz – Makeham family (GM) แล้วหาค่าปรับแก้ด้วยการประมาณค่าแบบภาวะน่าจะเป็นสูงสุด ในปี ค.ศ. 2011 Verrall และ Haberman นำเสนอวิธีการปรับแก้ที่สามารถนำไปใช้ได้กับข้อมูลที่มีขอบเขตกว้าง โดยใช้ตัวแบบ GM แล้วหาค่าปรับแก้อัตราณะด้วยวิธีการของเบย์เซียน กระบวนการนี้ไม่จำเป็นต้องค้นหาตัวแบบที่พอเหมาะจากขอบเขตของตัวแบบบ่งชี้เพื่อนำมาประมาณค่า เรียกวิธีการปรับแก้นี้ว่า การปรับแก้อัตโนมัติ (automatic graduation method) ซึ่งค่าที่ได้จากการปรับแก้้นคำนวณด้วยวิธีค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักสำหรับทุกตัวแบบ

โดยใช้ความน่าจะเป็นหลังการทดลองของแต่ละตัวแบบที่ได้จากการประมาณด้วยวิธีการของเบย์เซียน โดยใช้วิธี RJMCMC ร่วมกับซอฟต์แวร์ winBUGS

Carlin (1992) ได้นำเสนอเทคนิคการอินทิเกรตมอนติคาร์โล (Monte Carlo integration technique) ที่นำไปใช้ได้จริงกับตัวแบบการปรับแก้ด้วยเบย์เซียน เทคนิคนี้มีประโยชน์ในการกำจัดปัญหาเกี่ยวกับการประมาณค่าของเวกเตอร์ k มิติที่ไม่ทราบอัตราของข้อมูลเริ่มต้น ซึ่งทำให้สะดวกในการกำหนดรูปแบบของตัวแบบหรือการแจกแจงก่อนการทดลอง (Posterior Distribution)

วิธี Markov chain Monte Carlo (MCMC) นั้นเป็นสาขาหนึ่งของ Metropolis algorithm (Metropolis และ Ulam, 1949, Metropolis และคณะ, 1953) เป็นการอินทิเกรตมอนติคาร์โลด้วยการสร้างตัวอย่างสุ่ม Markov chain เพื่อช่วยในการอินทิเกรตที่ซับซ้อน ในปี ค.ศ. 1996 Gilks ได้อธิบายเกี่ยวกับวิธี MCMC ในขอบเขตของเบย์เซียน พร้อมทั้งการนำไปใช้

การคำนวณโดยวิธี MCMC สำหรับเบย์เซียนนั้นมีข้อจำกัด คือ ไม่สามารถนำไปใช้พิจารณาตัวแบบเบย์เซียนที่มีพารามิเตอร์เวกเตอร์ที่มีมิติไม่คงที่ได้ Green (1995) จึงนำเสนอวิธีสำหรับการสร้างตัวอย่างสุ่ม Markov chain ที่สามารถผกผันได้ โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อขยายขอบเขตของตัวแบบและเรียกวิธีใหม่นี้ว่า “Reversible jump Markov chain Monte Carlo” (RJMCMC) ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์ตัวแบบเปลี่ยนมิติได้

ในปี ค.ศ. 2000 Lunn และคณะ ได้พัฒนาวิธี MCMC โดยใช้ reversible jump algorithm ในการพิจารณาจำนวนพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับการวิเคราะห์ความถดถอย (regression) กรณีที่ไม่ทราบมิติของเวกเตอร์พารามิเตอร์ โดยใช้ซอฟต์แวร์ชื่อ WinBUGS ช่วยในการศึกษา จากนั้น Scollnik (2001) ได้นำเสนอซอฟต์แวร์ดังกล่าวมาเป็นเครื่องมือที่ช่วยในการใช้เทคนิค MCMC สำหรับเบย์เซียนได้ ต่อมา Neves และ Migon (2007) ได้นำเสนอตัวแบบการปรับแก้อัตราภาวะแบบเบย์เซียนและใช้เทคนิค MCMC ในการประมาณค่าการแจกแจงพยากรณ์ของจำนวนผู้ที่เสียชีวิตผ่านตัวแบบไดนามิกเบย์เซียน (dynamic Bayesian models) ภายใต้สมมติฐานที่ว่าจำนวนผู้ที่เสียชีวิตเป็นไปตามกระบวนการปัวซอง (Poisson process) และแต่ละคนที่อายุเท่ากันนั้นตายอย่างอิสระและมีความน่าจะเป็นที่จะตายเท่ากัน

เนื่องจากการวิเคราะห์ตัวแบบเปลี่ยนมิติสำหรับตัวแบบทางสถิติที่โครงสร้างไม่แน่นอนในขอบเขตของเบย์เซียนนั้นไม่ง่ายและซอฟต์แวร์ที่ใช้ได้นั้นขาดความยืดหยุ่นและไม่สอดคล้องกับข้อมูลจริง ในปี ค.ศ. 2009 Lunn และคณะ จึงนำเสนอการเปลี่ยนมิติ (Trans-dimensional models) ด้วยตัวแบบเฉพาะ (generic graphical model) โดยใช้ reversible jump algorithm เพื่อใช้ในการแยกพิจารณาปัญหาในแต่ละส่วนประกอบเพื่อใช้ในการค้นหาตัวแบบที่ไม่แน่นอน (model uncertainty) โดยใช้ซอฟต์แวร์ WinBUGS ซึ่งสะดวกและสามารถนำไปใช้ได้กับทุกตัวแบบที่มีโครงสร้างอยู่ในชั้นเดียวกัน

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

การวิจัยครั้งนี้ต้องการศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการปรับแก้อัตราภาระทั้ง 2 วิธี คือ การปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป และวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนนิตของเบย์ โดยข้อมูลที่ใช้การคำนวณอัตราภาระ (q_x) ที่ยังไม่ปรับแก้จาก 3 ชุดข้อมูล ดังนี้

3.1.1 ข้อมูลจำนวนกรรมธรรม์ที่ร่วมเสี่ยงภัย และจำนวนรายที่มรณกรรมของผู้เอาประกันชีวิต ในช่วงปี พ.ศ.2538 – 2540

ข้อมูลจำนวนกรรมธรรม์ที่ร่วมเสี่ยงภัย และจำนวนรายที่มรณกรรมนั้น ได้จากสำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย (คปภ.) ซึ่งเป็นข้อมูลเดียวกับที่ใช้ในการสร้างตารางมรณะ 2540

จำนวนกรรมธรรม์ที่ร่วมเสี่ยงภัย ในช่วงปี พ.ศ. 2538 – 2540 คำนวณจากผลบวกของจำนวนกรรมธรรม์ที่เข้าร่วมเสี่ยงภัยในปี พ.ศ. 2539 และ 2540

เมื่อ จำนวนกรรมธรรม์ที่เสี่ยงภัยในปีที่ $t =$

$$\frac{[(\text{จำนวนกรรมธรรม์ที่มีผลบังคับ ณ 31 ธ.ค. ปีที่ } t-1) + (\text{จำนวนกรรมธรรม์ที่มีผลบังคับ ณ 31 ธ.ค. ปีที่ } t) + (\text{จำนวนรายมรณกรรมในระหว่างปีที่ } t)]}{2}$$

และจำนวนรายที่มรณกรรม ในช่วงปี พ.ศ. 2539 – 2540 คำนวณจากผลบวกของรายที่มรณกรรมในปี พ.ศ. 2539 และ 2540

จะได้ อัตราภาระ (q_x) โดยคำนวณจากสูตร

$$q_x = \frac{\text{จำนวนการตายในช่วงปี พ.ศ. 2539 - 2540 ของแต่ละอายุ}}{\text{จำนวนกรรมธรรม์ที่เสี่ยงภัยในปีที่ พ.ศ. 2539 - 2540 ของแต่ละอายุ}}$$

จำนวนรายที่มรณกรรมในช่วงปี พ.ศ. 2539 - 2540 และจำนวนกรรมธรรม์ที่เสี่ยงภัยในปีที่ พ.ศ. 2539 - 2540 ของแต่ละอายุ แสดงอยู่ในภาคผนวก ข

3.1.2 ข้อมูลจำนวนประชากรไทย และจำนวนการตายของประชากรไทย ในช่วงปี

พ.ศ.2550 – 2552

จำนวนการตายของประชากรไทย รวบรวมจากสถิติสาธารณสุข สำนักงานนโยบายและยุทธศาสตร์ กระทรวงสาธารณสุข โดยข้อมูลการตายในแต่ละปีนั้นได้จำแนกตามเพศและรายอายุ (ข้อมูลดังกล่าว กระทรวงสาธารณสุขได้รวบรวมข้อมูลจากฐานข้อมูลทะเบียนราษฎรที่วิเคราะห์และประมวลผลตาม วัน เดือน ปี ที่มีการตายจริง)

ข้อมูลที่เกี่ยวข้องมาในแต่ละปีนั้นมีข้อมูลบางส่วนที่ไม่ทราบอายุ จึงต้องทำการปรับ โดยการกระจายข้อมูลที่ไม่ทราบอายุไปยังอายุต่างๆตามน้ำหนักจำนวนการตายในแต่ละอายุ โดยคำนวณน้ำหนักจาก สูตร น้ำหนักของแต่ละกลุ่มอายุ = $\frac{\text{จำนวนการตายในแต่ละอายุ}}{\text{จำนวนการตายรวมทุกอายุ}}$

จะได้ จำนวนการตายปรับใหม่ = จำนวนตายเดิม + (น้ำหนัก × จำนวนการตายที่ไม่ทราบอายุ)

จำนวนประชากรไทย จากทะเบียนราษฎร กรมการปกครอง กระทรวงมหาดไทย โดยจำแนกตามเพศและอายุรายปี ณ วันที่ 31 เดือนธันวาคม ปี พ.ศ. 2550 – 2552

จำนวนประชากรกลางปี (Mid-year population) คือ จำนวนประชากรที่อยู่จุดกึ่งกลางของ ช่วงเวลาที่ทำการศึกษา คำนวณได้จากสูตร

$$\begin{aligned} & \text{จำนวนประชากรกลางปีที่ } t \\ &= \frac{[(\text{จำนวนประชากร ณ 31 ธันวาคม ปีที่ } t-1) + \text{จำนวนประชากร ณ 31 ธันวาคม ปีที่ } t]}{2} \end{aligned}$$

จะได้ อัตราณะกลางปี (central death rates : m_x)

$$m_x = \frac{\text{จำนวนประชากรที่ตายในปี พ.ศ. 2551 - 2552 ของแต่ละอายุ}}{\text{จำนวนประชากรกลางปีในปี พ.ศ. 2551 - 2552 ของแต่ละอายุ}}$$

จากนั้น นำอัตราณะกลางปีมาคำนวณหาอัตราณะ (mortality rates : q_x)

$$q_x = \frac{q_{x,1/2}}{1 + 0.5q_{x,1/2}}$$

3.1.3 ข้อมูลที่ได้จากการจำลองด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation)

โดยสร้างสถานการณ์ต่างๆ ในการหาอัตราณณะ (q_x) ภายใต้ขอบเขตที่กำหนดไว้

สำหรับแต่ละอายุ (x) ในช่วง 16 – 85 ปี เมื่อขนาดตัวอย่าง (N) มี 3 ระดับ คือ 500 700 1000 ตัวอย่าง โดยทำซ้ำ 500 ครั้ง ในแต่ละสถานการณ์

ขั้นตอนของวิธีการจำลองด้วยเทคนิคมอนติคาร์โลสำหรับการวิจัยนี้มีดังนี้ คือ

ขั้นตอนที่ 1 การจำลองระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคต (future lifetime : T) มีลักษณะการแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล

$$t_i = -\left(\frac{1}{\beta_x}\right) \ln(1 - U); i = 1, \dots, N$$

โดยที่ t_i เป็นระยะเวลาของคนที่ i จะมีชีวิตอยู่ในอนาคต

U เป็นตัวเลขสุ่มซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1

β_x เป็นค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นสำหรับการจำลองข้อมูล

N เป็นขนาดตัวอย่าง

ขั้นตอนที่ 2 สำหรับคนที่ i กำหนดระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคต (t_i) ซึ่งจำลองได้จากข้อ 1 ให้มีลักษณะของข้อมูลเป็นแบบถูกตัดปลายทางขวา โดยกำหนดให้ $t_i = 1$ เมื่อ $t_i \geq 1$ เนื่องจากในการวิจัยครั้งนี้ได้กำหนดช่วงเวลาที่สนใจศึกษา มีระยะเวลาเป็น 1 ปี ดังนั้น ถ้าผู้ใดมีระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคตเกิน 1 ปี ให้ถือว่าผู้นั้นอยู่รอดเมื่อสิ้นสุดการศึกษา

ขั้นตอนที่ 3 หาอัตราณณะ โดยมีขั้นตอนดังนี้

ก. หาจำนวนผู้ที่เสียชีวิตในช่วงเวลาที่สนใจศึกษา จากจำนวนผู้เสี่ยงภัยทั้งหมดโดยพิจารณาจากระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคต

จำนวนผู้ที่เสียชีวิตเท่ากับ t_i เมื่อ $t_i < 1$

ข. หาจำนวนความเสี่ยงภัยสำหรับคนที่ i

จำนวนความเสี่ยงภัยเท่ากับ t_i

ค. ในการทดลองได้จำลองข้อมูลระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคต ซ้ำกันจำนวน 500 ครั้ง ในแต่ละสถานการณ์ กำหนดให้ j แทนรอบที่ซ้ำ

จะได้

$$d_x^{(j)} = \sum_{i=1}^N d_x^{(i,j)}$$

$$E_x^{(j)} = \sum_{i=1}^N E_x^{(i,j)}$$

โดยที่ $d_x^{(i,j)}$ เป็นจำนวนคนที่เสียชีวิตที่อายุ x คนที่ i สำหรับการทำชำรอบที่ j

$E_x^{(i,j)}$ เป็นจำนวนความเสียหายที่อายุ x คนที่ i สำหรับการทำชำรอบที่ j

N ขนาดตัวอย่าง

ดังนั้น จะได้อัตราภาระสำหรับการชำรอบที่ j ดังนี้

$$q_x^{(j)} = \frac{d_x^{(j)}}{E_x^{(j)}}$$

3.2 วิธีการดำเนินการวิจัย

การศึกษาครั้งนี้มีวิธีการดำเนินการวิจัย ดังนี้

1. ศึกษาและค้นคว้าเอกสาร ตำรา งานวิจัย รวมถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษาหลักการและวิธีการคำนวณหาค่าปรับแก้อัตราภาระ โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์
3. เก็บรวบรวมข้อมูลตัวอย่าง แล้วคำนวณหาอัตราภาระของข้อมูลตามหัวข้อที่ 3.1.1 และ 3.1.2 เนื่องจากข้อมูลจำนวนกรรมธรรม์ที่ร่วมเสียหาย และจำนวนรายที่มรณกรรมจากผู้อุปการะกันชีวิตมีถึงอายุ 88 ปี ดังนั้นในการวิจัยนี้ จึงศึกษาอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้และอัตราภาระที่ปรับแก้แล้ว ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี
4. จำลองข้อมูลโดยใช้เทคนิคมอนติคาร์โล โดยจำลองระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคต (T) มีลักษณะการแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล เมื่อพารามิเตอร์เริ่มต้น (β_x) ในการจำลองข้อมูลในที่นี้ β_x คือ μ_x ที่มีค่า $\mu_x = -\ln(1 - q_x)$ เมื่อ q_x คือ อัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของผู้อุปการะกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 ซึ่ง β_x แสดงอยู่ในภาคผนวก ก ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี เมื่อขนาดตัวอย่าง (N) มี 3 ระดับ คือ 500 700 1000 ตัวอย่าง โดยทำซ้ำ 500 ครั้ง ในแต่ละสถานการณ์ ตามหัวข้อที่ 3.1.3

5. ทำการปรับแก้อัตราณด้วยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป ในแต่ละข้อมูล โดยนำอัตราณที่ยังไม่ปรับแก้มาสร้างตัวแบบ $LGM^{r,s}(x)$ ที่ $s = 2, \dots, 12$ ดังแสดงในหัวข้อ 2.1.3 จากนั้นเลือกตัวแบบ $LGM^{r,s}(x)$ ที่เหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากตัวแบบที่มีค่า Deviance ต่ำสุด ซึ่งค่า Deviance ของแต่ละตัวแบบ $LGM^{r,s}(x)$ แสดงอยู่ในภาคผนวก ข แล้วนำตัวพยากรณ์พหุนาม $(\hat{\eta}_x)$ ไปคำนวณหา ค่าปรับแก้อัตราณ (q'_x)
6. ทำการปรับแก้อัตราณในแต่ละข้อมูล ด้วยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ โดยใช้ตัวแบบเปลี่ยนมิติประมาณพารามิเตอร์จากตัวแบบ $GM^{3,6}(x)$ โดยอาศัยกระบวนการของเบย์เซียน ซึ่งจะได้ ค่าปรับแก้ของพลังของการมรณะ (μ'_x) ดังสมการ (2.13) จากนั้น คำนวณหาอัตราณที่ปรับแก้แล้ว จาก $q'_x = 1 - \exp(-\mu'_x)$
7. คำนวณค่า MAPE และเปรียบเทียบค่าเพื่อหาวิธีที่มีค่า MAPE น้อยที่สุด
นำค่าที่ได้จากข้อที่ 5 และ 6 มาคำนวณหา ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (APE) และ ค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE)

$$APE = 100 \left| \frac{q_x - q'_x}{q_x} \right|$$

$$\text{และ } MAPE = \frac{1}{70} \sum_{x=16}^{85} APE(x)$$

เมื่อ q_x คือ อัตราณที่ยังไม่ได้ปรับแก้

q'_x คือ อัตราณที่ปรับแก้แล้ว

จากนั้นนำค่า MAPE ของทั้ง 2 วิธีมาเปรียบเทียบกัน โดยวิธีการใดมีค่า MAPE ต่ำกว่า จะได้ว่าเป็นวิธีการปรับแก้ที่ดีกว่า

8. วิเคราะห์และสังเคราะห์ผลที่ได้
9. เขียนรายงาน สรุปผลการวิจัย และนำเสนอผลการวิจัย

3.3 โปรแกรมที่ใช้ในการวิจัย

ผู้วิจัยใช้โปรแกรม R ซึ่งเป็นโปรแกรมทางสถิติที่สามารถวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติขั้นสูงได้ และมีความยืดหยุ่น สามารถดาวน์โหลดโปรแกรมได้โดยไม่เสียค่าใช้จ่ายได้ที่เว็บไซต์

<http://www.r-project.org/> ในการจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) และการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป โดยคำสั่งของแต่ละวิธีแสดงอยู่ในภาคผนวก ค และ ง

โปรแกรม WinBUGS เป็นโปรแกรมทางสถิติสำหรับการประมาณค่าประมาณเบย์ โดยใช้วิธีของ MCMC ในการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อรูปแบบของ posterior หรือ marginal posterior distribution ของพารามิเตอร์มีความซับซ้อน สามารถดาวน์โหลดโปรแกรมได้โดยไม่เสียค่าใช้จ่ายได้ที่เว็บไซต์ <http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs/> ในที่นี้ ผู้วิจัยใช้ RJMCMC ในโปรแกรมนี้เพื่อใช้ในการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ซึ่งสามารถดาวน์โหลด Jump Interface ได้ที่เว็บไซต์ <http://www.winbugs-development.org.uk/rjmc.html> โดยคำสั่งแสดงอยู่ในภาคผนวก จ

บทที่ 4

อัตราการเสียชีวิตที่ปรับแก้ของผู้เอาประกันชีวิตและประชากรไทย

การวิจัยครั้งนี้ต้องการศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการปรับแก้อัตราการเสียชีวิตทั้ง 2 วิธี คือ วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป และวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ โดยคำนวณอัตราการเสียชีวิตของข้อมูลแต่ละชุดจำแนกตามเพศใน ช่วงอายุ 16 – 85 ปี แล้วนำมาทำการปรับแก้ด้วยวิธีการทั้ง 2 ดังกล่าว

สัญลักษณ์ต่างๆที่ใช้ในงานวิจัย

x	คือ	อายุ
q_x	คือ	อัตราการเสียชีวิตที่ยังไม่ได้ปรับแก้ (Ungraduated Mortality Rates)
q'_x	คือ	อัตราการเสียชีวิตที่ปรับแก้แล้ว (Graduated Mortality Rates)
OIC	คือ	ข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตจากสำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย (คปภ.)
POP	คือ	ข้อมูลประชากรไทย
GLM	คือ	การปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป
BTM	คือ	การปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์
Spencer's 21	คือ	การปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula
APE	คือ	ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์
MAPE	คือ	ค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

4.1 อัตราการเสียชีวิตของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 - 2540

ข้อมูลนี้ได้จาก คปภ. ซึ่งประกอบด้วย จำนวนกรรมธรรม์ที่ร่วมเสี่ยงภัย และจำนวนรายที่มรณกรรม ในช่วงปี พ.ศ. 2539 – 2540 (แสดงค่าในภาคผนวก ข) นำมาคำนวณหาอัตราการเสียชีวิตตามหัวข้อที่ 3.1.1 ซึ่งอัตราการเสียชีวิตที่ยังไม่ปรับแก้ ในเพศชาย พบว่า อัตราการเสียชีวิตมีค่าเพิ่มขึ้นจนถึง 82 ปี แล้วค่าลดลง ส่วนเพศหญิง ช่วง 80 – 85 ปี มีค่ากวัดแกว่ง ซึ่งแสดงค่าในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 อัตราการเสียชีวิตที่ยังไม่ปรับแก้ของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540

จำแนกตามเพศ

Age	Ungraduated Mortality Rate		Age	Ungraduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
16	0.00253887	0.00065219	51	0.00812575	0.00331662
17	0.00305522	0.00050686	52	0.00926612	0.00416062
18	0.00355596	0.00046921	53	0.00846337	0.00438775
19	0.00327127	0.00056480	54	0.01105805	0.00560115
20	0.00310252	0.00073260	55	0.01011746	0.00572295
21	0.00330608	0.00063353	56	0.01133180	0.00695456
22	0.00365111	0.00046968	57	0.01133811	0.00687449
23	0.00353086	0.00073713	58	0.01173755	0.00750990
24	0.00357544	0.00099906	59	0.01438694	0.00807502
25	0.00411510	0.00098522	60	0.01739883	0.00942463
26	0.00371285	0.00085073	61	0.01976306	0.01032928
27	0.00394155	0.00098361	62	0.02181105	0.01171986
28	0.00373498	0.00069568	63	0.02375766	0.01391118
29	0.00365216	0.00071732	64	0.02426104	0.01291906
30	0.00338562	0.00068717	65	0.02655525	0.01545572
31	0.00333557	0.00099095	66	0.03290077	0.01680856
32	0.00359121	0.00083398	67	0.03017857	0.02126676
33	0.00341337	0.00101104	68	0.03870968	0.02015274
34	0.00357740	0.00089161	69	0.03699789	0.01889986
35	0.00333247	0.00108041	70	0.03865213	0.02538992
36	0.00372000	0.00108678	71	0.04283165	0.02492480
37	0.00356293	0.00093720	72	0.05237430	0.02957393
38	0.00363342	0.00137421	73	0.05245056	0.03321471
39	0.00363993	0.00112012	74	0.05440696	0.04063861
40	0.00375550	0.00144330	75	0.05220884	0.04258944
41	0.00445520	0.00154937	76	0.06953642	0.05431310
42	0.00398108	0.00180287	77	0.08559499	0.04161412
43	0.00491521	0.00142930	78	0.07398568	0.05084746
44	0.00390294	0.00169907	79	0.09887006	0.08223684
45	0.00470166	0.00170666	80	0.10902256	0.08782435
46	0.00496508	0.00223964	81	0.09941520	0.07336957
47	0.00602338	0.00258813	82	0.13592233	0.04528302
48	0.00607174	0.00250470	83	0.21052632	0.13218391
49	0.00664705	0.00313336	84	0.10344828	0.19753086
50	0.00740973	0.00328255	85	0.07142857	0.26086957

4.1.1 อัตราการเสียชีวิตที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป

เมื่อนำข้อมูลอัตราการเสียชีวิตที่ได้จากตารางที่ 4.1 มาปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปตามหัวข้อที่ 2.1.4 ทั้งเพศหญิงและชาย พบว่า ตัวแบบ LGM(0, 12) มีค่า Deviance ต่ำสุด จึงเป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด ที่จะนำไปคำนวณหาค่าปรับแก้อัตราการเสียชีวิต

ตารางที่ 4.2 อัตราการเสียชีวิตที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของผู้เอาประกัน
ชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ

Age	Graduated Mortality Rate		Age	Graduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
16	0.00293972	0.00075110	51	0.00769254	0.00344644
17	0.00274036	0.00043428	52	0.00844710	0.00391883
18	0.00289810	0.00040588	53	0.00926890	0.00447288
19	0.00318833	0.00047313	54	0.01015170	0.00510901
20	0.00348381	0.00058820	55	0.01109032	0.00582217
21	0.00370585	0.00071626	56	0.01208277	0.00660135
22	0.00382185	0.00082293	57	0.01313243	0.00743034
23	0.00383847	0.00088523	58	0.01424989	0.00828994
24	0.00378526	0.00089980	59	0.01545416	0.00916167
25	0.00369734	0.00087907	60	0.01677288	0.01003210
26	0.00360430	0.00084118	61	0.01824159	0.01089722
27	0.00352602	0.00080197	62	0.01990177	0.01176560
28	0.00347296	0.00077200	63	0.02179753	0.01266003
29	0.00344831	0.00075696	64	0.02397066	0.01361763
30	0.00345028	0.00075933	65	0.02645377	0.01468860
31	0.00347404	0.00077969	66	0.02926151	0.01593442
32	0.00351328	0.00081755	67	0.03238081	0.01742542
33	0.00356142	0.00087163	68	0.03576256	0.01923739
34	0.00361273	0.00093988	69	0.03931882	0.02144619
35	0.00366317	0.00101946	70	0.04293107	0.02411874
36	0.00371096	0.00110686	71	0.04647401	0.02729909
37	0.00375685	0.00119827	72	0.04985585	0.03098995
38	0.00380400	0.00129013	73	0.05306997	0.03513359
39	0.00385761	0.00137978	74	0.05624814	0.03960149
40	0.00392436	0.00146610	75	0.05970554	0.04420682
41	0.00401187	0.00154980	76	0.06397449	0.04875333
42	0.00412828	0.00163350	77	0.06983068	0.05312549
43	0.00428184	0.00172151	78	0.07830578	0.05741140
44	0.00448071	0.00181957	79	0.09061816	0.06204512
45	0.00473276	0.00193448	80	0.10777705	0.06798018
46	0.00504535	0.00207388	81	0.12928134	0.07698021
47	0.00542503	0.00224611	82	0.15016950	0.09226066
48	0.00587711	0.00246013	83	0.15718542	0.11998279
49	0.00640520	0.00272529	84	0.13071489	0.17240284
50	0.00701072	0.00305108	85	0.06814640	0.27216394

จากตารางที่ 4.2 แสดงค่าปรับแก้อัตรา mortality ที่ได้จากตัวแบบ LGM(0, 12) ของผู้เอาประกัน
ชีวิตทั้งเพศหญิงและชาย ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี

4.1.2 อัตรา mortality ที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์

ข้อมูลอัตรา mortality ที่ได้จากตารางที่ 4.1 นำมาปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบ
เปลี่ยนมิติของเบย์ ได้ค่าปรับแก้อัตรา mortality (q'_x) ทั้งเพศหญิงและชายนั้น แสดงในตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 อัตรา mortality ที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของผู้
เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ

Age	Graduated Mortality Rate		Age	Graduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
16	0.00250161	0.00047071	51	0.00752580	0.00362916
17	0.00271706	0.00052540	52	0.00818535	0.00403793
18	0.00290951	0.00057557	53	0.00892445	0.00449683
19	0.00307458	0.00062046	54	0.00975005	0.00501038
20	0.00321014	0.00065976	55	0.01066924	0.00558311
21	0.00331612	0.00069356	56	0.01168919	0.00621955
22	0.00339410	0.00072230	57	0.01281702	0.00692416
23	0.00344693	0.00074664	58	0.01405972	0.00770125
24	0.00347826	0.00076741	59	0.01542405	0.00855500
25	0.00349218	0.00078551	60	0.01691645	0.00948943
26	0.00349287	0.00080189	61	0.01854304	0.01050851
27	0.00348445	0.00081749	62	0.02030962	0.01161624
28	0.00347072	0.00083323	63	0.02222180	0.01281689
29	0.00345519	0.00084997	64	0.02428515	0.01411533
30	0.00344097	0.00086857	65	0.02650560	0.01551743
31	0.00343084	0.00088982	66	0.02888986	0.01703067
32	0.00342724	0.00091452	67	0.03144609	0.01866489
33	0.00343237	0.00094345	68	0.03418472	0.02043326
34	0.00344823	0.00097743	69	0.03711960	0.02235349
35	0.00347667	0.00101730	70	0.04026926	0.02444936
36	0.00351948	0.00106397	71	0.04365866	0.02675271
37	0.00357846	0.00111842	72	0.04732123	0.02930596
38	0.00365546	0.00118174	73	0.05130148	0.03216544
39	0.00375241	0.00125514	74	0.05565819	0.03540588
40	0.00387145	0.00134000	75	0.06046859	0.03912648
41	0.00401488	0.00143784	76	0.06583363	0.04345935
42	0.00418529	0.00155039	77	0.07188509	0.04858148
43	0.00438553	0.00167960	78	0.07879483	0.05473176
44	0.00461881	0.00182763	79	0.08678753	0.06223570
45	0.00488866	0.00199691	80	0.09615796	0.07154156

ตารางที่ 4.3(ต่อ) อัตรา mortality ที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตรา mortality ด้วยตัวแบบเปลี่ยนชนิดของเบี้ยของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ

Age	Graduated Mortality Rate		Age	Graduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
46	0.00519903	0.00219015	81	0.10729483	0.08327361
47	0.00555428	0.00241030	82	0.12071363	0.09831078
48	0.00595917	0.00266062	83	0.13710194	0.11790220
49	0.00641891	0.00294464	84	0.15738103	0.14383366
50	0.00693911	0.00326615	85	0.18278735	0.17865573

จากตารางที่ 4.3 แสดงอัตรา mortality ที่ปรับแก้ด้วยวิธีการปรับแก้อัตรา mortality ด้วยตัวแบบเปลี่ยนชนิดของเบี้ยของผู้เอาประกันชีวิตทั้งเพศหญิงและชาย ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี

4.1.3 อัตรา mortality ที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula เนื่องจากข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตในช่วง พ.ศ. 2538 – 2540 นั้นเป็นข้อมูลที่ใช้ในการสร้างตาราง mortality 2540 ซึ่งทางคปก. ได้ทำการปรับแก้อัตรา mortality ดังกล่าวด้วยวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ซึ่งวิธีการดังกล่าวอยู่ในหัวข้อที่ 2.1.5 ผลของการปรับแก้แสดงในตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 อัตรา mortality ที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ

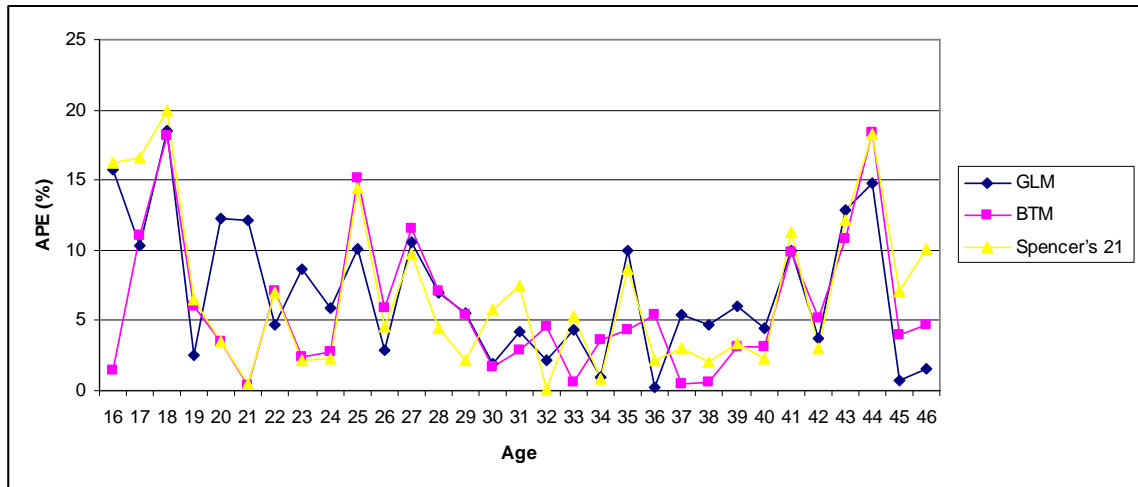
Age	Graduated Mortality Rate		Age	Graduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
16	0.0021282	0.0005230	51	0.0078993	0.0036682
17	0.0025472	0.0005657	52	0.0085399	0.0040573
18	0.0028463	0.0006071	53	0.0092540	0.0044906
19	0.0030598	0.0006457	54	0.0100476	0.0049731
20	0.0032122	0.0006803	55	0.0109275	0.0055100
21	0.0033210	0.0007104	56	0.0119008	0.0061070
22	0.0033986	0.0007360	57	0.0129757	0.0067705
23	0.0034541	0.0007573	58	0.0141609	0.0075078
24	0.0034937	0.0007750	59	0.0154661	0.0083266
25	0.0035219	0.0007898	60	0.0169016	0.0092357
26	0.0035421	0.0008027	61	0.0184788	0.0102447
27	0.0035565	0.0008147	62	0.0202103	0.0113641
28	0.0035667	0.0008269	63	0.0221094	0.0126056
29	0.0035741	0.0008403	64	0.0241907	0.0139821
30	0.0035793	0.0008560	65	0.0264700	0.0155077

ตารางที่ 4.4(ต่อ) อัตรา mortality ที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula
ของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ

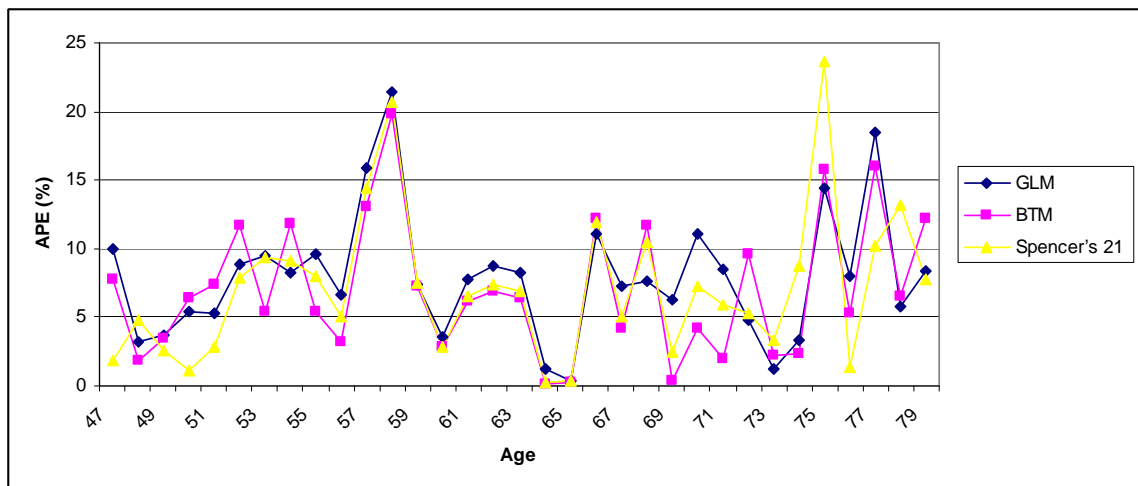
Age	Graduated Mortality Rate		Age	Graduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
31	0.0035830	0.0008749	66	0.0289644	0.0171979
32	0.0035883	0.0008982	67	0.0316922	0.0190696
33	0.0035956	0.0009267	68	0.0346731	0.0211416
34	0.0036059	0.0009614	69	0.0379282	0.0234341
35	0.0036209	0.0010032	70	0.0414801	0.0259694
36	0.0036405	0.0010533	71	0.0453529	0.0287715
37	0.0036687	0.0011124	72	0.0495720	0.0318667
38	0.0037083	0.0011817	73	0.0541645	0.0352833
39	0.0037637	0.0012622	74	0.0591588	0.0390520
40	0.0038414	0.0013552	75	0.0645847	0.0432057
41	0.0039502	0.0014618	76	0.0704731	0.0477797
42	0.0041026	0.0015836	77	0.0768563	0.0528115
43	0.0043161	0.0017218	78	0.0837673	0.0583412
44	0.0046151	0.0018784	79	0.0912400	0.0644108
45	0.0050341	0.0020550	80	0.0993084	0.0710646
46	0.0054661	0.0022537	81	0.1080067	0.0783484
47	0.0059141	0.0024769	82	0.1173687	0.0863097
48	0.0063655	0.0027270	83	0.1274273	0.0949969
49	0.0068169	0.0030067	84	0.1382138	0.1044587
50	0.0073267	0.0033194	85	0.1497574	0.1147436

จากตารางที่ 4.4 แสดงอัตรา mortality ที่ปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของ
ผู้เอาประกันชีวิตทั้งเพศหญิงและชาย ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี

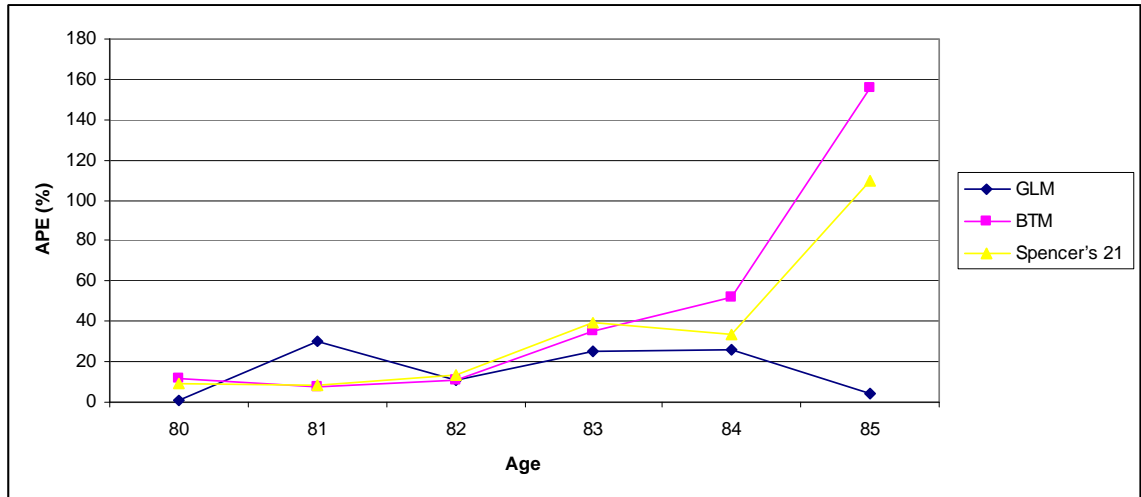
4.1.4 การเปรียบเทียบค่า APE ของอัตราระยะที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้น
ทั่วไป วิธีการปรับแก้ด้วยวิธีของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย
Spencer's 21 Term Summation Formula



รูปที่ 4.1 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้ด้วยวิธีของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันภัยชีวิตตามประชากรในปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศชาย ในช่วงอายุ 16 – 46 ปี

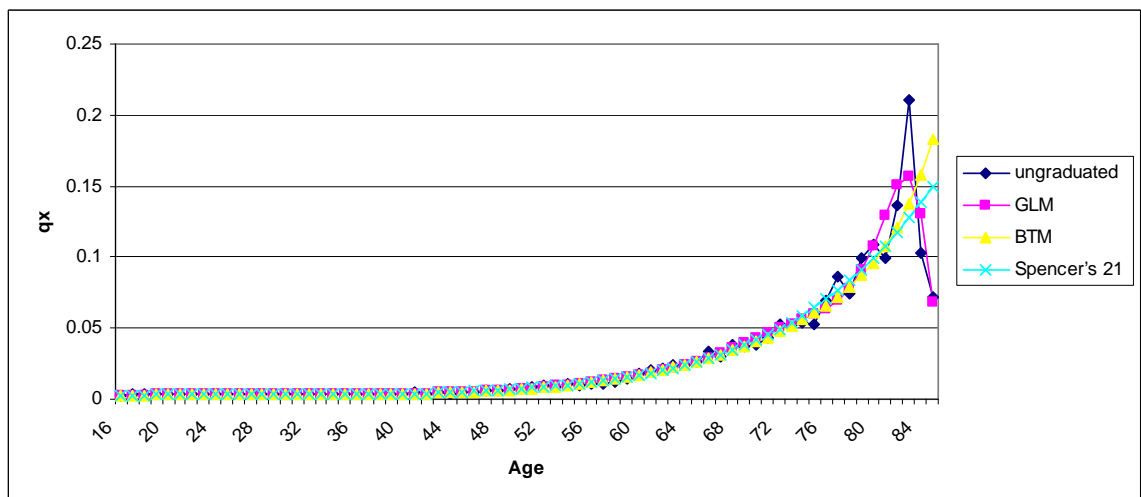


รูปที่ 4.2 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้ด้วยวิธีของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันภัยชีวิตตามประชากรในปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศชาย ในช่วงอายุ 47 – 79 ปี

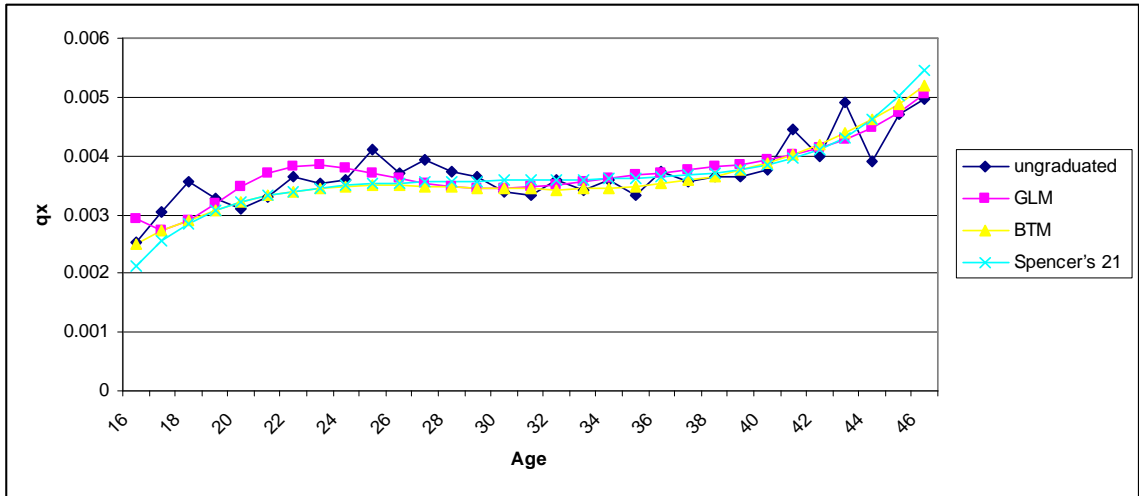


รูปที่ 4.3 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประชากรในปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศชาย ในช่วงอายุ 80 - 85 ปี

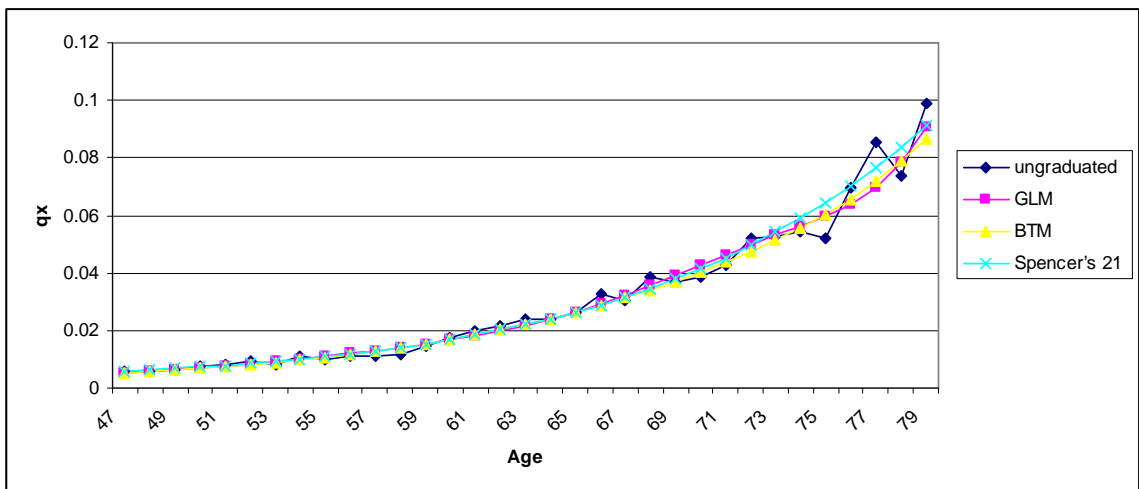
จากรูปที่ 4.1, 4.2 และ 4.3 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE ของทั้ง 3 วิธี พบว่าใน เพศชายทุกช่วงอายุส่วนใหญ่ทั้ง 3 วิธีให้ค่า APE ที่ใกล้เคียงกัน แต่ในช่วงอายุ 84 – 85 ปี วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ให้ค่า APE ที่สูงกว่าอีกวิธีหนึ่งมาก เนื่องจากวิธีดังกล่าว เป็นการปรับให้อัตรามรณะที่ได้เป็นไปตามกฎของอัตรามรณะ (Heligman และ Pollard, 1980) ดังแสดงในรูปที่ 4.4, 4.5, 4.6, 4.7



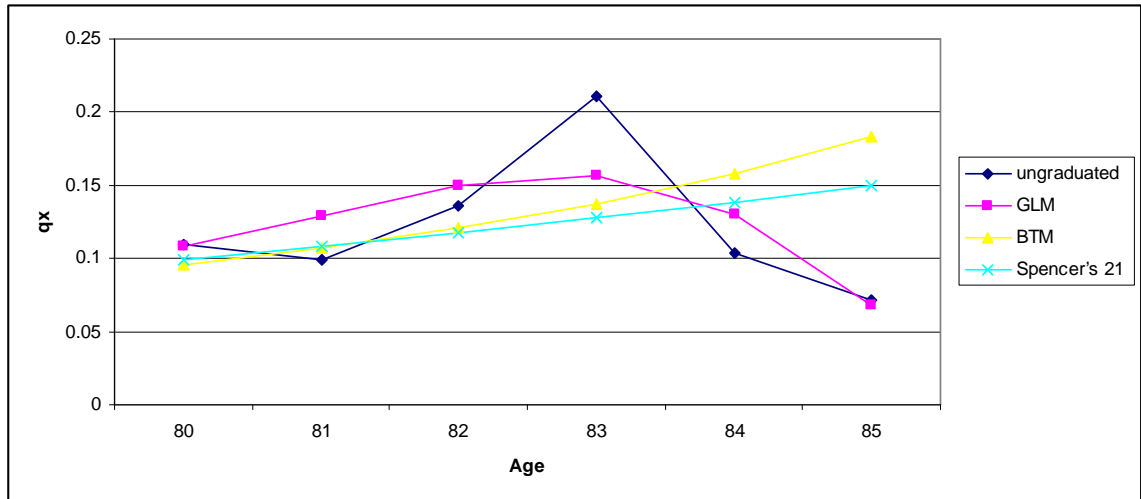
รูปที่ 4.4 แสดงอัตรามรณะก่อนปรับแก้ และอัตรามรณะที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประชากรในปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศชาย ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี



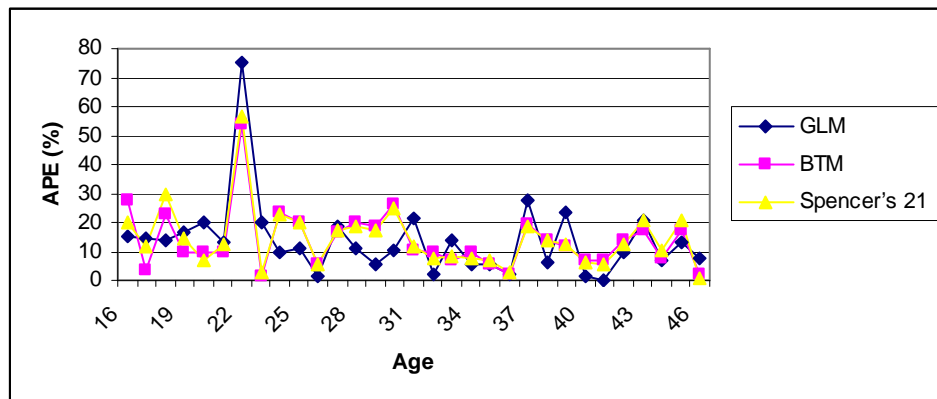
รูปที่ 4.5 แสดงอัตราณระก่อนปรับแก้ และอัตราณระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้ด้วยวิธีของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประกาศกรมปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศชาย ในช่วงอายุ 16 – 46 ปี



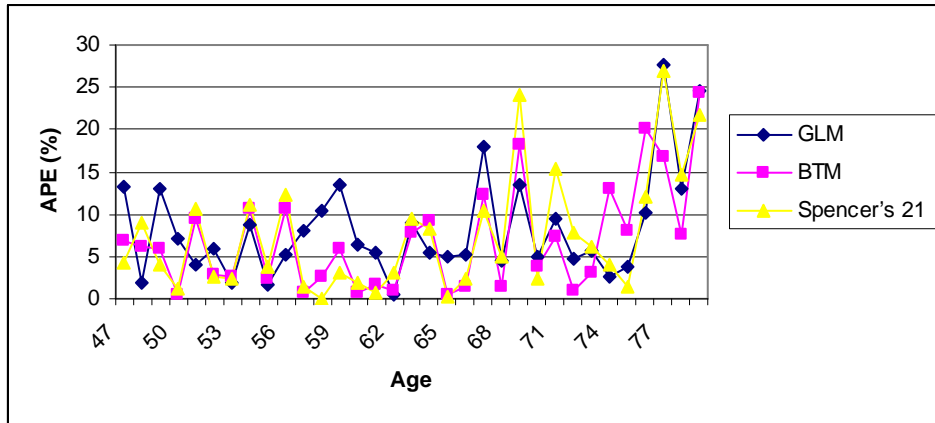
รูปที่ 4.6 แสดงอัตราณระก่อนปรับแก้ และอัตราณระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้ด้วยวิธีของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประกาศกรมปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศชาย ในช่วงอายุ 47 – 79 ปี



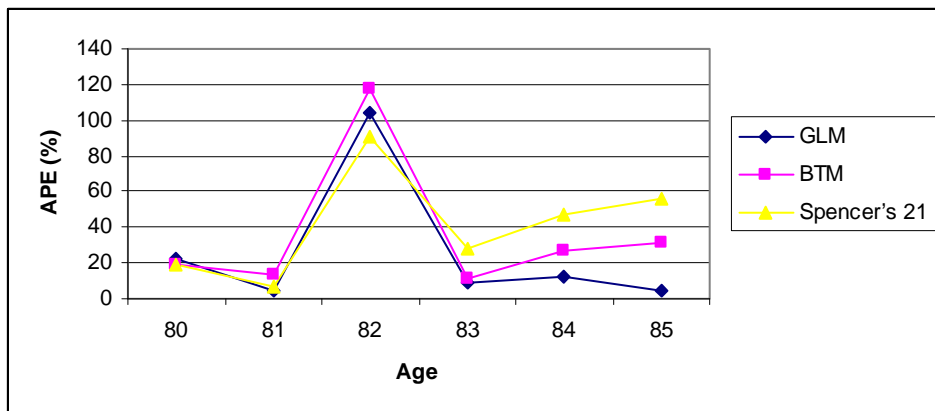
รูปที่ 4.7 แสดงอัตราการล้มก่อนปรับแก้ และอัตราการล้มที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศชาย ในช่วงอายุ 80 – 85 ปี



รูปที่ 4.8 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศหญิง ในช่วงอายุ 16 – 46 ปี

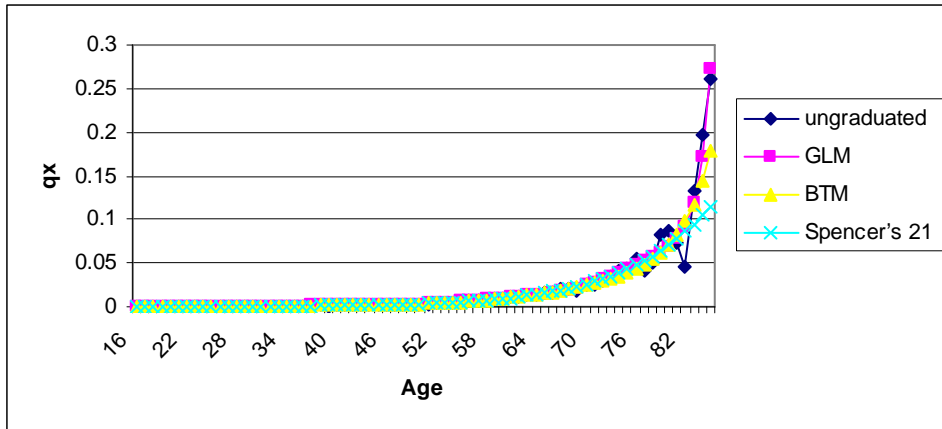


รูปที่ 4.9 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประชากรในปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศหญิง ในช่วงอายุ 47 – 79 ปี

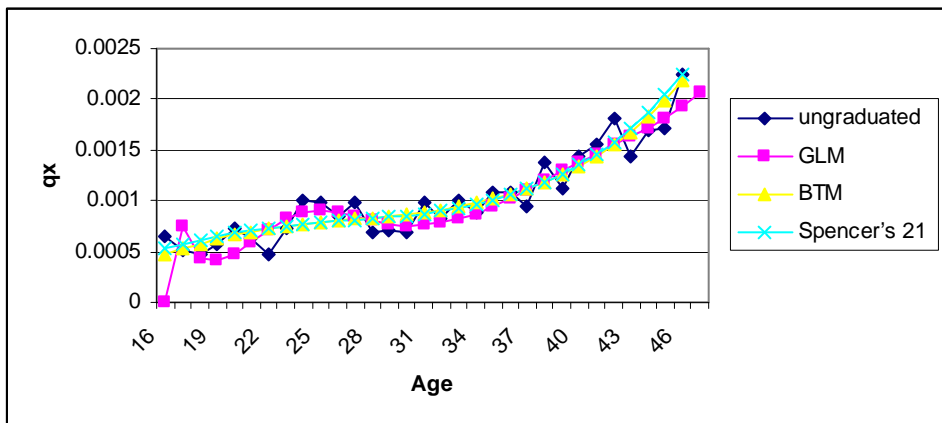


รูปที่ 4.10 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประชากรในปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศหญิง ในช่วงอายุ 80 – 85 ปี

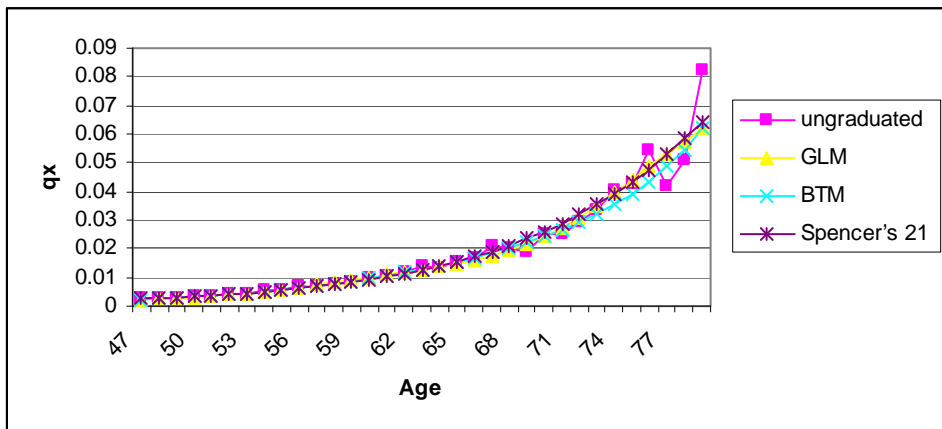
จากรูปที่ 4.8, 4.9 และ 4.10 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE ของทั้ง 3 วิธี พบว่าใน เพศหญิง ส่วนใหญ่ในช่วงอายุ 30 – 75 ปี วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ให้ค่า APE ใกล้เคียงกันและต่ำกว่าอีกวิธีที่เหลือ ส่วนรูปที่ 4.11, 4.12, 4.13, 4.14 แสดงลักษณะเส้นโค้งของอัตราณระก่อนปรับแก้และหลังปรับแก้จาก 3 วิธี



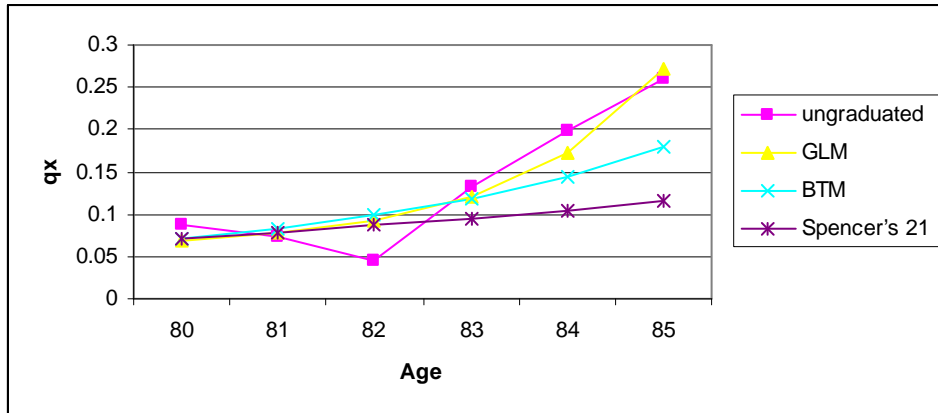
รูปที่ 4.11 แสดงอัตราณระก่อนปรับแก้ และอัตราณระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประสการณปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศหญิง ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี



รูปที่ 4.12 แสดงอัตราณระก่อนปรับแก้ และอัตราณระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประสการณปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศหญิง ในช่วงอายุ 16 – 46 ปี



รูปที่ 4.13 แสดงอัตราณระก่อนปรับแก้ และอัตราณระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประสการณปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศหญิง ในช่วงอายุ 47 – 79 ปี



รูปที่ 4.14 แสดงอัตราณีก่อนปรับแก้ และอัตราณีก่อนปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป, วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ และวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประชากรปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศหญิง ในช่วงอายุ 80 – 85 ปี

4.2 อัตราณณะของประชากรไทย ในช่วงปี พ.ศ.2550 – 2552

อัตราณณะแต่ละอายุ (q_x) คำนวณจากจำนวนประชากรที่ตายในปี พ.ศ. 2551 – 2552 และจำนวนประชากรกลางปีในปี พ.ศ. 2551 – 2552 นำมาคำนวณหาอัตราณณะ ตามหัวข้อที่ 3.1.2 ซึ่งเป็นอัตราณณะที่ยังไม่ปรับแก้ ซึ่งแสดงค่าในตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 อัตราณณะที่ยังไม่ปรับแก้ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ

Age	Ungraduated Mortality Rate		Age	Ungraduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
16	0.00108439	0.00035875	51	0.00549509	0.00262052
17	0.00124222	0.00037493	52	0.00583456	0.00275549
18	0.00131609	0.00041964	53	0.00632614	0.00328587
19	0.00129181	0.00038294	54	0.00696147	0.00348057
20	0.00127898	0.00036459	55	0.00726213	0.00381964
21	0.00124558	0.00040459	56	0.00768746	0.00412977
22	0.00137581	0.00040025	57	0.00815558	0.00447730
23	0.00132730	0.00042551	58	0.00887522	0.00494867
24	0.00141517	0.00044776	59	0.00982655	0.00562321
25	0.00149100	0.00050950	60	0.01033155	0.00606856
26	0.00152015	0.00051702	61	0.01146970	0.00676936
27	0.00159726	0.00060752	62	0.01231287	0.00721754
28	0.00168397	0.00060401	63	0.01263674	0.00805354
29	0.00181307	0.00066072	64	0.01368578	0.00862571
30	0.00180897	0.00072289	65	0.01447045	0.00909272
31	0.00204362	0.00078732	66	0.01597251	0.01001420
32	0.00217890	0.00082593	67	0.01728447	0.01112678
33	0.00225835	0.00086858	68	0.01820834	0.01168760
34	0.00234910	0.00092091	69	0.02047846	0.01292970
35	0.00240732	0.00094978	70	0.02186255	0.01431988

ตารางที่ 4.5 (ต่อ) อัตราการตายที่ยังไม่ปรับแก้ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ

Age	Ungraduated Mortality Rate		Age	Ungraduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
36	0.00257055	0.00097658	71	0.02405737	0.01557690
37	0.00269223	0.00106944	72	0.02647513	0.01827086
38	0.00275326	0.00109423	73	0.02914502	0.01977698
39	0.00286458	0.00110956	74	0.03085419	0.02187690
40	0.00307781	0.00119477	75	0.03486510	0.02463537
41	0.00312651	0.00123490	76	0.03833966	0.02743824
42	0.00333273	0.00134262	77	0.04089830	0.03023383
43	0.00358289	0.00147711	78	0.04382488	0.03302968
44	0.00380839	0.00165099	79	0.04810302	0.03527833
45	0.00391733	0.00170801	80	0.05503628	0.04149333
46	0.00412616	0.00182710	81	0.05935960	0.04550326
47	0.00445020	0.00192932	82	0.06369910	0.05098636
48	0.00485455	0.00214486	83	0.07018607	0.05878868
49	0.00506453	0.00229648	84	0.07363433	0.06328673
50	0.00528142	0.00248326	85	0.08206509	0.06895331

4.2.1 อัตราการตายที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป

เมื่อนำข้อมูลอัตราการตายที่ได้จากตารางที่ 4.5 มาปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป ตามหัวข้อที่ 2.1.4 ทั้งเพศหญิงและชาย พบว่า ตัวแบบ LGM(0, 12) มีค่า Deviance ต่ำสุด จึงเป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด ที่จะนำไปคำนวณหาค่าปรับแก้อัตราการตาย

ตารางที่ 4.6 อัตราการตายที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป

ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ

Age	Graduated Mortality Rate		Age	Graduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
16	0.00110195	0.00038229	51	0.00563041	0.00267465
17	0.00122503	0.00036749	52	0.00600403	0.00293510
18	0.00128095	0.00036775	53	0.00640771	0.00322394
19	0.00129879	0.00037612	54	0.00684346	0.00354131
20	0.00130249	0.00038917	55	0.00731361	0.00388695
21	0.00130752	0.00040534	56	0.00782090	0.00426038
22	0.00132243	0.00042415	57	0.00836854	0.00466123
23	0.00135114	0.00044570	58	0.00896032	0.00508963
24	0.00139485	0.00047039	59	0.00960068	0.00554661
25	0.00145313	0.00049867	60	0.01029480	0.00603459
26	0.00152464	0.00053094	61	0.01104868	0.00655775
27	0.00160748	0.00056740	62	0.01186928	0.00712237
28	0.00169949	0.00060805	63	0.01276459	0.00773699
29	0.00179841	0.00065264	64	0.01374380	0.00841249
30	0.00190213	0.00070066	65	0.01481746	0.00916195
31	0.00200884	0.00075143	66	0.01599759	0.01000045
32	0.00211718	0.00080411	67	0.01729791	0.01094458

ตารางที่ 4.6 (ต่อ) อัตราการเสียชีวิตที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป
ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ

Age	Graduated Mortality Rate		Age	Graduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
33	0.00222635	0.00085786	68	0.01873398	0.01201188
34	0.00233613	0.00091193	69	0.02032332	0.01322008
35	0.00244688	0.00096580	70	0.02208545	0.01458623
36	0.00255946	0.00101926	71	0.02404183	0.01612594
37	0.00267518	0.00107253	72	0.02621557	0.01785294
38	0.00279562	0.00112621	73	0.02863080	0.01977934
39	0.00292262	0.00118136	74	0.03131169	0.02191707
40	0.00305811	0.00123938	75	0.03428100	0.02428110
41	0.00320405	0.00130201	76	0.03755807	0.02689435
42	0.00336242	0.00137124	77	0.04115648	0.02979432
43	0.00353510	0.00144926	78	0.04508170	0.03303995
44	0.00372390	0.00153838	79	0.04932944	0.03671629
45	0.00393055	0.00164105	80	0.05388614	0.04093180
46	0.00415664	0.00175972	81	0.05873371	0.04579856
47	0.00440370	0.00189685	82	0.06386140	0.05137744
48	0.00467319	0.00205484	83	0.06928913	0.05755781
49	0.00496651	0.00223589	84	0.07510760	0.06383214
50	0.00528510	0.00244196	85	0.08154395	0.06895168

จากตารางที่ 4.6 แสดงค่าปรับแก้อัตราการเสียชีวิตที่ได้จากตัวแบบ LGM(0, 12) ของประชากรไทย
ทั้งเพศหญิงและชาย ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี

4.2.2 อัตราการที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตราโนมิตด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์

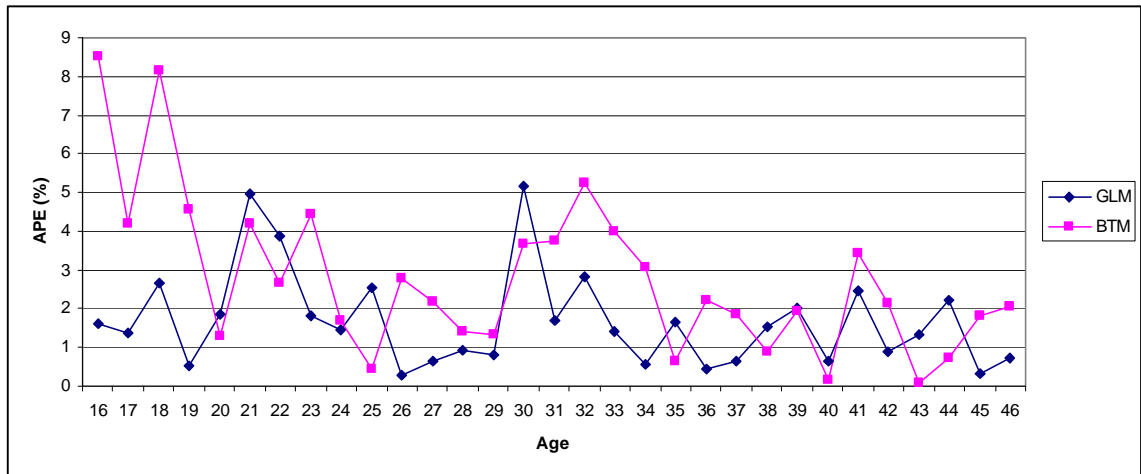
ข้อมูลอัตราการที่ได้จากตารางที่ 4.5 นำมาปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตราโนมิตด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ได้ค่าปรับแก้อัตราการ (q'_x) ทั้งเพศหญิงและชายนั้น แสดงในตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 อัตราการที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตราโนมิตด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ

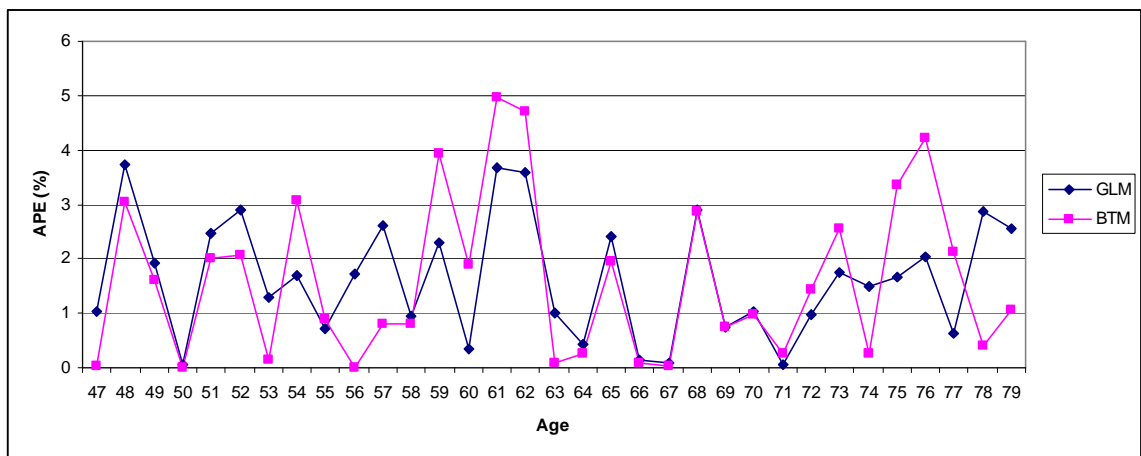
Age	Graduated Mortality Rate		Age	Graduated Mortality Rate	
	Male	Female		Male	Female
16	0.00117693	0.00039341	51	0.00560529	0.00268864
17	0.00119009	0.00037291	52	0.00595554	0.00291933
18	0.00120860	0.00036249	53	0.00633559	0.00317382
19	0.00123264	0.00036157	54	0.00674855	0.00345441
20	0.00126235	0.00036933	55	0.00719788	0.00376367
21	0.00129784	0.00038478	56	0.00768736	0.00410442
22	0.00133914	0.00040681	57	0.00822119	0.00447978
23	0.00138626	0.00043427	58	0.00880398	0.00489319
24	0.00143919	0.00046605	59	0.00944080	0.00534847
25	0.00149786	0.00050112	60	0.01013723	0.00584984
26	0.00156222	0.00053861	61	0.01089942	0.00640199
27	0.00163220	0.00057778	62	0.01173411	0.00701011
28	0.00170772	0.00061811	63	0.01264871	0.00767998
29	0.00178875	0.00065924	64	0.01365134	0.00841806
30	0.00187526	0.00070103	65	0.01475088	0.00923152
31	0.00196727	0.00074350	66	0.01595707	0.01012841
32	0.00206482	0.00078684	67	0.01728049	0.01111773
33	0.00216804	0.00083135	68	0.01873272	0.01220963
34	0.00227709	0.00087750	69	0.02032629	0.01341556
35	0.00239220	0.00092583	70	0.02207481	0.01474849
36	0.00251368	0.00097696	71	0.02399299	0.01622317
37	0.00264192	0.00103162	72	0.02609667	0.01785649
38	0.00277739	0.00109055	73	0.02840285	0.01966783
39	0.00292064	0.00115457	74	0.03092970	0.02167958
40	0.00307235	0.00122456	75	0.03369657	0.02391774
41	0.00323326	0.00130141	76	0.03672391	0.02641266
42	0.00340425	0.00138608	77	0.04003328	0.02919999
43	0.00358630	0.00147958	78	0.04364721	0.03232182
44	0.00378052	0.00158296	79	0.04758905	0.03582810
45	0.00398816	0.00169736	80	0.05188285	0.03977853
46	0.00421060	0.00182396	81	0.05655309	0.04424473
47	0.00444940	0.00196405	82	0.06162443	0.04931318
48	0.00470626	0.00211900	83	0.06712133	0.05508878
49	0.00498309	0.00229032	84	0.07306769	0.06169941
50	0.00528199	0.00247961	85	0.07948633	0.06930167

จากตารางที่ 4.7 แสดงอัตราภาระที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยทั้งเพศหญิงและชาย ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี

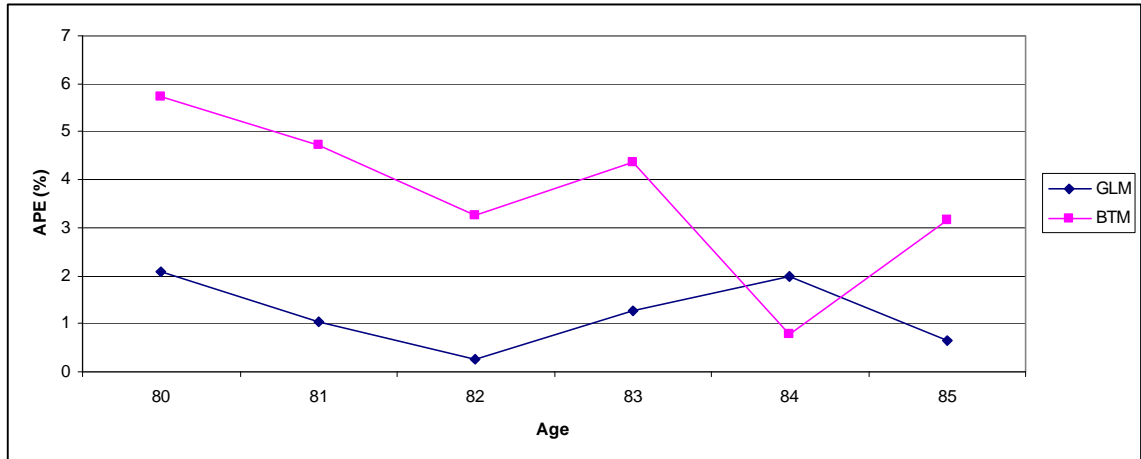
4.2.3 การเปรียบเทียบค่า APE ของอัตราภาระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์



รูปที่ 4.15 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศชาย ในช่วงอายุ 16 – 46 ปี

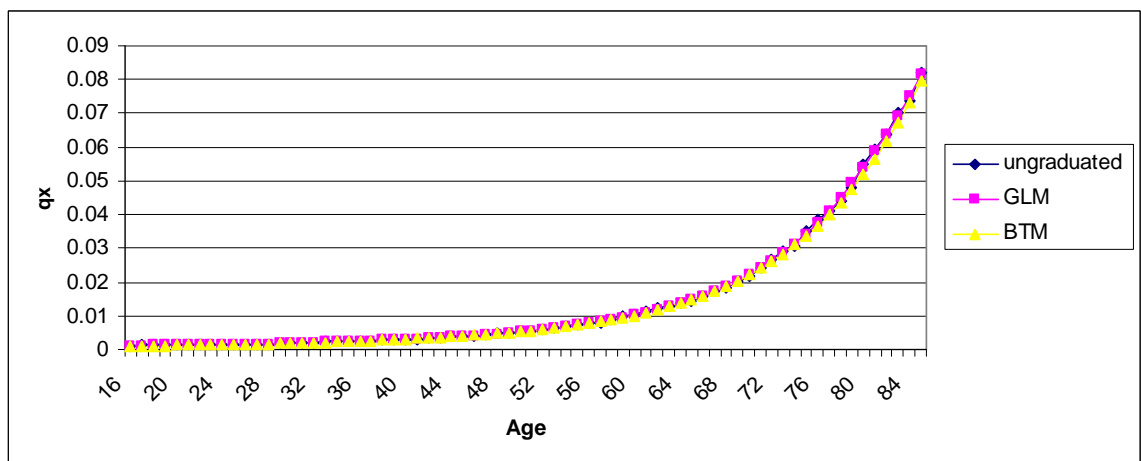


รูปที่ 4.16 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศชาย ในช่วงอายุ 47 – 79 ปี

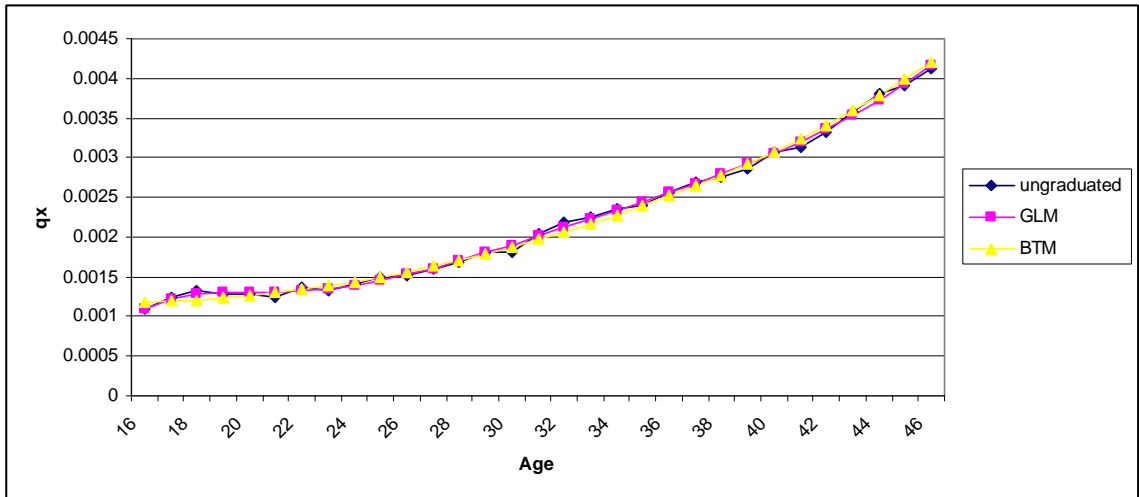


รูปที่ 4.17 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศชาย ในช่วงอายุ 80 – 85 ปี

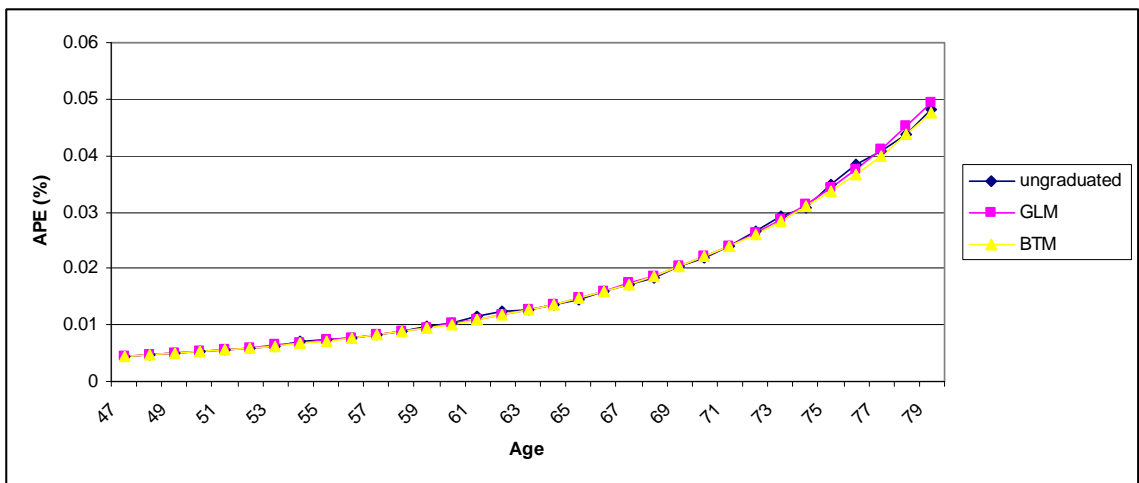
จากรูปที่ 4.15, 4.16 และ 4.17 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE ของทั้ง 2 วิธี ของอัตราภาระในเพศชาย พบว่า ส่วนใหญ่วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์มีค่า APE ที่ใกล้ศูนย์มากกว่าอีกวิธี ส่วนรูปที่ 4.18, 4.19, 4.20, 4.21 แสดงลักษณะเส้นโค้งของอัตราภาระก่อนปรับแก้และหลังปรับแก้แล้วจากทั้ง 2 วิธี



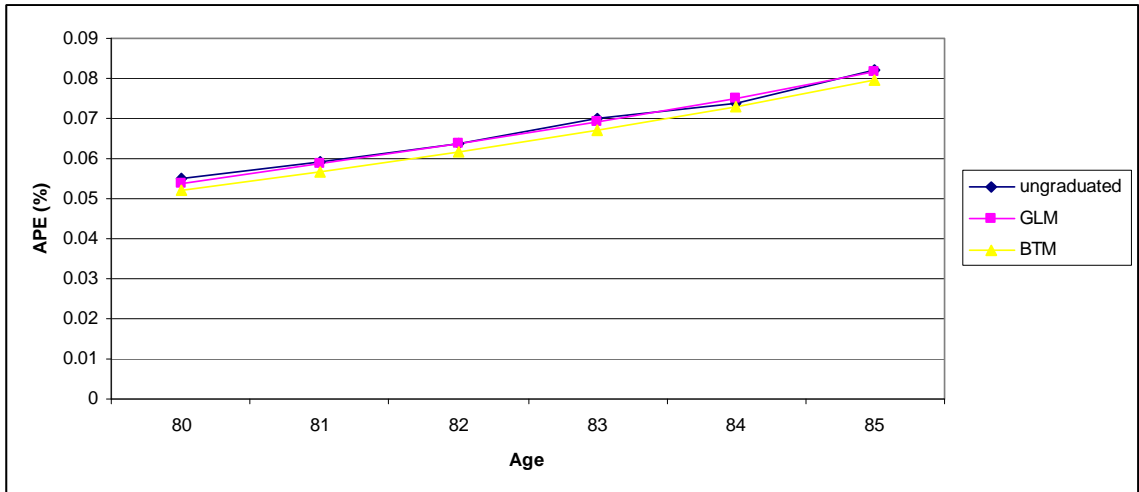
รูปที่ 4.18 แสดงอัตราภาระก่อนปรับแก้ และอัตราภาระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศชาย ในช่วง 16 – 85 ปี



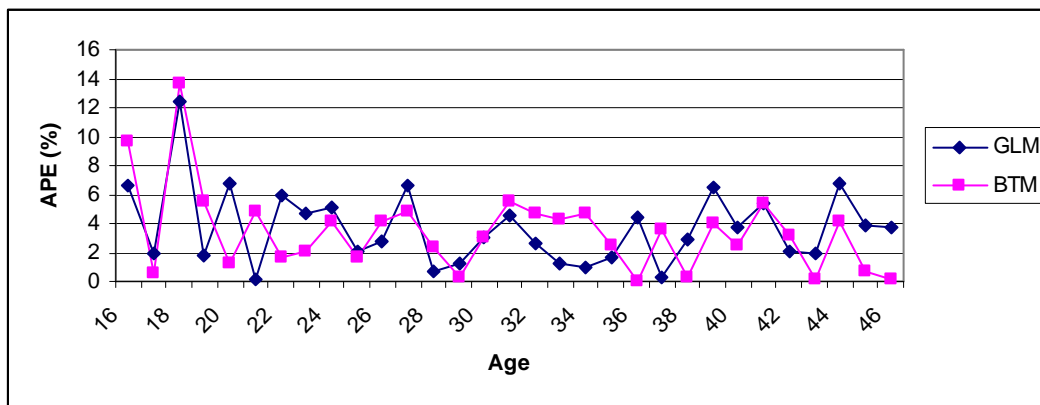
รูปที่ 4.19 แสดงอัตราการระง่อนปรับแก้ และอัตราการระง่ที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิตของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศชาย ในช่วง 16 – 46 ปี



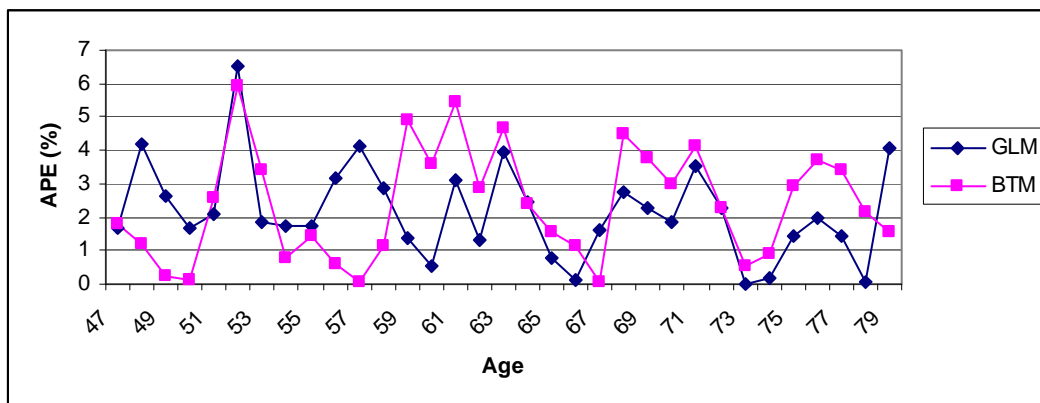
รูปที่ 4.20 แสดงอัตราการระง่อนปรับแก้ และอัตราการระง่ที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิตของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศชาย ในช่วง 47 – 79 ปี



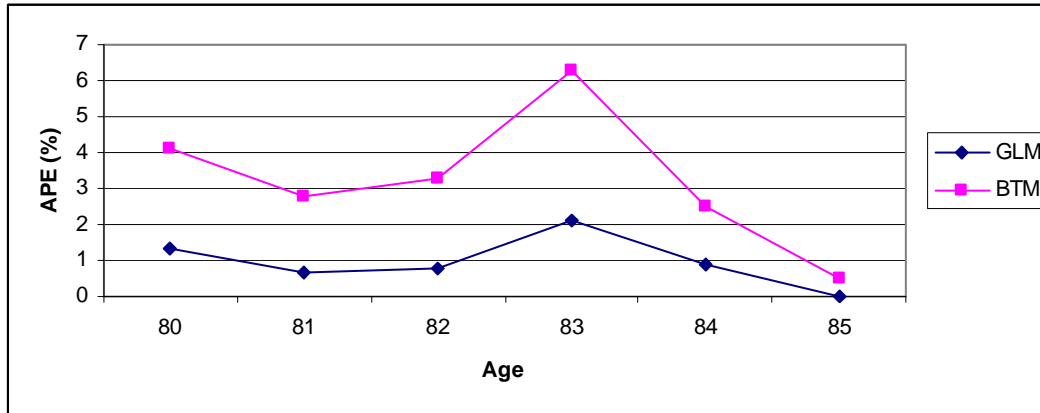
รูปที่ 4.21 แสดงอัตราณระก่อนปรับแก้ และอัตราณระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศชาย ในช่วง 80 – 85 ปี



รูปที่ 4.22 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศหญิง ในช่วงอายุ 16 – 46 ปี

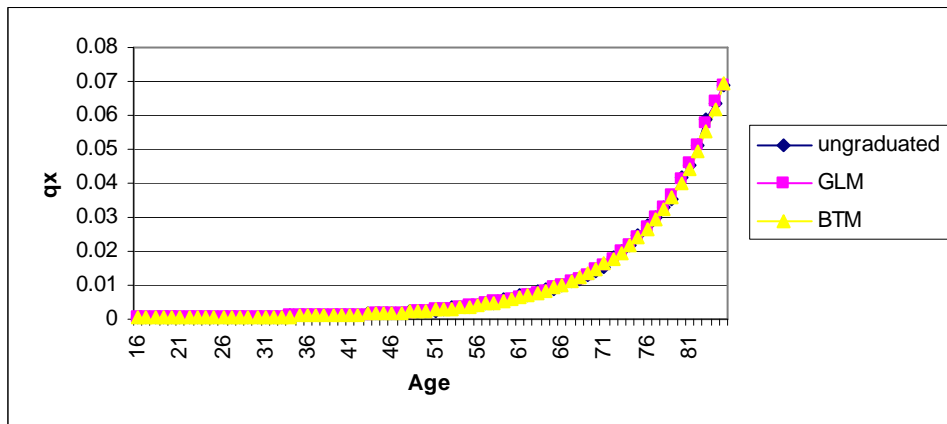


รูปที่ 4.23 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศหญิง ในช่วงอายุ 47 – 79 ปี

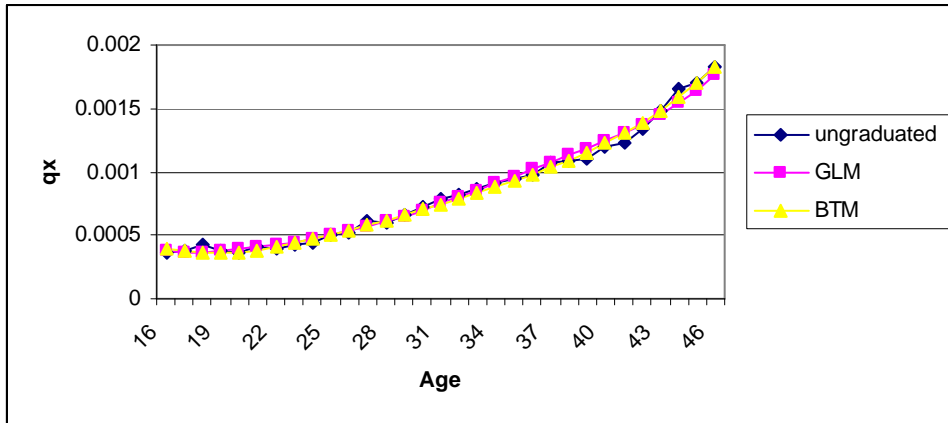


รูปที่ 4.24 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศหญิง ในช่วงอายุ 80 – 85 ปี

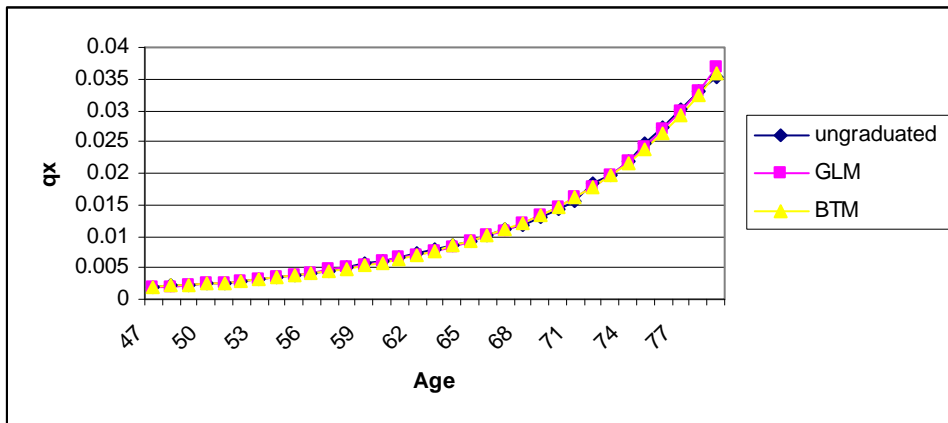
จากรูปที่ 4.22, 4.23 และ 4.24 แสดงการเปรียบเทียบค่า APE ของทั้ง 2 วิธี พบว่าในเพศหญิง ทุกช่วงอายุส่วนใหญ่วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์มีค่า APE ที่ใกล้เคียงศูนย์ มากกว่าอีกวิธีหนึ่ง ส่วนรูปที่ 4.25, 4.26, 4.27, 4.28 แสดงลักษณะเส้นโค้งของอัตราณะก่อนปรับแก้ และหลังปรับแก้แล้วจากทั้ง 2 วิธี



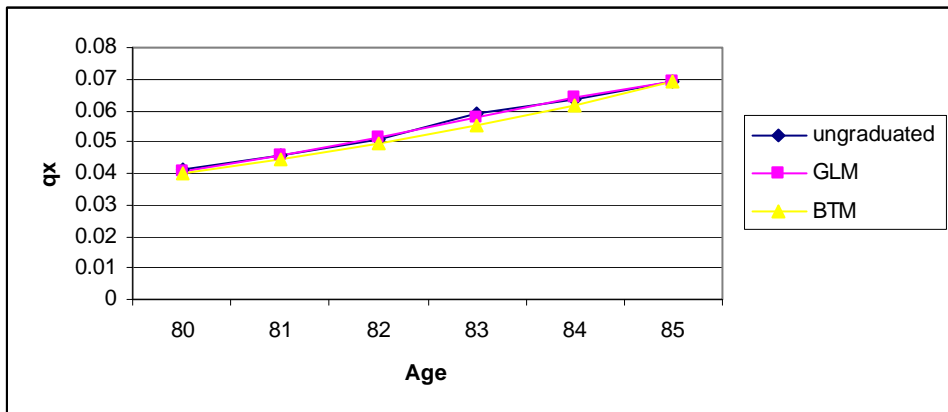
รูปที่ 4.25 แสดงอัตราณะก่อนปรับแก้ และอัตราณะที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศหญิง ในช่วง 16 – 85 ปี



รูปที่ 4.26 แสดงอัตราณระก่อนปรับแก้ และอัตราณระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้
อัตราณัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศหญิง ในช่วง 16 – 46 ปี



รูปที่ 4.27 แสดงอัตราณระก่อนปรับแก้ และอัตราณระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้
อัตราณัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศหญิง ในช่วง 47 – 79 ปี



รูปที่ 4.28 แสดงอัตราณระก่อนปรับแก้ และอัตราณระที่ปรับแก้แล้ว โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้
อัตราณัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของประชากรไทยปี พ.ศ. 2550 – 2552 เพศหญิง ในช่วง 80 – 85 ปี

4.3 การเปรียบเทียบค่า MAPE ของอัตราการระยะที่ปรับแก้แล้ว

ตารางที่ 4.8 แสดงการเปรียบเทียบค่า MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 3 วิธี
จำแนกตามข้อมูล และ เพศ

		Age	MAPE		
			GLM	BTM	Spencer's 21
POP	Male	16 - 85	1.62	2.29	-
		16 - 80	1.66	2.21	-
	Female	16 - 85	2.74	2.91	
		16 - 80	2.88	2.90	
OIC	Male	16 - 85	8.20	9.80	9.47
		16 - 80	7.34	6.52	7.04
	Female	16 - 85	12.18	12.52	13.40
		16 - 80	11.04	10.40	10.91

ตารางที่ 4.8 แสดงการเปรียบเทียบค่า MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 3 วิธี ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี พบว่า ค่า MAPE สำหรับข้อมูลอัตราการระยะของผู้เอาประกันชีวิต วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ทั้งเพศหญิงและชาย มีค่า MAPE สูงกว่าวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปและวิธีการปรับแก้ด้วย Spencer's 21 Term Summation Formula ในเพศชาย ส่วนอัตราการระยะของข้อมูลประชากรไทย พบว่า ค่า MAPE ของวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปทั้งเพศหญิงและชาย ต่ำกว่าวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์

เมื่อพิจารณาค่า MAPE ในช่วงอายุ 16 – 80 ปี สำหรับอัตราการระยะของข้อมูลประชากรไทย พบว่า ค่า MAPE จากวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์มีค่าลดลงแต่ยังมีค่ามากกว่าวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปทั้งเพศหญิงและชาย ส่วนค่า MAPE จากข้อมูลอัตราการระยะของผู้เอาประกันชีวิตนั้น วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์มีค่าต่ำที่สุด แสดงว่า วิธีการนี้ ให้ค่าปรับแก้ที่มีค่าใกล้เคียงค่าก่อนปรับแก้มากกว่าอีก 2 วิธี ในช่วง 16 – 80 ปี

บทที่ 5

อัตราการที่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง

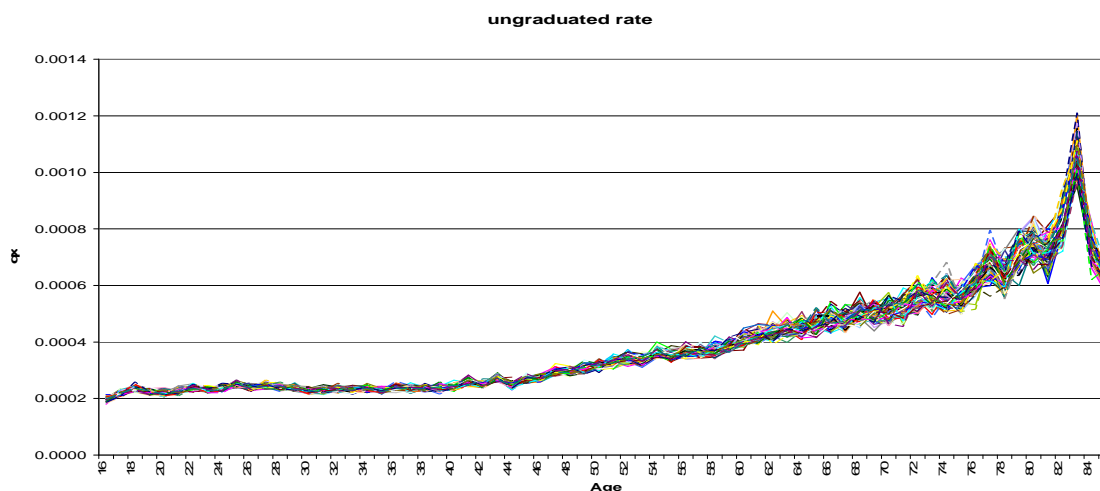
ในบทที่แล้ว ได้ทำการปรับแก้อัตราภาระจากข้อมูลตัวอย่าง ส่วนในบทนี้จะกล่าวถึงอัตราภาระจากข้อมูลจำลองก่อนปรับแก้และหลังปรับแก้ด้วยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์และวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป รวมทั้งเปรียบเทียบประสิทธิภาพผลที่ได้จากทั้ง 2 วิธีดังกล่าว

ข้อมูลจากการจำลองด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล ตามหัวข้อที่ 3.1.3 โดยสร้างสถานการณ์ ในการหาอัตราภาระ (q_x) สำหรับแต่ละเพศและอายุ (x) ในช่วง 16 – 85 ปี ภายใต้ขอบเขต การแจกแจงของระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคตมีการแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล ขนาดตัวอย่าง (N) มี 3 ระดับ คือ 500 700 และ 1000 ตัวอย่าง โดยในแต่ละสถานการณ์ ทำซ้ำ 500 ครั้ง

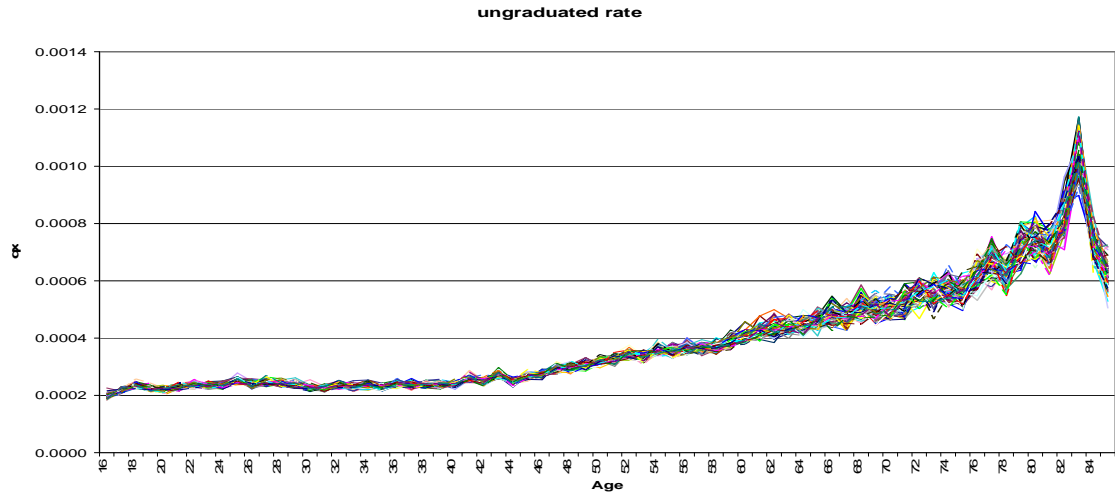
5.1 อัตราภาระของข้อมูลจำลอง

5.1.1 อัตราภาระของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่างเป็น 500 , 700 และ 1000

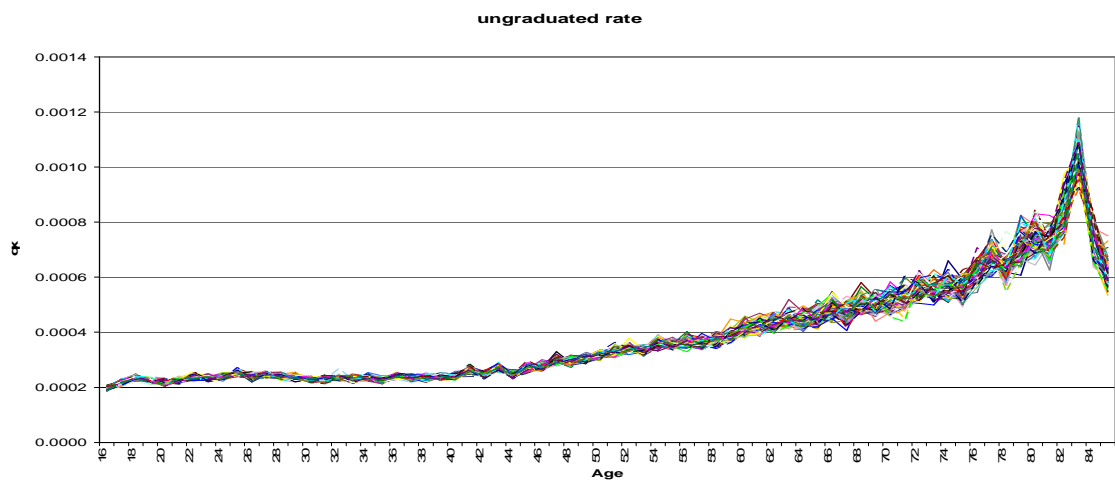
อัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่าอัตราภาระมีค่าอยู่ในช่วง 0.0002 – 0.0012 โดยมีลักษณะเส้นโค้งไม่ราบเรียบ และเมื่อค่าขึ้นสูงสุดแล้วลดลงมากในช่วงปลาย ซึ่งไม่เป็นไปตามกฎของอัตราภาระ ดังแสดงในรูปที่ 5.1, 5.2, 5.3, 5.4, 5.5



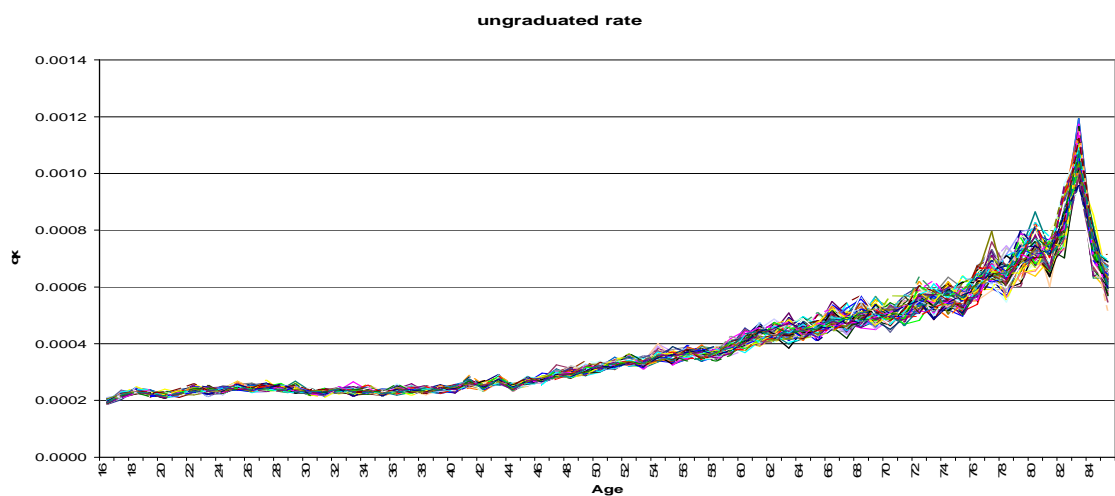
รูปที่ 5.1 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1 – 100



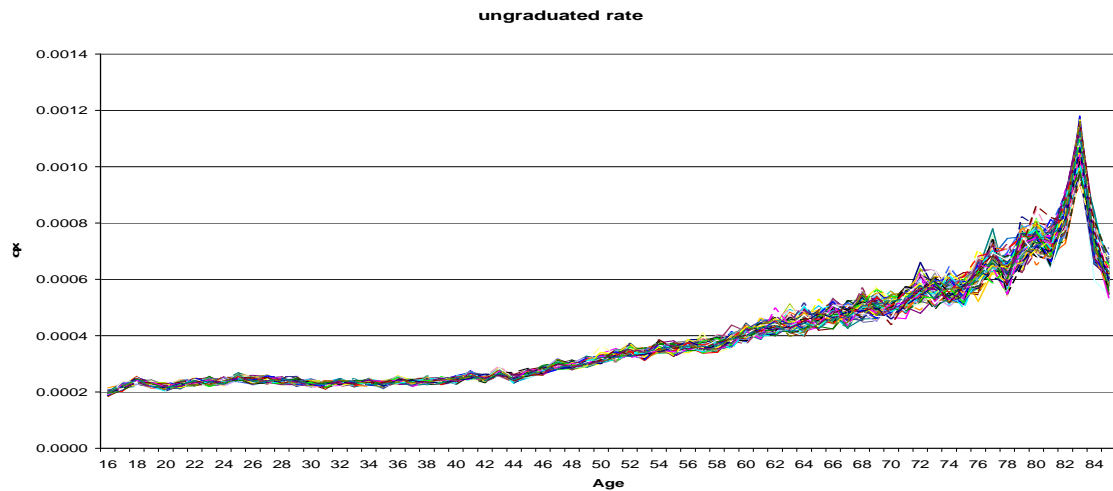
รูปที่ 5.2 แสดงอัตราณณะที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.3 แสดงอัตราณณะที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 201 – 300

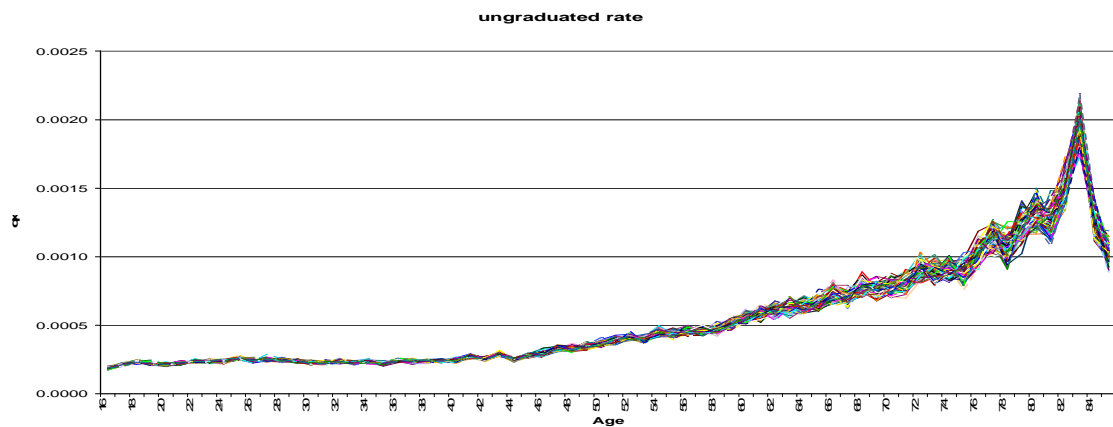


รูปที่ 5.4 แสดงอัตราณณะที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 301 – 400

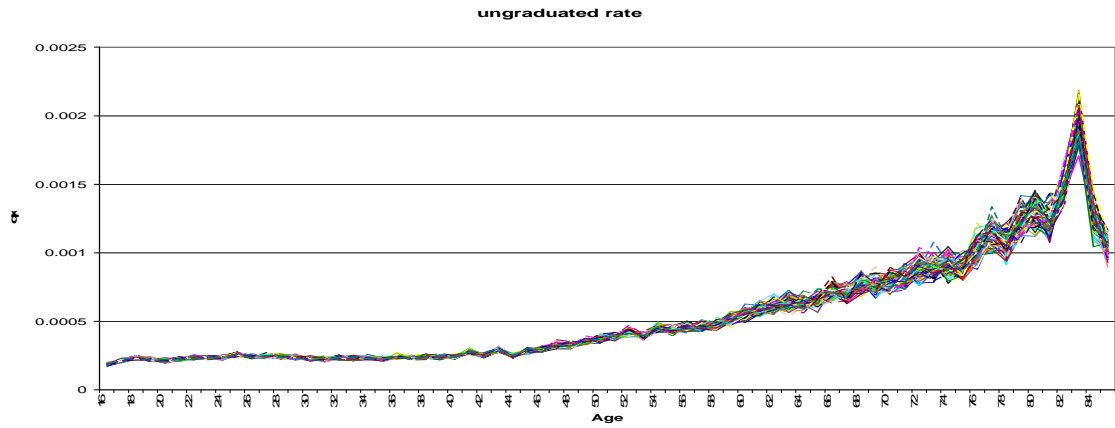


รูปที่ 5.5 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 401 – 500

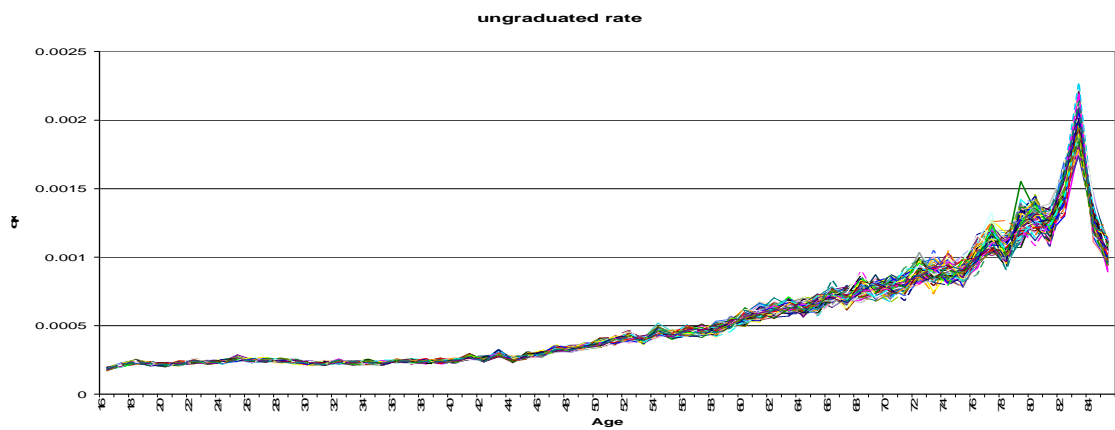
อัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่าอัตราภาระมีค่าอยู่ในช่วง 0.0002 – 0.002 โดยมีลักษณะเส้นโค้งไม่ราบเรียบ และเมื่อค่าขึ้นสูงสุดแล้วลดลงมากในช่วงปลาย เช่นเดียวกับอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ ขนาดตัวอย่าง 500 ซึ่งไม่เป็นไปตามกฎของอัตราภาระ ดังแสดงในรูปที่ 5.6, 5.7, 5.8, 5.9, 5.10



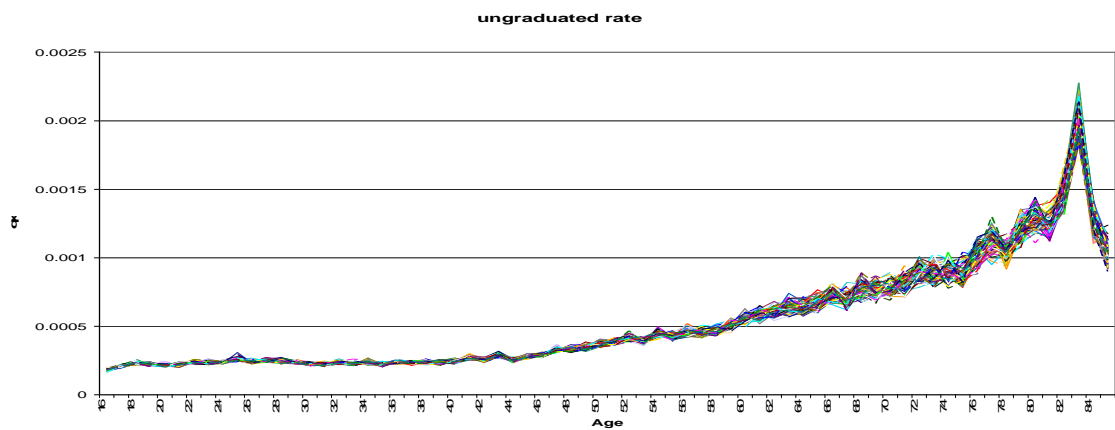
รูปที่ 5.6 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 1 – 100



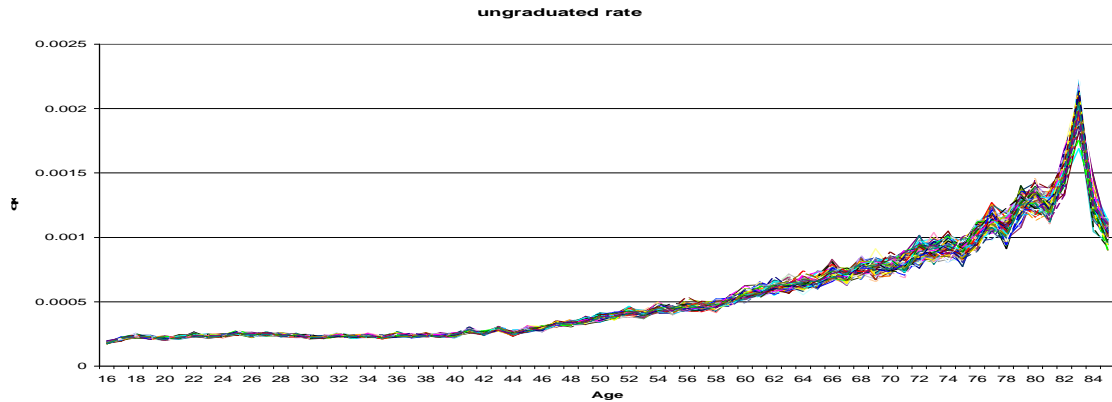
รูปที่ 5.7 แสดงอัตราณระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.8 แสดงอัตราณระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 201 – 300

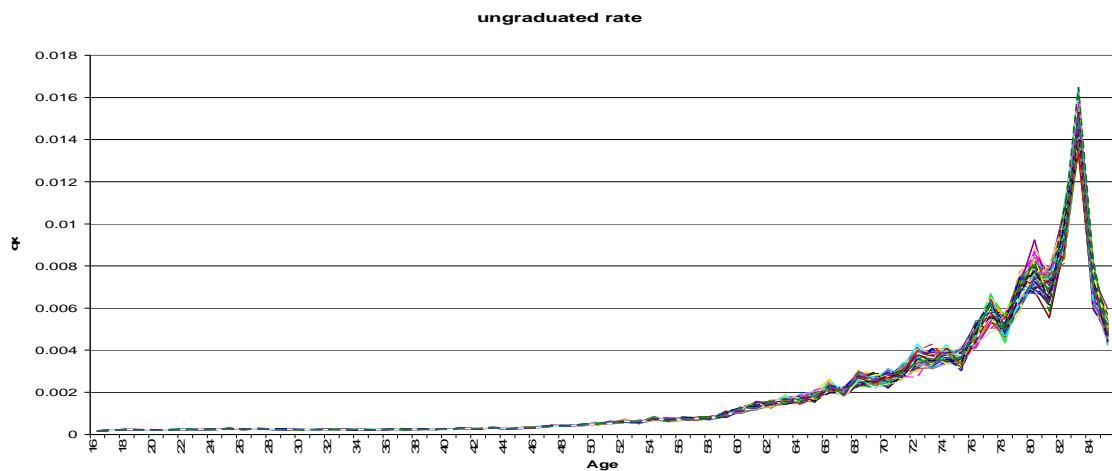


รูปที่ 5.9 แสดงอัตราณระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 301 – 400

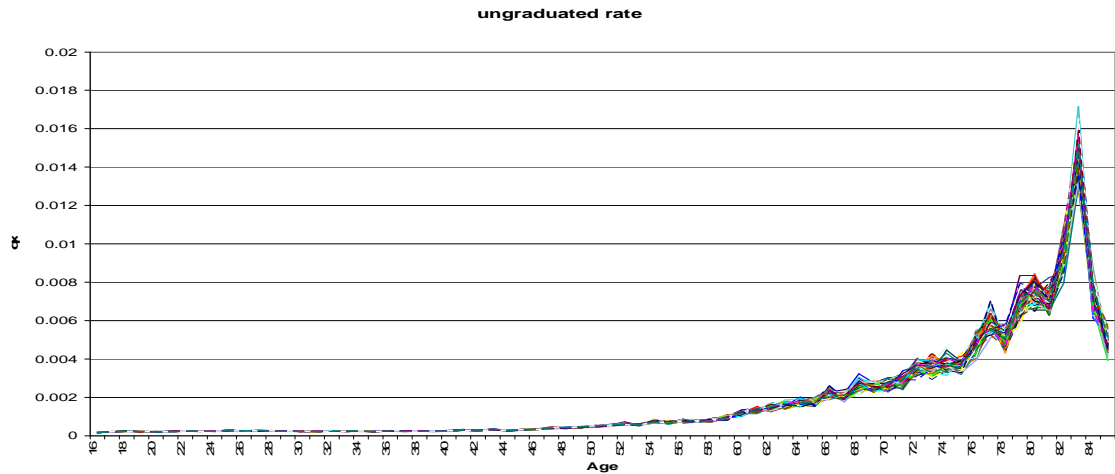


รูปที่ 5.10 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 401 – 500

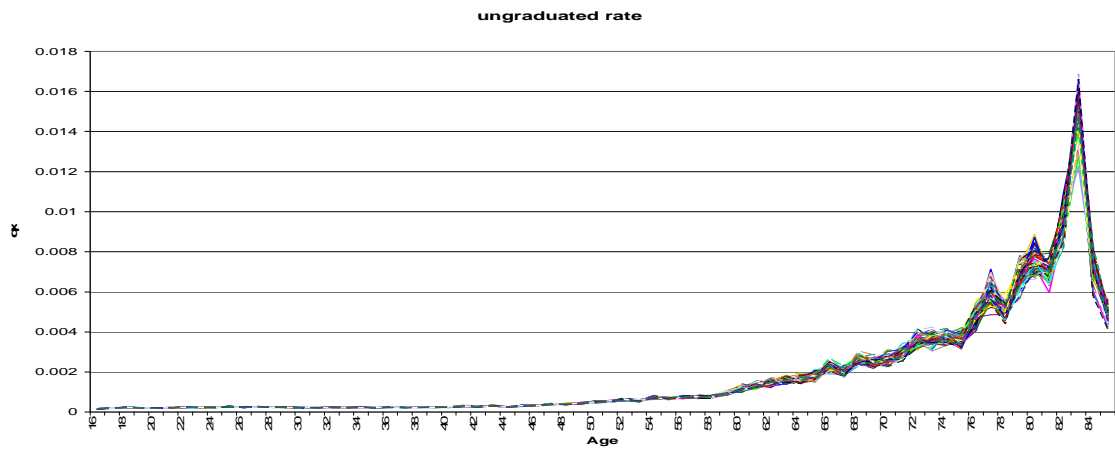
อัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราภาระมีค่าอยู่ในช่วง 0.0002 – 0.0017 โดยมีลักษณะเส้นโค้งไม่ราบเรียบ และเมื่อค่าขึ้นสูงสุดแล้วลดลงมากในช่วงปลาย เช่นเดียวกับอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ ขนาดตัวอย่าง 500 และ 700 ซึ่งไม่เป็นไปตามกฎของอัตราภาระ ดังแสดงในรูปที่ 5.11, 5.12, 5.13, 5.14, 5.15



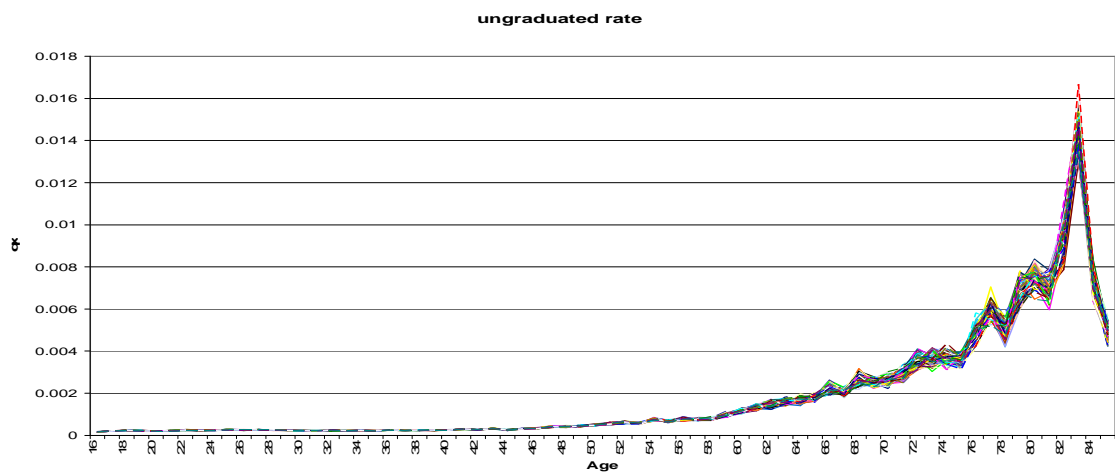
รูปที่ 5.11 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 1 – 100



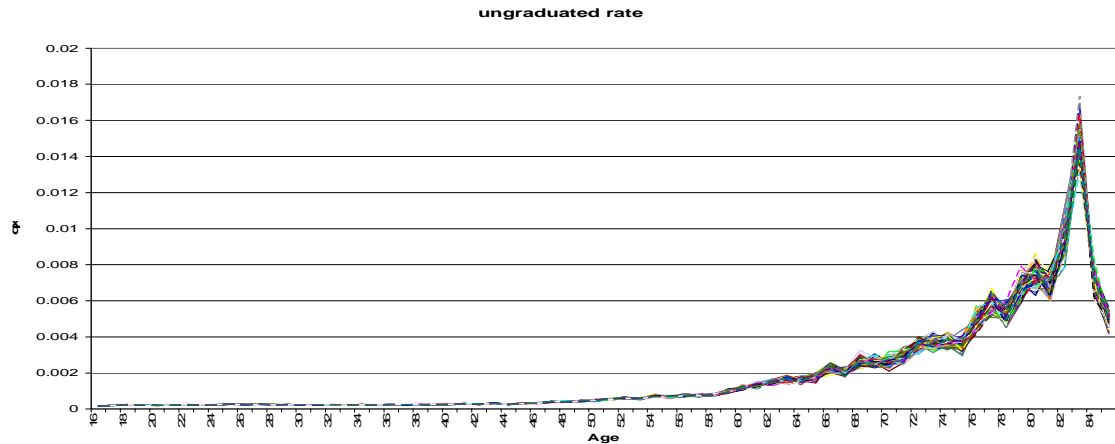
รูปที่ 5.12 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.13 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 201 – 300



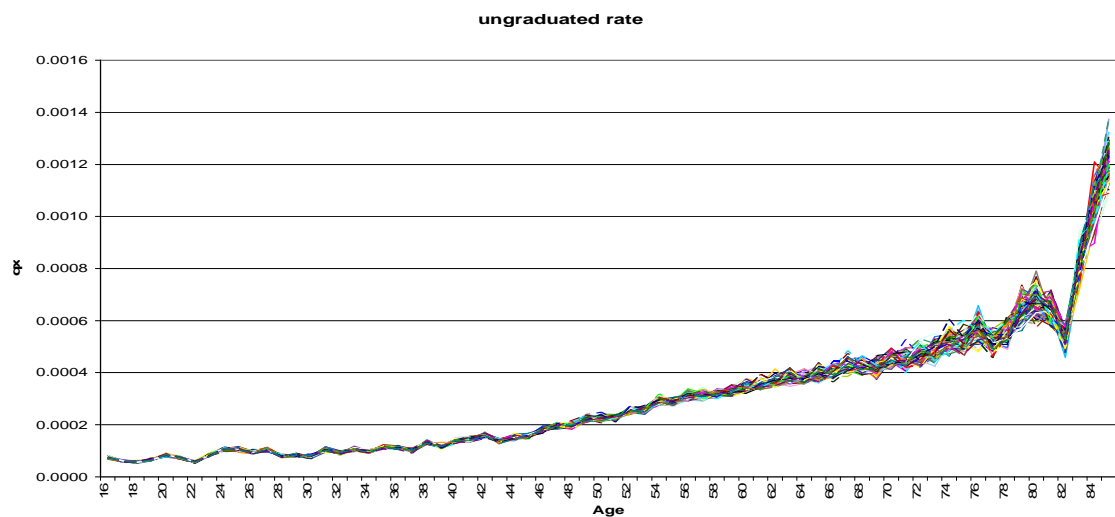
รูปที่ 5.14 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 301 – 400



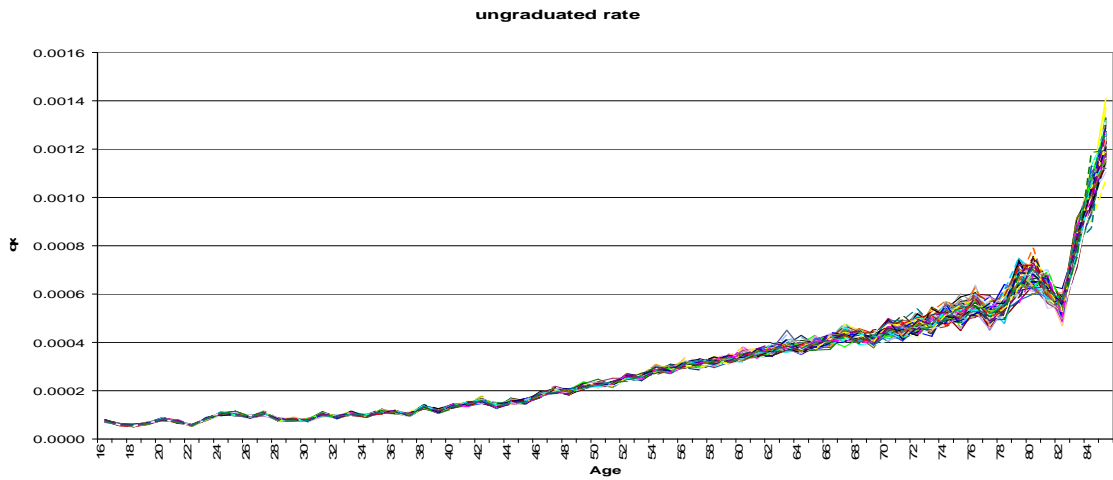
รูปที่ 5.15 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 401 – 500

5.1.2 อัตราภาระของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่างเป็น 500 , 700 และ 1000

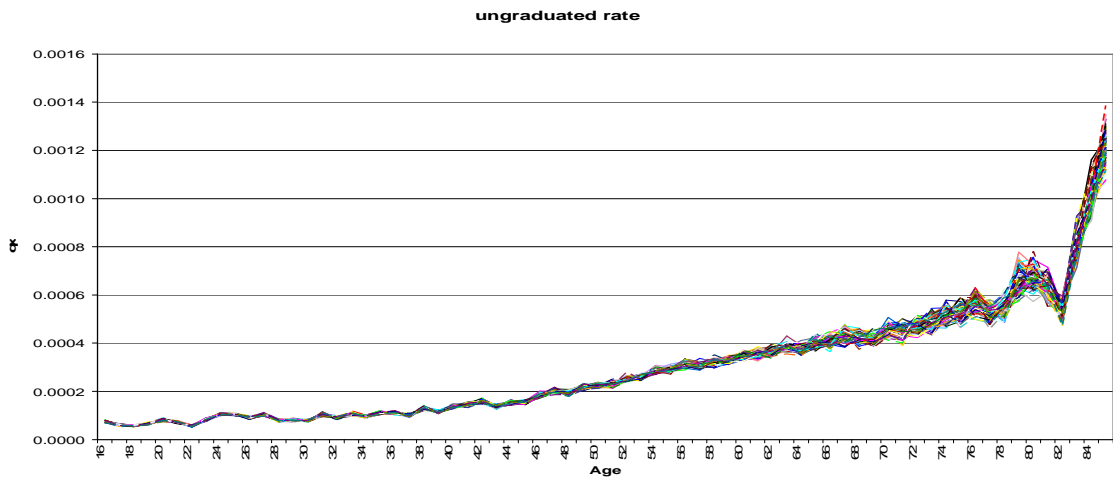
อัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราภาระมีค่าอยู่ในช่วง 0.00007 – 0.0013 โดยมีลักษณะเส้นโค้งไม่ราบเรียบ และค่าแตกต่างกันมากในช่วง 80 – 85 ปี ดังแสดงในรูปที่ 5.16, 5.17, 5.18, 5.19, 5.20



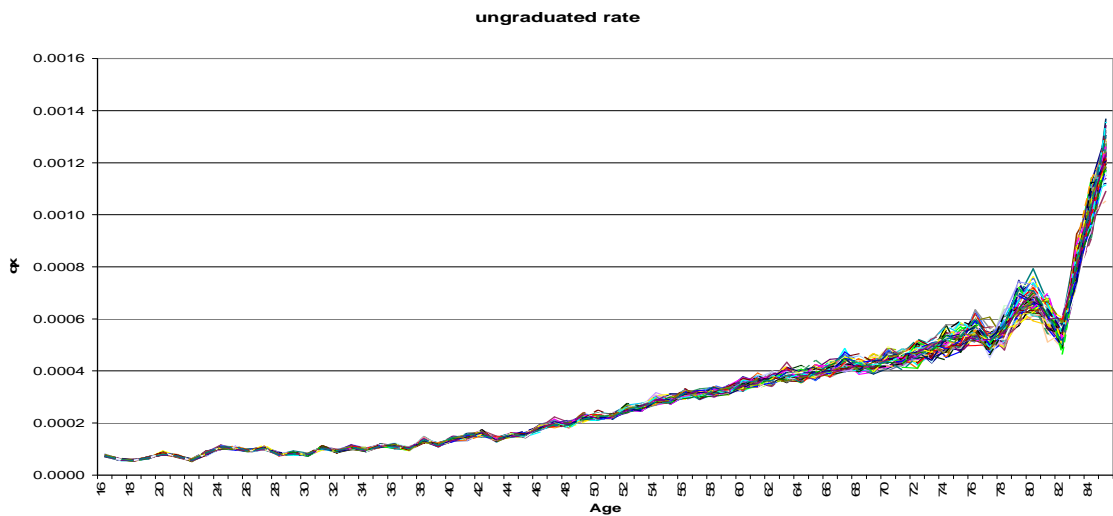
รูปที่ 5.16 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1 – 100



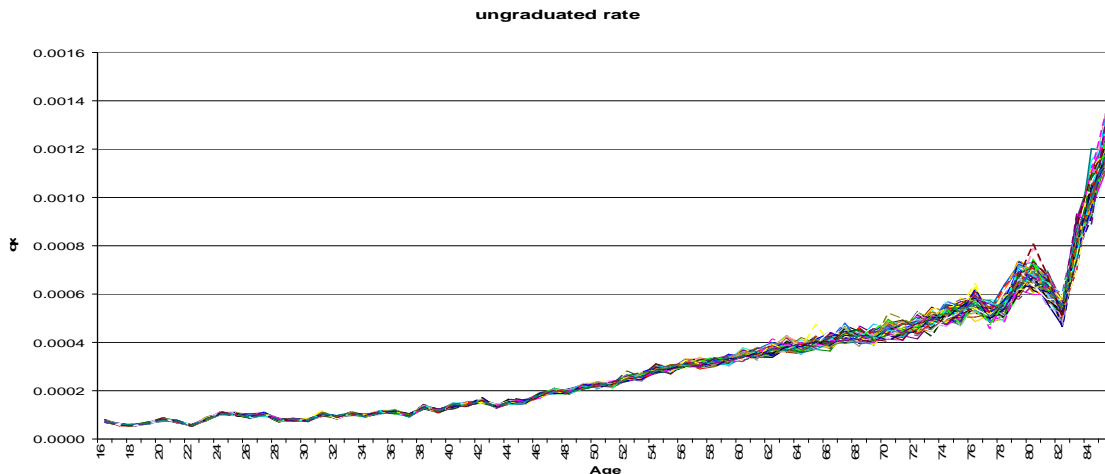
รูปที่ 5.17 แสดงอัตราการระยะที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.18 แสดงอัตราการระยะที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 201 – 300

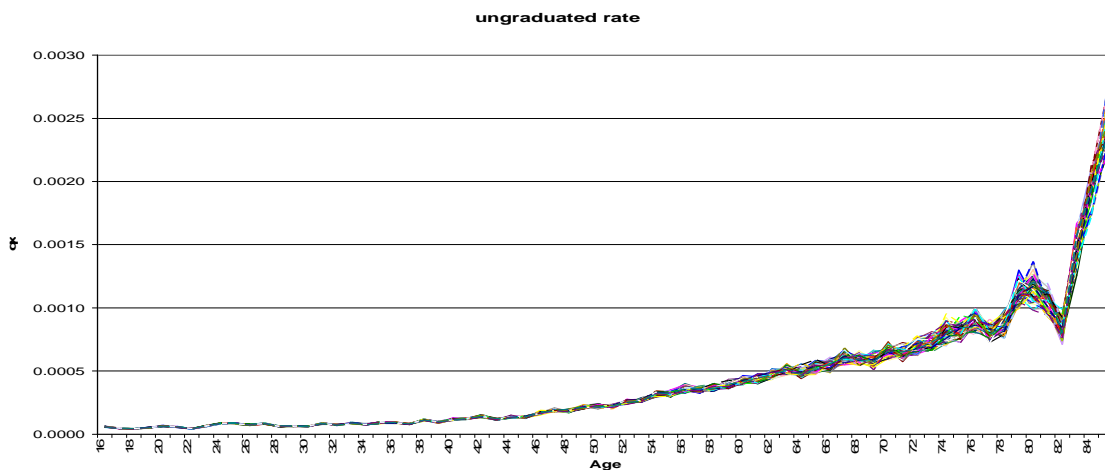


รูปที่ 5.19 แสดงอัตราการระยะที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 301 – 400

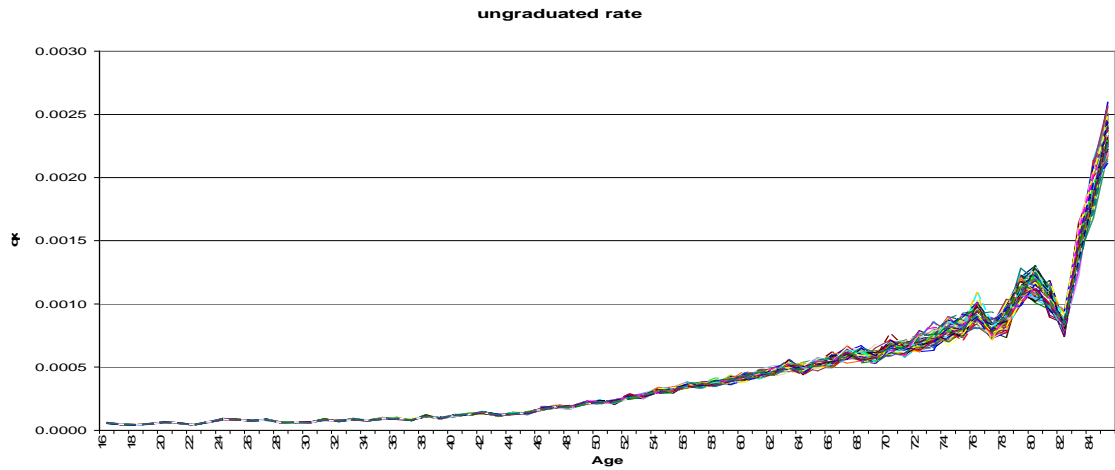


รูปที่ 5.20 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 401 – 500

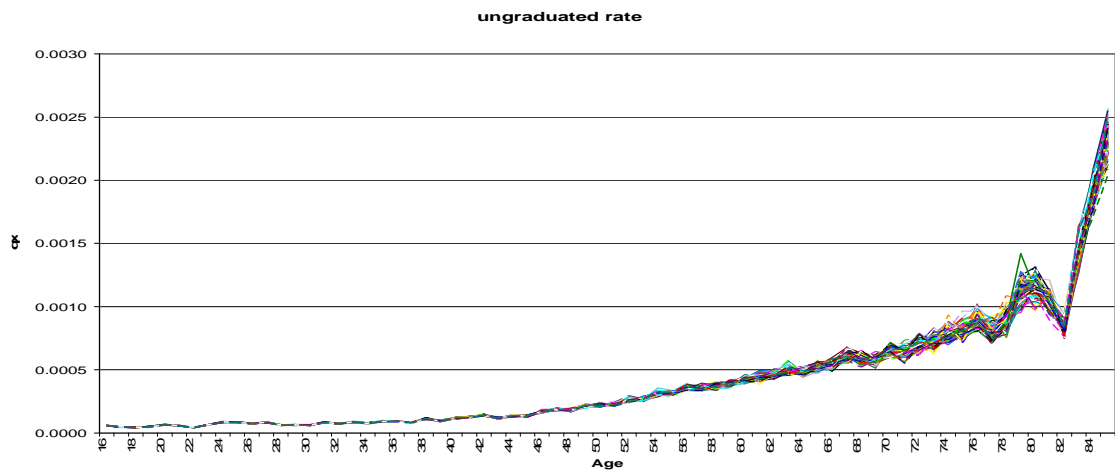
อัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราภาระมีค่าอยู่ในช่วง 0.00005 – 0.0025 โดยมีลักษณะเส้นโค้งไม่ราบเรียบคล้ายกับอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ ขนาดตัวอย่าง 500 และมีค่าแตกต่างกันมากในช่วง 75 – 85 ปี ดังแสดงในรูปที่ 5.21, 5.22, 5.23, 5.24, 5.25



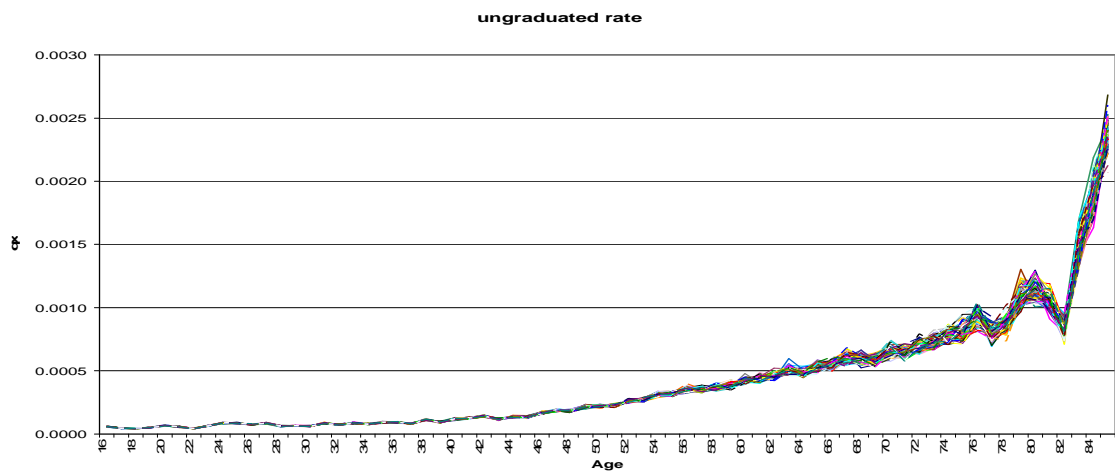
รูปที่ 5.21 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 1 – 100



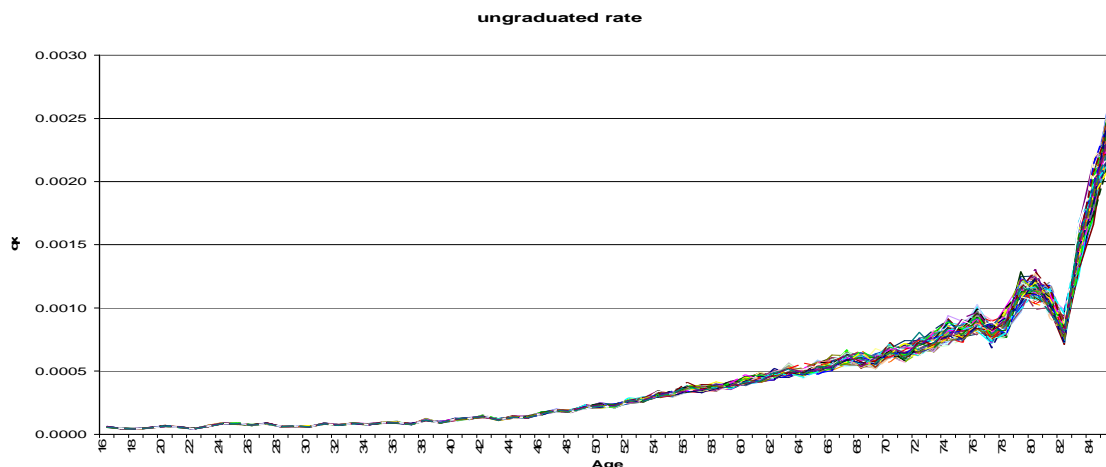
รูปที่ 5.22 แสดงอัตราณระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.23 แสดงอัตราณระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 201 – 300

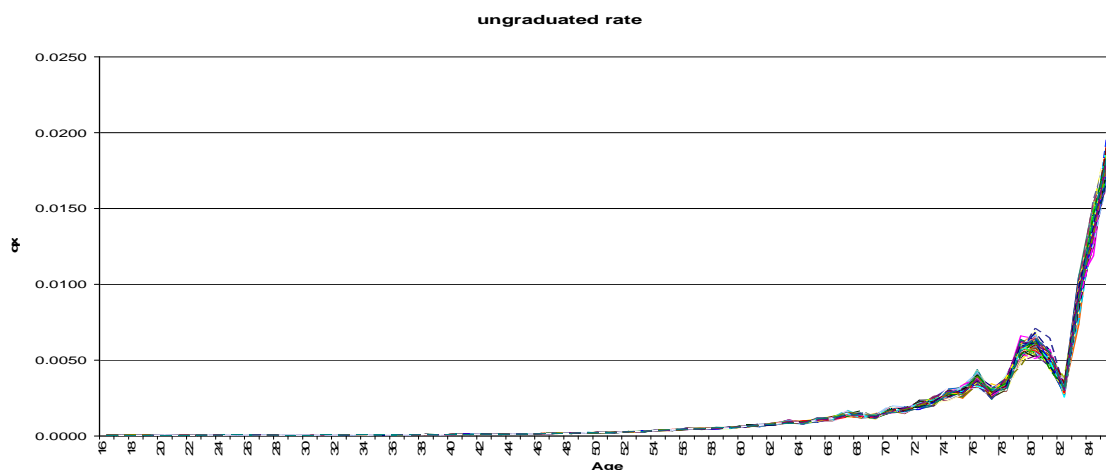


รูปที่ 5.24 แสดงอัตราณระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 301 – 400

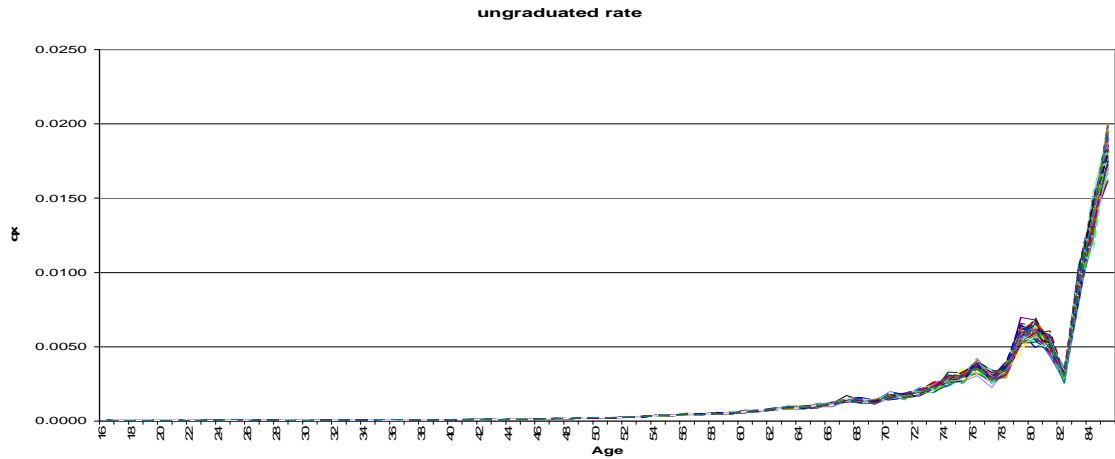


รูปที่ 5.25 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 401 – 500

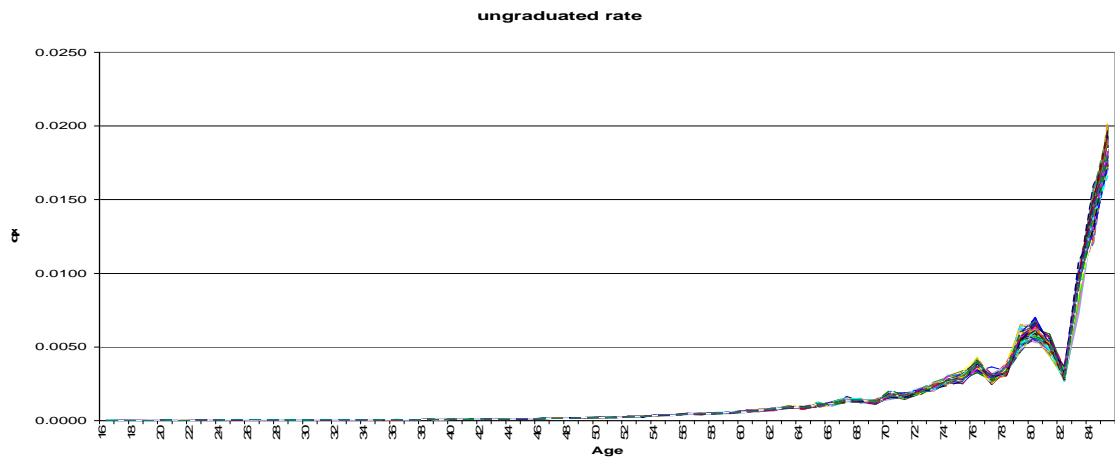
อัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราภาระมีค่าอยู่ในช่วง 0.00004 – 0.002 โดยมีลักษณะเส้นโค้งไม่ราบเรียบคล้ายกับอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ ขนาดตัวอย่าง 500 และ 700 มีค่าแตกต่างกันมากในช่วง 75 – 85 ปี ดังแสดงในรูปที่ 5.26, 5.27, 5.28, 5.29, 5.30



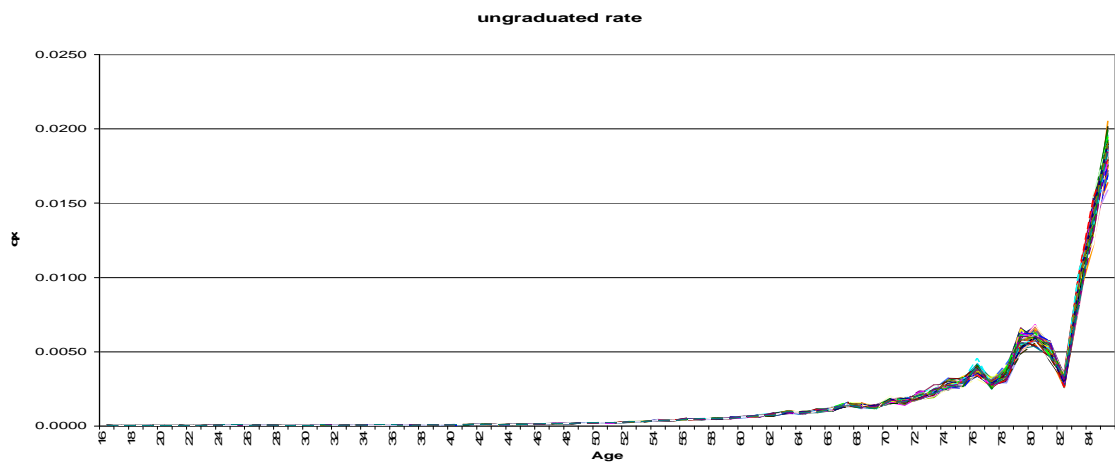
รูปที่ 5.26 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 1 – 100



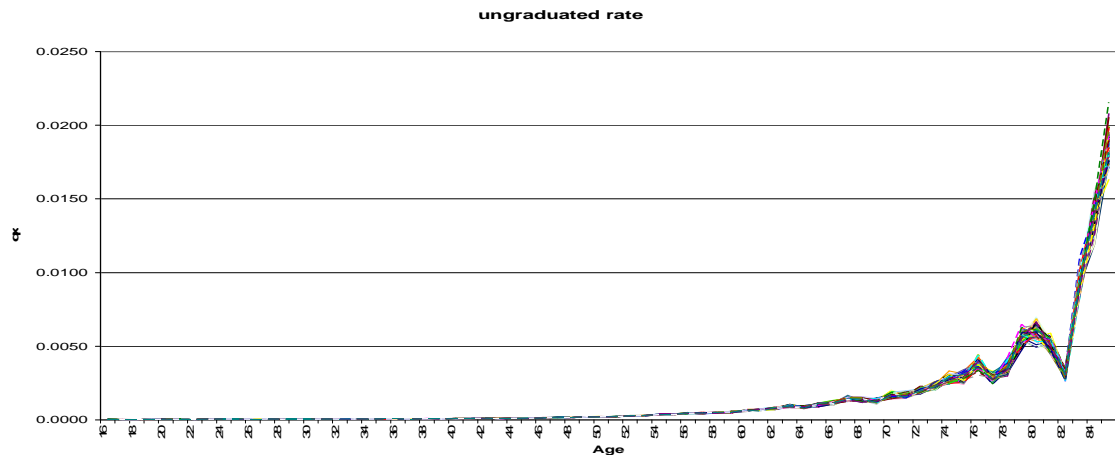
รูปที่ 5.27 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.28 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 201 – 300



รูปที่ 5.29 แสดงอัตราภาระที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 301 – 400

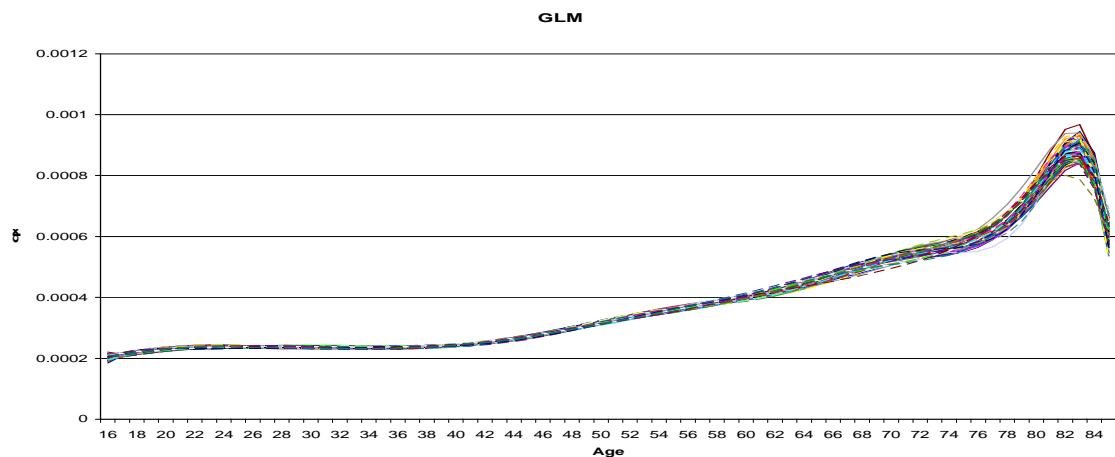


รูปที่ 5.30 แสดงอัตราณณะที่ยังไม่ปรับแก้ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 401 – 500

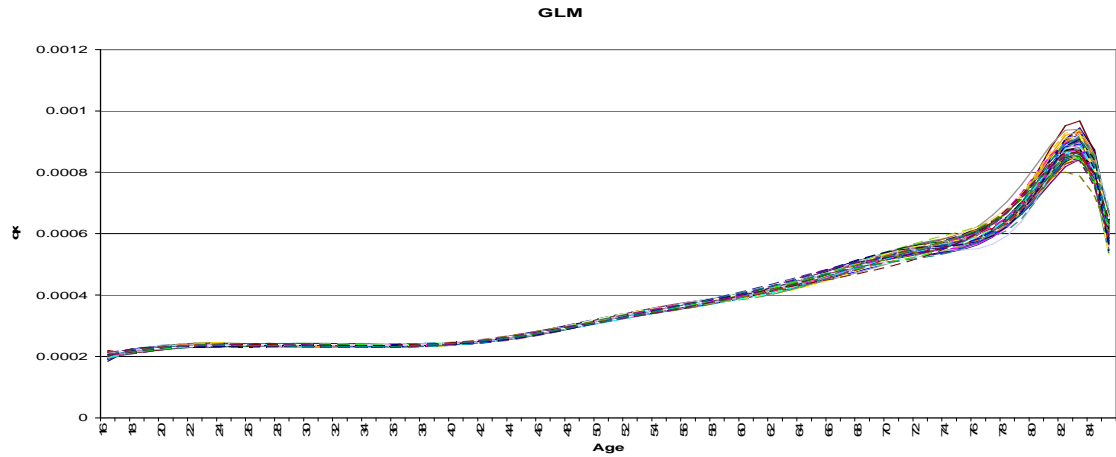
5.2 อัตราณณะที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง

5.2.1 อัตราณณะที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่างเป็น 500 , 700 และ 1000

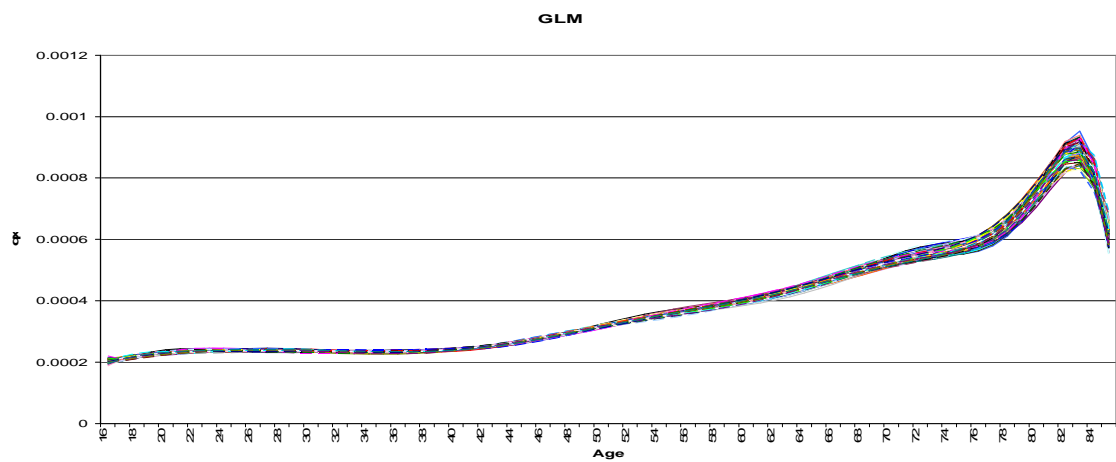
อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00004 – 0.001 ซึ่งค่าที่ได้อยู่ในช่วงเดียวกันกับอัตราณณะก่อนปรับแก้ มีลักษณะเส้นโค้งคล้ายก่อนปรับแก้ คือ ช่วงอายุ 80 – 85 ปี มีจุดวกกลับ ไม่เป็นไปตามกฎของอัตราณณะ ดังแสดงในรูปที่ 5.31, 5.32, 5.33, 5.34, 5.35



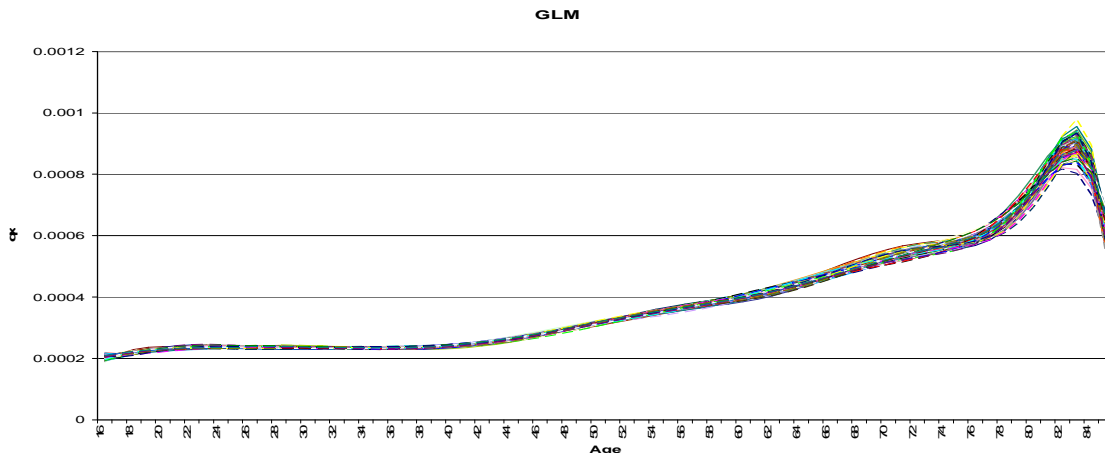
รูปที่ 5.31 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1 – 100



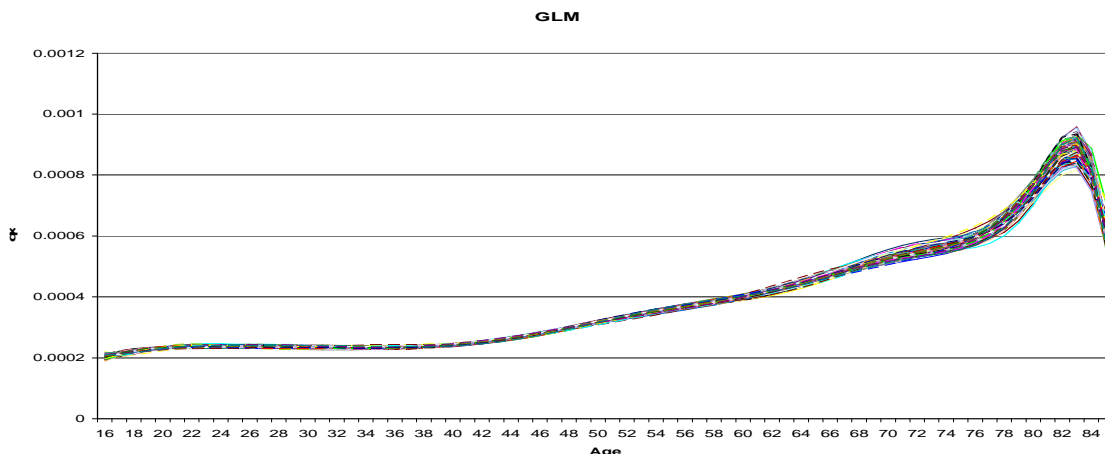
รูปที่ 5.32 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.33 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 201 – 300

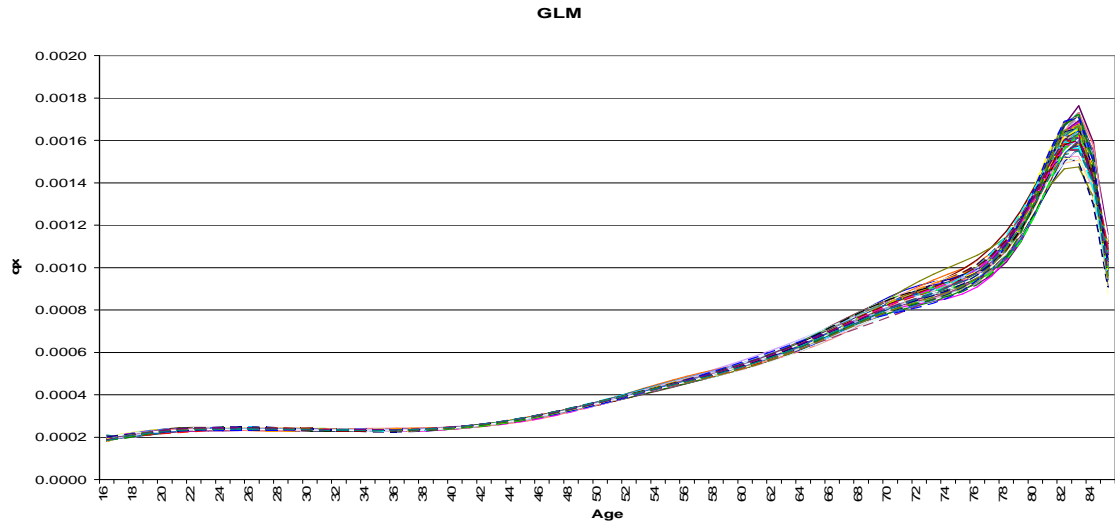


รูปที่ 5.34 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 301 – 400

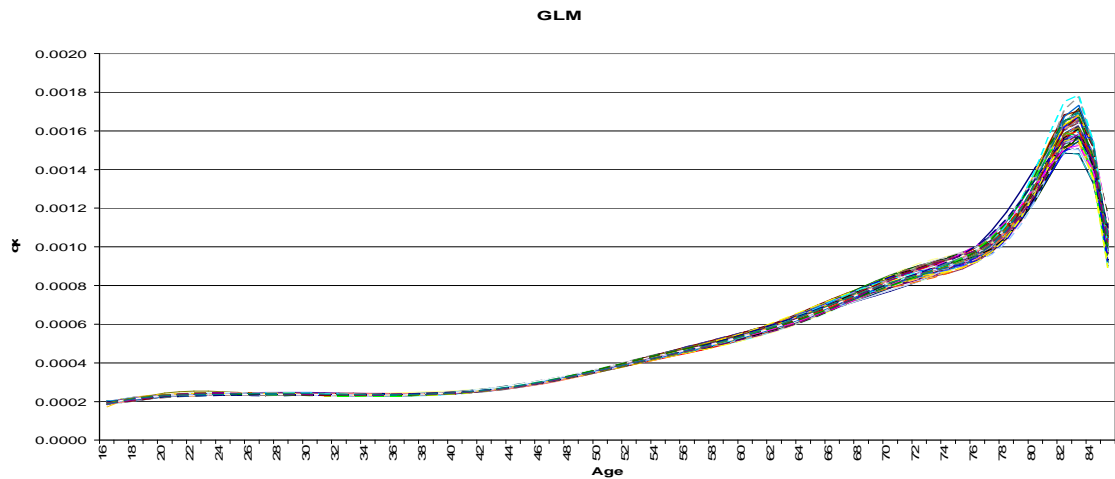


รูปที่ 5.35 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 401 – 500

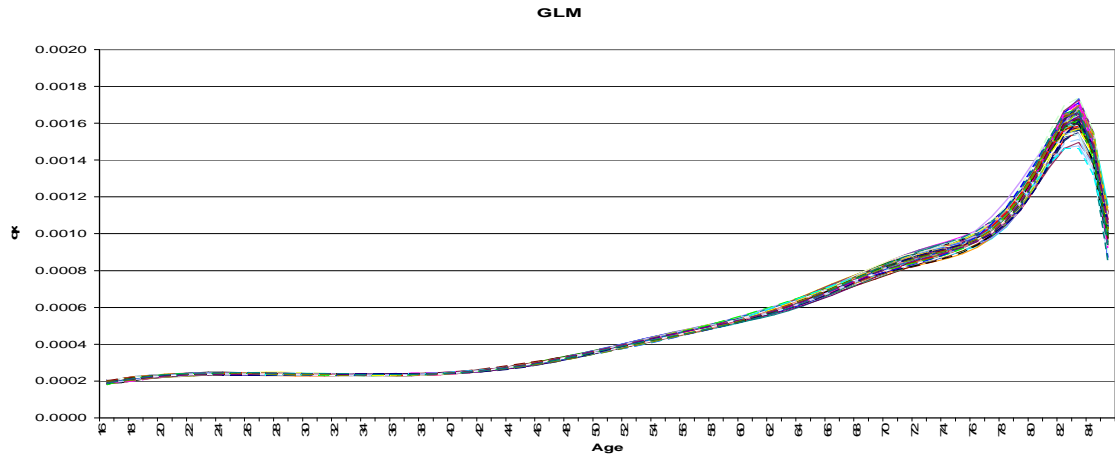
อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00002 – 0.0018 ซึ่งค่าที่ได้อยู่ในช่วงเดียวกันกับอัตราณณะก่อนปรับแก้ มีลักษณะเส้นโค้งคล้ายก่อนปรับแก้ คือ ช่วงอายุ 80 – 85 ปี มีจุดวกกลับ ไม่เป็นไปตามกฎของอัตราณณะ เช่นเดียวกับอัตราณณะที่ปรับแก้แล้ว ขนาดตัวอย่าง 500 ดังแสดงในรูปที่ 5.36, 5.37, 5.38, 5.39, 5.40



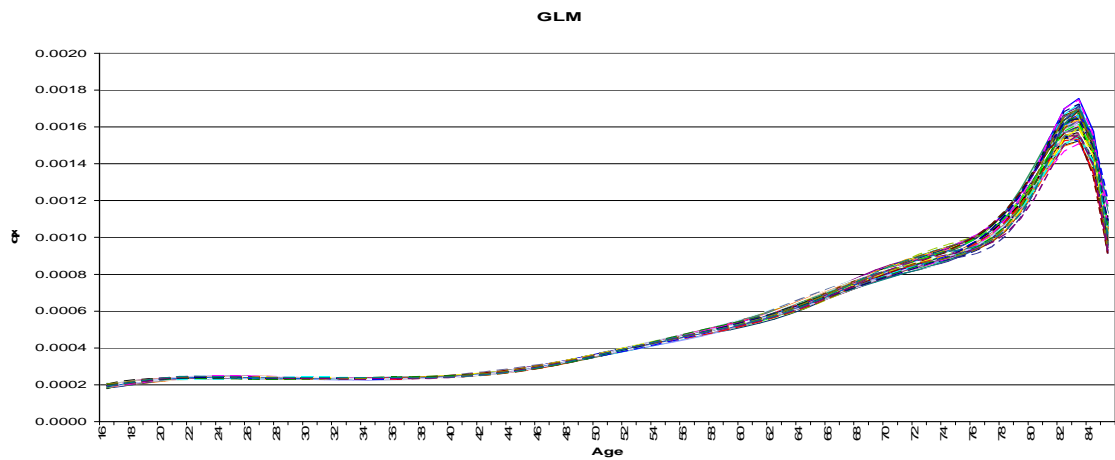
รูปที่ 5.36 แสดงอัตราการระยะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 1 – 100



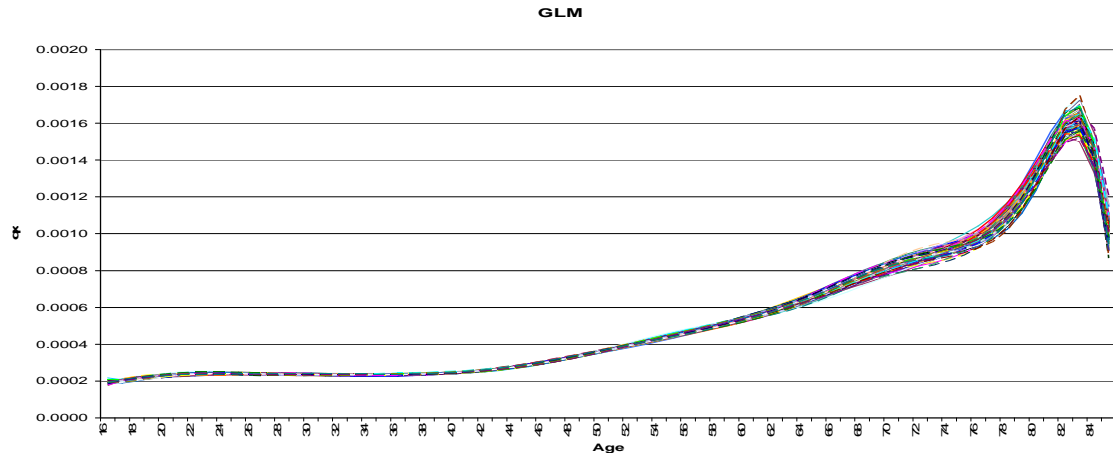
รูปที่ 5.37 แสดงอัตราการระยะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.38 แสดงอัตราขณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 201 – 300

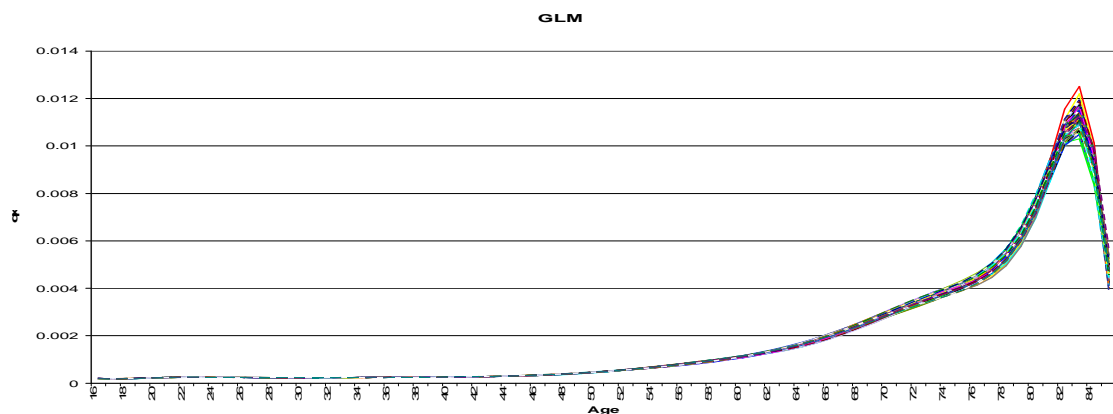


รูปที่ 5.39 แสดงอัตราขณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 301 – 400

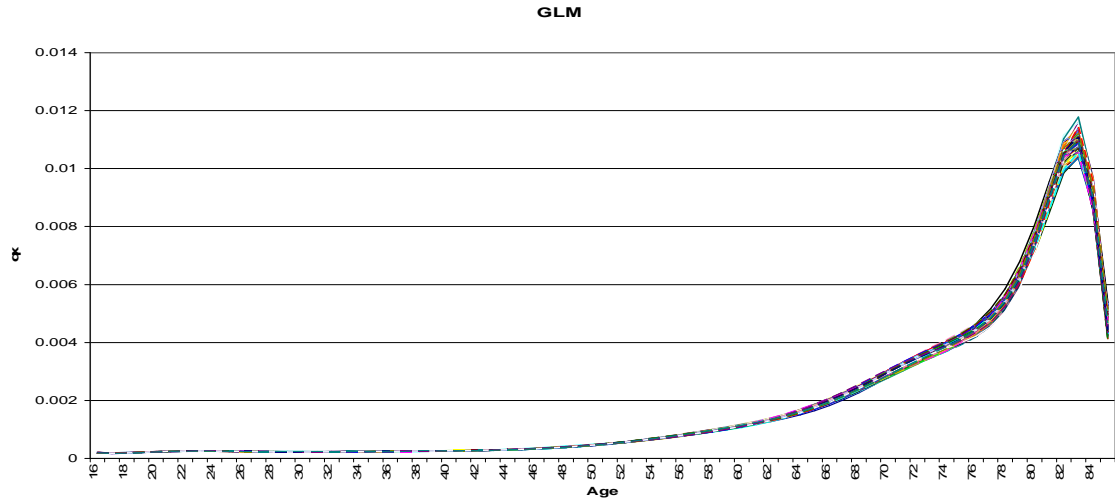


รูปที่ 5.40 แสดงอัตราที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 401 – 500

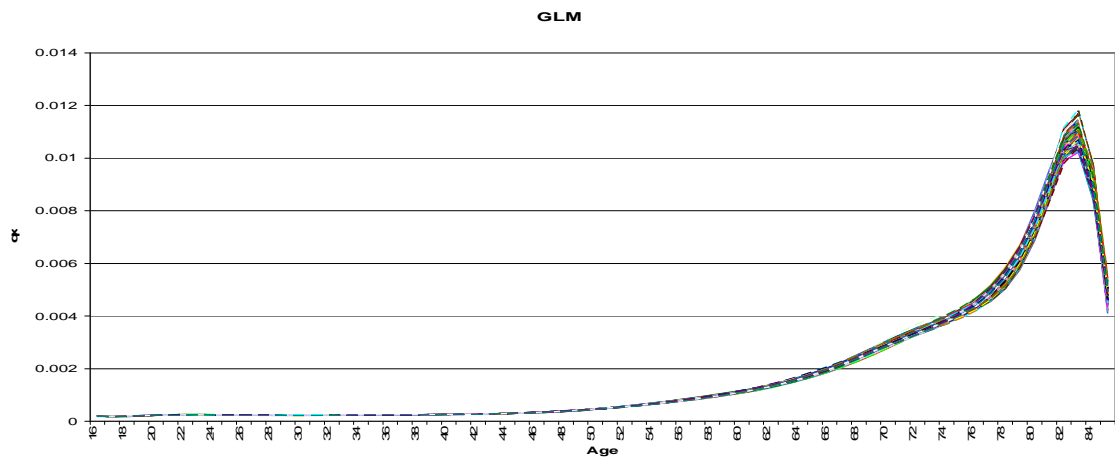
อัตราที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00019 – 0.0013 ซึ่งค่าที่ได้อยู่ในช่วงเดียวกันกับอัตราที่ปรับแก้แล้วมีลักษณะเส้นโค้งคล้ายก่อนปรับแก้ คือ ช่วงอายุ 80 – 85 ปี มีจุดวกกลับ ไม่เป็นไปตามกฎของอัตราที่ปรับแก้แล้ว เช่นเดียวกับอัตราที่ปรับแก้แล้ว ขนาดตัวอย่าง 500 และ 700 ดังแสดงในรูปที่ 5.41, 5.42, 5.43, 5.44, 5.45



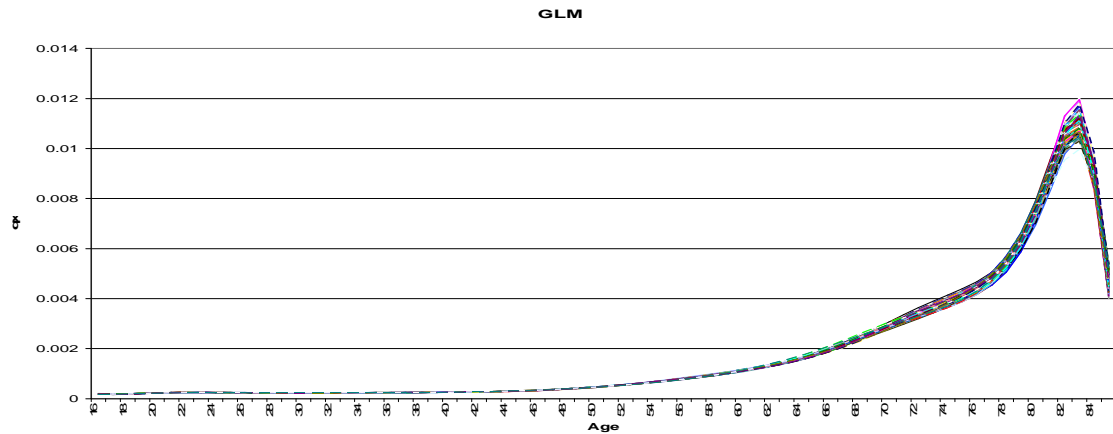
รูปที่ 5.41 แสดงอัตราที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 1 – 100



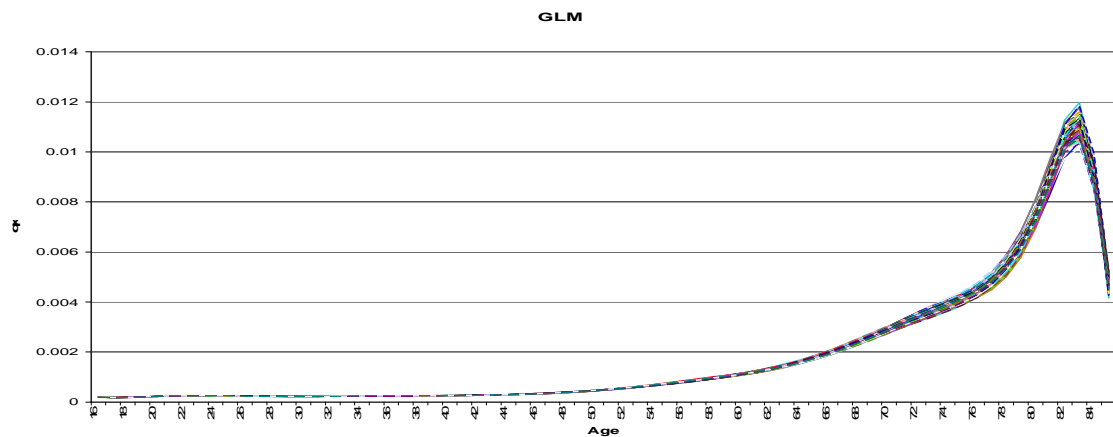
รูปที่ 5.42 แสดงอัตราขณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.43 แสดงอัตราขณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลองเพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 201 – 300



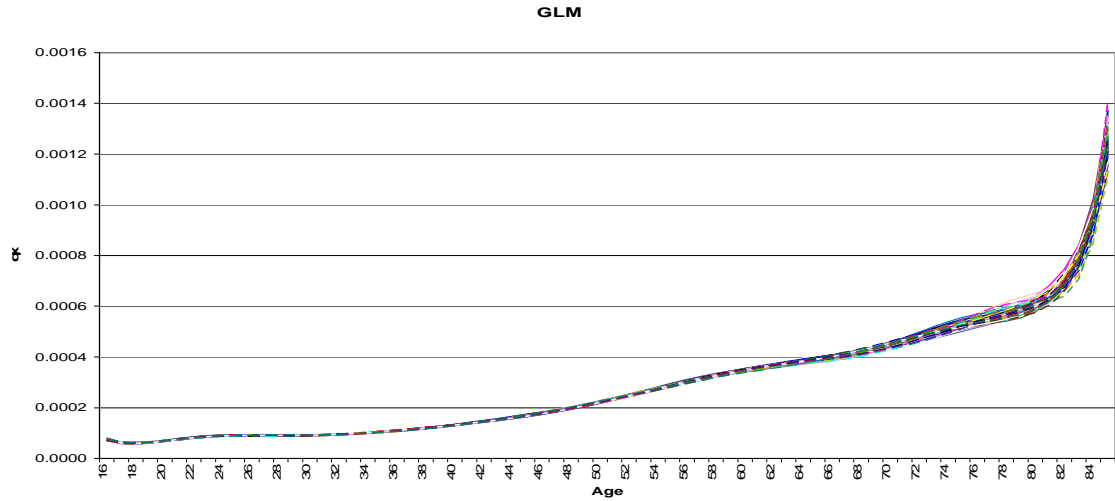
รูปที่ 5.44 แสดงอัตราที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 301 – 400



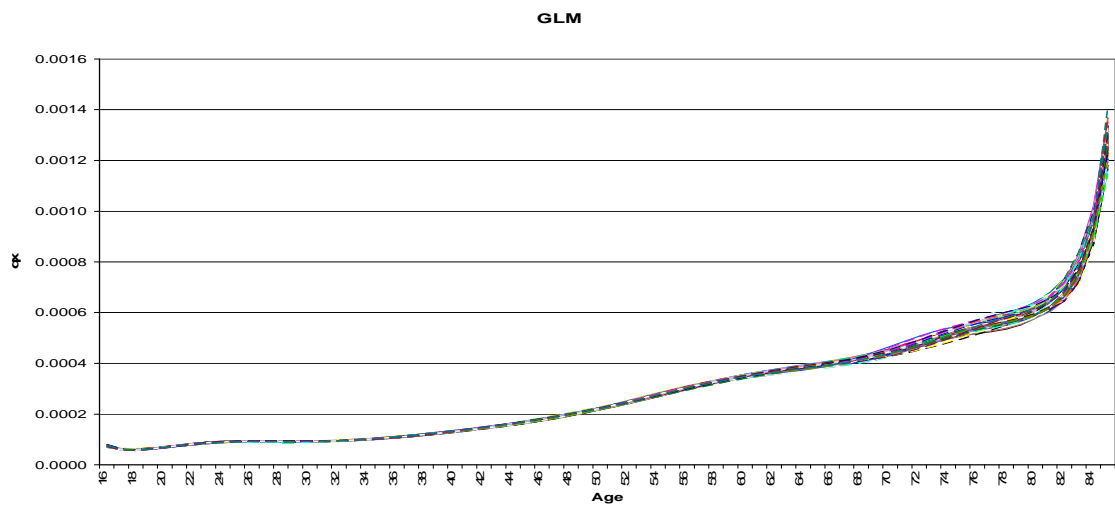
รูปที่ 5.45 แสดงอัตราที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 401 – 500

5.2.2 อัตราที่ปรับแก้ด้วยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่างเป็น 500 , 700 และ 1000

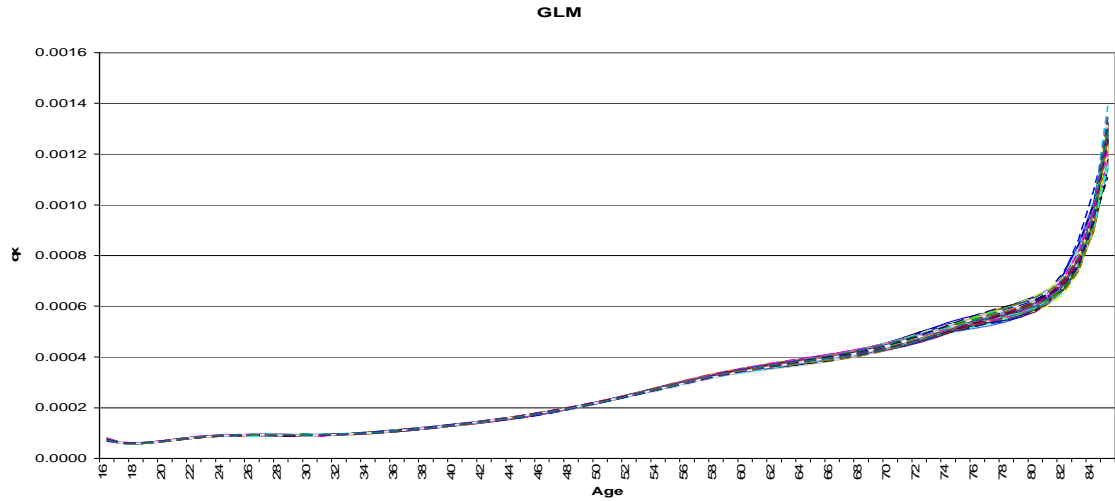
อัตราที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00008 – 0.0014 ซึ่งค่าที่ได้อยู่ในช่วงเดียวกันกับอัตราที่ปรับแก้ก่อนปรับแก้ มีลักษณะเส้นโค้งคล้ายก่อนปรับแก้โดยราบเรียบขึ้น และทำให้อัตราในช่วง 75 – 85 ปี จากที่ต่างกันมาก มีใกล้เคียงกัน ดังแสดงในรูปที่ 5.46, 5.47, 5.48, 5.49, 5.50



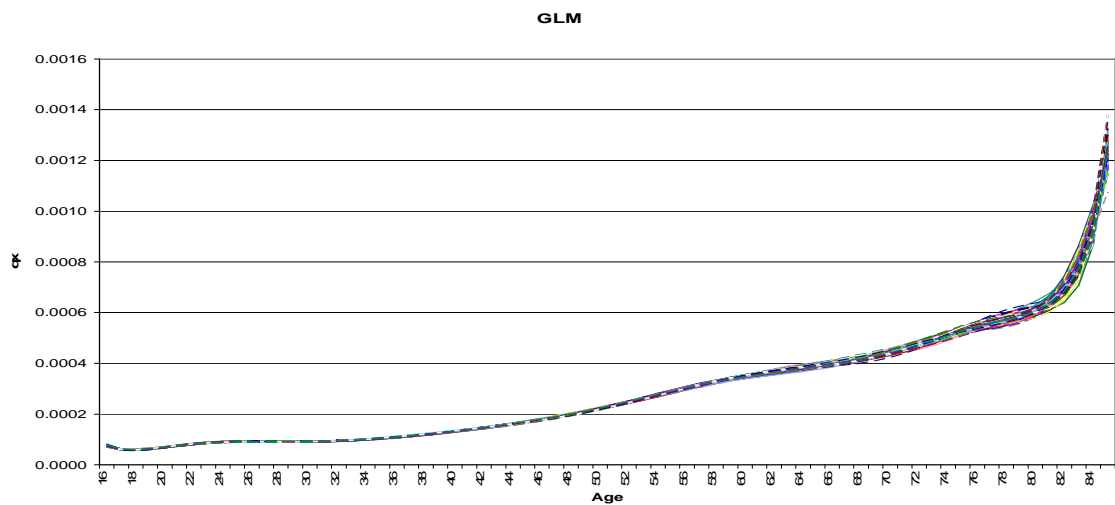
รูปที่ 5.46 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง
เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1 – 100



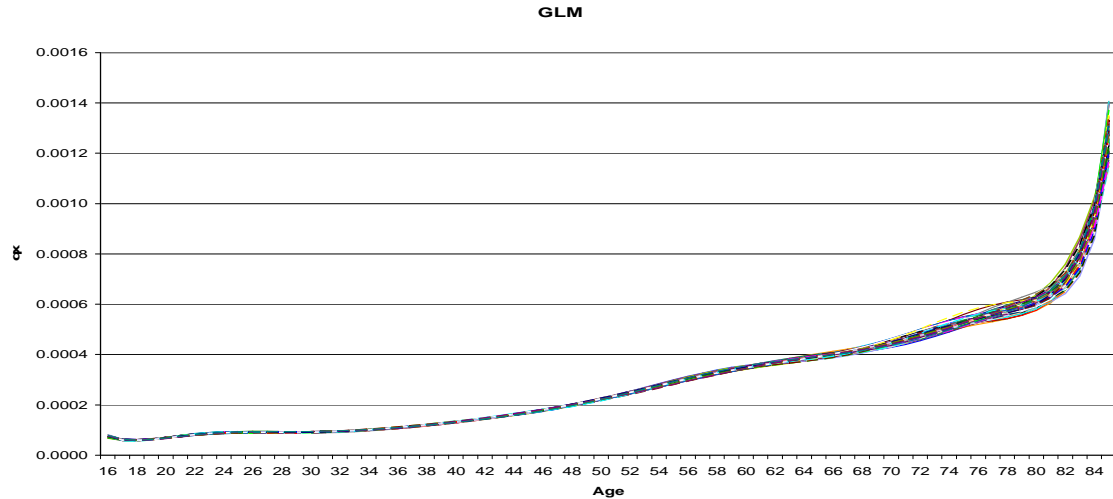
รูปที่ 5.47 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง
เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.48 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง
เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 201 – 300

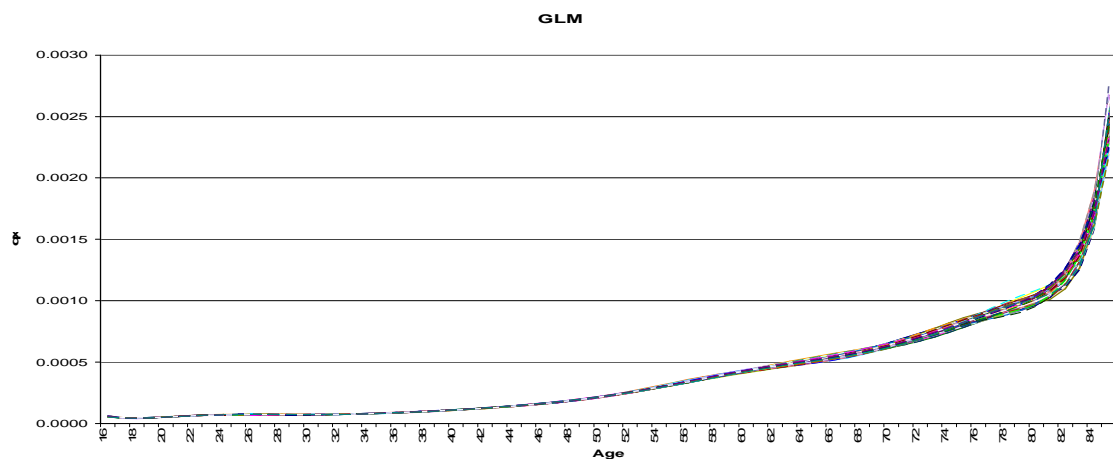


รูปที่ 5.49 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง
เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 301 – 400

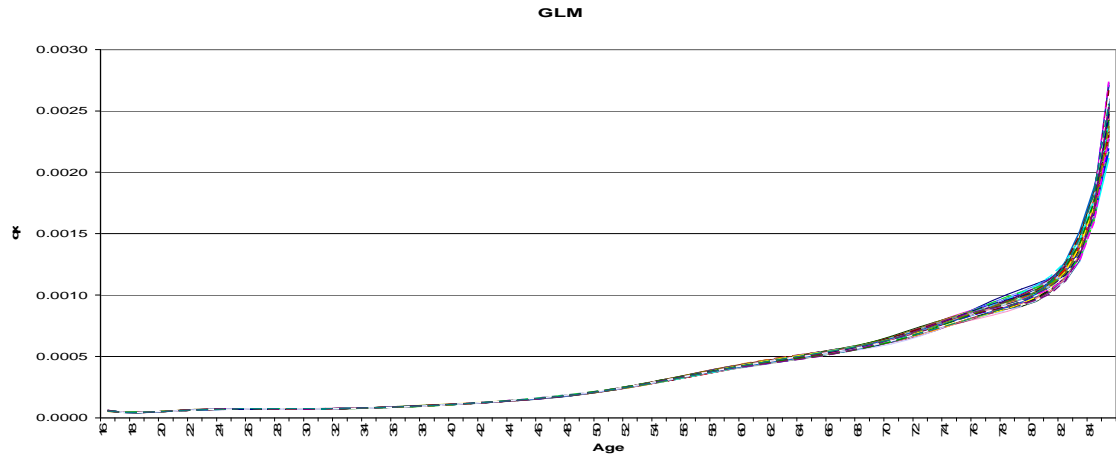


รูปที่ 5.50 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 401 – 500

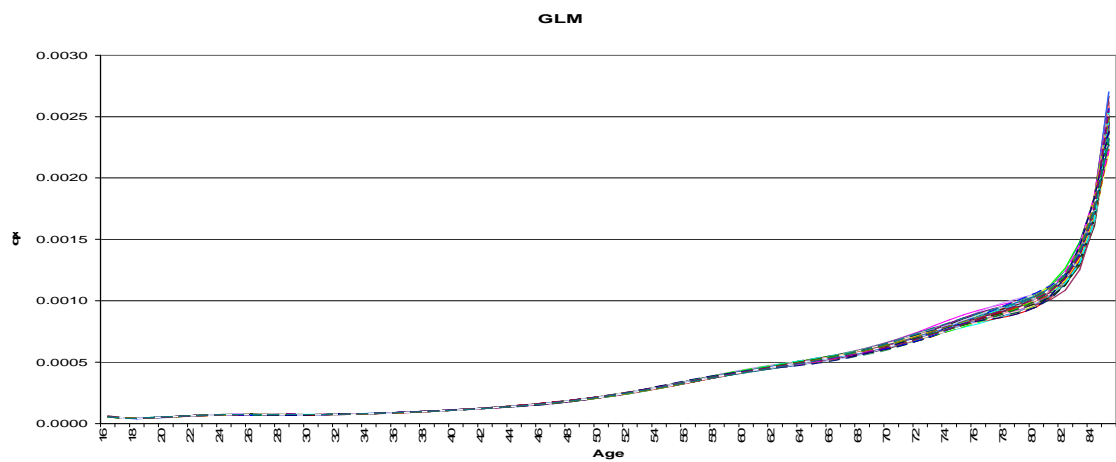
อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00005 – 0.0025 ซึ่งค่าที่ได้อยู่ในช่วงเดียวกันกับอัตราณณะก่อนปรับแก้ มีลักษณะเส้นโค้งคล้ายก่อนปรับแก้โดยราบเรียบขึ้น และทำให้อัตราณณะในช่วง 75 – 85 ปี จากที่ต่างกันมาก มีใกล้เคียงกัน เช่นเดียวกับอัตราณณะที่ปรับแก้แล้ว ขนาดตัวอย่าง 500 ดังแสดงในรูปที่ 5.51, 5.52, 5.53, 5.54, 5.55



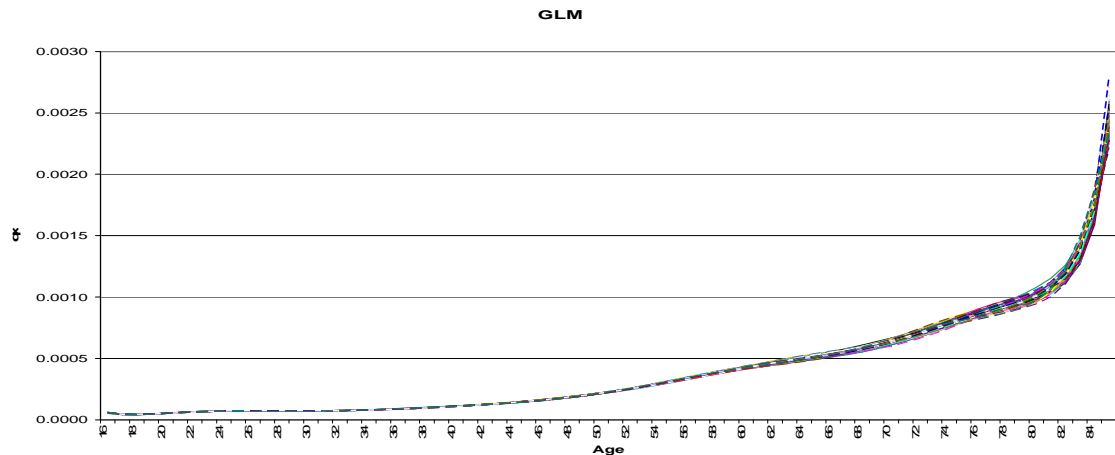
รูปที่ 5.51 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 1 – 100



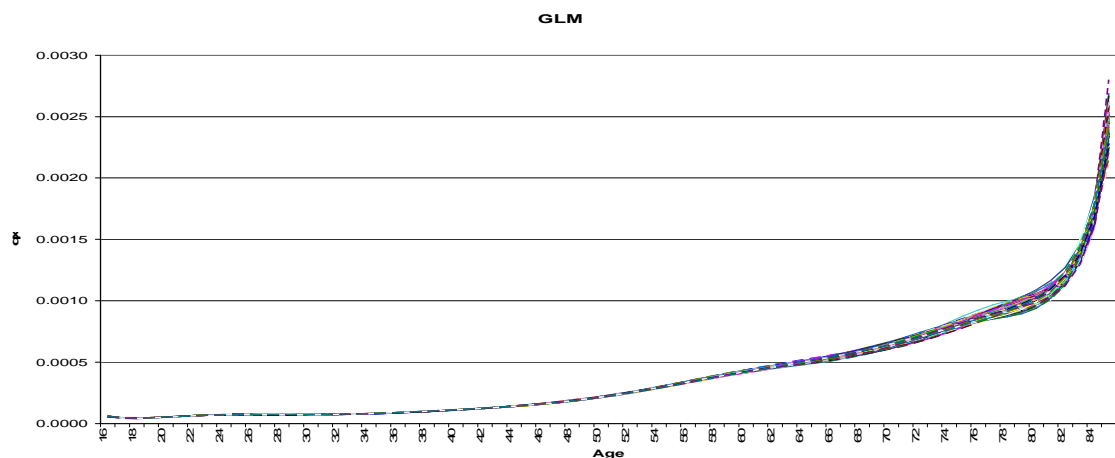
รูปที่ 5.52 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง
เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.53 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง
เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 201 – 300

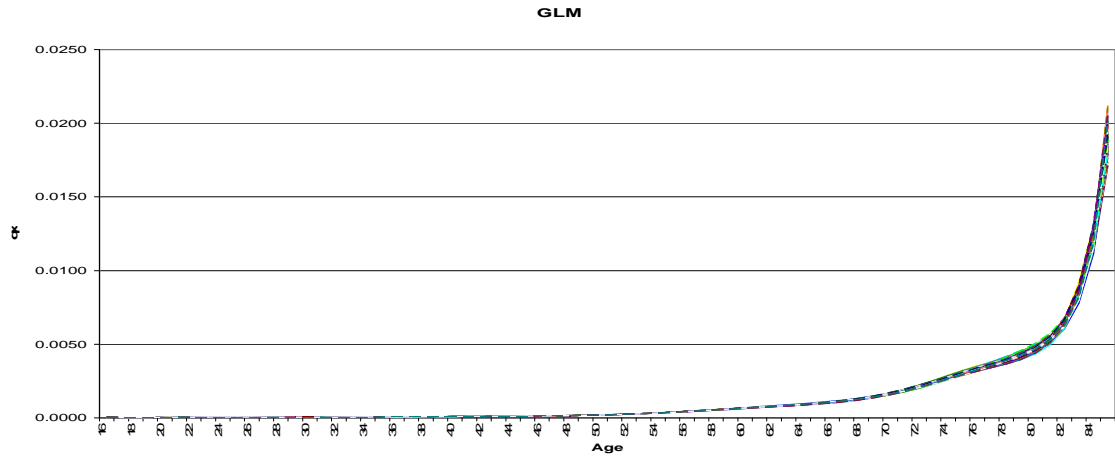


รูปที่ 5.54 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 301 – 400

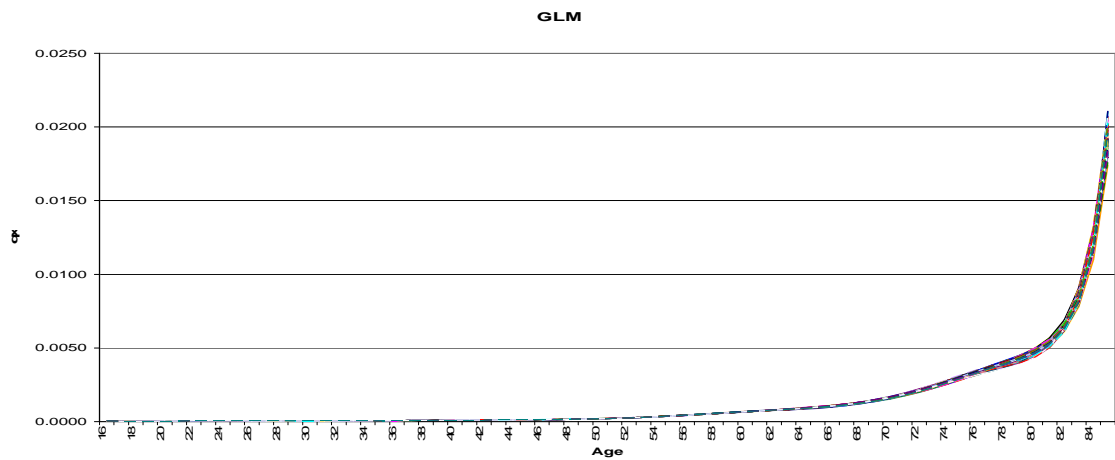


รูปที่ 5.55 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 401 – 500

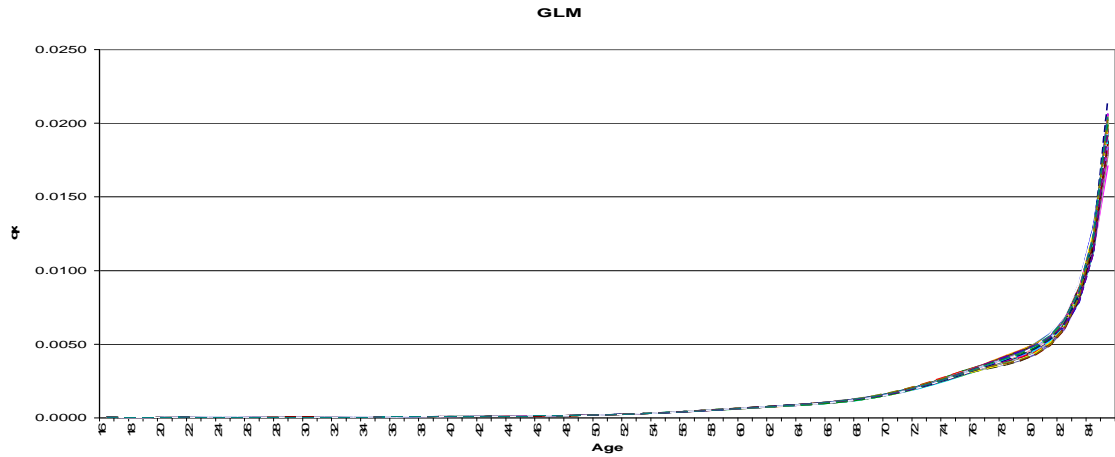
อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00005 – 0.002 ซึ่งค่าที่ได้อยู่ในช่วงเดียวกันกับอัตราณณะก่อนปรับแก้ มีลักษณะเส้นโค้งคล้ายก่อนปรับแก้โดยราบเรียบขึ้น และทำให้อัตราณณะในช่วง 75 – 85 ปี จากที่ต่างกันมาก มีใกล้เคียงกัน เช่นเดียวกับอัตราณณะที่ปรับแก้แล้ว ขนาดตัวอย่าง 500 และ 700 ดังแสดงในรูปที่ 5.56, 5.57, 5.58, 5.59, 5.60



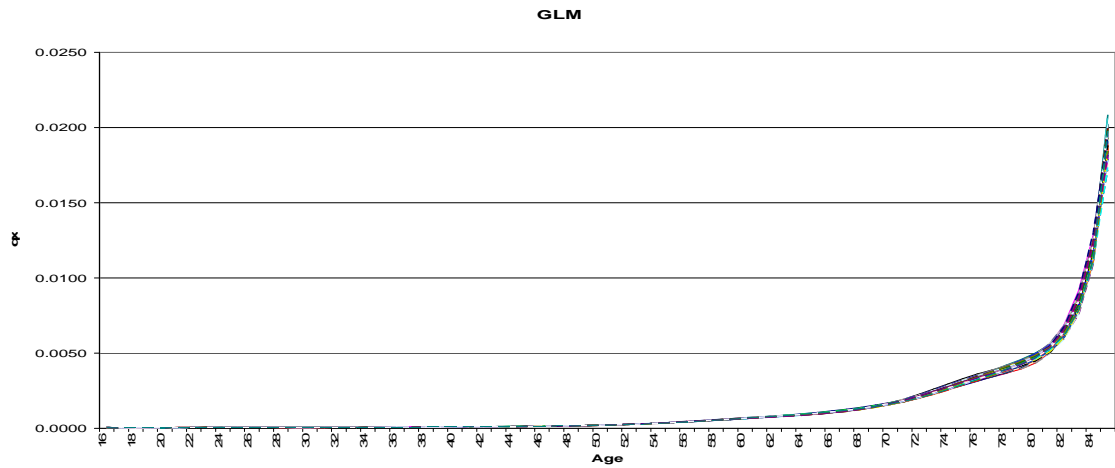
รูปที่ 5.56 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 1 – 100



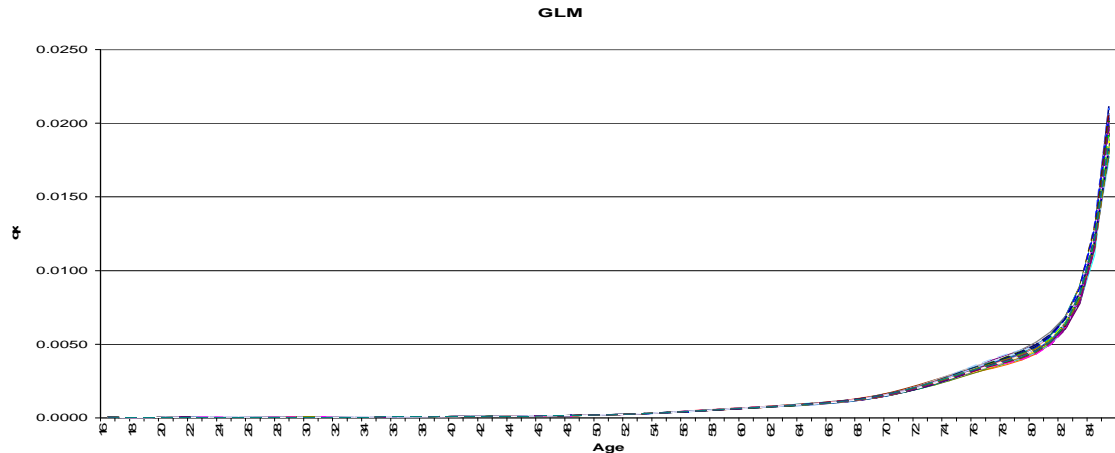
รูปที่ 5.57 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.58 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง
เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 201 – 300



รูปที่ 5.59 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง
เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 301 – 400

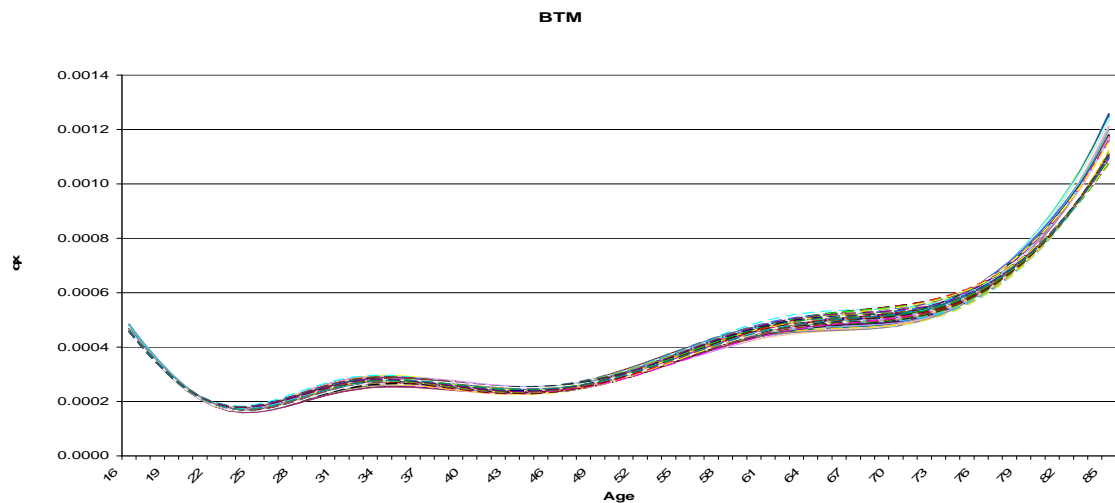


รูปที่ 5.60 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 401 – 500

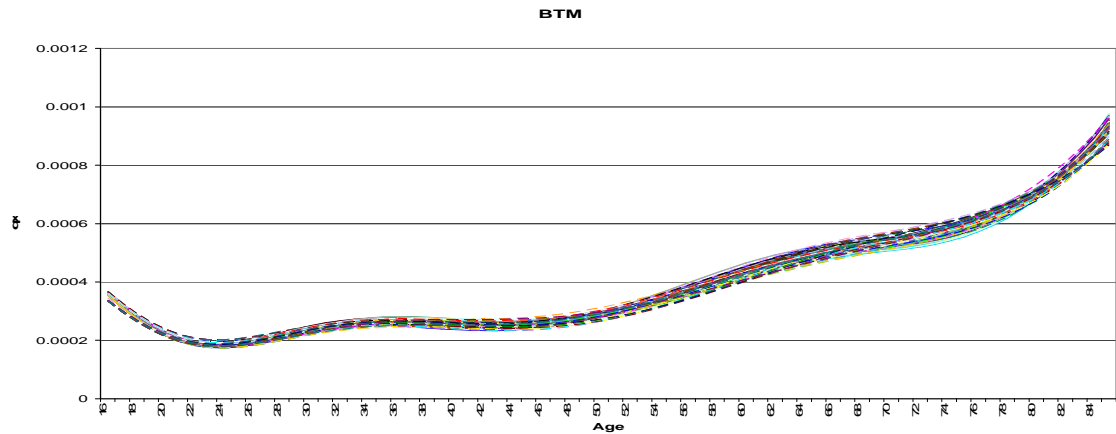
5.3 อัตราณณะที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง

5.3.1 อัตราณณะที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่างเป็น 500 , 700 และ 1000

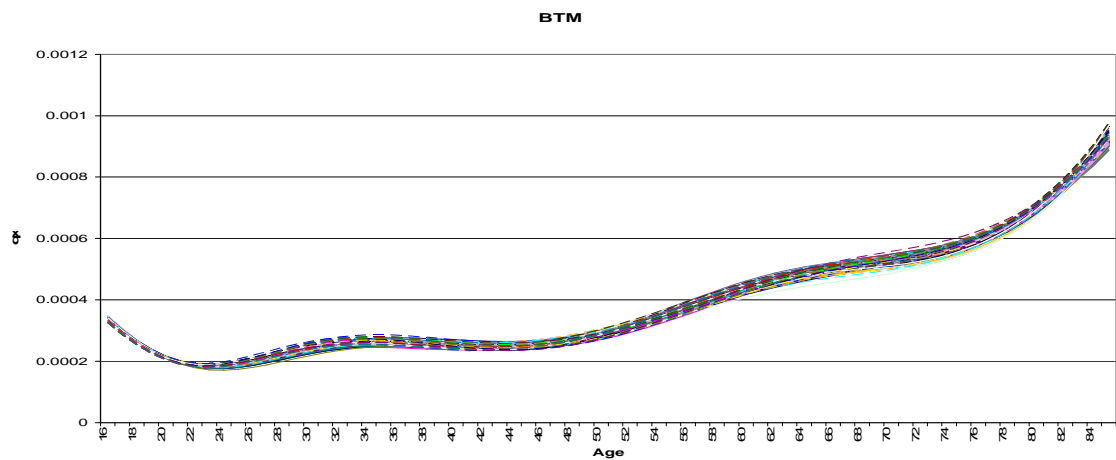
อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00017 – 0.001 มีลักษณะเส้นโค้งราบเรียบขึ้น และในช่วงปลายนั้น ค่าอัตราณณะเพิ่มขึ้นเมื่ออายุมากขึ้น ซึ่งเป็นไปตามกฎของอัตราณณะ ดังแสดงในรูปที่ 5.61, 5.62, 5.63, 5.64, 5.65



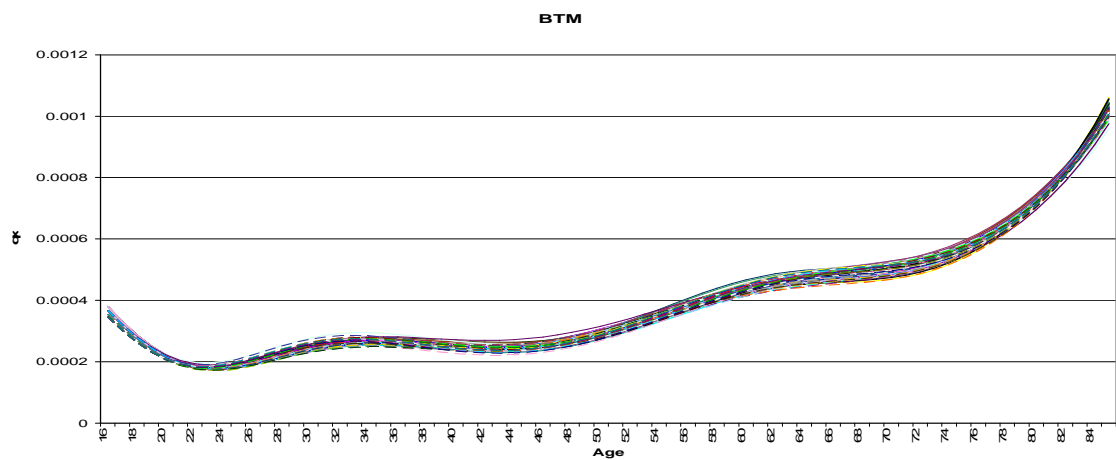
รูปที่ 5.61 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1 – 100



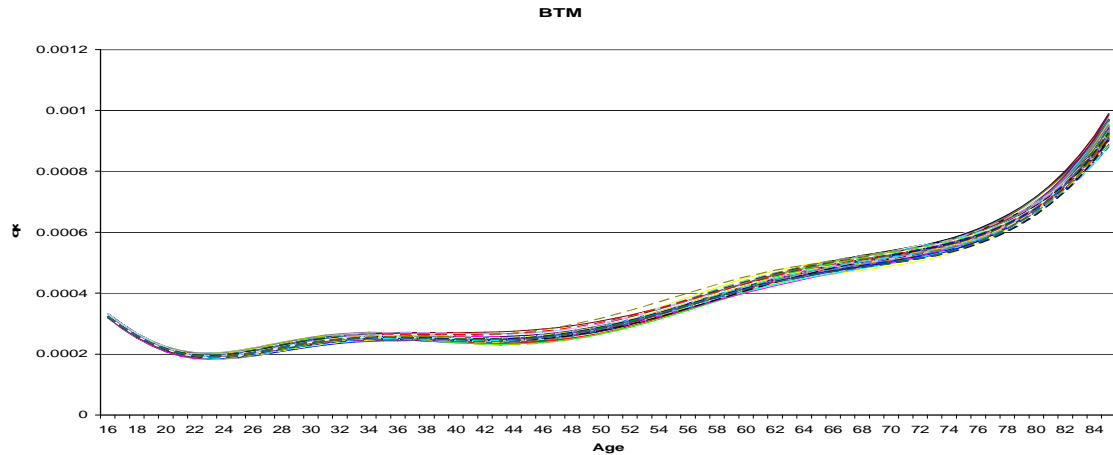
รูปที่ 5.62 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.63 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 201 – 300

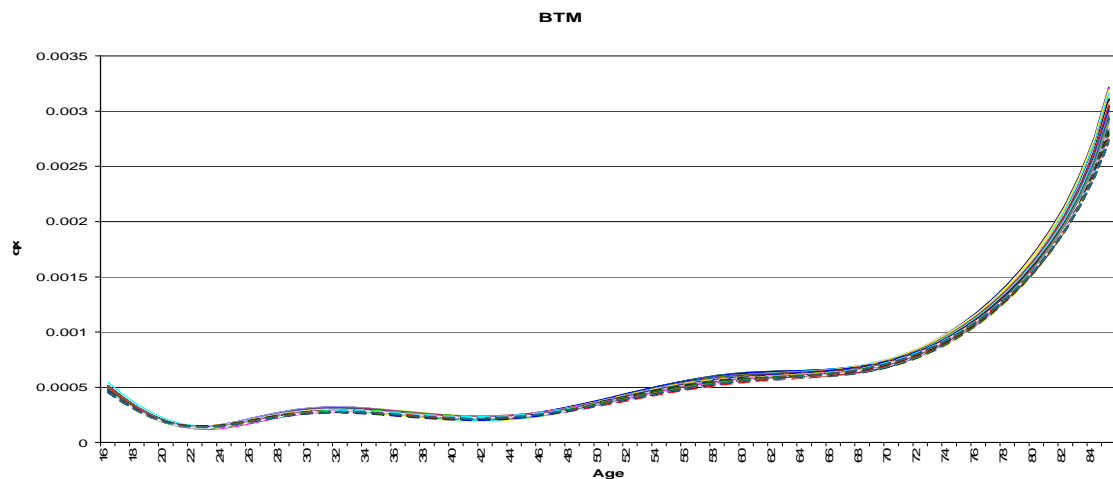


รูปที่ 5.64 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 301 – 400

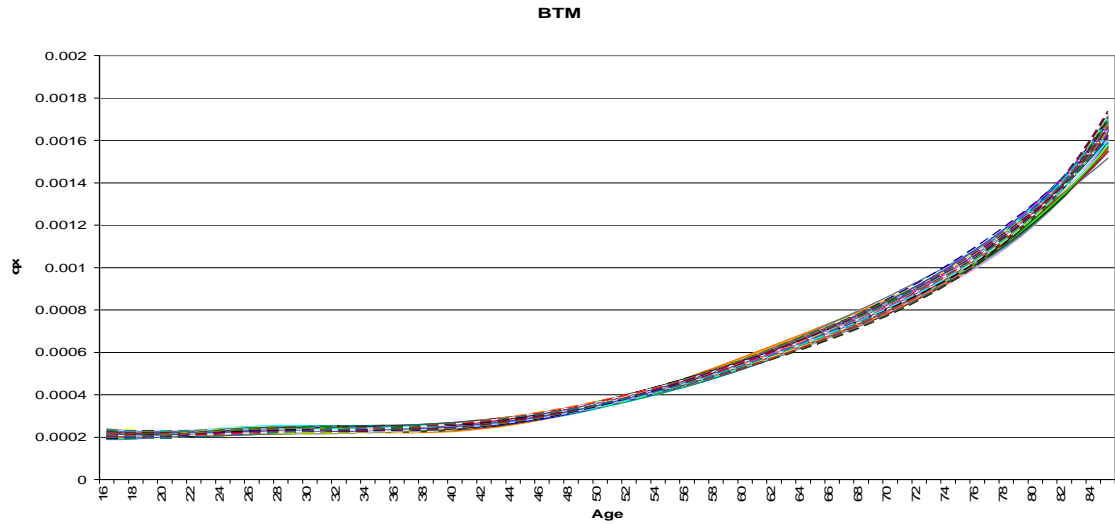


รูปที่ 5.65 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 401 – 500

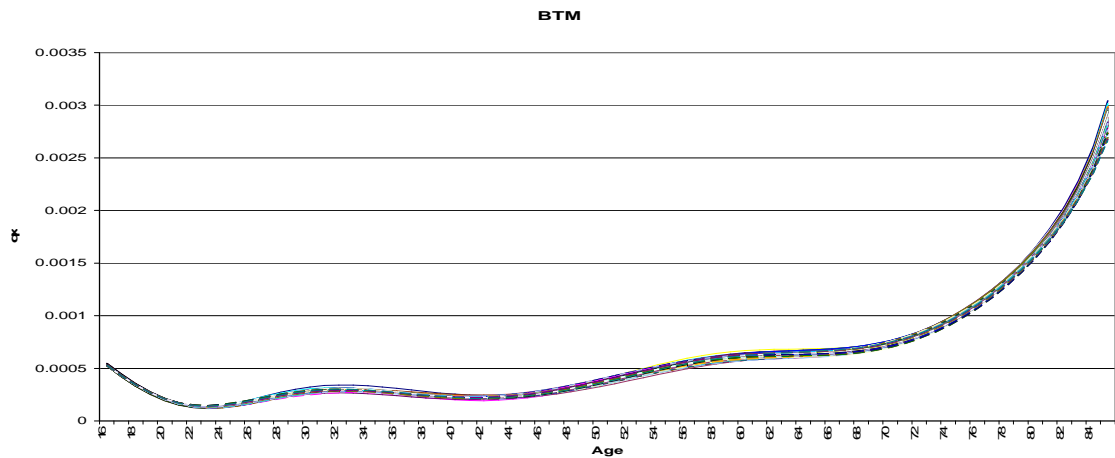
อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00014 – 0.003 ซึ่ง ความกว้างของช่วงกว้างขึ้น โดยลักษณะเส้นโค้งราบเรียบมากกว่าขนาดตัวอย่าง 500 และในช่วงปลาย นั้น ค่าอัตราณณะเพิ่มขึ้นเมื่ออายุมากขึ้น ซึ่งเป็นไปตามกฎของอัตราณณะ ดังแสดงในรูปที่ 5.66, 5.67, 5.68, 5.69, 5.70



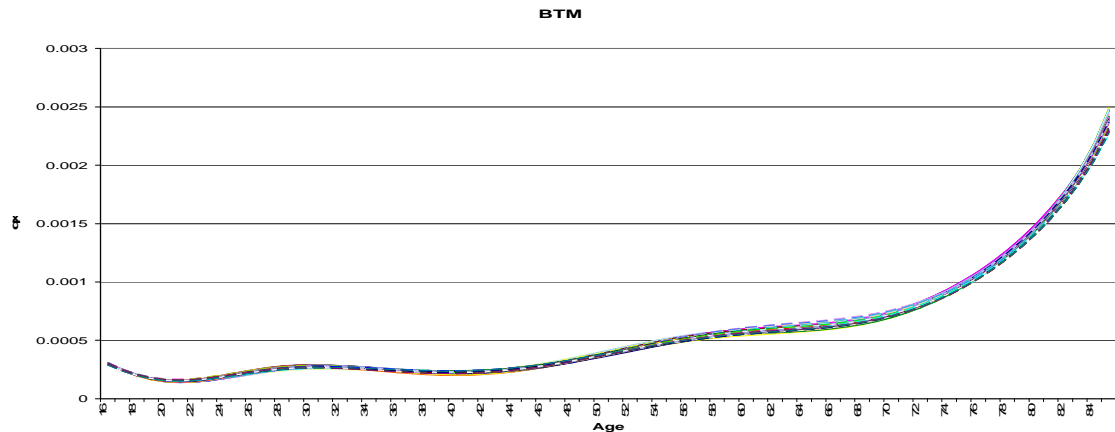
รูปที่ 5.66 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 1 – 100



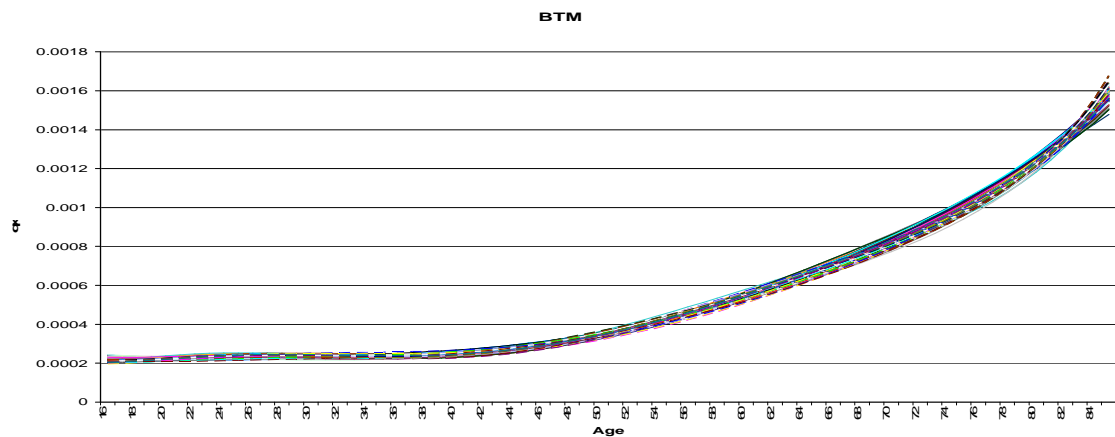
รูปที่ 5.67 แสดงอัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.68 แสดงอัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 201 – 300

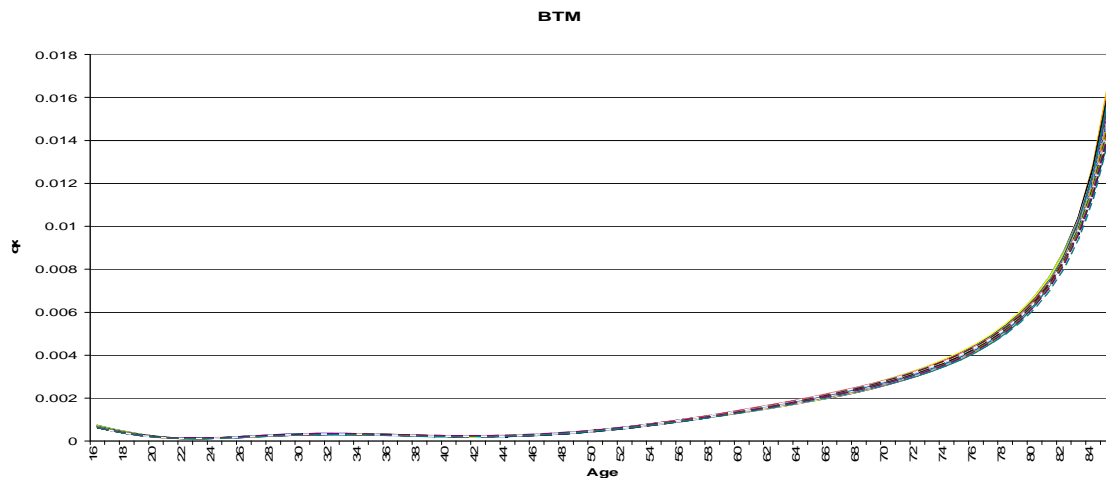


รูปที่ 5.69 แสดงอัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 301 – 400

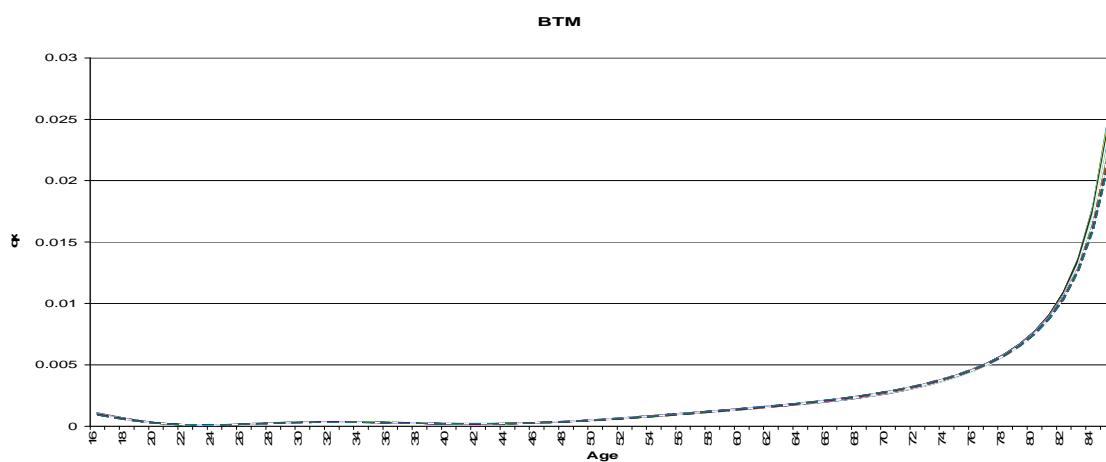


รูปที่ 5.70 แสดงอัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 401 – 500

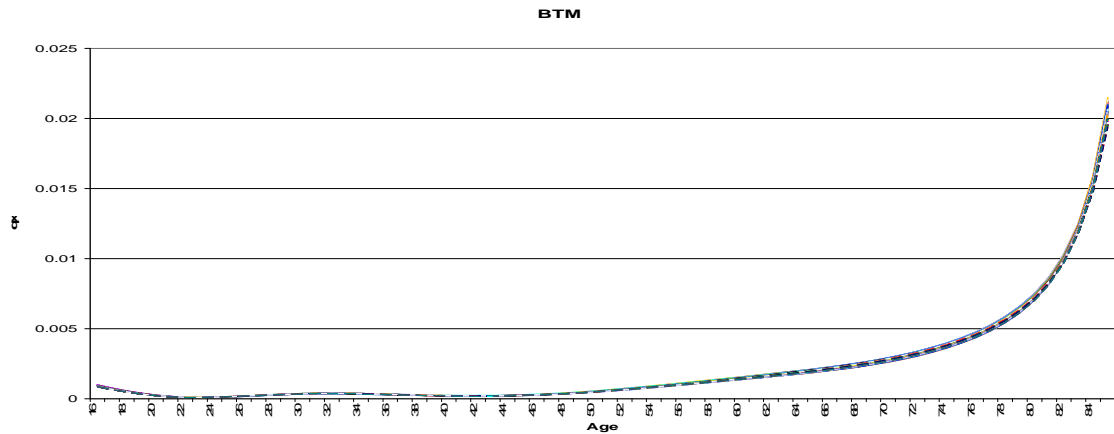
อัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราภาระที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00012 – 0.025 ซึ่งความกว้างของช่วงกว้างขึ้น โดยลักษณะเส้นโค้งราบเรียบที่สุด เมื่อเทียบกับอีก 2 ขนาดตัวอย่าง และในช่วงปลายนั้น ค่าอัตราภาระเพิ่มขึ้นเมื่ออายุมากขึ้น ซึ่งเป็นไปตามกฎของอัตราภาระ ดังแสดงในรูปที่ 5.71, 5.72, 5.73, 5.74, 5.75



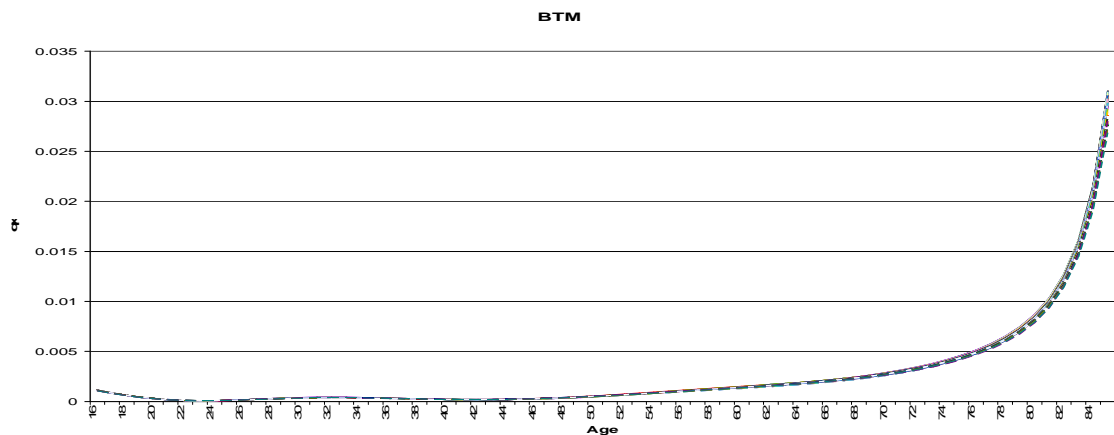
รูปที่ 5.71 แสดงอัตราการณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 1 – 100



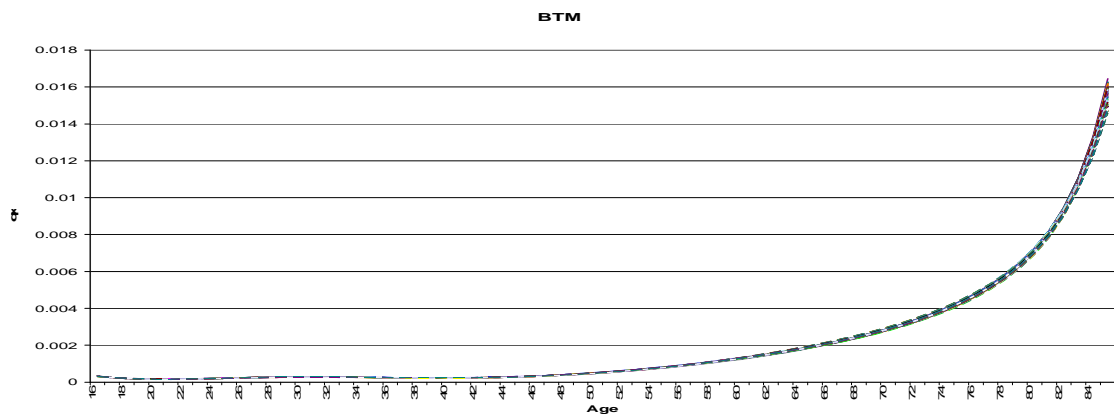
รูปที่ 5.72 แสดงอัตราการณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.73 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 201 – 300



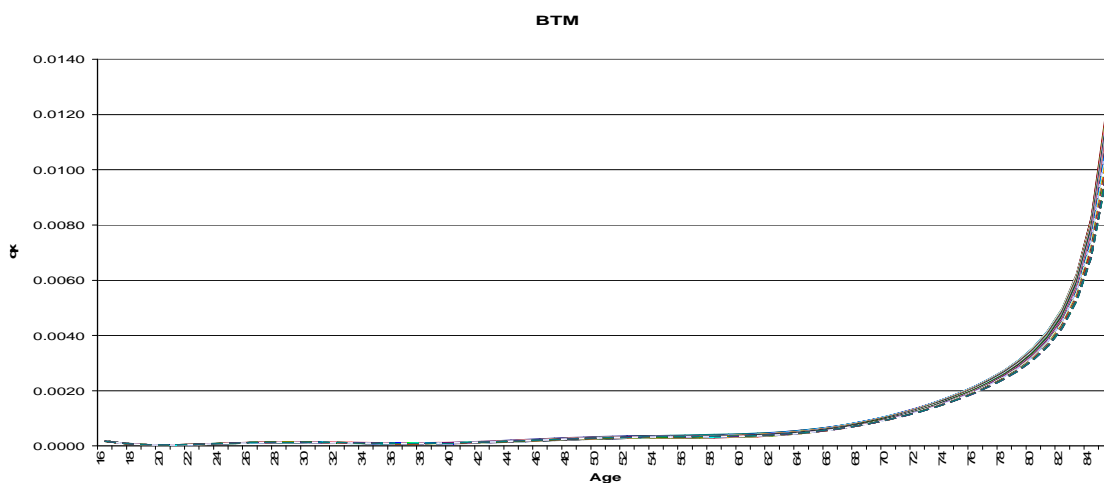
รูปที่ 5.74 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 301 – 400



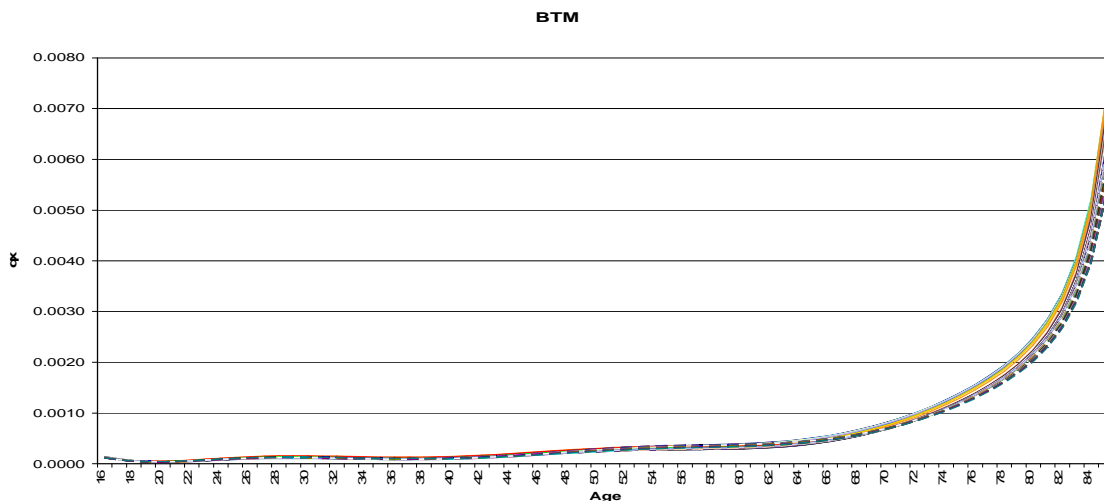
รูปที่ 5.75 แสดงอัตราณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 401 – 500

5.3.2 อัตราภาระที่ปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่างเป็น 500 , 700 และ 1000

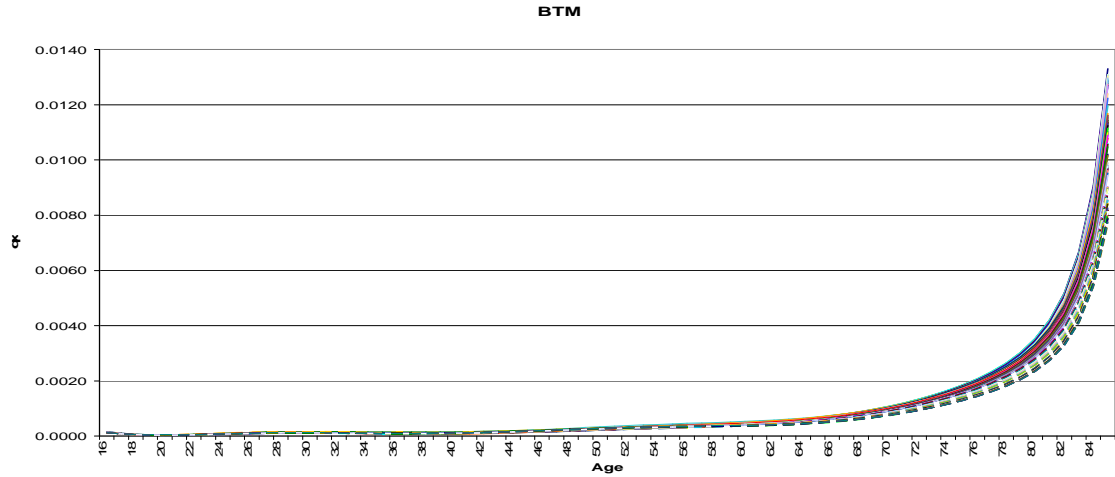
อัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราภาระที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00004 – 0.012 ซึ่ง ความกว้างของช่วงกว้างขึ้น มีลักษณะเส้น โค้งราบเรียบขึ้น และทำให้อัตราภาระในช่วง 75 – 85 ปี จาก ที่ต่างกันมาก มีใกล้เคียงกันและราบเรียบมากกว่าอีกวิธีการปรับแก้ ดังแสดงในรูปที่ 5.76, 5.77, 5.78, 5.79, 5.80



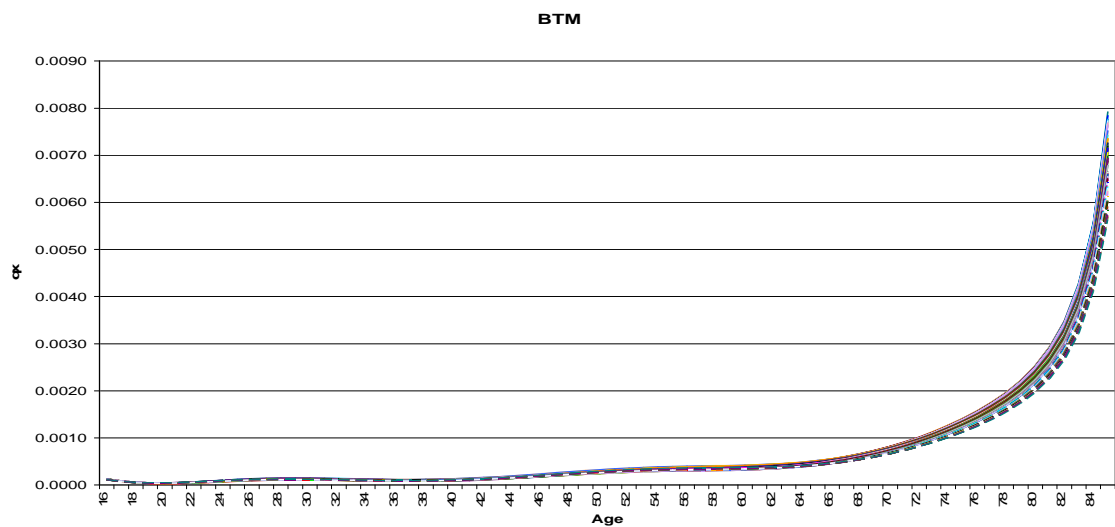
รูปที่ 5.76 แสดงอัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1 – 100



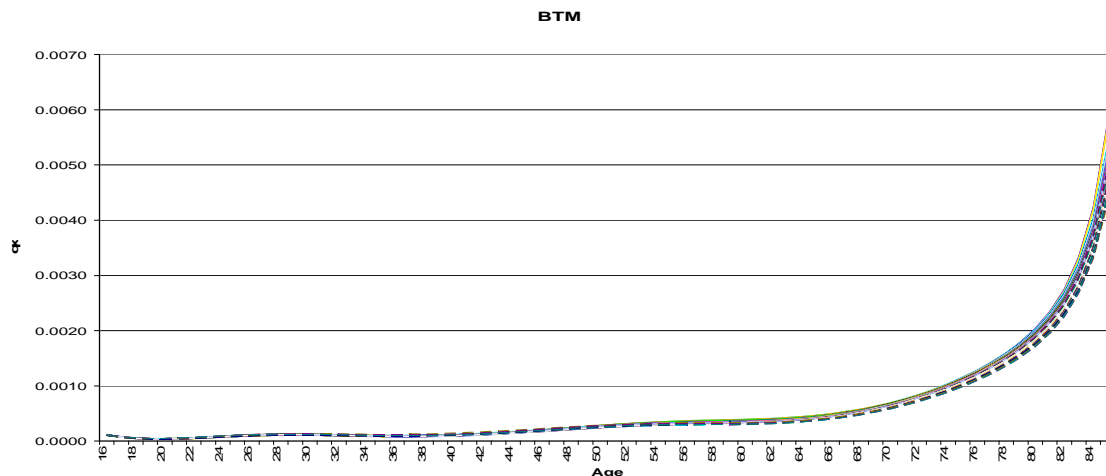
รูปที่ 5.77 แสดงอัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของ ข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.78 แสดงอัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 201 – 300

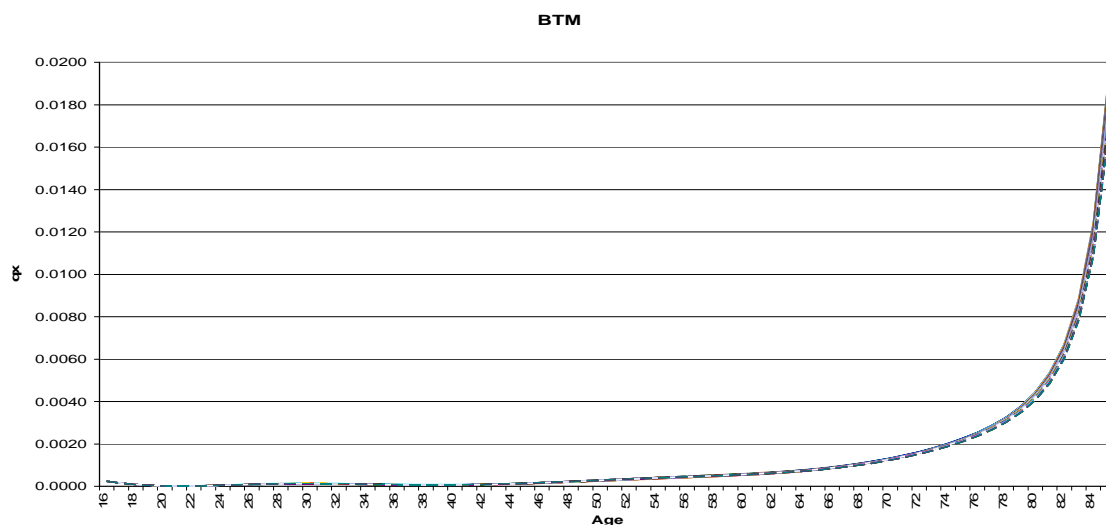


รูปที่ 5.79 แสดงอัตราภาระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 301 – 400

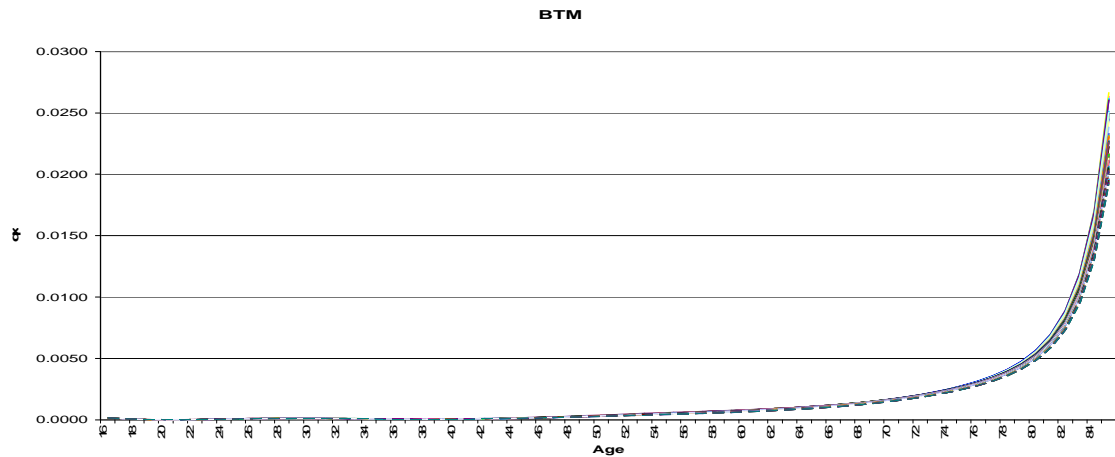


รูปที่ 5.80 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 401 – 500

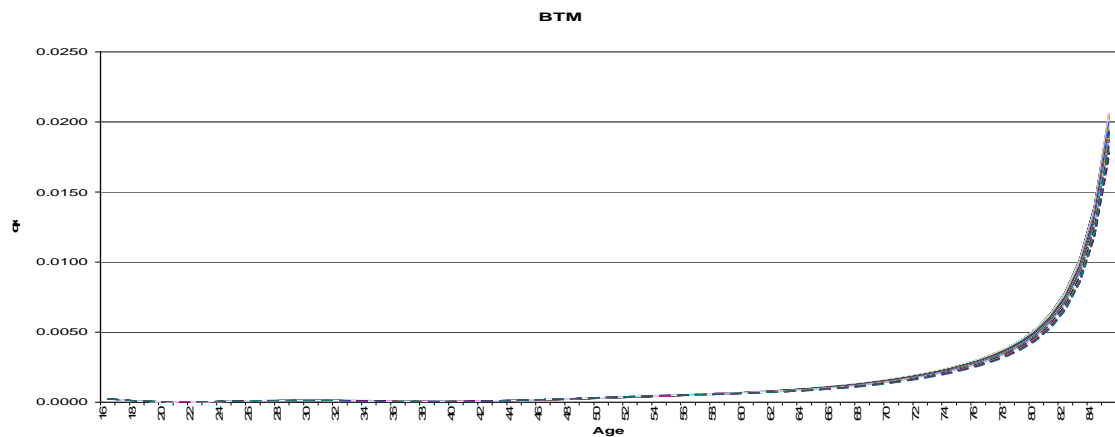
อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00002 – 0.025 ซึ่งความกว้างของช่วงกว้างขึ้นมาก มีลักษณะเส้นโค้งราบเรียบขึ้น และทำให้อัตราณณะในช่วง 75 – 85 ปี จากที่ต่างกันมาก มีใกล้เคียงกันและราบเรียบมากกว่าอีกวิธีการปรับแก้ ดังแสดงในรูปที่ 5.81, 5.82, 5.83, 5.84, 5.85



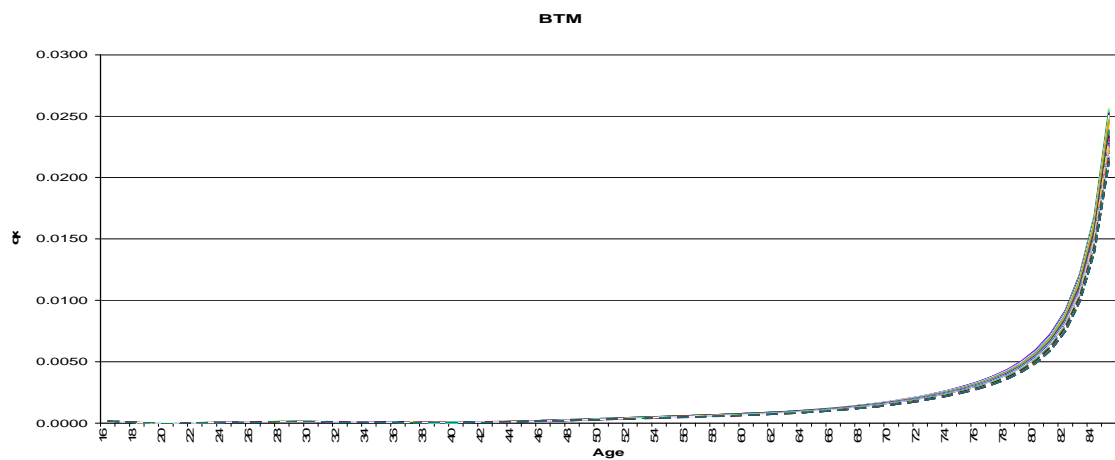
รูปที่ 5.81 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 1 – 100



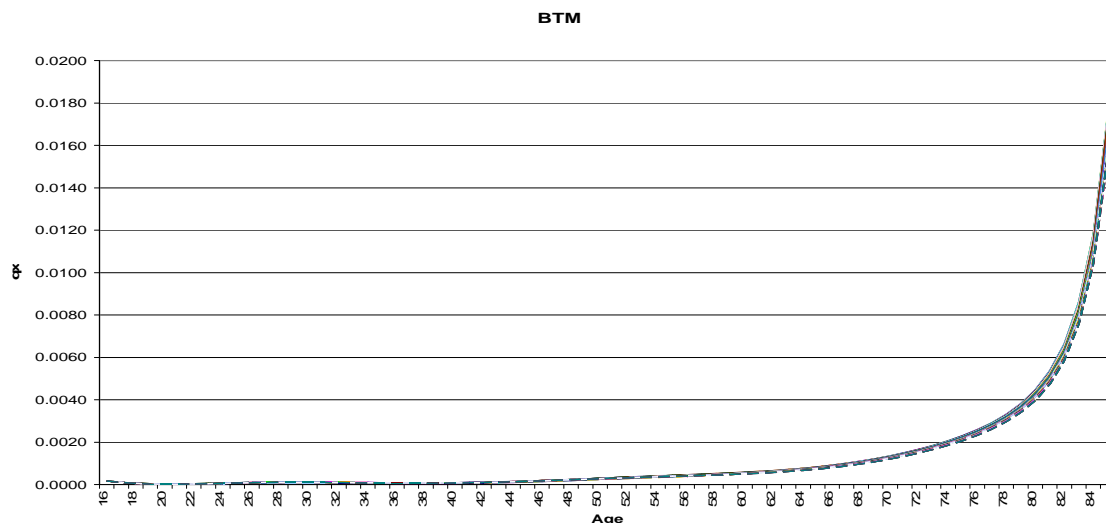
รูปที่ 5.82 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.83 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 201 – 300

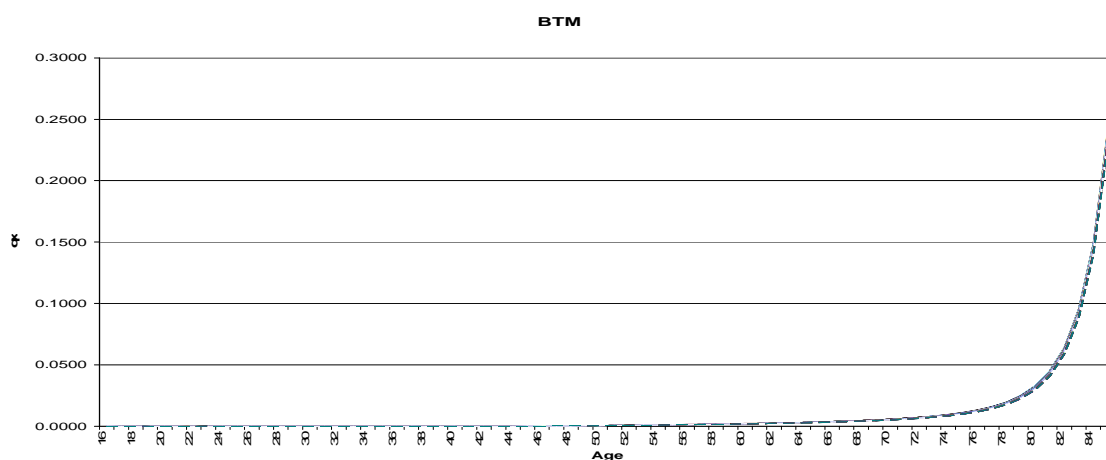


รูปที่ 5.84 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 301 – 400

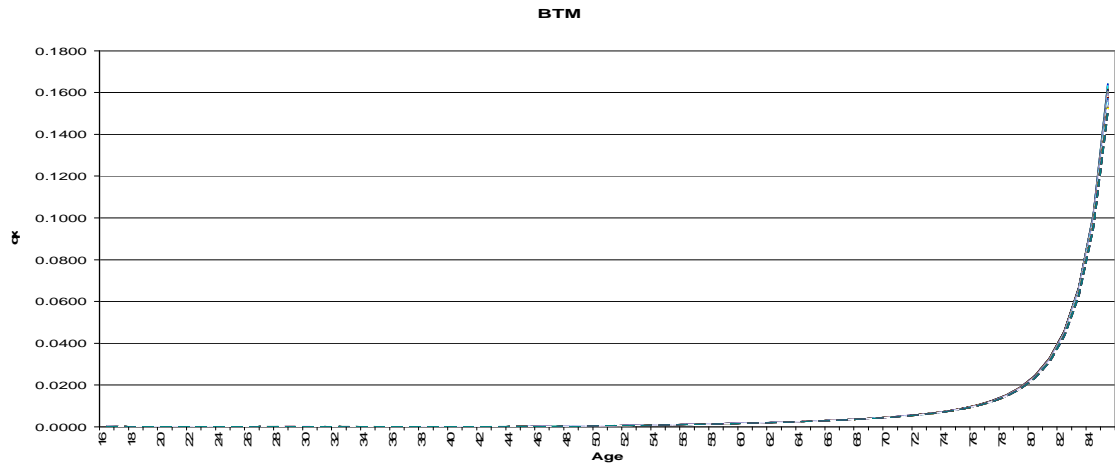


รูปที่ 5.85 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 401 – 500

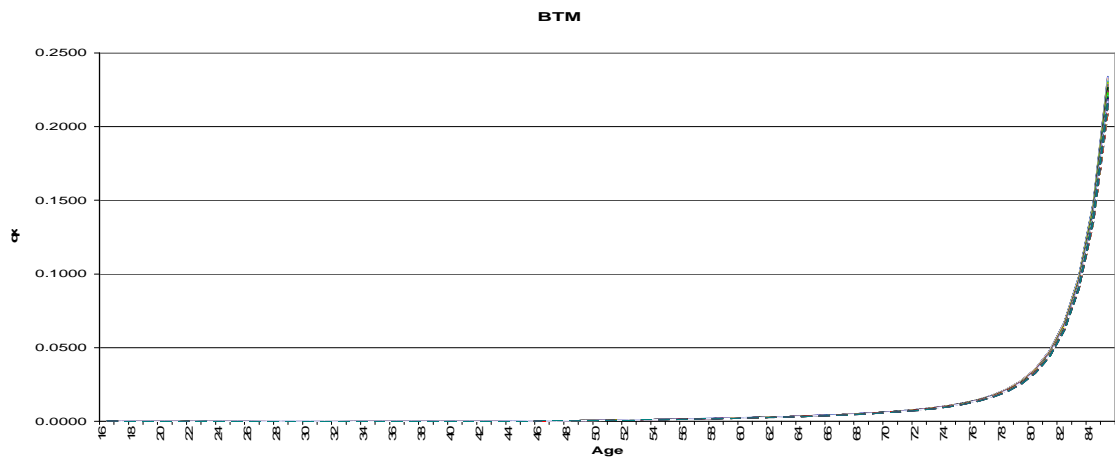
อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ทั้งหมด 500 ชุด พบว่า อัตราณณะที่ปรับแก้แล้วมีค่าอยู่ในช่วง 0.00012 – 0.23 ซึ่ง ความกว้างของช่วงกว้างขึ้นมาก มีลักษณะเส้นโค้งราบเรียบขึ้น และทำให้อัตราณณะในช่วง 75 – 85 ปี จากที่ต่างกันมาก มีใกล้เคียงกันและราบเรียบมากกว่าอีกวิธีการปรับแก้ ดังแสดงในรูปที่ 5.86, 5.87, 5.88, 5.89, 5.90



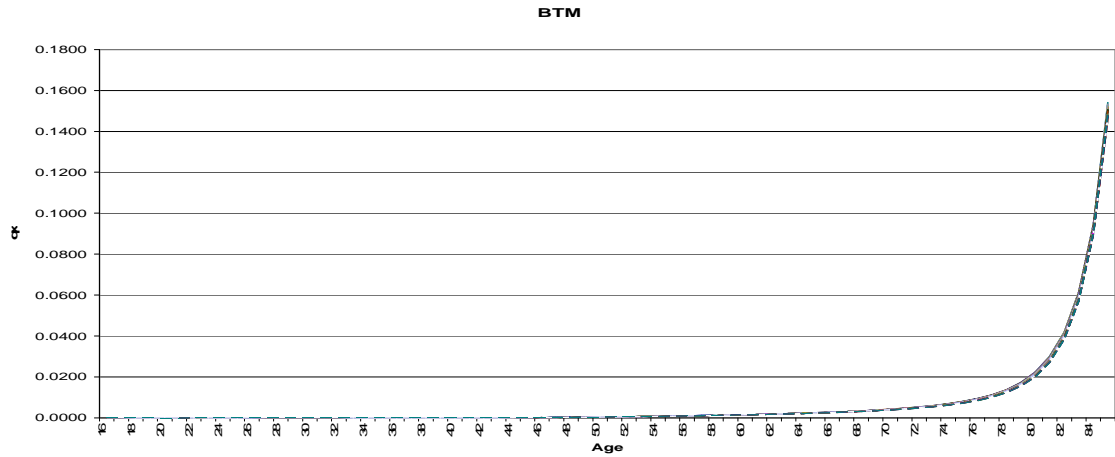
รูปที่ 5.86 แสดงอัตราณณะที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 1 – 100



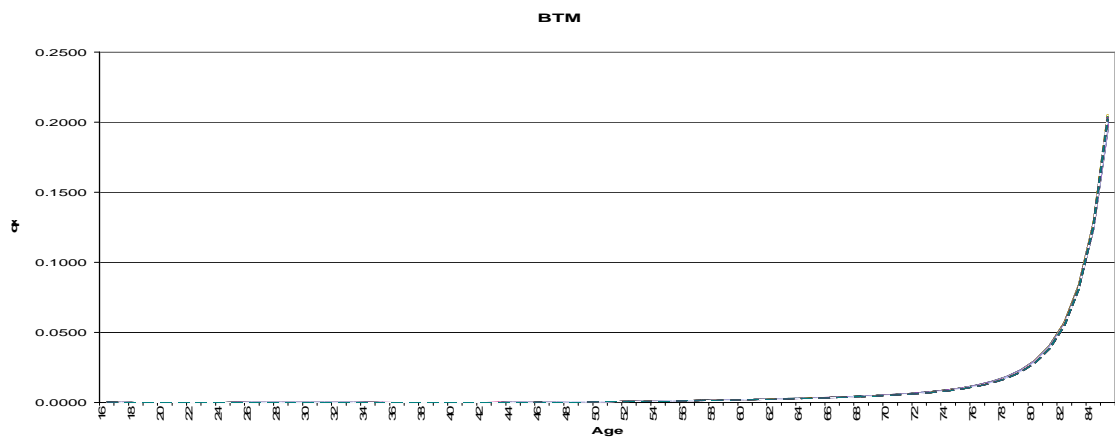
รูปที่ 5.87 แสดงอัตราณระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ 5.88 แสดงอัตราณระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 201 – 300



รูปที่ 5.89 แสดงอัตราณระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 301 – 400



รูปที่ 5.90 แสดงอัตราณระที่ปรับแก้แล้วโดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 401 – 500

5.4 การเปรียบเทียบค่า MAPE ของอัตราภาระที่ปรับแก้แล้ว สำหรับข้อมูลจำลอง

เมื่อนำอัตราภาระที่ปรับแก้แล้วจากทั้ง 2 วิธี ในแต่ละสถานการณ์ มาคำนวณหาค่าเฉลี่ยร้อยละ ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) และค่าเฉลี่ยของ MAPE

$$\text{ซึ่ง} \quad \text{สูตรค่าเฉลี่ยของ MAPE} = \frac{1}{500} \sum_{j=1}^{500} \text{MAPE}(j)$$

เมื่อ $\text{MAPE}(j)$ คือ ค่า MAPE ของข้อมูลจำลองในแต่ละสถานการณ์ ชุดที่ j ; $j = 1, \dots, 500$ ได้ค่าดังแสดงในตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง จำแนกตามเพศและขนาดตัวอย่าง

	N	MAPE	
		GLM	BTM
Male	500	4.46	11.81
	700	5.56	14.74
	1000	9.28	35.55
Female	500	7.15	15.56
	700	8.52	23.70
	1000	13.36	42.87

จากตารางที่ 5.1 จะพบว่า วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ในทุกสถานการณ์มีค่าเฉลี่ยของ MAPE สูงกว่าวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้น โดยที่การเปรียบเทียบค่า MAPE ในแต่ละสถานการณ์ ดังแสดงในภาคผนวก จ

บทที่ 6

สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

6.1 สรุปผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ต้องการนำเสนอวิธีการปรับแก้อัตราโนมิตด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ เพื่อนำมาใช้ในการปรับแก้อัตราภาระ พร้อมทั้งเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการปรับแก้ดังกล่าวกับวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป โดยทำการคำนวณอัตราภาระของข้อมูลแต่ละชุดจำแนกตามเพศ ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี แล้วนำมาทำการปรับแก้ด้วยวิธีการทั้ง 2 ดังกล่าว ซึ่งชุดข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณมีดังนี้

1. อัตราภาระของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 โดยคำนวณจากจำนวนรายที่มรณกรรมในช่วงปี พ.ศ. 2539 – 2540 และจำนวนกรมธรรม์ที่ร่วมเสี่ยงภัยในช่วงปี พ.ศ. 2538 – 2540
2. อัตราภาระของข้อมูลประชากรไทย โดยคำนวณจากจำนวนประชากรที่ตายในปี พ.ศ. 2551 – 2552 และจำนวนประชากรกลางปีในปี พ.ศ. 2551 – 2552
3. อัตราภาระของข้อมูลจำลอง โดยจำลองระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคต (T) จากการแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล เมื่อพารามิเตอร์เริ่มต้น (β_x) ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี เมื่อขนาดตัวอย่าง (N) มี 3 ระดับ คือ 500 700 1000 ตัวอย่าง โดยทำซ้ำ 500 ครั้ง ในแต่ละสถานการณ์

จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการปรับแก้ทั้งสองด้วย ค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี จากชุดข้อมูลตัวอย่าง ทั้งเพศชายและหญิง พบว่าวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปให้ค่า MAPE ที่น้อยกว่าในทุกๆชุดข้อมูล แต่มีความแตกต่างกันไม่มาก ส่วนชุดข้อมูลจำลอง พบว่า ค่า MAPE ด้วยวิธีการปรับแก้อัตราโนมิตด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์นั้นมีค่ามากกว่าในทุกกรณี เนื่องจากในเพศชาย วิธีการดังกล่าวนอกจากจะปรับให้เส้นโค้งของอัตราภาระมีความราบเรียบมากขึ้นแล้ว ยังปรับให้เส้นโค้งในช่วง 80 – 85 ปี อยู่ในลักษณะเพิ่มขึ้นแบบเอกซ์โพเนนเชียล ทำให้ค่าที่ปรับแก้แล้วต่างจากเดิมมากนั่นเอง ส่วนเพศหญิง ค่าปรับแก้มีลักษณะเส้นโค้งที่ราบเรียบและค่าปรับแก้ที่ได้มีค่าสูงขึ้นกว่าค่าก่อนปรับแก้ในทุกช่วงอายุ

6.2 อภิปรายผล

จากสรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการปรับแก้อัตราภาระทั้ง 2 วิธีด้วยค่า MAPE ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี วิธีการปรับแก้อัตราโน้มนัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ให้ค่า MAPE ที่มากกว่าในทุกๆชุด แต่เมื่อพิจารณาค่า MAPE ในช่วง 16 – 80 ปี ของข้อมูลประชากรไทย พบว่า วิธีการปรับแก้อัตราโน้มนัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์มีค่าลดลง ส่วนของข้อมูลผู้เอาประกันชีวิต พบว่า มีค่าต่ำสุด

หากพิจารณาในแง่ของการนำวิธีการปรับแก้ไปใช้ ควรพิจารณา ความซับซ้อนของวิธีการในแต่ละวิธี กล่าวคือวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไปต้องพิจารณาหาตัวแบบที่เหมาะสมจากตัวแบบ 11 ตัวแบบ ซึ่งมีความยุ่งยากและใช้เวลานานกว่าวิธีการปรับแก้อัตราโน้มนัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ทั้งนี้เพราะวิธีการปรับแก้อัตราโน้มนัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์นั้น ไม่ต้องทำการคัดเลือกตัวแบบ เนื่องจากในกระบวนการของวิธีการดังกล่าว พิจารณาจากตัวแบบที่คาดว่าครอบคลุมที่สุดกับทั้งช่วงอายุ นอกจากจะปรับให้อัตราโน้มนัดนั้นเรียบขึ้นแล้วยังทำให้ค่าที่ได้เป็นไปตามกฎของอัตราภาระ (Heligman และ Pollard, 1980) ซึ่งวิธีการปรับแก้ให้ค่าปรับแก้ที่เหมาะสม โดยไม่ต้องปรับแก้เพิ่มจึงเรียกได้ว่าเป็น การปรับแก้อัตราโน้มนัด (Verrall และ Haberman, 2011) โดยเห็นได้จากลักษณะเส้นโค้งของอัตราภาระหลังปรับแก้ของผู้เอาประกันชีวิตและอัตราภาระของข้อมูลจำลองในเพศชาย ที่มีค่าเพิ่มขึ้นเมื่ออายุมากขึ้น ถึงแม้ว่าวิธีการปรับแก้อัตราโน้มนัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ จะมีความซับซ้อนของทฤษฎีมากกว่า แต่ ในปี ค.ศ. 2011 Verrall และ Haberman ได้เขียนตัวอย่าง bug code ของโปรแกรม winBUGS ไว้ซึ่งผู้วิจัยสามารถนำมาดัดแปลงใช้กับข้อมูลที่ต้องการปรับแก้ได้ไม่ยากนัก

6.3 การนำผลการศึกษาไปประยุกต์ใช้

ผลที่ได้จากการศึกษาครั้งนี้ สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้ดังนี้

1. วิธีการปรับแก้อัตราโน้มนัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์เป็นอีกหนึ่งวิธีการปรับแก้ที่สะดวกใช้เวลาไม่มาก และให้ผลการปรับแก้เป็นไปตามที่ต้องการ โดยไม่ต้องเสียเวลาเลือกตัวแบบที่เหมาะสม
2. เนื่องจากวิธีการปรับแก้อัตราโน้มนัดด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ผู้วิจัยได้ระบุตัวอย่าง bug code ไว้ในภาคผนวก เพื่อที่ผู้ที่สนใจสามารถศึกษาแล้วนำไปใช้หรือปรับเปลี่ยนให้เข้ากับสถานการณ์อื่นๆได้ต่อไป

6.4 ข้อเสนอแนะ

1. ในงานวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยนำเสนอการหาค่าปรับแก้โดยวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ ด้วยตัวแบบ $GM^{3,6}(x)$ กับทั้ง 3 ชุดข้อมูล ซึ่งอาจมีตัวแบบ $GM^{r,s}(x)$ อื่นๆ หรือวิธีการปรับแก้ด้วยวิธีอื่นที่ให้ค่าปรับแก้ที่มีค่าใกล้เคียงกับอัตราขณะก่อนปรับแก้ ดังนั้นการศึกษาครั้งต่อไปควรจะพิจารณาประเด็นดังกล่าวด้วย
2. งานวิจัยนี้ได้จำลองข้อมูลภายใต้สถานการณ์ โดยจำลองระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไปในอนาคต (T) จากการแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล ที่ขนาดตัวอย่าง 3 ระดับ คือ 500 700 1000 ตัวอย่าง โดยทำซ้ำ 500 ครั้ง ในแต่ละสถานการณ์ ในช่วงอายุ 16 – 85 ปี ในการศึกษาครั้งต่อไป ควรจำลองข้อมูลภายใต้สถานการณ์อื่นที่เป็นไปได้ เพื่อพิจารณาว่าวิธีการปรับแก้วิธีใดจะมีความเหมาะสมกว่ากัน
3. วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ที่ใช้ในการศึกษานี้ได้ กำหนดให้ค่าพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าจากจากตัวแบบ $GM^{3,6}(x)$ เป็นความน่าจะเป็นก่อนการทดลองโดยกำหนดให้

$$\beta_1, \beta_2, \beta_3 \sim N(0, \sigma_1^2)$$

$$\beta_4 \sim N(-3.7435, 0.0001)$$

$$\beta_5 \sim N(-3.7435, 0.0001)$$

$$\beta_6, \beta_7, \beta_8, \beta_9 \sim N(0, \sigma_2^2)$$

การศึกษาครั้งต่อไปควรพิจารณาถึงการแจกแจงอื่นๆ ที่แตกต่างออกไปด้วย หรือหาวิธีการในการกำหนดรูปแบบของการแจกแจงก่อนหน้า

รายการอ้างอิง

ภาษาไทย

- สมบัติ กุลวุฒิ. วิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นที่จะเสียชีวิตสำหรับข้อมูลประกันชีวิตที่ไม่สมบูรณ์. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาการประกันภัย ภาควิชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์ และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2538.
- นงลักษณ์ สวัสดิรักษา. การปรับแก้ค่าประมาณความน่าจะเป็นที่จะเสียชีวิต โดยวิธีวิทเทคเกอร์เบสส์เซียน และอินคริสซึ่งเบสส์เซียน. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาการประกันภัย ภาควิชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2539.

ภาษาอังกฤษ

- Broffitt, J.D., Increasing and increasing convex Bayesian graduation. Transactions of Society of Actuaries. 40 (1988) : 115–148.
- Carlin, B.P., A simple Monte Carlo approach to Bayesian graduation. Transactions of Society of Actuaries. 44 (1992) : 55–76.
- Condaman, L., et al., Risk quantification : management, diagnosis and hedging. John Wiley & Son.
- Deb'ón, A., Montes, F., and Sala, R., A comparison of parametric models for mortality graduation. Application to mortality data for the Valencia Region (Spain). SORT. 29(2) (2005) : 269-288.
- London, D., Graduation: The Revision of Estimates. ACTEX. USA. (1985).
- Forfar, D.O., McCutcheon, J.J. and Wilkie, A.D., On Graduation by Mathematical Formula. Journal of the Institute of Actuaries. 115 (1988) : 1–149.
- Gilks, W.R., Richardson, S. and Spiegelhalter, D.J., Markov Chain Monte Carlo in Practice. Chapman and Hall. London. (1996).
- Green, P.J., Reversible jump Markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination. Biometrika. 82 (1995) : 711–732.

- Gompertz, B., On the Nature of the Function Expressive of the Law of Human Mortality, and on a New Mode of Determining the Value of Life Contingencies. In a letter to Francis Bailey. Philosophical Transactions of the Royal Society, 115 (1825) : 513–583.
- Heligman, L. and Pollard, J.H., The Age Pattern of Mortality. Journal of the Institute of Actuaries. 107 (1980) : 49–80.
- Kimeldorf, G.S. and Jones, D.A., Bayesian graduation. Transactions of the Society of Actuaries. 19 (1967) : 66–112.
- Kostaki, A., et al., Support Vector Machines as tools for mortality graduation. Canadian Studies in Population. 38 (2011) : 37–58.
- Lunn D., The BUGS Project [Online]. 1989. Available from :
<http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs/winbugs/contents.shtml> [2012, September 28]
- Lunn, D.J., Best, N. and Whittaker, J.C., Generic reversible jump MCMC using graphical models. Statistics and Computing. 19 (2009) : 395–408.
- Lunn, D.J., Thomas, A., Best, N. and Spiegelhalter, D., WinBUGS – a Bayesian modelling framework: concepts, structure, and extensibility. Statistics and Computing. 10 (2000) : 325–337.
- Makeham, W., On the Law of Mortality and the Construction of Annuity Tables. Journal of the Institute of Actuaries, 8 (1859) : 301–310.
- Metropolis, N., and S. Ulam., The Monte Carlo method. J. Amer. Statist. Assoc. 44 (1949) ; 335–341.
- Metropolis, N., et al., Equations of state calculations by fast computing machines. Journal of Chemical Physics. 21 (1953) : 1087–1091.
- Neves, da Rocha C., and Migon, H.S., Bayesian graduation of mortality rates: an application to reserve evaluation. Insurance: Mathematics and Economics. 40 (2007) : 424–434.
- R Development Core Team. An Introduction to R [Online]. 2009. Available from :
<http://cran.r-project.org/doc/manuals/R-intro.pdf> [2012, September 28].
- Renshaw, A., Actuarial graduation practice and generalized linear models. Journal of the Institute of Actuaries. 118 (1991) : 295–312.
- Robert, C. P., and G. Casella., Monte Carlo Statistical Methods. Springer Verlag. (1999).

Scollnik, D.P.M., Actuarial Modeling with MCMC and BUGS. North American Actuarial Journal. 5(2) (2001) : 96–124.

Verrall, R.J.and Haberman, S., Automated Graduation using Bayesian Trans-dimensional Models, Annals of Actuarial Science. 5(2) (2011) : 231–251.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

ค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นสำหรับการจำลองข้อมูล (β_x)

สำหรับการจำลองข้อมูลโดยใช้เทคนิคมอนติคาร์โล โดยจำลองระยะเวลาที่จะมีชีวิตอยู่ต่อไป
 ในอนาคต (T) จากการแจกแจงแบบเอกซ์โพเนนเชียล พารามิเตอร์เริ่มต้น (β_x) คือ พลังของการมรณะ
 (μ_x) ที่ได้จาก $\mu_x = -\ln(1 - q_x)$
 เมื่อ q_x คือ อัตราการตายที่ยังไม่ปรับแก้ของผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540
 ตารางที่ ก1 แสดงค่าพารามิเตอร์เริ่มต้น จำแนกตามเพศและอายุ

X	β_x		x	β_x	
	FEMALE	MALE		FEMALE	MALE
16	0.00065240	0.00254210	46	0.002242153	0.004977448
17	0.00050699	0.00305990	47	0.002591481	0.006041595
18	0.00046932	0.00356229	48	0.002507838	0.006090244
19	0.00056496	0.00327663	49	0.003138275	0.006669244
20	0.00073287	0.00310735	50	0.003287953	0.007437322
21	0.00063373	0.00331156	51	0.003322134	0.008158946
22	0.00046979	0.00365779	52	0.004169301	0.009309321
23	0.00073740	0.00353710	53	0.004397404	0.008499387
24	0.00099956	0.00358185	54	0.005616895	0.01111965
25	0.00098571	0.00412359	55	0.005739386	0.010168985
26	0.00085109	0.00371976	56	0.006978859	0.011396496
27	0.00098410	0.00394934	57	0.006898233	0.011402874
28	0.00069592	0.00374197	58	0.007538239	0.011806977
29	0.00071758	0.00365885	59	0.008107799	0.01449144
30	0.00068741	0.00339136	60	0.009469319	0.017551966
31	0.00099144	0.00334115	61	0.010382996	0.019960963
32	0.00083433	0.00359767	62	0.01178908	0.02205243
33	0.00101155	0.00341921	63	0.01400885	0.024044422
34	0.00089201	0.00358382	64	0.013003239	0.024560184
35	0.00108099	0.00333804	65	0.015576401	0.026914206
36	0.00108737	0.00372693	66	0.016951424	0.033454176
37	0.00093764	0.00356930	67	0.021496155	0.030643319
38	0.00137515	0.00364003	68	0.020358573	0.039478811
39	0.00112075	0.00364657	69	0.019080744	0.037699672
40	0.00144434	0.00376257	70	0.025717802	0.039418949
41	0.00155057	0.00446516	71	0.025240679	0.043775986
42	0.00180450	0.00398902	72	0.030020061	0.053795688
43	0.00143033	0.00492733	73	0.033778845	0.053876163
44	0.00170051	0.00391057	74	0.041487431	0.055942997
45	0.00170812	0.00471274	75	0.04352297	0.053621091

ตารางที่ ก1(ต่อ) แสดงค่าพารามิเตอร์เริ่มต้น จำแนกตามเพศและอายุ

X	β_x		x	β_x	
	FEMALE	MALE		FEMALE	MALE
46	0.00224215	0.00497745	76	0.055843736	0.072072348
47	0.00259148	0.00604160	77	0.042504788	0.089481687
48	0.00250784	0.00609024	78	0.052185753	0.07686558
49	0.00313827	0.00666924	79	0.08581592	0.10410581
50	0.00328795	0.00743732	80	0.09192271	0.115436168
51	0.00332213	0.00815895	81	0.076200461	0.104710954
52	0.00416930	0.00930932	82	0.046340337	0.146092618
53	0.00439740	0.00849939	83	0.141775462	0.236388778
54	0.00561690	0.01111965	84	0.220061885	0.109199292
55	0.00573939	0.01016898	85	0.302280872	0.074107972

ภาคผนวก ข

ค่า Deviance ของแต่ละตัวแบบ LGM(0, s) เมื่อ $s = 2, \dots, 12$

การปรับแก้อัตราฆาตกรรมด้วยวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป ต้องนำอัตราฆาตกรรมที่ยังไม่ปรับแก้มาสร้างตัวแบบ LGM(0, s) ที่ $s = 2, \dots, 12$ แล้วจึงเลือกตัวแบบ LGM(0, s) ที่เหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากตัวแบบที่มีค่า Deviance ต่ำสุด ซึ่งค่า Deviance ของแต่ละตัวแบบ LGM(0, s)

ตารางที่ ข1 แสดงค่า Deviance ของแต่ละตัวแบบ LGM(0, s) เมื่อ $s = 2, \dots, 12$ จากข้อมูลผู้เอาประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 จำแนกตามเพศ

FEMALE				
		LGM(0,2)	LGM(0,3)	LGM(0,4)
deviance	3.540217	0.22886	0.14989	0.12965
d.f.	69	68	67	66
	LGM(0,5)	LGM(0,6)	LGM(0,7)	LGM(0,8)
deviance	0.099452	0.078851	0.071391	0.06492
d.f.	65	64	63	62
	LGM(0,9)	LGM(0,10)	LGM(0,11)	LGM(0,12)
deviance	0.060149	0.05917	0.059118	0.057997**
d.f.	61	60	59	58
MALE				
		LGM(0,2)	LGM(0,3)	LGM(0,4)
deviance	2.858594	0.20198	0.15458	0.13423
d.f.	69	68	67	66
	LGM(0,5)	LGM(0,6)	LGM(0,7)	LGM(0,8)
deviance	0.12601	0.12311	0.10454	0.08532
d.f.	65	64	63	62
	LGM(0,9)	LGM(0,10)	LGM(0,11)	LGM(0,12)
deviance	0.06887	0.056495	0.050234	0.047892**
d.f.	61	60	59	58

ตารางที่ ข2 แสดงค่า Deviance ของแต่ละตัวแบบ LGM(0, s) เมื่อ $s = 2, \dots, 12$ จากข้อมูลประชากรไทยช่วงปี พ.ศ. 2550 – 2552 จำแนกตามเพศ

FEMALE				
		LGM(0,2)	LGM(0,3)	LGM(0,4)
deviance	1.3019853	0.0094462	0.000518	0.0005171
d.f.	69	68	67	66
	LGM(0,5)	LGM(0,6)	LGM(0,7)	LGM(0,8)
deviance	0.0005156	0.0005153	0.0004925	0.0003773
d.f.	65	64	63	62
	LGM(0,9)	LGM(0,10)	LGM(0,11)	LGM(0,12)
deviance	0.0003692	0.000368	0.0003227	0.0002945**
d.f.	61	60	59	58
MEN				
		LGM(0,2)	LGM(0,3)	LGM(0,4)
deviance	1.44465706	0.0180095	0.0005663	0.0005658
d.f.	69	68	67	66
	LGM(0,5)	LGM(0,6)	LGM(0,7)	LGM(0,8)
deviance	0.0004868	0.000388	0.0003835	0.0003674
d.f.	65	64	63	62
	LGM(0,9)	LGM(0,10)	LGM(0,11)	LGM(0,12)
deviance	0.0003671	0.000331	0.0003229	0.0003186**
d.f.	61	60	59	58

ภาคผนวก ค

คำสั่งโปรแกรม R : การจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล

คำสั่งโปรแกรม R สำหรับการจำลองอัตราฆาตกรรมด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล
เพศชาย ที่ขนาดตัวอย่าง N ตัวอย่าง จำนวน 100 ชุด

```
set.seed(1)
q<-function(N)
{mat=matrix(data=NA,nrow=length(mu.m),ncol=100,byrow=FALSE,dimnames=NULL)
d=0; e=0; q=0
for(j in 1:length(mu.m)){
for(k in 1:100){
for(i in 1:N){
t[i]<-rexp(1,mu.m[j])
}
d[k]<-sum(t<1)
e[k]<-sum(t)
q[k]<-d[k]/e[k]
}
mat[j,]=c(q)
}
mat
}
```

ภาคผนวก ง

คำสั่งโปรแกรม R : วิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป

ตัวอย่างคำสั่ง โปรแกรม R สำหรับวิธีการปรับแก้ด้วยตัวแบบเชิงเส้นทั่วไป (GLM)
สำหรับอัตราการระงับของผู้อุปถัมภ์ประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศหญิง

```
>x<-rep(16:85)
###ช่วงอายุ 16 – 85 ปี
>z=cbind(qx.f.40,1-qx.f.40)
### qx.f.40 คือ อัตราการระงับของผู้อุปถัมภ์ประกันชีวิตตามประสบการณ์ปี พ.ศ. 2538 – 2540 เพศหญิง
>summary(glm.qx.f.40.s2 <- glm(z~x, family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,2)
>summary(glm.qx.f.40.s3 <- glm(z~x+I(x^2), family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,3)
>summary(glm.qx.f.40.s4 <- glm(z~x+I(x^2)+I(x^3), family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,4)
>summary(glm.qx.f.40.s5 <- glm(z~x+I(x^2)+I(x^3)+I(x^4), family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,5)
>summary(glm.qx.f.40.s6 <- glm(z~x+I(x^2)+I(x^3)+I(x^4)+I(x^5), family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,6)
>summary(glm.qx.f.40.s7 <- glm(z~x+I(x^2)+I(x^3)+I(x^4)+I(x^5)+I(x^6),
family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,7)
>summary(glm.qx.f.40.s8 <- glm(z~x+I(x^2)+I(x^3)+I(x^4)+I(x^5)+I(x^6)+I(x^7),
family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,8)
>summary(glm.qx.f.40.s9 <- glm(z~x+I(x^2)+I(x^3)+I(x^4)+I(x^5)+I(x^6)+I(x^7)+I(x^8),
family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,9)
>summary(glm.qx.f.40.s10 <- glm(z~x+I(x^2)+I(x^3)+I(x^4)+I(x^5)+I(x^6)+I(x^7)+I(x^8)+I(x^9),
family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,10)
```



```

>summary(glm.qx.f.40.s11 <-
glm(z~x+I(x^2)+I(x^3)+I(x^4)+I(x^5)+I(x^6)+I(x^7)+I(x^8)+I(x^9)+I(x^10)
,family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,11)
>summary(glm.qx.f.40.s12 <-
glm(z~x+I(x^2)+I(x^3)+I(x^4)+I(x^5)+I(x^6)+I(x^7)+I(x^8)+I(x^9)+I(x^10)+I(x^11)
, family=binomial(link="logit")))
###ตัวแบบLGM(0,12)
###เมื่อได้ทั้ง 11 ตัวแบบ แล้วพิจารณาเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด โดยเลือกจากตัวแบบที่มีค่า
Deviance ต่ำสุด พบว่า ตัวแบบLGM(0,12) มีค่า Deviance ต่ำสุด
>fitted(glm.qx.f.40.s2)
### อัตราการณะที่ปรับแก้แล้ว ที่ได้จาก ตัวแบบLGM(0,12)

```

ภาคผนวก จ

ตัวอย่าง bug code : วิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์

คำสั่งโปรแกรม winBUGS สำหรับวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ เมื่อนำไปใช้ เปลี่ยนเฉพาะในส่วนของช่วงอายุ จำนวนผู้เสียชีวิตและจำนวนเสี่ยงภัย

ตัวอย่างคำสั่งโปรแกรม winBUGS สำหรับวิธีการปรับแก้อัตโนมัติด้วยตัวแบบเปลี่ยนมิติของเบย์ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1

```

model{
for(i in 1:70) ### ช่วงอายุ 16 – 85 ปี
{d[i]~dpois(mu[i]);mu[i]<-e[i]*mufit[i]
mufit[i]<-lpr[i]+exp(lps[i])
lpr[i]<-br1[1]+br1[2]*X[i,1]+br1[3]*X[i,2]
lps[i]<-bs1[1]+bs1[2]*X[i,1]+bs1[3]*X[i,2]+bs1[4]*X[i,3]+bs1[5]*X[i,4]+bs1[6]*X[i,5]
}
psir[1:3]<-jump.lin.pred(XR2[1:3,1:2],kr1,tau1)
tau1~dgamma(0.001,0.001)
idr<-jump.model.id(psir[1:3])
kr1~dbin(0.5,2)
psis[1:5]<-jump.lin.pred.int(XS2[1:5,1:4],ks1,tau2,3.9799,0.0001)
tau2~dgamma(0.001,0.001)
ids<-jump.model.id(psis[1:5])
ks1~dbin(0.5,4)
bs1[1]~dnorm(-3.7435,0.0001)
for (i in 1:3) {
br2[i]~dnorm(psir[i],1000)
}
for (i in 1:5) {
bs2[i]~dnorm(psis[i],1000)
}
bs1[2]<-bs2[1]
for (i in 1:4) {bs1[i+2]<-bs2[i+1]-bs2[1]}
br1[1]<-max(0,br2[1])
br1[2]<-min(br1[1]+br1[3],br2[2]-br2[1])
br1[3]<-max(0,br2[3]-br2[1]) }

```

```

###Data
list(
d=c(69,70,69,69,69,70,69,69,69,71,69,70,69,69,69,69,69,69,69,69,69,69,71,69,70,70,71,69,69,71,72,73,
69,71,71,72,71,72,73,73,71,72,75,74,81,74,76,73,75,82,77,79,78,87,85,82,97,90,104,94,92,111,105,120,98,
144,162,198), ###จำนวนผู้เสียชีวิตในแต่ละอายุ
e=c(893548.3167,1096435.547,1176342.033,1058530.774,890485.352,927792.4322,1248470.808,819855.9939,
700218.6626,669721.1332,762976.6645,649520.3217,932552.9903,840206.5163,906671.2827,707654.7479,
752877.6945,662055.6389,740858.6826,598608.3045,656540.6892,687398.5643,516321.8953,585490.5217,
484522.6614,482051.9104,447234.9055,501075.4523,471765.9853,439531.6241,394884.7031,356660.8712,
356426.0246,308801.885,318757.7584,322453.0148,274064.6158,271176.5249,256046.741,247122.7607,
234878.5389,237804.659,224226.4559,224333.1863,216434.9805,208892.6875,203829.2476,197398.8621,
202926.1041,191827.599,191717.4386,184545.1268,185786.5136,186126.1702,182736.0711,181251.8913,
178900.3417,176614.283,173036.1969,173384.4573,169691.7372,173612.7543,171477.9054,167231.9446,
167132.0267,168466.8206,172411.4162,165152.4402,163667.2112,163320.4834), ###จำนวนความเสียหาย
XR2=structure(
.Data=c(
0,0,
1,0,
0,1
),
.Dim=c(3,2)),
XS2=structure(
.Data = c(
0,0,0,0,
1,0,0,0,
0,1,0,0,
0,0,1,0,
0,0,0,1
),
.Dim = c(5,4)),

```

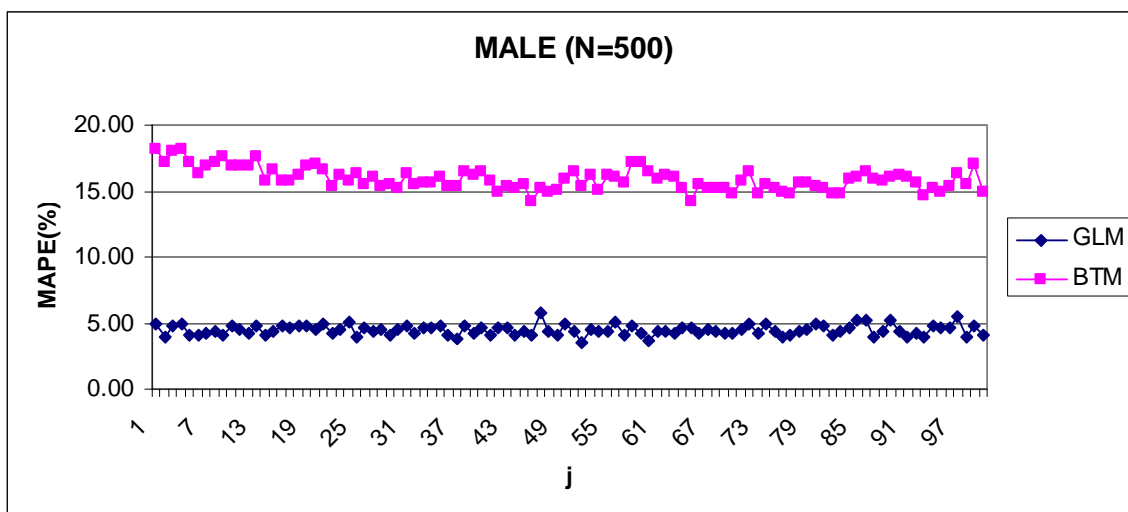
```
X=structure(  
.Data=c(  
-1,1,-1,1,-1,  
-0.971014493,0.88573829,-0.749114941,0.569064638, -0.356025081,  
-0.942028986,0.774837219,-0.517809253,0.200745432, 0.139593222,  
-0.913043478,0.667296786,-0.305498479,-0.109429998, 0.505327171,  
-0.884057971,0.563116992,-0.11159816,-0.365798506, 0.75837233,  
-0.855072464,0.462297837,0.064476164,-0.572561421, 0.914686846,  
-0.826086957,0.364839319,0.22330895,-0.733784542, 0.989030728,  
-0.797101449,0.270741441,0.365484659,-0.853398144, 0.995005136,  
-0.768115942,0.180004201,0.491587749,-0.935196975, 0.945091662,  
-0.739130435,0.092627599,0.602202679,-0.982840256, 0.850691612,  
-0.710144928,0.008611636,0.697913908,-0.999851679, 0.722165289,  
-0.68115942,-0.072043688,0.779305894,-0.989619414, 0.568871278,  
-0.652173913,-0.149338374,0.846963097,-0.9553961, 0.399205729,  
-0.623188406,-0.223272422,0.901469975,-0.900298851, 0.220641637,  
-0.594202899,-0.293845831,0.943410987,-0.827309256, 0.039768128,  
-0.565217391,-0.361058601,0.973370593,-0.739273373, -0.137670258,  
-0.536231884,-0.424910733,0.99193325,-0.638901738, -0.306734285,  
-0.507246377,-0.485402226,0.999683418,-0.528769357, -0.463250737,  
-0.47826087,-0.542533081,0.997205556,-0.411315711, -0.603773136,  
-0.449275362,-0.596303298,0.985084123,-0.288844754, -0.725542459,  
-0.420289855,-0.646712875,0.963903576,-0.163524913, -0.826447852,  
-0.391304348,-0.693761815,0.934248377,-0.037389089, -0.904987351,  
-0.362318841,-0.737450116,0.896702982,0.087665346, -0.960228595,  
-0.333333333,-0.777777778,0.851851852,0.209876543, -0.991769547,  
-0.304347826,-0.814744802,0.800279444,0.327618183, -0.999699208,  
-0.275362319,-0.848351187,0.742570219,0.439399472, -0.984558334,  
-0.246376812,-0.878596933,0.679308634,0.543865143, -0.947300154,  
-0.217391304,-0.905482042,0.611079149,0.639795455, -0.889251086,  
-0.188405797,-0.929006511,0.538466222,0.726106196, -0.812071455,  
-0.15942029,-0.949170342,0.462054312,0.801848678, -0.717716209,  
-0.130434783,-0.965973535,0.382427879,0.866209741, -0.608395637,  
-0.101449275,-0.979416089,0.30017138,0.918511751, -0.486536083,
```

-0.072463768,-0.989498005,0.215869276,0.958212602, -0.354740668,
-0.043478261,-0.996219282,0.130106024,0.984905714, -0.21575,
-0.014492754,-0.99957992,0.043466085,0.998320034, -0.072402897,
0.014492754,-0.99957992,-0.043466085,0.998320034, 0.072402897,
0.043478261,-0.996219282,-0.130106024,0.984905714, 0.21575,
0.072463768,-0.989498005,-0.215869276,0.958212602, 0.354740668,
0.101449275,-0.979416089,-0.30017138,0.918511751, 0.486536083,
0.130434783,-0.965973535,-0.382427879,0.866209741, 0.608395637,
0.15942029,-0.949170342,-0.462054312,0.801848678, 0.717716209,
0.188405797,-0.929006511,-0.538466222,0.726106196, 0.812071455,
0.217391304,-0.905482042,-0.611079149,0.639795455, 0.889251086,
0.246376812,-0.878596933,-0.679308634,0.543865143, 0.947300154,
0.275362319,-0.848351187,-0.742570219,0.439399472, 0.984558334,
0.304347826,-0.814744802,-0.800279444,0.327618183, 0.999699208,
0.333333333,-0.777777778,-0.851851852,0.209876543, 0.991769547,
0.362318841,-0.737450116,-0.896702982,0.087665346, 0.960228595,
0.391304348,-0.693761815,-0.934248377,-0.037389089, 0.904987351,
0.420289855,-0.646712875,-0.963903576,-0.163524913, 0.826447852,
0.449275362,-0.596303298,-0.985084123,-0.288844754, 0.725542459,
0.47826087,-0.542533081,-0.997205556,-0.411315711, 0.603773136,
0.507246377,-0.485402226,-0.999683418,-0.528769357, 0.463250737,
0.536231884,-0.424910733,-0.99193325,-0.638901738, 0.306734285,
0.565217391,-0.361058601,-0.973370593,-0.739273373, 0.137670258,
0.594202899,-0.293845831,-0.943410987,-0.827309256, -0.039768128,
0.623188406,-0.223272422,-0.901469975,-0.900298851, -0.220641637,
0.652173913,-0.149338374,-0.846963097,-0.9553961, -0.399205729,
0.68115942,-0.072043688,-0.779305894,-0.989619414, -0.568871278,
0.710144928,0.008611636,-0.697913908,-0.999851679, -0.722165289,
0.739130435,0.092627599,-0.602202679,-0.982840256, -0.850691612,
0.768115942,0.180004201,-0.491587749,-0.935196975, -0.945091662,
0.797101449,0.270741441,-0.365484659,-0.853398144, -0.995005136,
0.826086957,0.364839319,-0.22330895,-0.733784542, -0.989030728,
0.855072464,0.462297837,-0.064476164,-0.572561421, -0.914686846,
0.884057971,0.563116992,0.11159816,-0.365798506, -0.75837233,

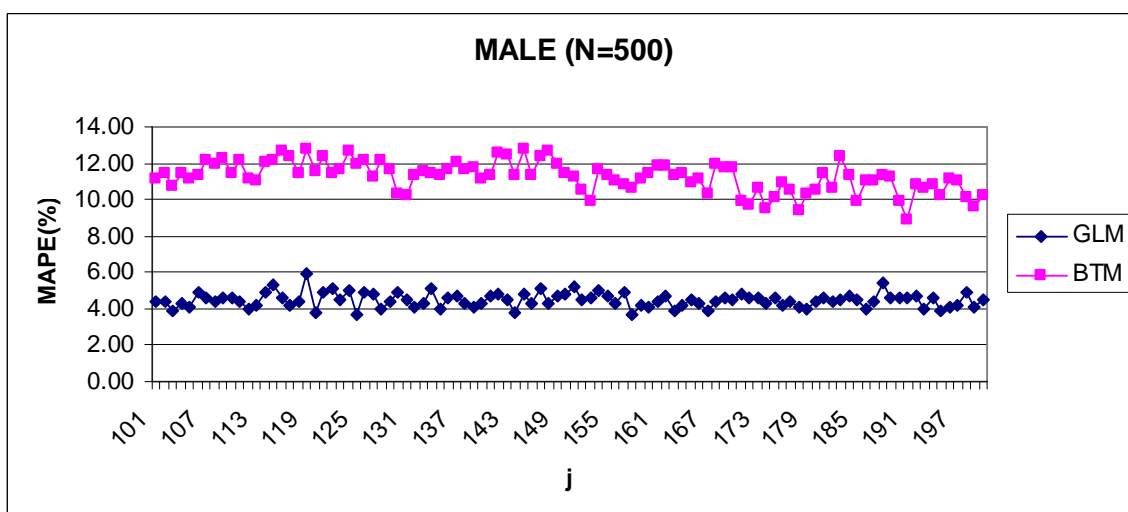
```
0.913043478,0.667296786,0.305498479,-0.109429998, -0.505327171,  
0.942028986,0.774837219,0.517809253,0.200745432, -0.139593222,  
0.971014493,0.88573829,0.749114941,0.569064638, 0.356025081,  
1,1,1,1,1),  
.Dim=c(70,5))  
)  
###Initial values  
list(br2=c(0,0,0),bs2=c(3.98,3.98,3.98,3.98,3.98),  
bs1=c(-3.7435,NA,NA,NA,NA,NA),tau1=10,tau2=10)
```

ภาคผนวก ฉ

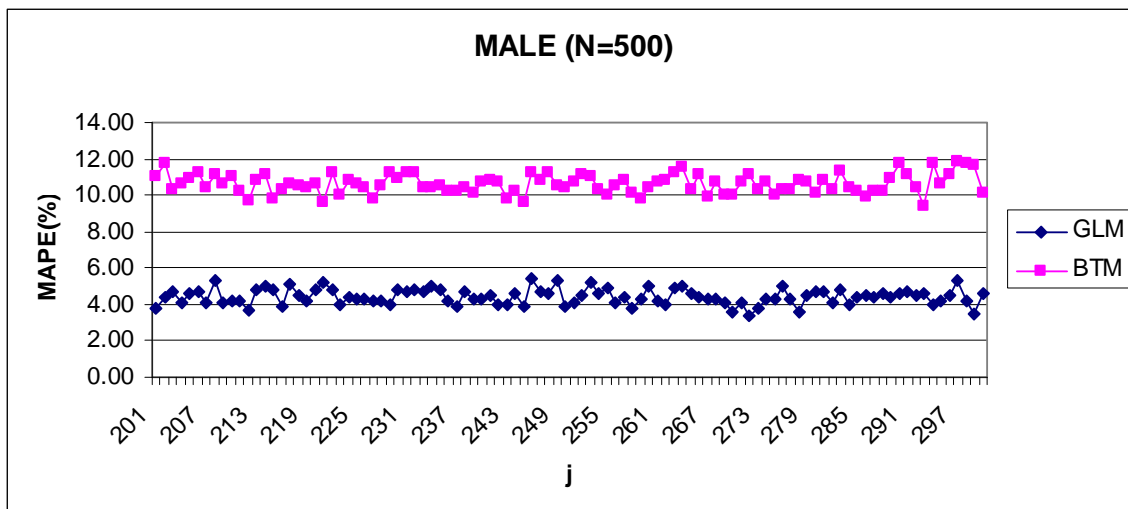
การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี
ของข้อมูลจำลอง จำแนกตามเพศและขนาดตัวอย่าง



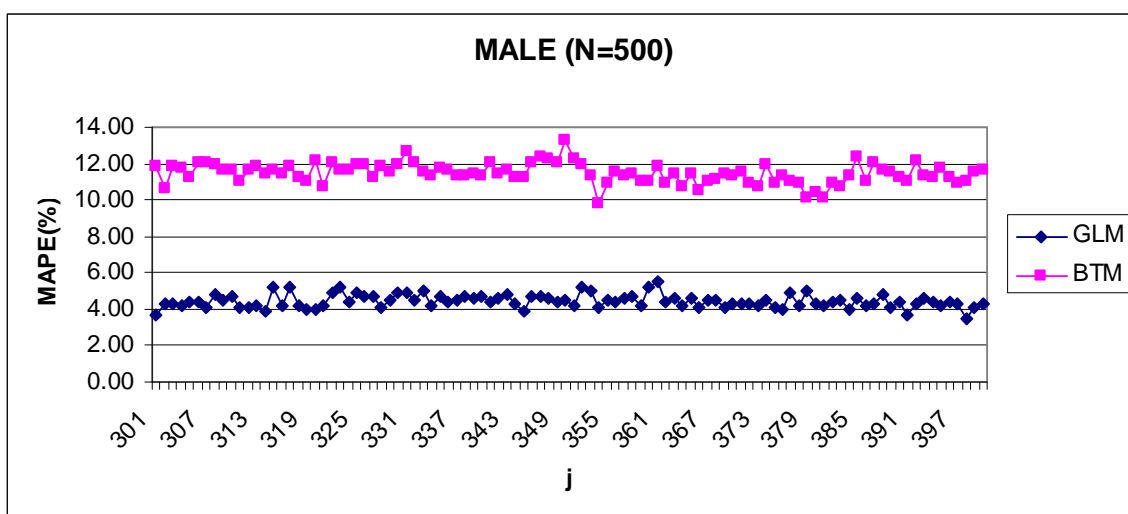
รูปที่ ฉ1 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1 – 100



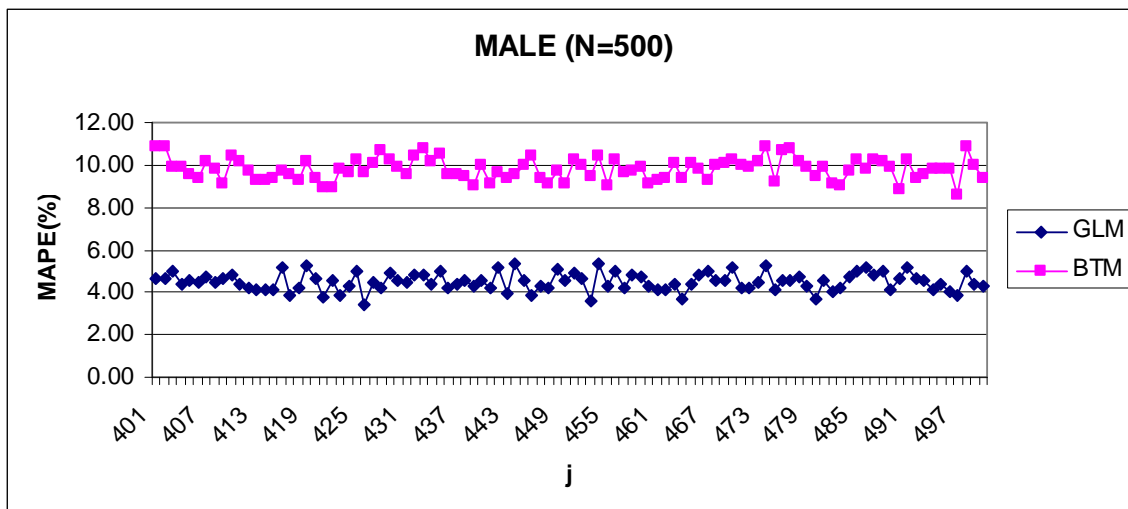
รูปที่ ฉ2 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 101 – 200



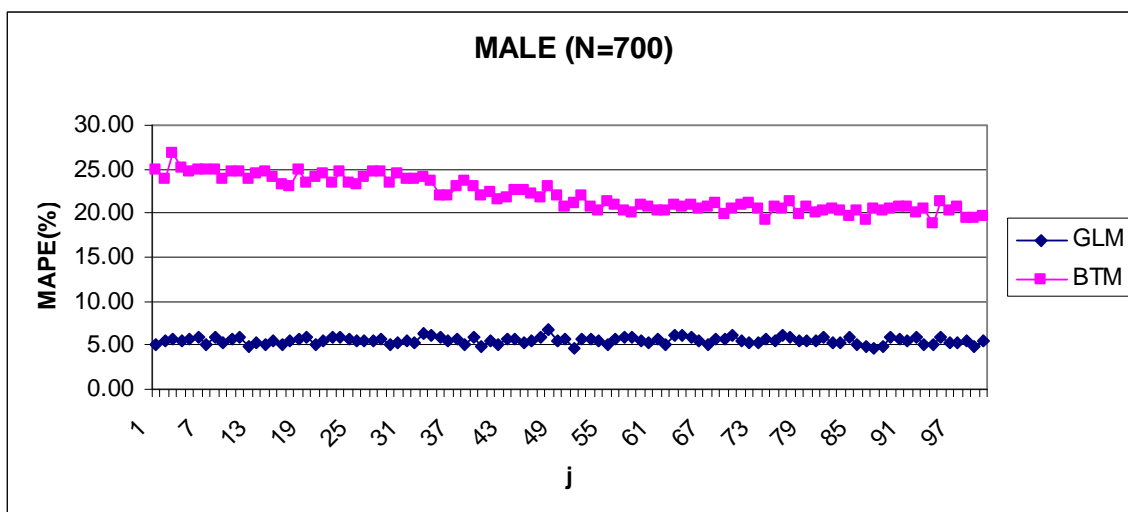
รูปที่ ๓3 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 201 – 300



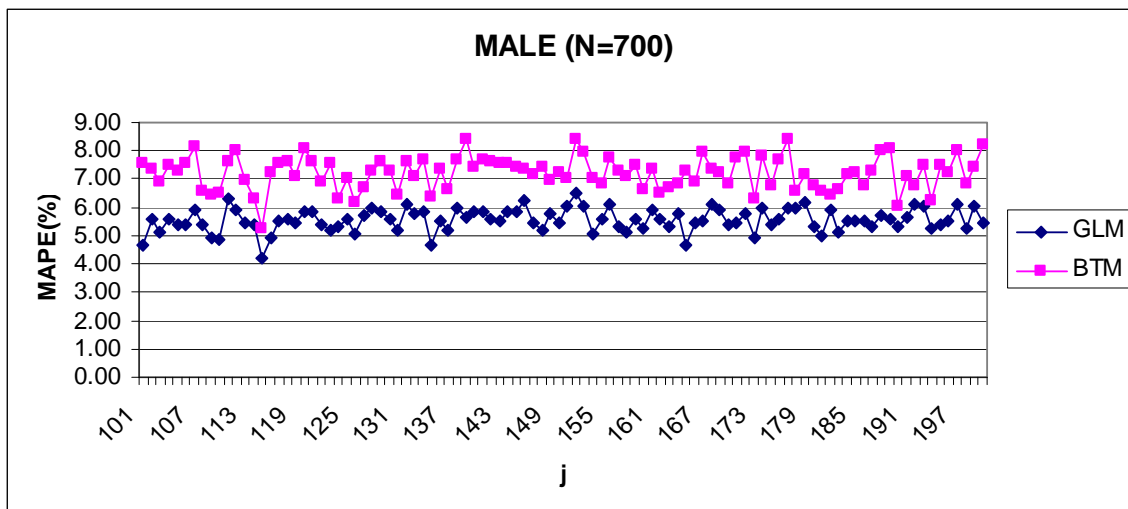
รูปที่ ๓4 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 301 – 400



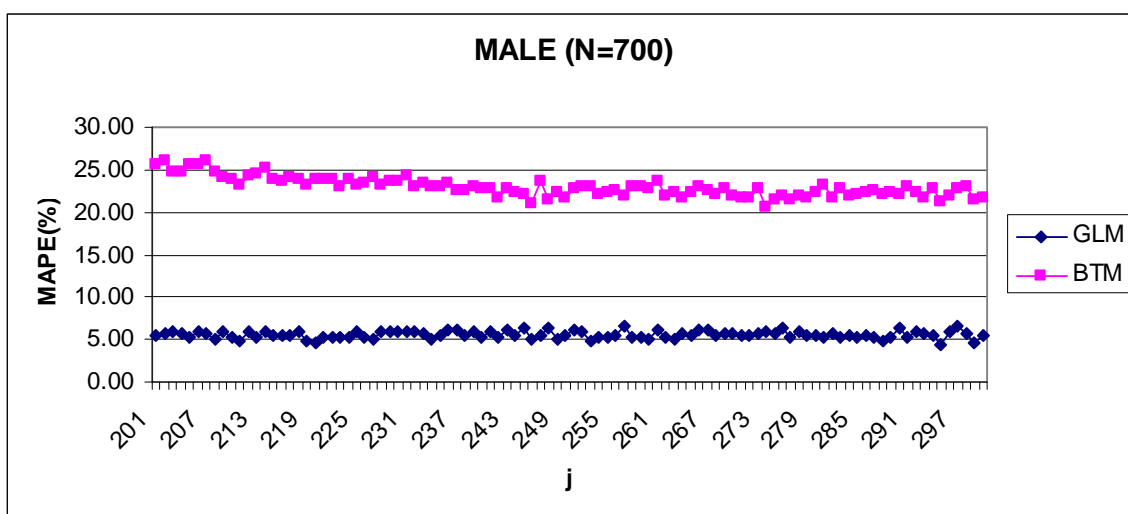
รูปที่ ๓5 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 401 – 500



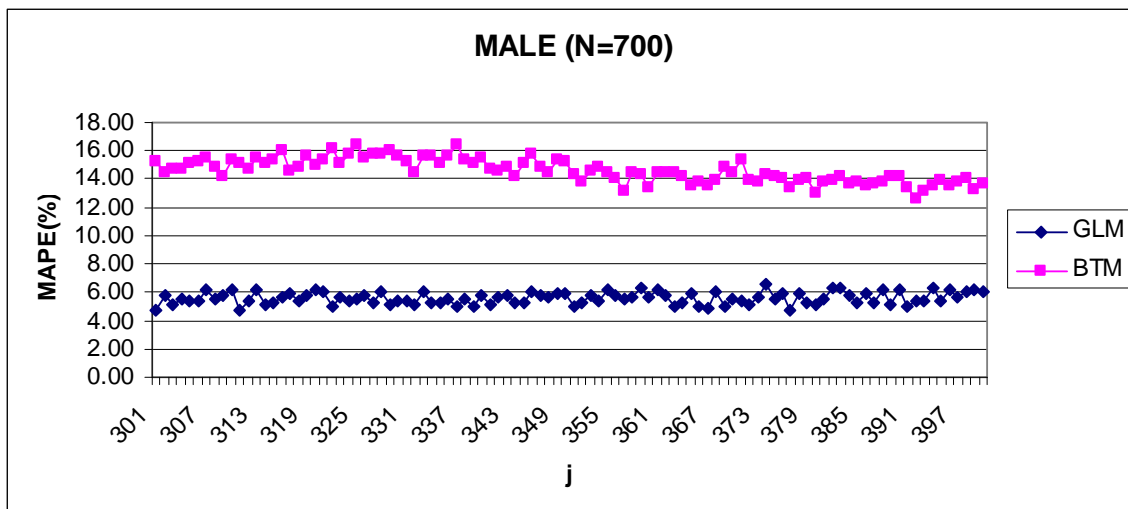
รูปที่ ๓6 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 1 – 100



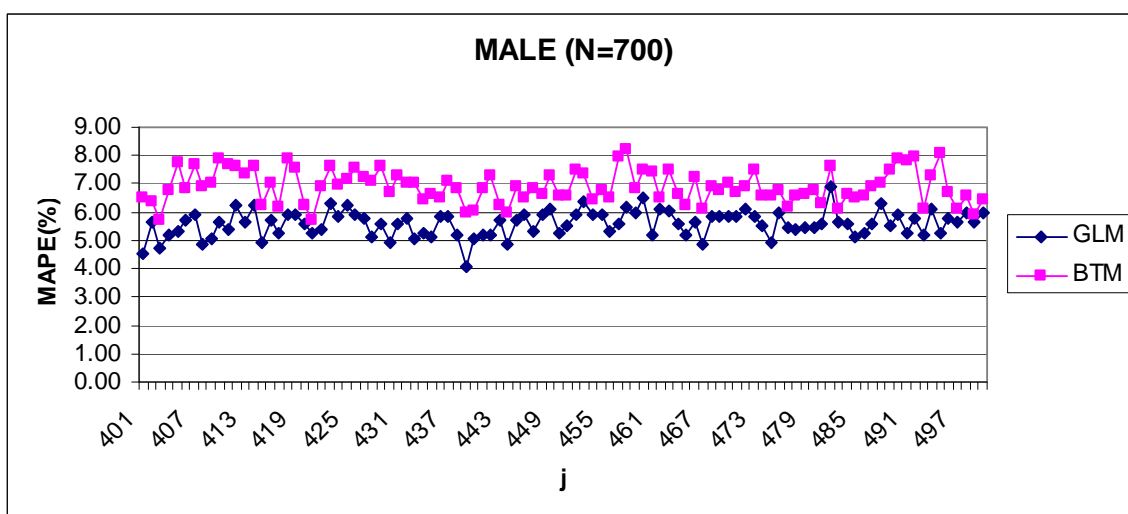
รูปที่ ๗ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 101 – 200



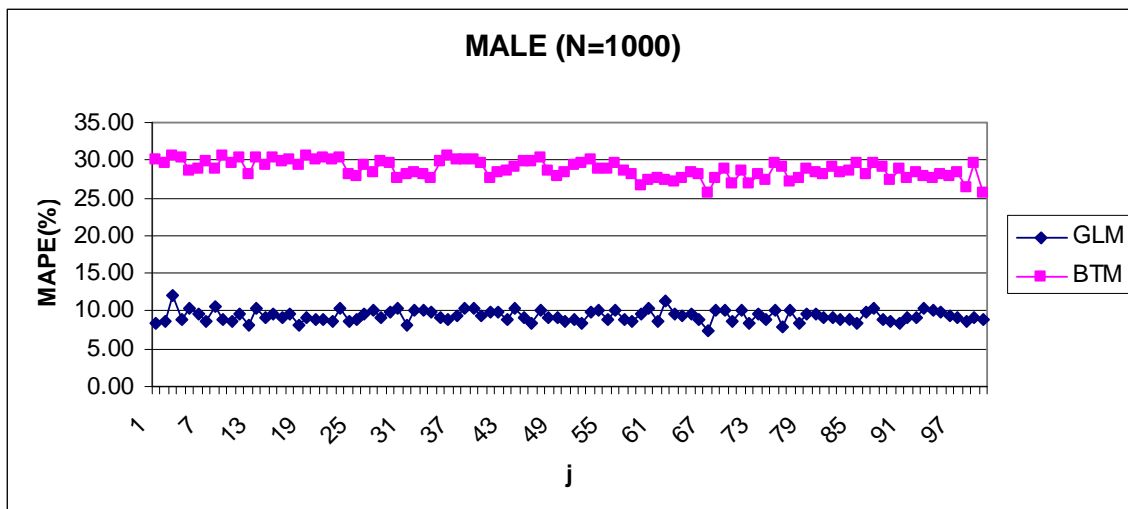
รูปที่ ๘ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 201 – 300



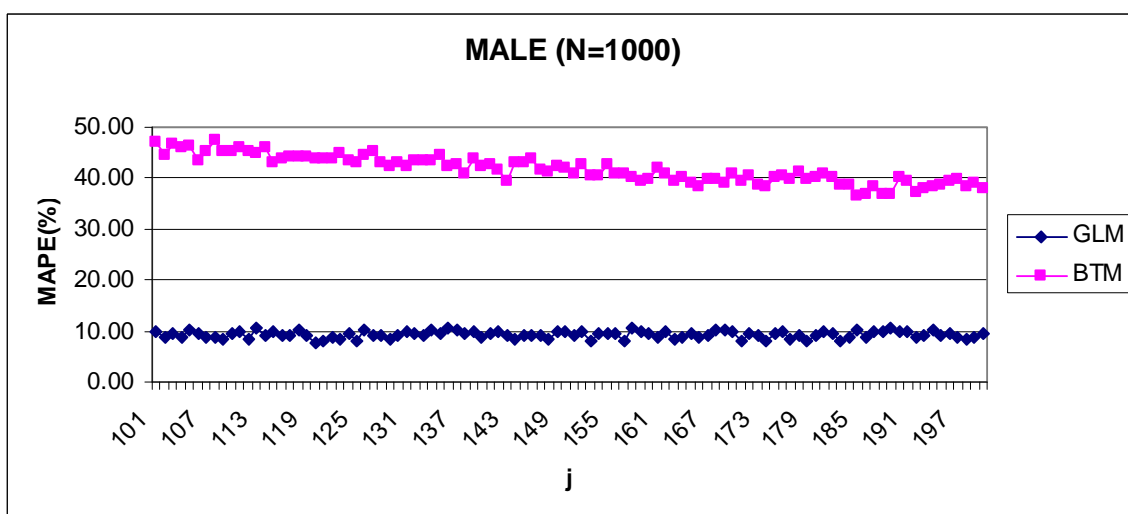
รูปที่ ๙ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 301 – 400



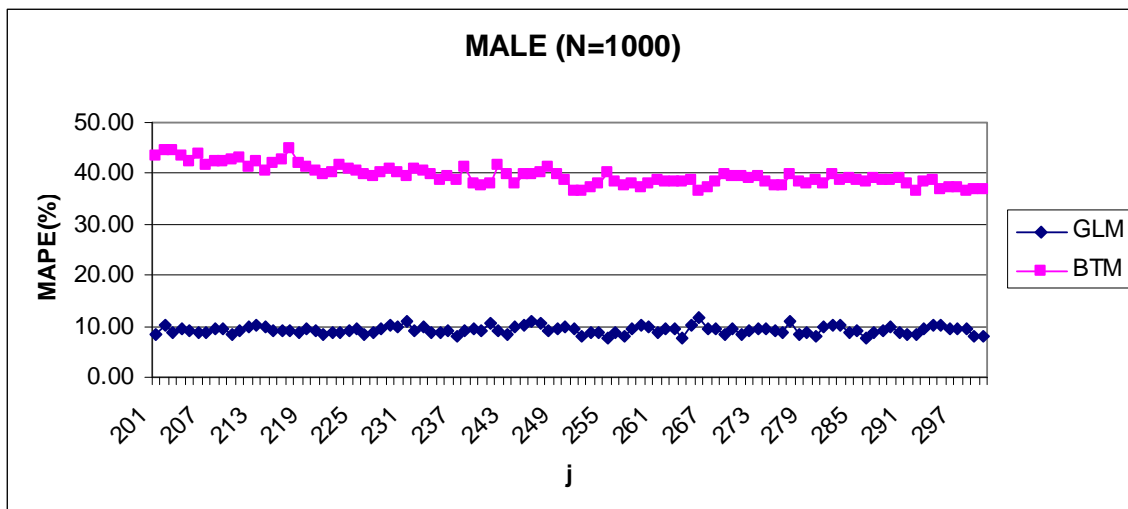
รูปที่ ๑๐ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 401 – 500



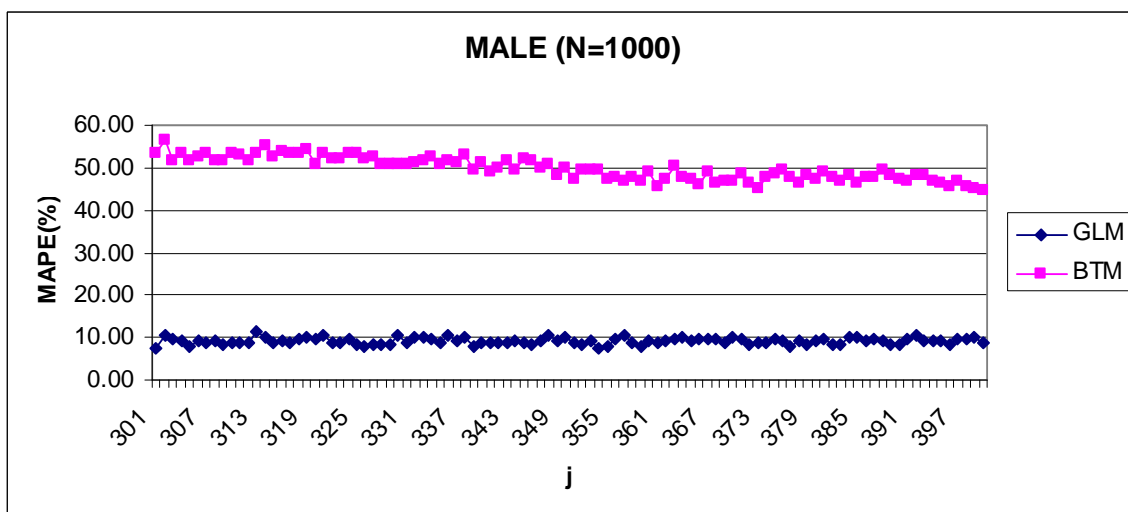
รูปที่ ๑1 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 1 - 100



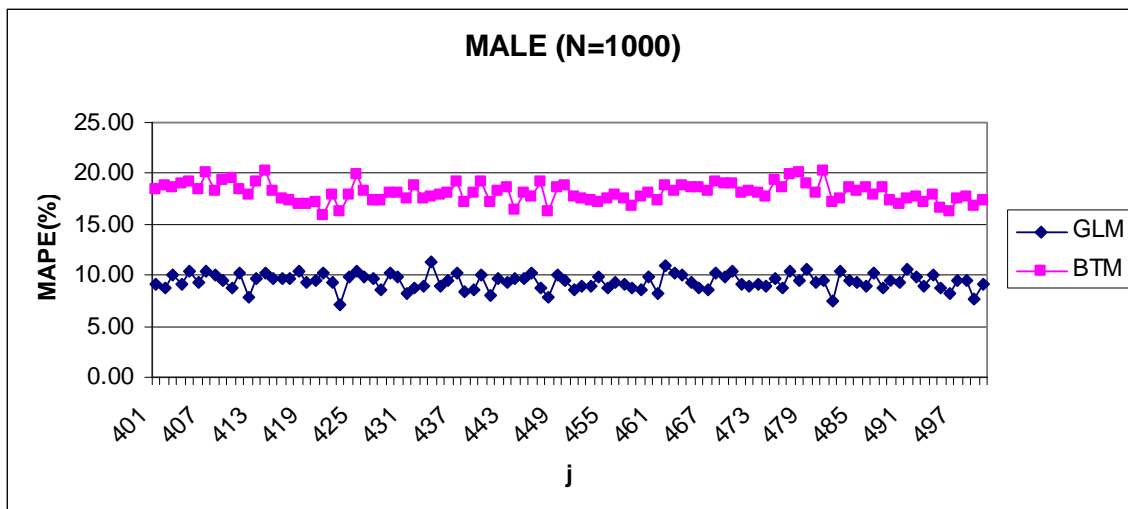
รูปที่ ๑2 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 101 - 200



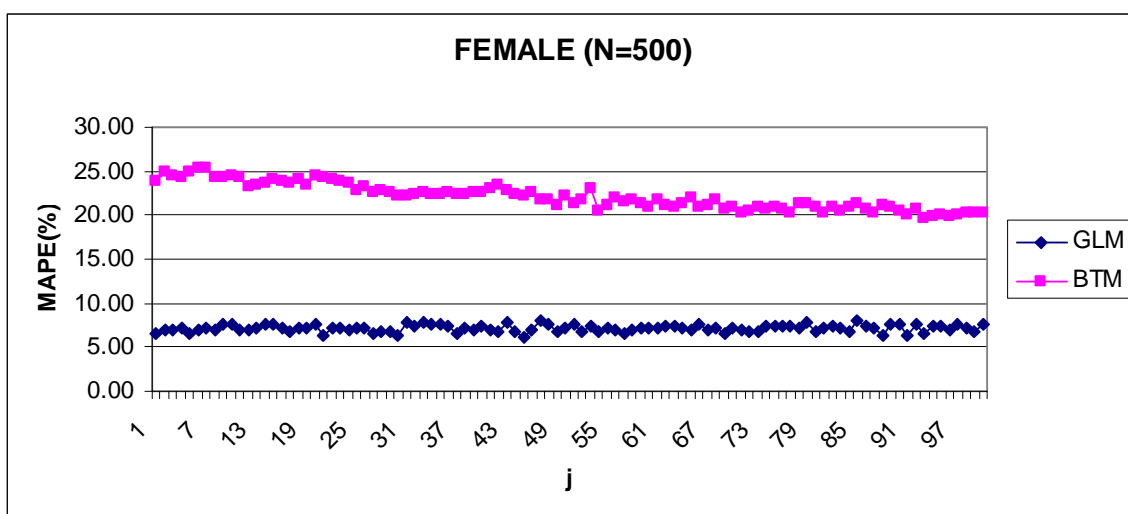
รูปที่ ๑๓ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 201 – 300



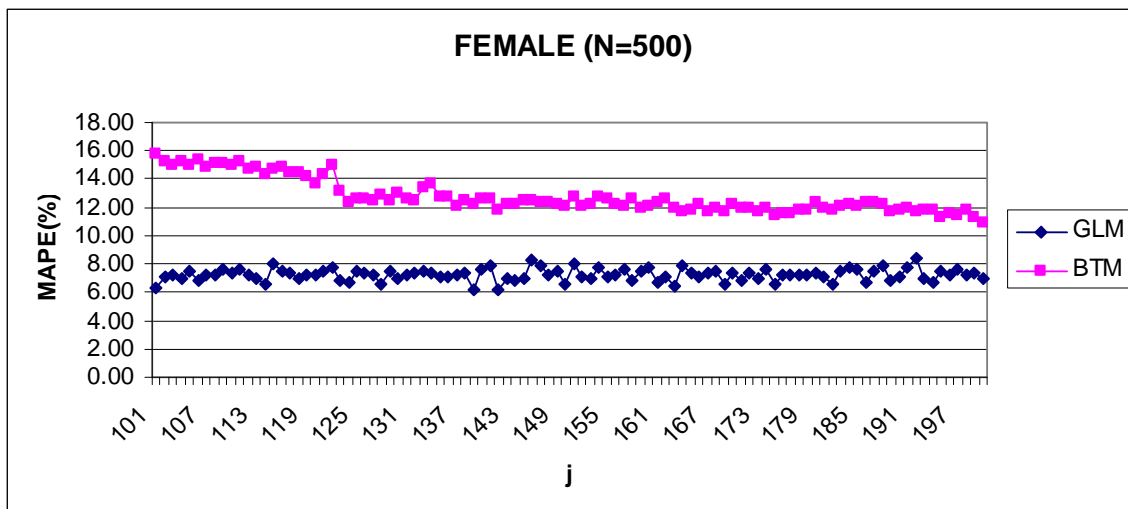
รูปที่ ๑๔ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 301 – 400



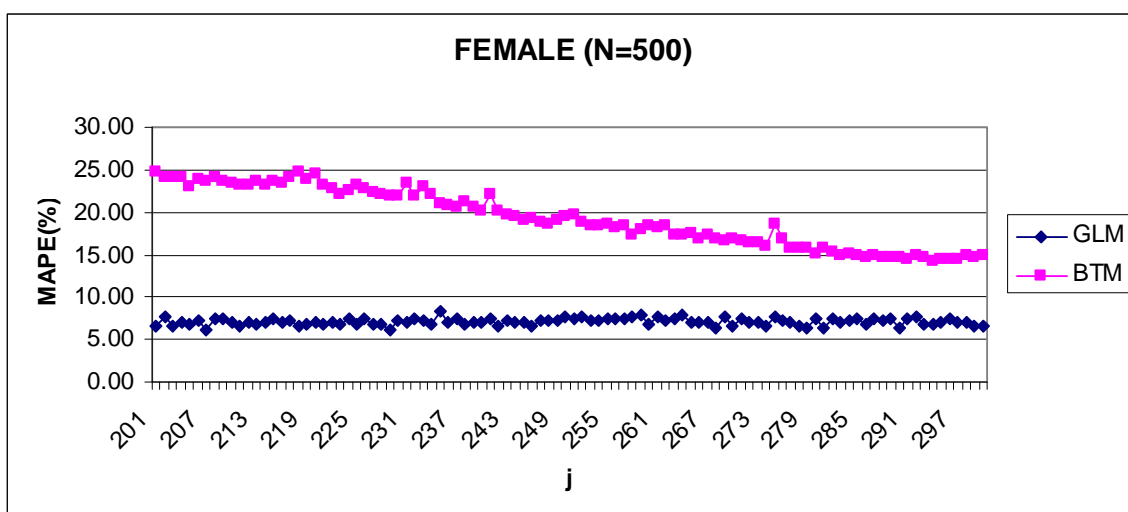
รูปที่ ๑15 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี
ของข้อมูลจำลอง เพศชาย ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 401 – 500



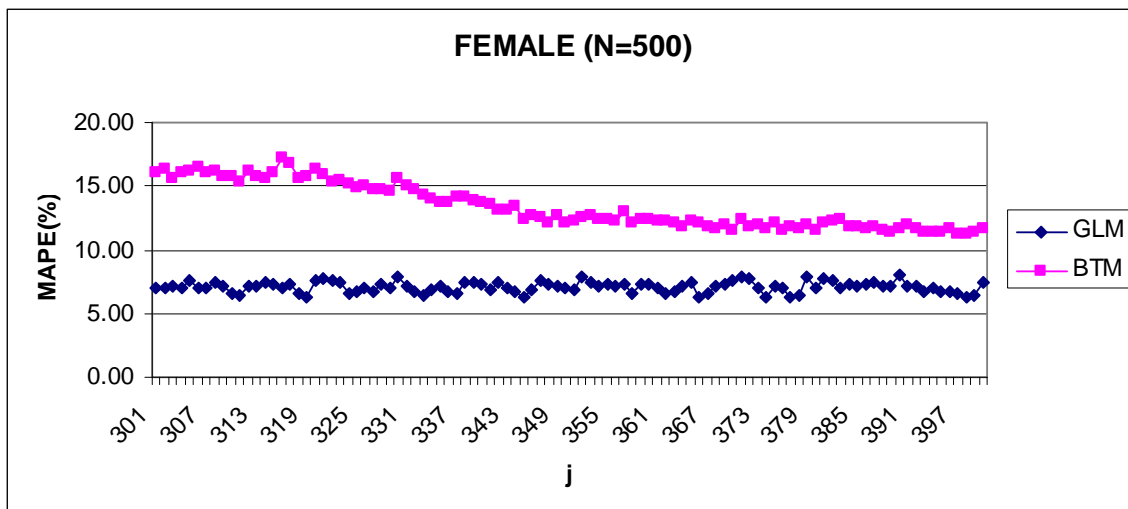
รูปที่ ๑16 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี
ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 1 – 100



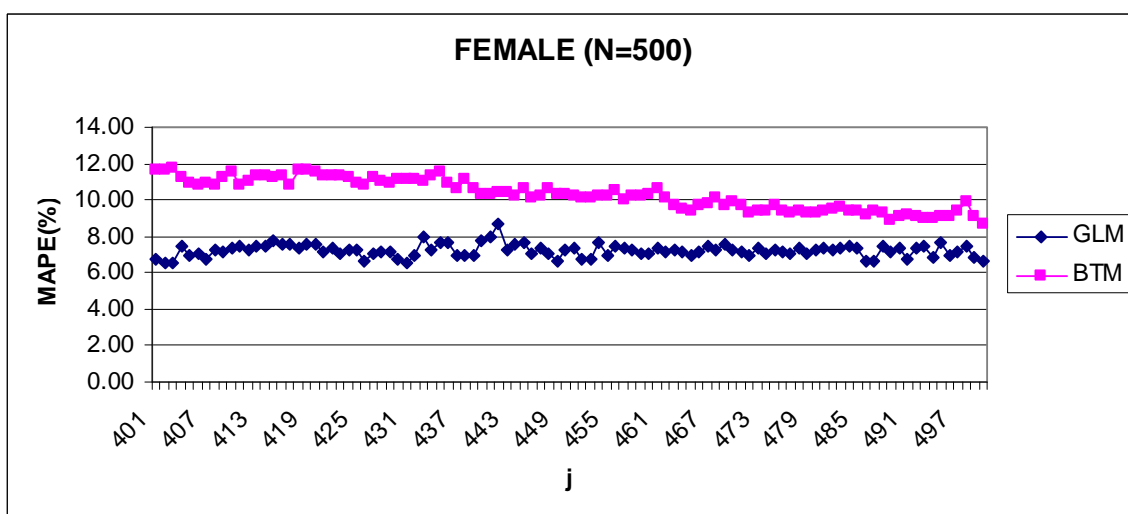
รูปที่ ๑17 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 101 – 200



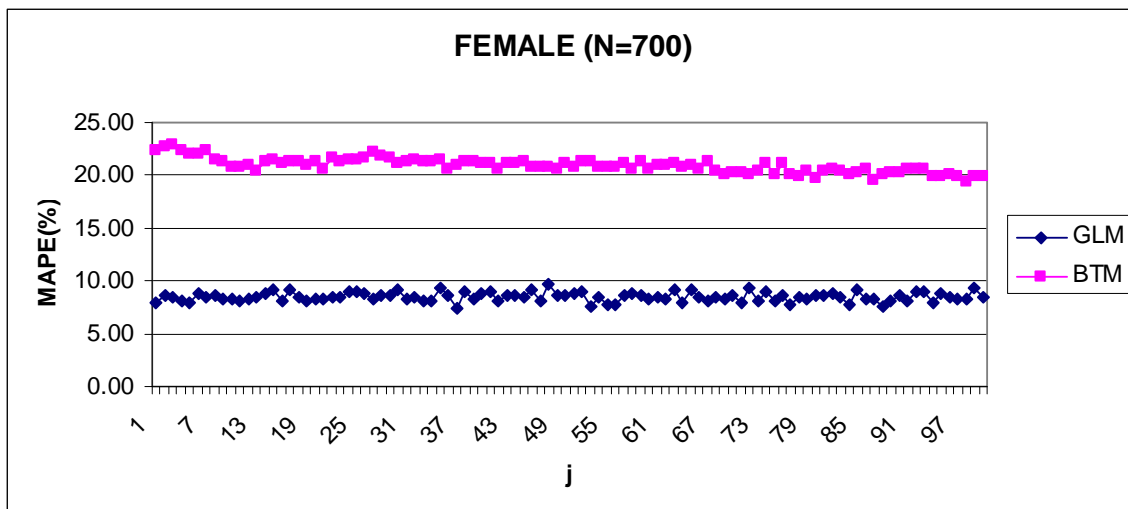
รูปที่ ๑18 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 201 – 300



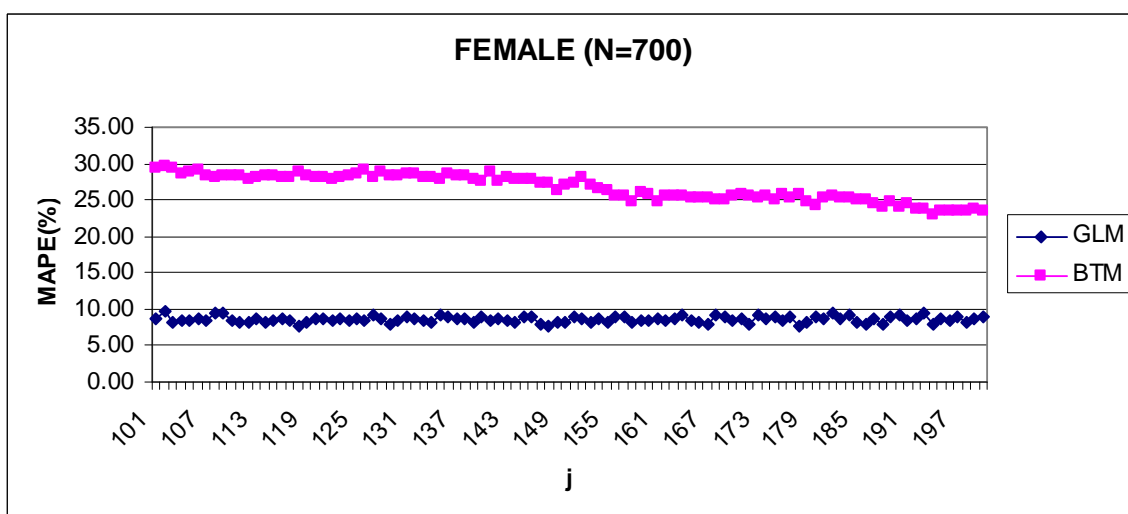
รูปที่ ๑๑๙ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 301 – 400



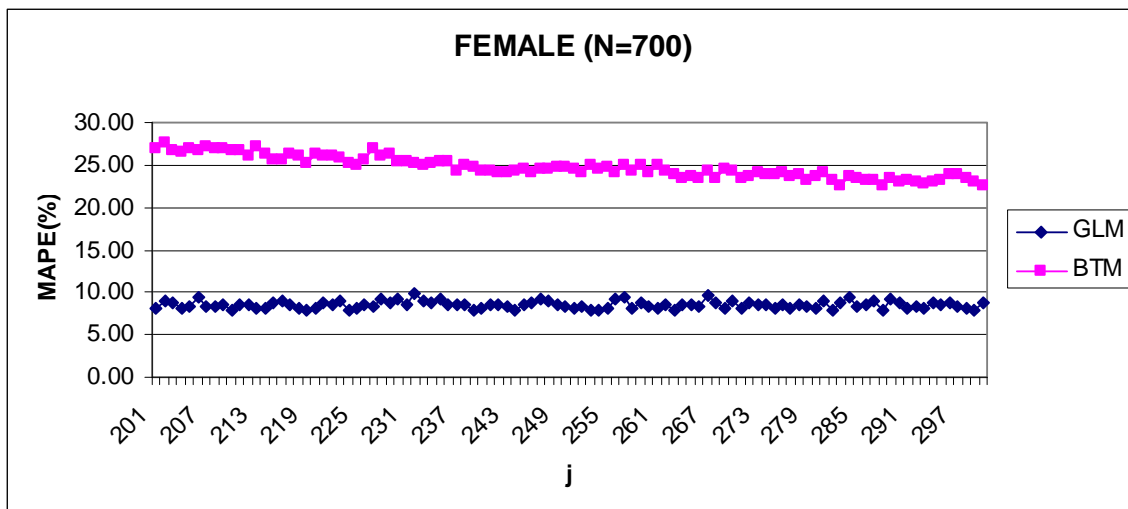
รูปที่ ๑๒๐ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 500 ชุดที่ 401 – 500



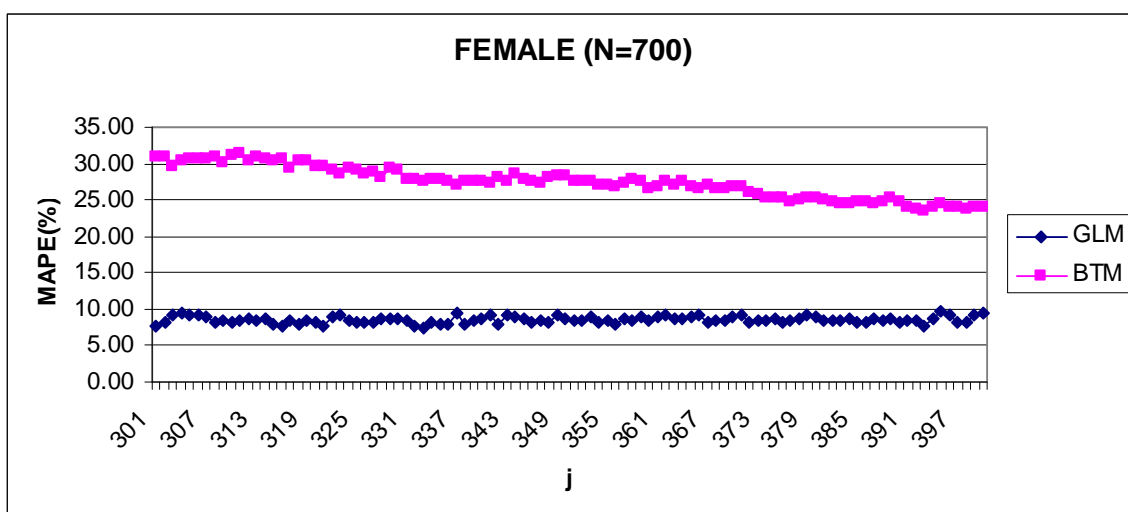
รูปที่ ๑๒๑ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 1 – 100



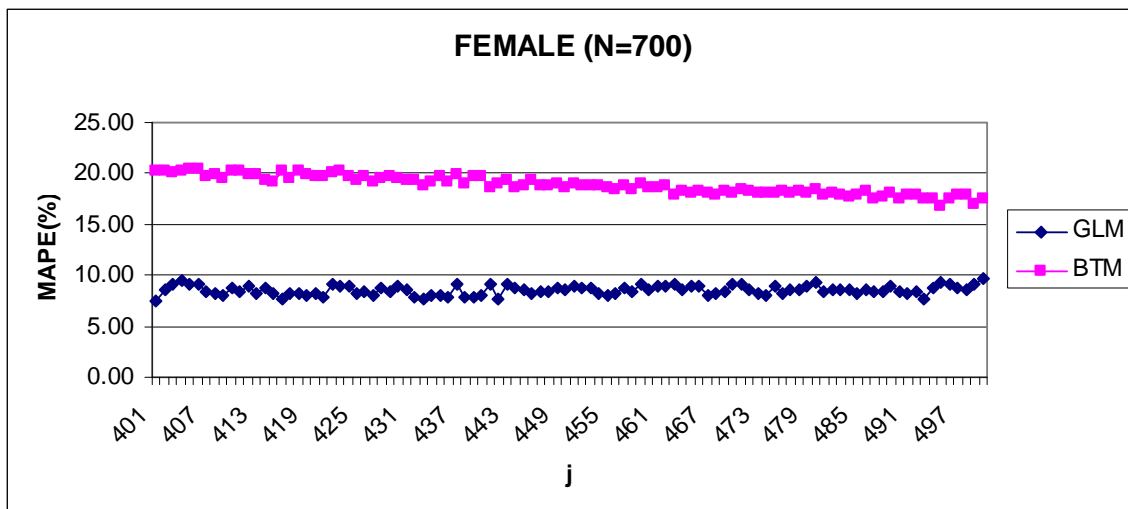
รูปที่ ๑๒๒ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 101 – 200



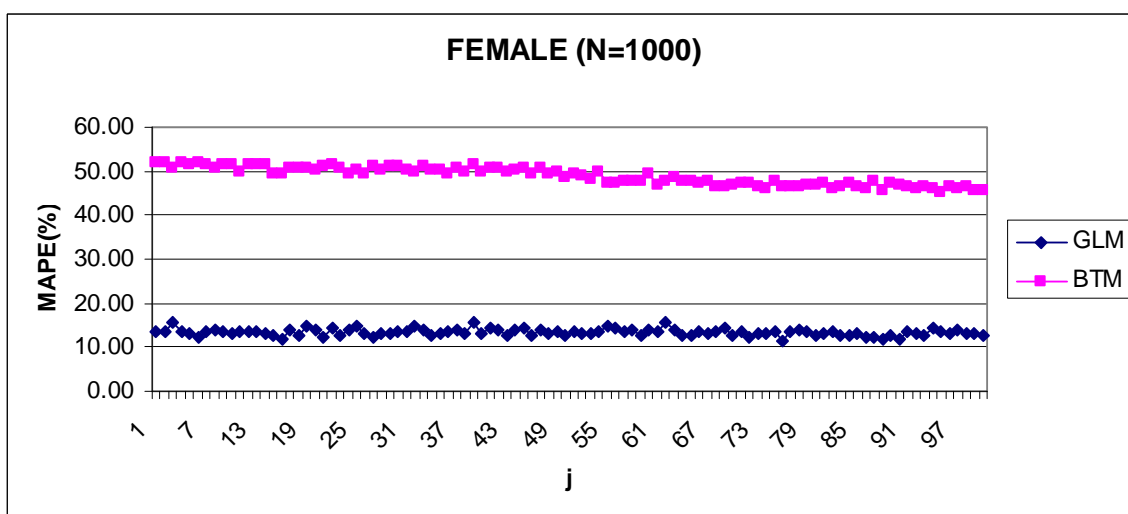
รูปที่ ๑๒๓ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 201 – 300



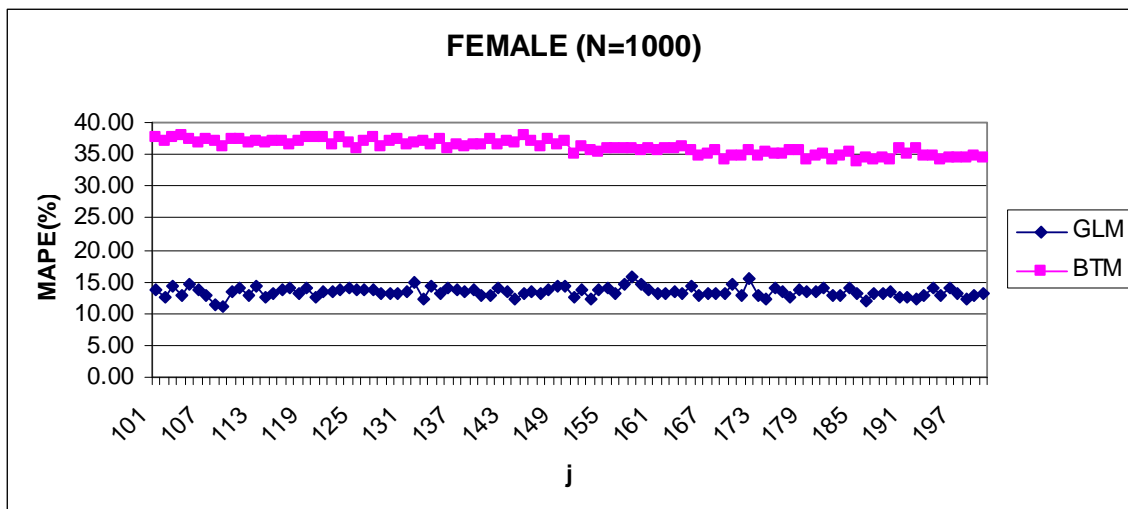
รูปที่ ๑๒๔ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 301 – 400



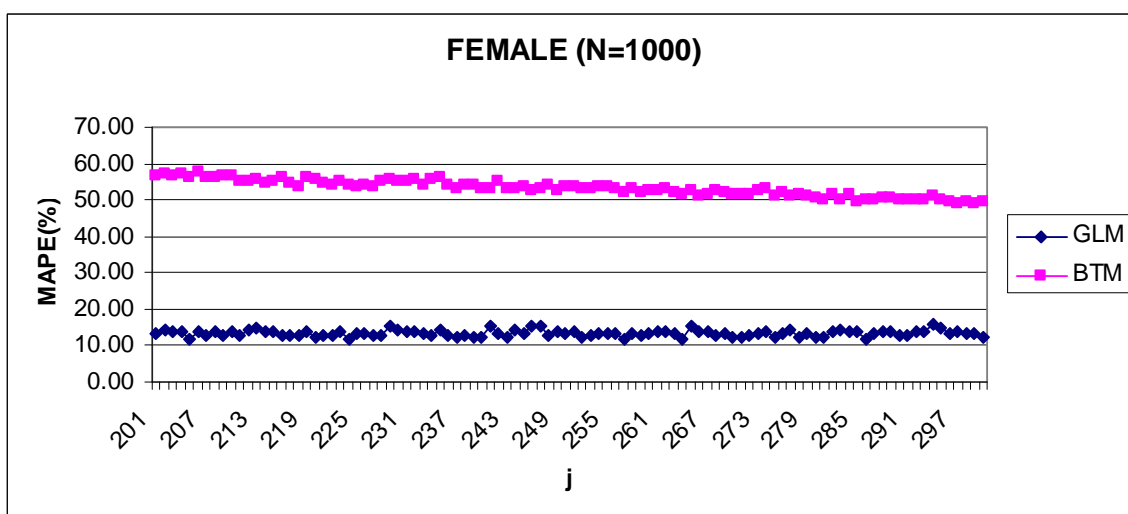
รูปที่ ๑๒๕ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี
ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 700 ชุดที่ 401 – 500



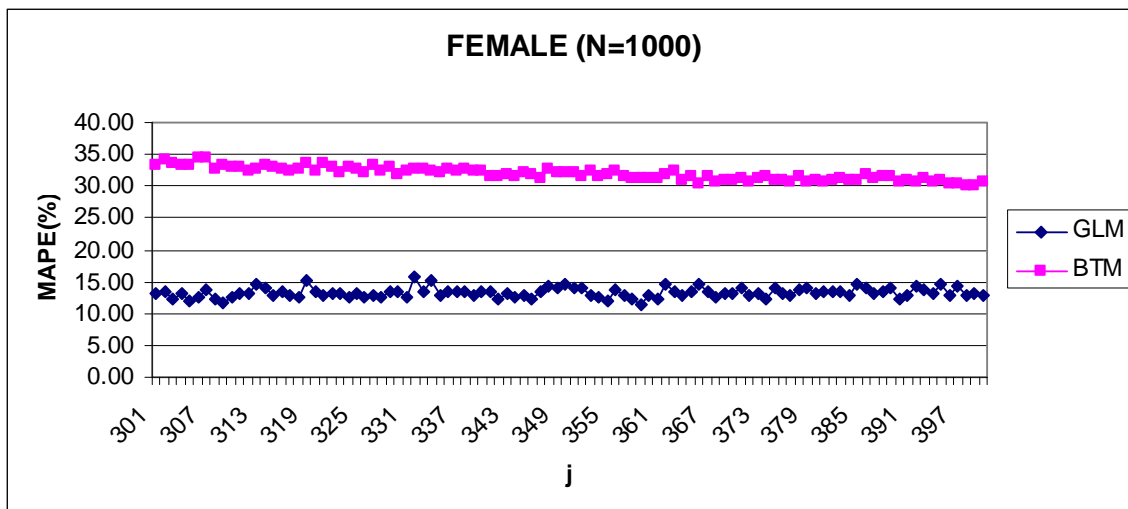
รูปที่ ๑๒๖ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี
ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 1 – 100



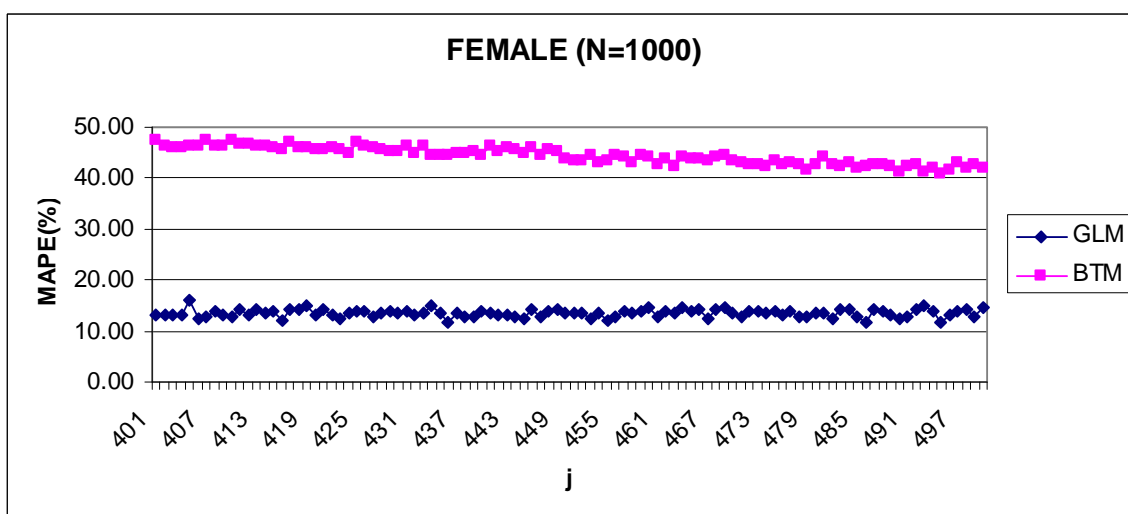
รูปที่ ๒๒๗ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 101 – 200



รูปที่ ๒๒๘ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 201 – 300



รูปที่ ๓๒๙ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี
ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 301 – 400



รูปที่ ๓๓๐ แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ MAPE ที่ได้จากวิธีการปรับแก้ทั้ง 2 วิธี
ของข้อมูลจำลอง เพศหญิง ขนาดตัวอย่าง 1000 ชุดที่ 401 – 500

ภาคผนวก ข
จำนวนรายที่มรณกรรมและจำนวนกรรมธรรม์ที่เสียงภัย
ในปี พ.ศ. 2539 - 2540

ตารางที่ ข1 แสดงจำนวนรายที่มรณกรรมและจำนวนกรรมธรรม์ที่เสี่ยงภัย
ในปีที่ พ.ศ. 2539 - 2540 เพศหญิง

อายุ	d_x	E_x	อายุ	d_x	E_x
16	17	26066	51	129	38895
17	13	25648	52	152	36533
18	12	25575	53	151	34414
19	15	26558	54	187	33386
20	21	28665	55	185	32326
21	20	31569	56	210	30196
22	17	36195	57	187	27202
23	31	42055	58	184	24501
24	49	49046	59	186	23034
25	55	55825	60	200	21221
26	52	61124	61	197	19072
27	65	66083	62	206	17577
28	49	70435	63	234	16821
29	53	73886	64	200	15481
30	53	77128	65	204	13199
31	81	81740	66	154	9162
32	71	85134	67	138	6489
33	88	87039	68	95	4714
34	79	88604	69	67	3545
35	97	89781	70	70	2757
36	98	90175	71	58	2327
37	83	88562	72	59	1995
38	117	85140	73	56	1686
39	93	83027	74	56	1378
40	119	82450	75	50	1174
41	125	80678	76	51	939
42	140	77654	77	33	793
43	106	74162	78	36	708
44	120	70627	79	50	608
45	114	66797	80	44	501
46	140	62510	81	27	368
47	150	57957	82	12	265
48	132	52701	83	23	174
49	150	47872	84	16	81
50	142	43259	85	6	23

ตารางที่ ๒ แสดงจำนวนรายที่มรณกรรมและจำนวนกรรมธรรม์ที่เสี่ยงภัย
ในปีที่ พ.ศ. 2539 – 2540 เพศชาย

อายุ	d_x	E_x	อายุ	d_x	E_x
16	97	38206	51	351	43196
17	120	39277	52	375	40470
18	142	39933	53	320	37810
19	133	40657	54	396	35811
20	132	42546	55	348	34396
21	146	44161	56	360	31769
22	172	47109	57	323	28488
23	184	52112	58	300	25559
24	210	58734	59	335	23285
25	268	65126	60	362	20806
26	260	70027	61	362	18317
27	297	75351	62	356	16322
28	303	81125	63	349	14690
29	311	85155	64	316	13025
30	305	90087	65	286	10770
31	318	95336	66	251	7629
32	356	99131	67	169	5600
33	347	101659	68	156	4030
34	370	103427	69	105	2838
35	348	104427	70	78	2018
36	389	104570	71	72	1681
37	367	103005	72	75	1432
38	363	99906	73	61	1163
39	356	97804	74	50	919
40	362	96392	75	39	747
41	416	93374	76	42	604
42	356	89423	77	41	479
43	422	85856	78	31	419
44	322	82502	79	35	354
45	369	78483	80	29	266
46	364	73312	81	17	171
47	406	67404	82	14	103
48	367	60444	83	12	57
49	357	53708	84	3	29
50	354	47775	85	1	14

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาวฐาปนี ประจันระ เกิดเมื่อวันที่ 11 พฤษภาคม พ.ศ.2531 สำเร็จการศึกษาระดับปริญญา
วิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปี
การศึกษา 2552 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาการประกันภัย ภาควิชาสถิติ
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปี พ.ศ. 2553