การประยุกต์ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนในการปรับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย

โดย

กิตติศักดิ์ จังพานิช

สนับสนุนงบประมาณโดย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์

ประจำปีงบประมาณ 2562

The application of Bayesian estimator's the shape parameter of The Inverse Gaussian Distribution for The Adjusted Average Control Chart

By

KITTISAK JANGPHANISH

Granted by

Rajamangala University of Technology Rattanakosin

Fiscal year 2019

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ด้วยความกรุณาจากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์ที่ให้ทุนในการสนับสนุนการทำวิจัย ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งเป็นอย่างยิ่ง จึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

ขอขอบคุณบริษัท กราเวียร์ กราฟิก ที่ให้ข้อมูลในการทำวิจัยและขอขอบคุณ พ่อ แม่ พี่ น้อง และเพื่อน ๆ ทุกคนที่สนับสนุนทั้งด้านวิชาการและให้กำลังใจเสมอมา

คุณค่าและประโยชน์ของงานวิจัยฉบับนี้ ขอมอบเป็นกตัญญูกตเวทิตาแด่บุพการี บูรพาจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่านทั้งในอดีตและปัจจุบัน ที่ทำให้ข้าพเจ้าเป็นผู้มีการศึกษาและประสบความสำเร็จมาจนถึงทุกวันนี้

กิตติศักดิ์ จังพานิช

5 สิงหาคม 2562

บทคัดย่อ

รหัสโครงการ : **C-17/2562**
ชื่อโครงการ : การประยุกต์ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนในการปรับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย
ชื่อนักวิจัย : ดร. กิตติศักดิ์ จังพานิช

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ 1. เพื่อพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) 2. เพื่อเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo ด้วยโปรแกรม R ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ โดยกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม และ 3. วิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนผลการวิจัยปรากฏว่า Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่กระบวนการมีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้ามากกว่าแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม เมื่อขนาดตัวอย่างน้อยกว่า 30 สำหรับขนาดตัวอย่าง 30 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยทั้ง 2 แบบ มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขไม่ต่างกัน และความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่กระบวนการมีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า

คำสำคัญ : แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน การประมาณค่าแบบเบส์

E-mail Address : **kittisak.jang@rmutr.ac.th**

ระยะเวลาโครงการ : ตุลาคม พ.ศ. 2561 – กันยายน พ.ศ. 2562

Abstract

Code of project : C-17/2562

Project name : The application of Bayesian estimator's the shape parameter of The Inverse Gaussian Distribution for The Adjusted Average Control Chart.

Researcher name : KITTISAK JANGPHANISH, PH.D.

This research aims (1) to develop the average control chart ($\bar{x}-chart$) using the shape parameter of the Inverse Gaussian distribution by Bayesian Estimation for estimating mean and variance, and (2) to compare the process potential capability (C_p) and the actual process capability index (C_{pk}) for Monte Carlo simulation with 10,000 replications assuming that the specification is ± 0.001. The result shows that the process potential capability (C_p) and actual process capability index (C_{pk}) of the Adjusted $\bar{x}-chart$ using Bayesian Estimation of the shape parameter of the Inverse Gaussian distribution for estimating mean and variance have more capability than the $\bar{x}-chart$ under the normal distribution when the sample size is less than 30. For the sample size of 30, the two control charts have the indifferent capability process. And, the capability of process in Gravure printing used the Adjusted $\bar{x}-chart$ have capability of process of customer requirement.

Keywords: Adjusted average control chart, Inverse Gaussian distribution, Bayesian Estimation

---

E-mail Address : kittisak.jang@rmutr.ac.th

Period of project : OCTOBER 2018 – SEPTEMBER 2019

สารบัญ

		หน้า
กิตติกรรมประกาศ		ก
บทคัดย่อภาษาไทย		ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ		ค
สารบัญ		ง
สารบัญตาราง		ช
สารบัญภาพ		ซ
บทที่ 1	**บทนำ**	**1**
	1. ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
	2. วัตถุประสงค์การวิจัย	3
	3. คำถามการวิจัย / สมมติฐานการวิจัย	3
	4. ขอบเขตการวิจัย	4
	5. นิยามศัพท์	5
	6. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	7
บทที่ 2	**ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง / ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง**	**7**
	ตอนที่ 1 แผนภูมิควบคุมคุณภาพและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	7
	ตอนที่ 2 การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	19
	ตอนที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบดั้งเดิม การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	21
	ตอนที่ 4 การสร้างเลขสุ่มในการจำลองสถานการณ์	23
	ตอนที่ 5 แม่พิมพ์กราเวีย	30
	ตอนที่ 6 กรอบแนวคิดการวิจัย	37

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

บทที่ 3 ระเบียบวิธีการวิจัย **40**

1. ขั้นตอนการพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) 41
2. ขั้นตอนการเปรียบเทียบ Process potential capability(C_p) และ Actual Process Capability Index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม 43
3. ขั้นตอนวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวียโดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน 45

บทที่ 4 ผลการวิจัยและผลการวิเคราะห์ **46**

1. ผลการพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) 47
2. ผลการการเปรียบเทียบ Process potential capability(C_p) และ Actual Process Capability Index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม 52
3. ผลการวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวียโดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน 66

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ **68**

1. สรุปผลการวิจัย 68
2. อภิปรายผล 71
3. ข้อเสนอแนะ 72

บรรณานุกรม **74**

ภาคผนวก แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของทองแดงที่ใช้ชุบแม่พิมพ์กราเวีย จำนวน 300 ชิ้น แบ่งเป็น 12 แผนภูมิโดยมีแผนภูมิละ 25 ตัวอย่าง 77

ประวัติผู้วิจัย **84**

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
1	ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=5	54
2	ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=10	56
3	ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=15	58
4	ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=20	60
5	ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=25	62
6	ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=30	64
7	ส่วนประกอบของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่ เมื่อ $\alpha = 0.01$ และ n=25	66

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
1	บ้านคุณภาพ	10
2	ใบตรวจสอบ	13
3	ฮีสโตแกรม	13
4	แผนภูมิพาเรโต	14
5	ผังก้างปลา	14
6	กราฟเส้น	15
7	แผนภาพการกระจาย	15
8	แผนภูมิควบคุม 16	
9	กราฟฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน	22
10	แม่พิมพ์กราเวียร์	35
11	ระบบการพิมพ์แบบกราเวียร์	36
12	กรอบแนวคิดในการวิจัย	39
13	ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=5	55
14	ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=10	57
15	ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=15	59
16	ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=20	61
17	ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=25	63
18	ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=30	65
19	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 1	78
20	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 2	78
21	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 3	79
22	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 4	79
23	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 5	80
24	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 6	80
25	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 7	81
26	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 8	81
27	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 9	82
28	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 10	82

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่		หน้า
29	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 11	83
30	แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 12	83

บทที่ 1
บทนำ

1. ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การควบคุมกระบวนการเชิงสถิติ (Statistical Process Control) เป็นเครื่องมือสำคัญในการรักษาระดับคุณภาพของสินค้าและบริการในกระบวนการผลิตใหม่ตรงตามมาตรฐานที่ผู้ผลิตและผู้บริโภคต้องการ กล่าวคือ เป็นระดับมาตรฐานที่ทำให้ผู้บริโภค ได้รับความพึงพอใจจากสินค้าและบริการสูงสุด และทำให้ผู้ผลิตได้รับผลกำไรสูงสุดในระยะยาว ซึ่งจะส่งผลให้กิจการสามารถดำรงอยู่ต่อไปได้โดยการควบคุมคุณภาพดังกล่าว จะอาศัยวิธีการทางสถิติมาใช้ในการคำนวณและนำผลลัพธ์ที่ได้มาใช้ประกอบการตัดสินใจในเรื่องที่เกี่ยวกับคุณภาพของสินค้าในด้านต่าง ๆ เช่น การพัฒนาสินค้าให้ตรงตามมาตรฐานของผู้ผลิตเอง ตลอดจน พัฒนามาตรฐานสินค้าให้ทัดเทียมกับผู้ผลิตรายอื่นในตลาดต่อไป (SantAnna, & TenCaten, 2012)

เครื่องมือที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการควบคุมคุณภาพเชิงสถิติ คือ แผนภูมิควบคุม โดยแผนภูมิควบคุมข้อมูลที่เป็นเป็นประเภทคุณลักษณะ (Attribute) ได้แก่ p-chart, np-chart เป็นต้น โดยข้อมูลประเภทคุณลักษณะ (Attribute) ประมาณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนภายใต้ข้อสมมติข้อมูลมีการแจกแจงแบบทวินาม (Binomial Distribution) สำหรับข้อมูลที่เป็นข้อมูลประเภทตัวแปร (Variable) แผนภูมิที่ใช้ในการควบคุม ได้แก่ $\bar{x}-chart$, R-chart โดยข้อมูลประเภทตัวแปร (Variable) ประมาณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนภายใต้ข้อสมมติข้อมูลมีการแจกแจงแบบปรกติ

ได้มีการพัฒนาแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสียกันแพร่หลาย Quesenberry (1997) ได้เสนอแผนภูมิควบคุมคิว (Q Chart) สำหรับตัวแปรสุ่มแบบทวินามเพื่อใช้ในการควบคุมสัดส่วนของเสียของกระบวนการ Khoo (2004) ได้เสนอแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สำหรับสัดส่วนของเสีย (Moving Average p Chart) เพื่อแก้ไขข้อบกพร่องของแผนภูมิสัดส่วนของเสียที่ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงได้ช้า Oliveira, Knautz, Sherwani and McCarthy (2012) เสนอแผนภูมิควบคุมเบต้า (Beta Control Chart) สำหรับตรวจสอบกระบวนการที่มีตัวแปรชี้วัดเป็นสัดส่วนของเสีย ผลการศึกษาพบว่า แผนภูมิควบคุมคิวมีประสิทธิภาพดีกว่าแผนภูมิสัดส่วนของเสีย

นอกจากนี้ สุพีชา รุ่งเรือง (2556) ได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสีย 3 แผนภูมิ คือ แผนภูมิควบคุมเบต้า แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และแผนภูมิควบคุมคิว เมื่อข้อมูลมีการแจกแจงทวินามด้วยพารามิเตอร์ n และ p เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุม คือ ค่าจำนวนครั้งเฉลี่ย (ARL) จำลองข้อมูลทั้งหมด 240 สถานการณ์แต่ละสถานการณ์ ทำซ้ำ จำนวน 10,000 ครั้ง ด้วยเทคนิคมอนติคาร์

โล ผลการศึกษาปรากฏว่า เมื่อกระบวนการอยู่ภายในการควบคุมแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สัดส่วนของเสียและแผนภูมิควบคุมคิวมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกันเมื่อกระบวนการอยู่ภายนอกการควบคุม สำหรับแผนภูมิควบคุมเบต้ามีประสิทธิภาพดีในกรณีค่าสัดส่วนของเสียน้อยและขนาดการเปลี่ยนแปลงค่าสัดส่วนของเสียเพิ่มขึ้นเล็กน้อย ในทางกลับกันแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่มีประสิทธิภาพดีในกรณีที่สัดส่วนของเสียและขนาดการเปลี่ยนแปลงค่าสัดส่วนของเสีย มีค่ามากในทุกระดับของขนาดตัวอย่าง

การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์มีมุมมองเกี่ยวกับพารามิเตอร์ที่แตกต่างไปจากแนวคิดแบบดั้งเดิมที่กำหนดให้พารามิเตอร์ คือ ค่าคงที่ที่ไม่ทราบค่า แต่ภายใต้แนวคิดการประมาณค่า พารามิเตอร์แบบเบส์ พารามิเตอร์ คือ ตัวแปรสุ่มที่เกิดขึ้นภายใต้การแจกแจงใด ๆ โดยเรียกการแจกแจงดังกล่าวว่า การแจกแจงก่อน (Prior Distribution) ซึ่งเป็นการแจกแจงที่ขึ้นอยู่กับ ความเชื่อของผู้ทำการ ศึกษาเบื้องต้น จากนั้น ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลตัวอย่างจำนวนหนึ่ง แล้วนำสาระจากข้อมูลที่ได้รับ คือ ความน่าจะเป็นร่วมของการเกิดขึ้นของชุดข้อมูลตัวอย่าง มาปรับปรุงการแจกแจงก่อนที่กำหนดขึ้นในตอนแรก ซึ่งผลที่ได้รับคือ การแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution) ของพารามิเตอร์ที่สนใจ จากนั้นจึงนำค่าคาดหวังของพารามิเตอร์ภายใต้การแจกแจงภายหลัง มาใช้เป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ (William, 2007, pp. 6-25)

นักสถิติแบบเบส์สนใจการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนเริ่มที่การศึกษาของ Banerjee and Bhattacharyya (1979) ศึกษาการหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน โดยใช้การแจกแจงแกมม่า(Gamma Distribution)เป็นการแจกแจงก่อน เปรียบเทียบกับตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน โดยมีการแจกแจงปรกติเป็นการแจกแจงก่อน ปรากฏว่า ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนโดยใช้การแจกแจงแกมม่าเป็นการแจกแจงก่อนมีค่าความน่าจะเป็นในการลู่เข้าสูงกว่าการใช้การแจกแจงปรกติเป็นการแจกแจงก่อน Mahmoud (1991) ศึกษาตัวประมาณค่า พารามิเตอร์การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน โดยใช้การแจกแจงเจฟเฟรย์ (Jeffreys Distribution) เป็นการแจกแจงก่อนเปรียบเทียบกับไม่มีการแจกแจงก่อนโดยใช้กับข้อมูลระยะเวลาที่แอร์เสีย ชี้ให้เห็นว่า ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์โดยใช้การแจกแจงเจฟเฟรย์ (Jeffreys Distribution) เป็นการแจกแจงก่อนให้ค่าความแปรปรวนต่ำกว่าตัวประมาณค่าที่ไม่มีการแจกแจงก่อน

Pandey and Bandyopadhyay (2012) ศึกษาการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจง อินเวอร์สเกาส์เซียน โดยใช้การแจกแจงแกมม่าเป็นการแจกแจงก่อนด้วยการสุ่มตัวอย่างแบบกิบบ์ (Gibbs sampling) ในการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธีมอนติคาร์โล ปรากฏว่าการสุ่มตัวอย่างแบบกิบบ์ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนโดยใช้การแจกแจงแกมม่าเป็นการแจกแจงก่อน ให้ค่าฟังก์ชันการสูญเสียกำลังสองต่ำกว่าวิธีมอนติคาร์โลด้วยวิธีโซ่มาร์คอร์ฟ และ Feroze (2012, pp. 39-52) ได้ศึกษาการประมาณ

ค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนภายใต้ฟังก์ชั่นการสูญเสียแบบต่าง ๆ ปรากฏว่า การแจกแจงเอกรูปเป็นการแจกแจงก่อน ให้ค่าฟังก์ชันความสูญเสียกำลังสองต่ำกว่าการใช้การแจกแจงเจฟเฟรย์เป็นการแจกแจงก่อน ในงานวิจัยนี้เปรียบเทียบการแจกแจงก่อนแบบต่าง ๆ ประกอบด้วยการแจกแจงเอกรูปการแจกแจงแกมม่า การแจกแจงไคกำลังสอง การแจกแจงเลขชี้กำลัง และการแจกแจงแบบเจฟเฟรย์ ชี้ให้เห็นว่า การใช้การแจกแจงเลขชี้กำลังเป็นการแจกแจงก่อนมีค่า ELF (Entropy Loss Function) ต่ำที่สุด

แผนภูมิที่ใช้ในการควบคุมคุณภาพสำหรับข้อมูลที่เป็นข้อมูลประเภทตัวแปร (Variable) ได้แก่ $\bar{x}-chart$, R-chart โดยข้อมูลประเภทตัวแปร (Variable) ใช้การประมาณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนภายใต้ข้อสมมติข้อมูลมีการแจกแจงแบบปรกติ ถ้าข้อมูลไม่ได้มีการแจกแจงปรกติ การใช้การแจกแจงปรกติในการประมาณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนในการสร้างขีดจำกัดบน (UCL) และขีดจำกัดล่าง (LCL) ทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าสูง เนื่องจากใช้การแจกแจงที่ไม่เหมาะสมกับข้อมูล เพื่อแก้ปัญหาการใช้การแจกแจงที่ไม่เหมาะสมกับข้อมูลที่ไม่ได้มีการแจกแจงแบบปรกติ ผู้วิจัยจึงประยุกต์ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนในการปรับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย

2. วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance)

2. เพื่อเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม

3. วิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน

3. สมมติฐานการวิจัย

1. แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่ใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความ

แปรปรวน (Variance) มีจำนวนสถานการณ์ที่สามารถควบคุมความสามารถของกระบวณการผลิตมากกว่าแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิมในการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo

2. ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนมีความสามารถในการควบคุมกระบวนการผลิต

4. ขอบเขตการวิจัย

ขอบเขตการจำลองสถานการณ์ (วัตถุประสงค์ข้อที่ 2)

การจำลองสถานการณ์ด้วยวิธีมอนติคาร์โล 2 เงื่อนไข (α x n) จำนวน 30 สถานการณ์ (5x6) ทำซ้ำ (Replication) จำนวน 10,000 รอบ โดยใช้โปรแกรม R กำหนดค่า

$\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$

$n = 5, 10, 15, 20, 25, 30$

คำนวณค่าขีดจำกัดแบบเดิม

$$UCL = \bar{\bar{X}} + 3\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

$$CL = \bar{\bar{X}}$$

$$LCL = \bar{\bar{X}} - 3\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

ขีดจำกัดปรับใหม่

$$UCL = \hat{\alpha}_{WB} + 3\frac{\sqrt{Var(\hat{\alpha}_{WB})}}{\sqrt{n}}$$

$$CL = \hat{\alpha}_{WB}$$

$$LCL = \hat{\alpha}_{WB} - 3\frac{\sqrt{Var(\hat{\alpha}_{WB})}}{\sqrt{n}}$$

ในการคำนวนความสามารถของกระบวนการในการคำนวนค่า Process potential capability (C_p) โดยมีสูตรในการคำนวน ดังนี้

$$C_p = \frac{USL - LSL}{UCL - LCL}$$

เมื่อ

$USL =$ upper specification limit

$LSL = lower$ specification limit

โดยกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001

สำหรับการคำนวณค่า Actual process capability index (C_{pk}) โดยมีสูตรในการคำนวน ดังนี้

$$C_{pk} = \min(C_{pu}, C_{pl})$$

โดยที่

$$C_{pu} = \frac{USL - \overline{\overline{X}}}{3\sigma}$$

$$C_{pl} = \frac{\overline{\overline{X}} - LSL}{3\sigma} \quad [11]$$

ขอบเขตการวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยโดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (วัตถุประสงค์ข้อที่ 3)

ดำเนินการเก็บข้อมูลแม่พิมพ์กราเวีย จำนวน 30 ชิ้น ในกระบวณการชุบทองแดง โดยเก็บวันละ 1 ชิ้น แล้วดำเนินการวัดความหนาของทองแดงที่ติดแม่พิมพ์

สร้างแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยโดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนหาค่าความสามารถของกระบวนการผลิต (C_p และ C_{pk})

5. นิยามศัพท์

แผนภูมิควบคุมคุณภาพ หมายถึง แผนภูมิควบคุมประเภทตัวแปร (Control Chart for Variable) คือ แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x} - chart$) โดยมีค่าขีดจำกัด ดังนี้

$$UCL = \overline{\overline{X}} + 3\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

$$CL = \overline{\overline{X}}$$

$$LCL = \overline{\overline{X}} - 3\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) หมายถึง การแจกแจงที่มีลักษณะเบ้ขวา มีพารามิเตอร์ 2 ตัว คือ พารามิเตอร์รูปร่าง (α) และพารามิเตอร์บอกมาตราส่วน (β) โดยมี $E(X) = \alpha$ และ $Var(X) = \frac{\alpha^3}{\beta}$

การแจกแจงแกมม่า (Gamma Distribution) หมายถึง การแจกแจงที่มีลักษณะเบ้ขวา

มี 2 พารามิเตอร์ คือ พารามิเตอร์รูปร่าง (α) และพารามิเตอร์บอกมาตราส่วน (β) โดย $E(X) = \alpha\beta$ และ $Var(X) = \alpha\beta^2$

การแจกแจงไวบูล (Weibull Distribution) หมายถึง การแจกแจงที่มีลักษณะเบ้ขวา มีพารามิเตอร์ 2 ตัว คือ พารามิเตอร์รูปร่าง (α) และพารามิเตอร์บอกมาตราส่วน (β) โดย $E(X) = \beta\Gamma(\frac{1}{\alpha}+1)$ และ $Var(X) = \beta^2\left[\Gamma(\frac{2}{\alpha}+1) - (\Gamma(\frac{1}{\alpha}+1))^2\right]$

การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบดั้งเดิม (Classical Parameter Estimation) หมายถึง การประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยมีแนวคิดว่าค่าพารามิเตอร์เป็นค่าคงที่

การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ (Bayesian Estimation) หมายถึง วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์โดยมีแนวคิดว่าค่าพารามิเตอร์เป็นตัวแปรสุ่ม ต้องใช้ทฤษฎีความน่าจะเป็นเข้ามาเกี่ยวข้อง

การแจกแจงก่อน (Prior Distribution) หมายถึง การสำรวจข้อมูลล่วงหน้า (Pilot Survey) เพื่อนำลักษณะของข้อมูล เช่น ค่าเฉลี่ย ความแปรปรวน ไปปรับปรุงตัวประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์

เทคนิคมอนติคาร์โล (Monte Carlo Methods) หมายถึง การจำลองสถานการณ์โดยใช้คอมพิวเตอร์ในการสร้างเลขสุ่มและทำซ้ำหลาย ๆ ครั้ง เพื่อให้ค่าที่เกิดจากการจำลองสถานการณ์

ลู่เข้าสู่ค่าจริง โดยอาศัยกฎเลขจำนวนมาก (Law of Large Number) หมายถึง

Process potential capability (C_p) หมายถึง คืออัตราส่วนระหว่างค่าการกระจายของค่ากำหนดเฉพาะกับของกระบวนการ การกระจายของกระบวนนิยมกำหนดให้เท่ากับ 6 sigma ของกระบวนการผลิต

Actual process capability index (C_{pk}) หมายถึง อัตราส่วนระหว่างค่าการกระจายของค่ากำหนดเฉพาะกับของกระบวนการ แต่ค่า Cpk จะเป็นการเปรียบเทียบระยะห่างระหว่างค่าเฉลี่ยของกระบวนการกับค่าขอบเขตกำหนดเฉพาะด้านใดด้านหนึ่งที่ใกล้ที่สุด ซึ่งคือครึ่งหนึ่งของการกระจายของกระบวนการ

กระบวนการผลิตมีความสามารถในการผลิต หมายถึง ค่า C_p และ C_{pk} มีค่าไม่ต่ำกว่า 1 (ISO/TS 16949)

แม่พิมพ์กราเวีย หมายถึง แม่พิมพ์ที่ทำมาจากเหล็กรูปทรงกระบอก ซึ่งมีผิวชุบด้วยทองแดง และบ่อหมึกเล็กๆ ก็จะถูกกัดลงในชั้นของทองแดงนี้ หรือแม่พิมพ์อาจนำมาเป็นแผ่นแล้วนำมาหุ้มรอบลูกกลิ้งเหล็กอีกชั้นหนึ่ง โดยการพิมพ์ระบบกราเวียร์ เป็นระบบการพิมพ์ที่สามารถผลิตภาพลายเส้น(line work) และภาพฮาล์ฟโตน (half tone) ได้อย่างมีคุณภาพและรวดเร็ว อีกทั้งยังพิมพ์บนผิววัตถุต่างๆได้อีกหลายประเภท โดยเฉพาะอย่างยิ่ง บรรจุภัณฑ์ ที่ทำ

จากวัสดุจำพวกพลาสติกและอลุมิเนียมฟอยส์ ระบบการพิมพ์ในระบบนี้จึงเป็นที่นิยมใช้ ในการบรรจุภัณฑ์เป็นจำนวนมาก เพราะคุณภาพการพิมพ์ทัดเทียมกับระบบออฟเซท ได้เช่นกันบรรจุภัณฑ์ ที่ใช้การพิมพ์ระบบกราเวียร์นี้ได้แก่ กล่องกระดาษพับ ห่อของที่ยืดหยุ่นได้ กระดาษห่อของขวัญ กระดาษห่อของ ฉลาก ตรา ทั้งแผ่นและม้วน ประเภทสิ่งพิมพ์พิเศษอื่นๆ สิ่งพิมพ์พิเศษ ก้นกรองบุหรี่ กระป๋องโลหะ เป็นต้น

กระบวนการชุบทองแดง หมายถึง การชุบเนื้อเหล็กของแม่พิมพ์กราเวียด้วยทองแดงและก็จะมีบ่อน้ำหมึกเล็กๆ ที่จะถูกกัดลงในชั้นของทองแดง

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้แผนภูมิควบคุมคุณภาพสำหรับข้อมูลที่เป็นตัวแปร (Variable) แบบใหม่ที่มีความสามารถของกระบวนการผลิตที่มีความสามารถในการควบคุมกระบวนการผลิตมีประสิทธิภาพสูงขึ้น หน่วยงานที่นำผลการวิจัยไปใช้ประโยชน์ คือ โรงงานที่ต้องการควบคุมคุณภาพของกระบวนการผลิต

2. ได้วิธีทางสถิติในการควบคุมคุณภาพการผลิตแบบใหม่ หน่วยงานที่นำผลการวิจัยไปใช้ประโยชน์ สถานศึกษา โรงงานที่ต้องการควบคุมคุณภาพของกระบวนการผลิต

3. สามารถลดต้นทุนในกระบวนการผลิตได้เมื่อกระบวนการผลิตมีความสามารถในการผลิตที่มีประสิทธิภาพ

บทที่ 2
ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง / ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ดังนี้ 1. เพื่อพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) 2. เพื่อเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) และ Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม และ 3. วิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน ผู้วิจัยได้กำหนดการทบทวนเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเป็น ตอน 5 ดังนี้

ตอนที่ 1 แผนภูมิควบคุมคุณภาพและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 2 การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบดั้งเดิม การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 4 การจำลองสถานการณ์ด้วยวิธีมอนติคาร์โล

ตอนที่ 5 แม่พิมพ์กราเวียและบริษัท กราเวียกราฟฟิคส์ จำกัด จังหวัดสมุทรสาคร

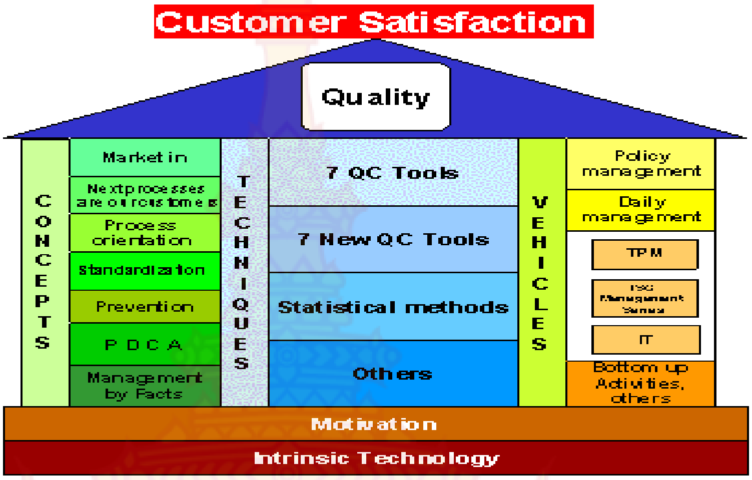
ตอนที่ 1 แผนภูมิควบคุมคุณภาพและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Total Quality Management (TQM) เป็นเครื่องมือในการบริหารคุณภาพหรือการพัฒนาประสิทธิภาพการบริหาร เกิดขึ้นครั้งแรกในสหรัฐอเมริกาในปี ค.ศ. 1950 และมีการนำไปเผยแพร่ตลอดจนพัฒนาอย่างต่อเนื่องและเอาจริงเอาจังในประเทศญี่ปุ่นตั้งแต่ปี ค.ศ. 1960 ในชื่อของ Total Quality Control (TQC) ซึ่งเครื่องมือนี้ได้มีบทบาทสำคัญในการพัฒนาคุณภาพของผลิตภัณฑ์ในอุตสาหกรรมของประเทศญี่ปุ่น จนทำให้ประเทศญี่ปุ่นมีการพัฒนาเศรษฐกิจเจริญเติบโตอย่างรวดเร็วในช่วงปี ค.ศ. 1960-1980 ในช่วงแรกของการประยุกต์ใช้ TQC นั้น ในประเทศญี่ปุ่นมีการใช้ชื่อใหม่ว่า Company Wide Quality Control (CWQC) และได้แพร่หลายจากอุตสาหกรรมการผลิตเข้าสู่อุตสาหกรรมอื่นๆ เช่น อุตสาหกรรมการก่อสร้าง และอุตสาหกรรมการบริการ เป็นต้น ตั้งแต่ปี ค.ศ. 1970 เป็นต้นมา TQC หรือ Total Quality Management (TQM) ได้มีการแพร่จากประเทศญี่ปุ่นกลับไปสู่สหรัฐอเมริกา รวมทั้งประเทศ

อื่นๆในทวีปยุโรป และทวีปเอเชียในที่สุด ส่วนในประเทศไทยนั้น TQM ได้เริ่มมีการนำมาประยุกต์ใช้กันอย่างจริงจังตั้งแต่ปี พ.ศ. 2538 เป็นต้นมา ทั้งในกิจการต่างๆของภาคเอกชน รัฐวิสาหกิจ และภาคราชการ โดยอาจจะนำหลักการ TQM บางส่วนหรือทั้งหมดมาประยุกต์ใช้ในจำนวนที่มากขึ้นตามลำดับ

ประมาณปี ค.ศ. 1946 กองกำลังพันธมิตรซึ่งควบคุมดูแลประเทศญี่ปุ่นได้เผยแพร่ Statistical Quality Control (SQC) ให้กับผู้ผลิตผลิตภัณฑ์ด้านการสื่อสารของญี่ปุ่น ซึ่งนับเป็นจุดเริ่มต้นในการควบคุมคุณภาพในภาคอุตสาหกรรมของประเทศญี่ปุ่น ในระหว่างช่วงปี 1950-1952 ศาสตราจารย์เดมิ่ง ได้มาปาฐกถาเทคนิคการควบคุมคุณภาพเชิงสถิติในประเทศญี่ปุ่นถึง 3 ครั้ง ทำให้ SQC เป็นที่รู้จักและแพร่หลายอย่างรวดเร็วในหลายอุตสาหกรรมของประเทศญี่ปุ่น ต่อมาศาสตราจารย์จูรัน ได้เดินทางมาเผยแพร่เทคนิคการควบคุมคุณภาพในฐานะของเครื่องมือสำคัญทางด้านการบริหารจัดการ จนถึงช่วงหลังทศวรรษ 1950 A.V. Feigenbaum ได้เสนอแนวคิดของ TQC โดยกล่าวว่า สถิติไม่ใช่การควบคุมคุณภาพ ในการควบคุมคุณภาพนั้นทุกส่วนงานขององค์กรจะต้องร่วมมือกัน และดำเนินการควบคุมคุณภาพอย่างเป็นระบบ TQC จึงมีการแพร่หลายอย่างจริงจังในประเทศญี่ปุ่น โดยกลุ่มศึกษาดูงาน QC ในสหรัฐอเมริกาในปี 1958 ที่จัดขึ้นโดยศูนย์เพิ่มผลผลิตของประเทศญี่ปุ่น (JPC)

ในปี 1962 ศาสตราจารย์ คาโอรุ อิชิกาวา ได้เสนอให้ตั้งสำนักงานกิจกรรมกลุ่มคุณภาพ (QC Circle Headquarters) ขึ้นในสหพันธ์นักวิทยาศาสตร์และวิศวกรของญี่ปุ่น (JUSE) ในเดือนพฤษภาคม ปี 1963 ได้มีการเสนอผลงานกลุ่ม QC ที่เมืองเซนได หลังจากนั้น JUSE ได้ส่งเสริมบทบาทของผู้บริหารระดับสูงในการทำ TQC ขึ้น โดยการจัดสัมมนา QC ของผู้บริหารระดับสูงในปี 1957, 1962 และ การประชุมเสนอผลงาน QC ของผู้บริหารระดับสูงในปี 1963 นับตั้งแต่ญี่ปุ่นได้เริ่มใช้ TQC อย่างจริงจังในต้นทศวรรษ 1960 TQC ได้แพร่หลายไปสู่ส่วนงานทางด้านวิศวกรรมการตลาด สำนักงาน และงานทางด้านการบริการ ในส่วนของกิจกรรมนั้นได้มีการขยายขอบเขตจากการควบคุมไปสู่การบริหารนโยบาย และการวางแผนกลยุทธ์ทางธุรกิจด้วย ดังนั้นในปี 1997 ประเทศญี่ปุ่นจึงได้ประกาศเปลี่ยนชื่อเรียกจาก TQC เป็น TQM โดยประเทศต่างๆในสหรัฐอเมริกาและยุโรปได้ใช้ชื่อ TQM มาก่อนหน้านี้เป็นระยะเวลานานแล้ว ศาสตราจารย์ โนริอะคิ คาโน ได้เสนอองค์ประกอบของ TQM ในลักษณะของบ้านคุณภาพ แสดงดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 บ้านคุณภาพ (http://www.oknation.net/blog/EQS2007/2007/03/10/entry-1 เข้าถึงเมื่อวันที่ 17พ.ค.2561

บ้านคุณภาพซึ่งได้แสดงโครงสร้างของ TQM นั้น เป็นการสรุปจากการสังเกตการณ์กระบวนการส่งเสริม TQM ของบริษัทต่างๆในหลายประเทศโดยศาสตราจารย์คาโน และกิจกรรมในการปฏิบัติเพื่อมุ่งสู่คุณภาพตามแนวคิดเหล่านี้จำเป็นต้องอาศัยเทคนิคหรือเสาหลักที่สองเพื่อใช้ในการเก็บรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูล เทคนิคเหล่านี้ได้แก่ 7 QC tools, 7 New QC Tools, QC Story และวิธีการต่างๆทางสถิติ

เพื่อให้สามารถส่งเสริมกิจกรรมต่างๆมาสู่คุณภาพให้ดำเนินการได้อย่างมีประสิทธิภาพและประสิทธิผลทั่วทั้งองค์กร สิ่งที่เรียกว่า "พาหนะ" ในเสาหลักที่สามก็เป็นสิ่งจำเป็นเพื่อส่งเสริมทำงานได้อย่างรวดเร็วและสะดวก พาหนะเหล่านี้ ได้แก่ การบริหารเชิงนโยบาย การบริหารงานประจำวัน การบริหารข้ามสายงาน กิจกรรมกลุ่ม QC ทีมงาน QC การตรวจวินิจฉัยคุณภาพโดยผู้บริหาร และการให้การศึกษาอบรม

จากข้อความข้างต้น จะพบว่าระบบการจัดการคุณภาพทั่วทั้งองค์การ (TQM) เป็นเพียงปรัชญาของการบริหารจัดการคุณภาพที่ทุกองค์การปรารถนาอยากจะได้และบรรลุผลตามแนวความคิดนั้น แต่ไม่มีวิธีการปฏิบัติที่แน่นอนตายตัวว่าองค์การจะต้องทำอย่างไรจึงจะสามารถบรรลุผลสำเร็จได้ แต่ถ้าหากองค์การใช้ระบบคุณภาพ ISO 9001 : 2000 มาปรับใช้ก่อนเพื่อให้ระบบการทำงานขององค์การมีระบบพื้นฐานมารองรับก่อน และจะต้องนำมาระบบมาใช้อย่างจริงจังพร้อมกับนำเครื่องมือคุณภาพอื่นๆมาประกอบใช้อย่างเหมาะสม เช่น APQP, MSA, SPC, FMEA, Six Sigma เป็นต้น เพื่อช่วยในการปรับปรุงคุณภาพ ประสิทธิภาพ และประสิทธิผลของระบบการทำงานขององค์การให้สอดคล้องกับมาตรฐาน ISO 9001:2000 จากนั้นจึงค่อยนำข้อกำหนดของรางวัลคุณภาพแห่งชาติ (Thailand Quality Award ; TQA) ซึ่งได้พัฒนามาจากแนวทางของรางวัล Malcolm Baldrige National Quality Award (MBNQA)

ของประเทศสหรัฐอเมริกา ซึ่งเป็นต้นแบบของรางวัลคุณภาพแห่งชาติของอีกหลายประเทศทั่วโลก (ออนไลน์ http://www .oknation .net/blog/EQS2007/2007/03/10/entry-1 เข้าถึงเมื่อวันที่ 17พ.ค.2561)

ความหมายของการควบคุมคุณภาพ (Definition of quality control)

คำว่า การควบคุมคุณภาพ เป็นการรวมคำสองคำเข้าด้วยกัน คำหนึ่งคือคำว่า การควบคุมตรงกับคำในภาษาอังกฤษว่า“Control” ส่วนอีกคำหนึ่งคือ คำว่า คุณภาพ ตรงกับคำในภาษาอังกฤษว่า “Quality” ซึ่งคำสองคำนี้มีความหมาย ดังนี้ การควบคุม (Control) หมายถึง การบังคับให้กิจกรรมต่าง ๆ ได้ดำเนินการตามแผนที่วางไว้ (เปรื่อง กิจรัตน์ภร, 2537 : 202) ส่วนคำว่า คุณภาพ (Quality) หมายถึง ผลผลิตที่มีความเหมาะสม ที่จะนำไปใช้งาน (Fine ness for use) ออกแบบได้ดี (Quality of design) และมีรายละเอียดที่เป็นไปตามมาตรฐานที่กำหนด (ศูนย์อบรม กฟภ. 2531 : 14) เธียรไชย จิตต์แจ้ง (2530 : 666) ได้ให้ความหมายของการควบคุมว่าหมายถึง กิจกรรมจำเป็นต่าง ๆ ที่จะต้องกระทำเพื่อให้บรรลุเป้าหมายอย่างมีประสิทธิภาพและได้ผลตลอดไป นอกจากนี้ วิชัย แหวนเพชร (2536 : 111) ยังได้ให้ความหมายของคุณภาพไว้ดังนี้ คุณภาพคือ ผลิตภัณฑ์มีความคงทน มั่นคง มีสภาพดีสามารถใช้และทำงานได้ดีรวมทั้งมีรูปร่างสวยงามเรียบร้อยกลมกลืน ทำให้น่าใช้ด้วย กล่าวโดยสรุปแล้ว คุณภาพหมายถึง ผลิตภัณฑ์ที่ออกแบบได้เหมาะสมในงานได้ดี กระบวนการผลิตดี มีความคงทนสวยงามเรียบร้อย และมีรายละเอียดเป็นไปตามข้อกำหนดของผู้สั่งซื้อที่กำหนดไว้ นอกจากนี้ยังจะต้องมีความปลอดภัยในการใช้งานด้วย ความหมายของคุณภาพ (กตัญญู หิรัญญสมบูรณ์, 2542, หน้า 20-21) การที่ผลิตภัณฑ์จะมีคุณภาพที่ดี จะต้องมีลักษณะดังต่อไปนี้

1. การปฏิบัติงานได้ (Performance) ผลิตภัณฑ์ต้องสามารถใช้งานได้ตามหน้าที่ที่กำหนดไว้

2. ความสวยงาม (Aesthetics) ผลิตภัณฑ์ต้องมีรูปร่าง , ผิวสัมผัส , กลิ่น , รสชาติ , สีสัน ที่ดึงดูดใจลูกค้า

3. คุณสมบัติพิเศษ (Special Features) ผลิตภัณฑ์ควรมีลักษณะพิเศษที่โดดเด่นแตกต่างจากผู้อื่น

4. ความสอดคล้อง (Conformance) ผลิตภัณฑ์ควรมีความเสี่ยงอันตรายในการใช้น้อยที่สุด

5. ความปลอดภัย (Safety) ผลิตภัณฑ์ควรมีความเสี่ยงอันตรายในการใช้น้อยที่สุด

6. ความเชื่อถือได้ (Reliability) ผลิตภัณฑ์ควรใช้งานได้อย่างสม่ำเสมอ

7. ความคงทน (Durability) ผลิตภัณฑ์ควรมีอายุใช้งานที่ยาวนานในระดับหนึ่ง

8. คุณค่าที่รับรู้ (Perceived Quality) ผลิตภัณฑ์ควรสร้างความประทับใจ และมีภาพพจน์ที่ดีในสายตาลูกค้า

9. การบริการหลังการขาย (Service After Sale)

ธุรกิจมีการบริหารหลังการขายที่ต่อเนื่องทำให้สินค้าสามารถคงคุณสมบัติหรือหน้าที่การงานที่สมบูรณ์ต่อไปได้ รวมทั้งบริการในการรับฟังความคิดเห็นจากลูกค้าเกี่ยวกับตัวผลิตภัณฑ์ด้วยคุณภาพที่ดีของผลิตภัณฑ์เป็นสิ่งที่ทั้งผู้ผลิตและผู้ใช้ต้องการ แต่อย่างไรก็ดีมุมมองด้านคุณภาพในสายตาของผู้ผลิตและผู้ใช้แตกต่างกัน เนื่องจากวัตถุประสงค์ในการใช้สอยผลิตภัณฑ์ของลูกค้า ย่อมแตกต่างกับพันธกิจ (Mission) ในการดำเนินธุรกิจของผู้ผลิต ดังนั้นจะสรุปทัศนะของผู้ผลิตกับลูกค้าในแง่ของคุณภาพได้ดังต่อไปนี้ (ออนไลน์ http://www.nsru.ac.th/e learning/sonthaya/ lesson%209/ lesson%209 .html เข้าถึงเมื่อวันที่ 17 พ.ค.2561)

ประโยชน์ของการควบคุมคุณภาพ

1. ลดค่าใช้จ่ายภายในโรงงาน โรงงานที่มีระบบการควบคุมคุณภาพที่เหมาะสม สามารถลดค่าใช้จ่ายลงได้ ดังนี้

1.1 ทำให้เกิดของเสียน้อยลง เป็นการลดค่าความเสียหายลง

1.2 ลดค่าใช้จ่ายที่ต้องทำงานซ่อม ทำให้ไม่ต้องทำงานซ้ำซ้อน

1.3 ไม่ต้องลดเกรดของสินค้า จึงขายได้ในราคาที่ตั้งไว้ ทำให้ไม่ขาดรายได้

1.4 ลดค่าใช้จ่ายในการแยกผลิตภัณฑ์

1.5 ไม่ต้องหยุดการผลิต ทำให้ไม่ต้องเสียเวลา ไม่ต้องเสียค่าแรงงานและค่าเครื่องจักรไป โดยเปล่าประโยชน์

2. ลดค่าใช้จ่ายภายนอกโรงงาน

2.1 ลดการถูกต่อว่าและเปลี่ยนสินค้าจากผู้บริโภค ทำให้ไม่เสียชื่อเสียง ไม่เสียค่าสินค้าที่ ถูกเปลี่ยน

2.2 ทำให้ชื่อเสียงขององค์กรดีขึ้น ทำให้ยี่ห้อหรือตราสินค้าเป็นที่น่าเชื่อถือ สินค้าจึง ขายง่าย

2.3 ทำให้ขายสินค้าได้ตามราคาที่กำหนด จึงได้กำไรตามที่วางเป้าหมายไว้

สรุป การควบคุมคุณภาพได้เหมาะสม นอกจากทำให้องค์การสามารถลดค่าใช้จ่ายทั้งภายในและ ภายนอกโรงงานได้แล้ว ยังทำให้ภาพพจน์ของโรงงานดีในสายตาของสังคมภายนอกด้วย พนักงานภายใน เองก็มีขวัญและกำลังใจในการทำงาน เพราะนอกจากจะได้ทำงานในองค์กรที่มีชื่อเสียงแล้วยังได้รับค่าจ้าง และสวัสดิการที่ดีจากองค์กรด้วย เนื่องจากองค์กรสามารถขายสินค้าได้และมีกำไร นอกจากนี้โรงงานยัง สามารถพัฒนาคุณภาพของสินค้าให้เป็นที่ต้องการของผู้บริโภคอยู่เสมอ สามารถเป็นผู้นำตลาดได้

เครื่องมือที่ใช้ในการควบคุมคุณภาพ

1. ใบตรวจสอบ (Check sheet)

ชื่อผลิตภัณฑ์.....................................หมายเลข...........

ลักษณะที่วัด..

ล็อตที่...วันที่............................

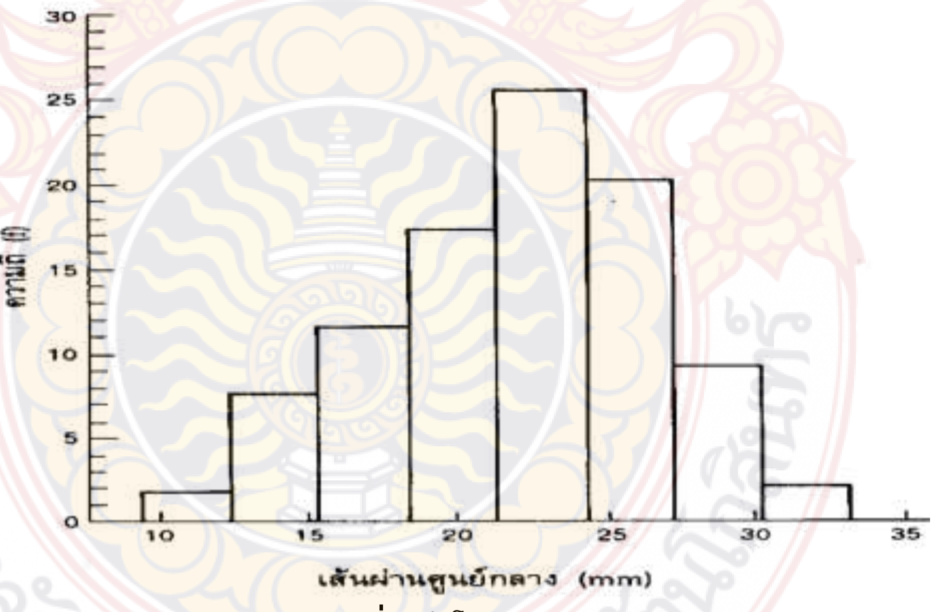
ขนาดของล็อต...............................หน่วยที่ตรวจสอบ.......................

จำนวนที่ตรวจสอบ............................ตรวจสอบโดย..........................

หมายเหตุ..

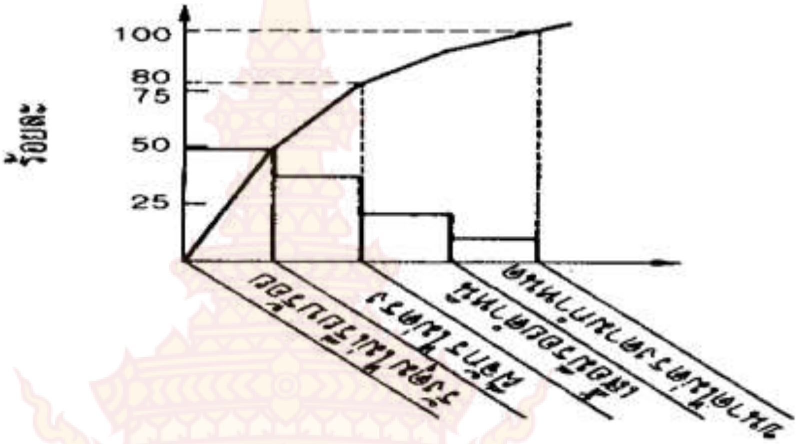
ภาพที่ 2 ใบตรวจสอบ

2. ฮีสโตแกรม (Histogram)



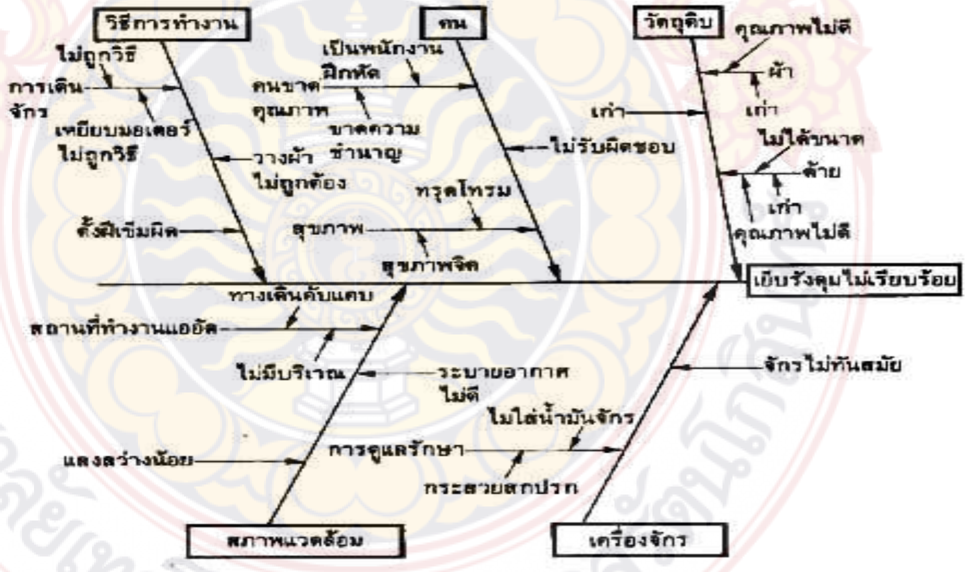
ภาพที่ 3 ฮีสโตแกรม

3. แผนภูมิพาเรโต (Pareto diagram)



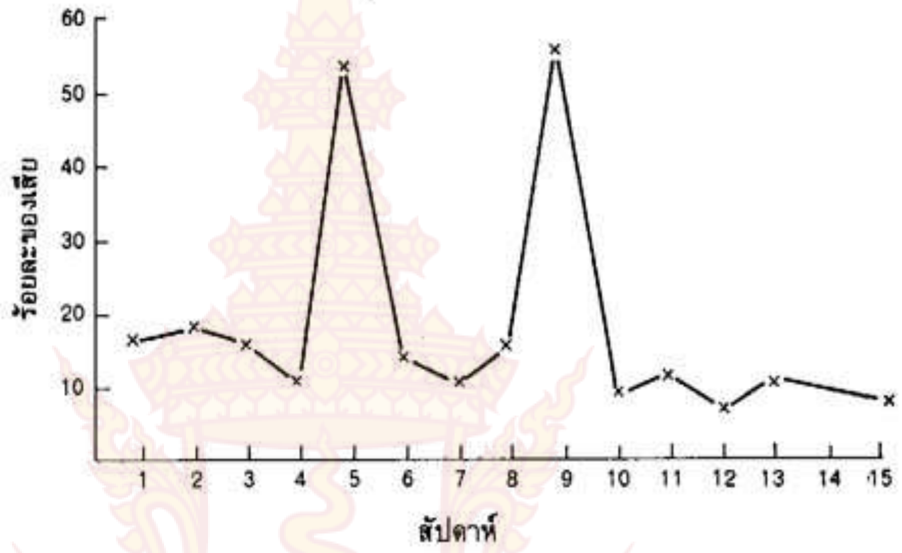
ภาพที่ 4 แผนภูมิพาเรโต

4. ผังก้างปลา (Fish – bone diagram) หรือผังเหตุและผล (Cause – Effect diagram)



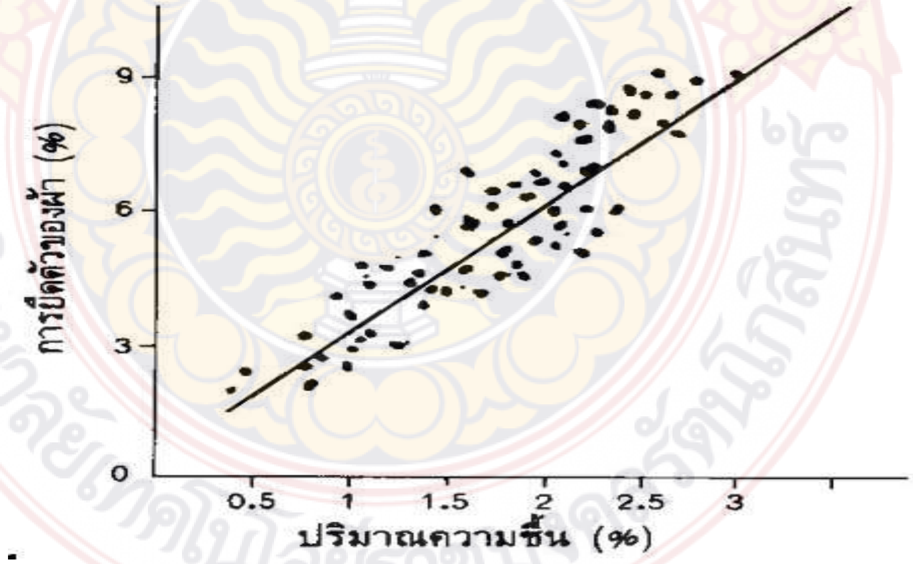
ภาพที่ 5 ผังก้างปลา

5. กราฟเส้น (Graph)



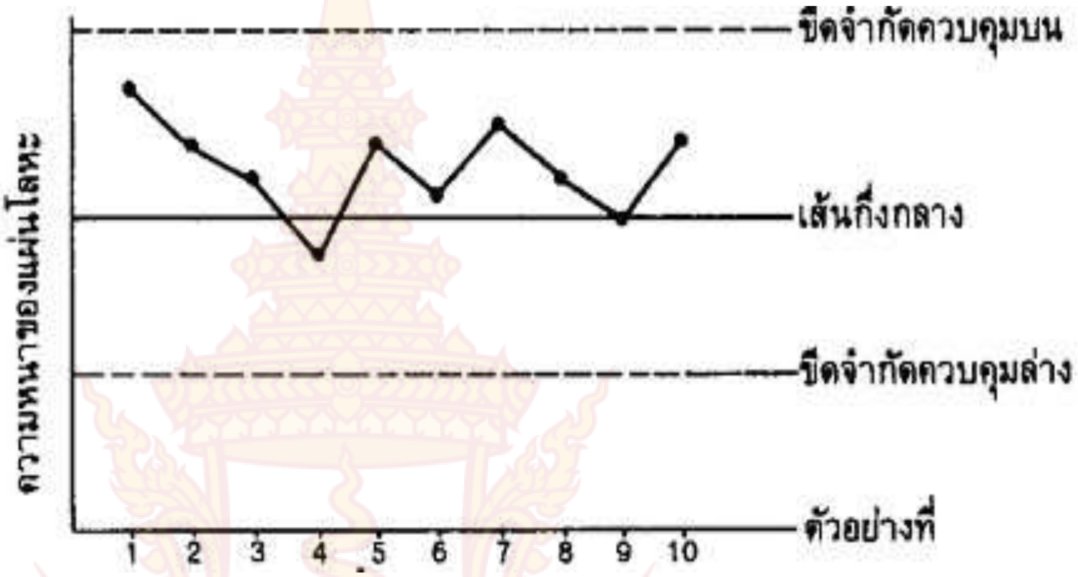
ภาพที่ 6 กราฟเส้น

6. แผนภาพการกระจาย (Scatter diagram)



ภาพที่ 7 แผนภาพการกระจาย

7. แผนภูมิควบคุม (Control chart)



ภาพที่ 8 แผนภูมิควบคุม

(ออนไลน์ http://www.itech.lpru.ac.th/jakkit/iqm/4%E0%BE%D2%E0%C7%CD~1.PPT เข้าถึงเมื่อวันที่ 13 พ.ค.2562 และ ออนไลน์ http://www.isothai.com/Webboard/question.asp? QID=663 เข้าถึงเมื่อวันที่ 15 พ.ค.2562

ประเภทของแผนภูมิควบคุม

แผนภูมิควบคุมเป็นวิธีการทางสถิติวิธีหนึ่งที่ใช้เป็นเครื่องมือตรวจสอบและแจ้งเตือนการเปลี่ยนแปลงของกระบวนผลิต เพื่อให้สามารถทำการแก้ไขปัญหาด้านคุณภาพได้อย่างรวดเร็วเมื่อมีความผิดปกติของกระบวนการผลิตที่เกิดขึ้น แผนภูมิควบคุมที่ใช้ควบคุมคุณภาพในกระบวนการผลิตสามารถจำแนกได้ 2 ประเภท คือ แผนภูมิควบคุมตัวแปร (Control Charts for Variables) และแผนภูมิควบคุมคุณลักษณะ (Control Charts for Attributes) การวิจัยครั้งนี้ทำการศึกษาแผนภูมิควบคุมคุณภาพคุณลักษณะ แผนภูมิควบคุมคุณภาพคุณลักษณะที่นิยมใช้กันโดยทั่วไปในการ ตรวจสอบสัดส่วนของเสีย คือ แผนภูมิสัดส่วนของเสีย (p-Chart) เป็นแผนภูมิที่ใช้ควบคุมสัดส่วนของเสียในกระบวนการผลิต การสร้างแผนภูมิดังกล่าวนี้ใช้หลักการของการแจกแจงแบบทวินามเพื่อดูการเปลี่ยนแปลงของสัดส่วนของเสีย ซึ่งสัดส่วนของเสียในตัวอย่างที่สุ่มมา (พิริยะ ไหมสมบุญ, จณิสตา หงษ์คำเมือง, จุฑาภรณ์ สินสมบูรณ์ทอง, 2560)

แผนภูมิควบคุมแบ่งเป็น 2 ประเภท โดยจำแนกตามลักษณะการวัดคุณภาพของผลิตภัณฑ์ ดังนี้ 1. แผนภูมิควบคุมประเภทตัวแปร (Control Chart for Variable) เป็นแผนควบคุมที่ใช้สำหรับการวัดคุณภาพผลิตภัณฑ์โดยการชั่ง ตวง วัด เป็นค่าที่ต่อเนื่อง เช่น น้ำหนัก ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง อายุการใช้งาน เป็นต้น แผนภูมิประเภทนี้ที่นิยมกันมากที่สุดมี 2 ชนิด คือ แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย($\bar{x} - chart$) และแผนควบคุมค่าพิสัย (R - Chart) ซึ่งแผนภูมิทั้ง 2 มักใช้ร่วมกัน ทั้งนี้ เนื่องจากเพื่อควบคุมการกระจายการผลิตและควบคุมค่าเฉลี่ย ถ้าเราพิจารณาแผนภูมิจะทราบว่า ค่าการกระจายของกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุม ก็ต่อเมื่อไม่มีจุดใดของค่าเฉลี่ยและค่าพิสัยตกอยู่นอกการควบคุม นั่นคือ ถ้ากราฟที่ได้จากการลงจุดแล้วมีลักษณะดัง 4 ลักษณะข้างต้นก็แสดงว่ากระบวนการผลิตอยู่นอกเหนือการควบคุม ถ้าเป็นเช่นนี้แล้ว จึงค่อยดำเนินการตรวจสอบถึงสาเหตุของกระบวนการต่อไป

2.) แผนภูมิควบคุมประเภทลักษณะ (Control Chart for Attribute) เป็นแผนภูมิที่ใช้สำหรับควบคุมกระบวนการผลิตที่มีการตรวจวัดคุณภาพผลิตภัณฑ์ โดยการนับ เช่น จำนวนของเสียหรือชำรุด จำนวนรอยตำหนิ แผนภูมิประเภทนี้ มี 2 ชนิด คือ 1. แผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสีย (Proportion Control Chart : P-Chart) เป็นแผนภูมิควบคุมสำหรับการวัดคุณภาพผลิตภัณฑ์ โดยวิธีนับจำนวนของเสีย หรือชิ้นงานชำรุดจากสายงานผลิต 2. แผนภูมิควบคุมรอยตำหนิ (Control Chart for the Number of Defective : C-Chart) เป็นแผนภูมิควบคุมสำหรับการวัดคุณภาพผลิตภัณฑ์ โดยใช้ในกรณีที่ควบคุมคุณภาพทำโดยการนับจำนวนรอยตำหนิของผลิตภัณฑ์ที่เกิดขึ้นในแต่ละชิ้นแต่ละกลุ่ม เช่น นับจำนวนรอยตำหนิที่เกิดขึ้นในสังกะสีแต่ละแผ่น นับจำนวนรอยตำหนิที่เกิดขึ้นในแผ่นไม้อัด 20 แผ่น เป็นต้น (ออนไลน์ https://sites.google.com/site/quality control0 1 2 0 6 3 2 2 / phaenphumi-khwbkhum-control-chart เข้าถึงวันที่ 20 ก.พ. 2560)

1. แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย($\bar{x}$ -chart)

เนื่องจากเป็นการเก็บข้อมูลจากการสุ่มตัวอย่าง ดังนั้นจึงต้องประมาณค่าเฉลี่ยเลขคณิตของประชากร(μ) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของประชากร(σ) จากค่าเฉลี่ยเลขคณิตและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของกลุ่มตัวอย่าง นั่นคือ ค่า T ซึ่งเป็นค่าแกนกลางของแผนภูมิก็จะใช้ค่า μ นั่นเอง

ในการควบคุมคุณภาพวิธีนี้ จะมีการเก็บข้อมูล K ชุดซึ่ง $K \geq 25$ และแต่ละชุดมีข้อมูล n ตัว (ปกติประมาณ 3-5 ตัว) ซึ่งขั้นตอนการวิเคราะห์เป็นดังนี้

1 หาค่าเฉลี่ยเลขคณิต ($\bar{x}_i$) ของข้อมูลแต่ละชุด

2 หาค่าพิสัย (R) ของข้อมูลแต่ละชุด

3 หาค่าแกนกลาง($T = \bar{\bar{x}}$) โดยการรวมค่าเฉลี่ยเลขคณิตของข้อมูลทุกชุด แล้วหารด้วยจำนวนชุดข้อมูล $T = \bar{\bar{x}} = (\sum \bar{x}_i)/K$

เมื่อ K คือ จำนวนชุดข้อมูล

4 หาขีดจำกัดของการควบคุม

$$= \bar{\bar{x}} \pm A_2\bar{R}$$

A_2 สามารถเปิดจากตาราง Factor for control chart

$\bar{R}$ คือค่าเฉลี่ยของพิสัยหาจาก (ผลรวมค่าพิสัยของทุดชุดข้อมูล)/จำนวนชุดข้อมูล

5 สร้างแผนภูมิการควบคุม ($\bar{x}$-Chart)

6 ตรวจสอบข้อมูลทุกชุดกับแผนภูมิ

7 สรุปผลการตรวจสอบข้อมูล

การสุ่มตัวอย่างเพื่อการยอมรับ (Acceptance Sampling)

ในที่นี้ กล่าวถึงการสุ่มตัวอย่างเพื่อการยอมรับแบบสั้น ๆ การสุ่มตัวอย่างเพื่อการยอมรับที่ใช้กันโดยทั่วไป จะมีอยู่ด้วยกันหลายประเภท เช่น การสุ่มตัวอย่างเชิงเดี่ยว (Single Sample Plan) การสุ่มตัวอย่างเชิงคู่ (Double Sample Plan) การสุ่มตัวอย่างเชิงซ้อน (Multiple Sample Plan) เป็นต้น จากที่กล่าวมาแล้วข้างต้น ที่ว่าการสุ่มตัวอย่างเพื่อการยอมรับมีไว้ เพื่อจะใช้กับขั้นตอนที่ 1 คือ การควบคุมคุณภาพวัตถุดิบ หรือชิ้นส่วนที่ใช้ในการผลิต และขั้นตอนที่ 3 คือ การควบคุมคุณภาพผลิตภัณฑ์ หรือสินค้าก่อนส่งออกจำหน่าย สำหรับการสุ่มตัวอย่างเพื่อการยอมรับเป็นการตรวจสอบที่ช่วยในการตัดสินใจที่จะยอมรับวัตถุดิบที่จะนำเข้าสู่กระบวนการผลิต หรือเพื่อการส่งออกจำหน่ายนั้นหรือไม่ เราจะทำการตรวจสอบโดยการสุ่มจากของที่ส่งมาทั้งหมด (โดยปกติในการจัดซื้อวัตถุดิบ เพื่อนำมาใช้ในการผลิตและสินค้าที่ผลิตออกมาจากโรงงานจะถูกแบ่งออกเป็นกลุ่ม ๆ เรียกว่า ล็อท (lot)) แล้วจึงทำการตวจสอบคุณภาพของสินค้า เพื่อจะได้ตัดสินใจว่าจะยอมรับสินค้านั้น ๆ ทั้งล็อทหรือไม่(ออนไลน์ http://www2.fpo.go.th/SI/Source/ECO/ ECO26 .htm เข้าถึงวันที่ 15 มิถุนายน 2562)

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Quesenberry (1997) เสนอแผนภูมิควบคุมคิว (Q Chart) สำหรับตัวแปรสุ่มแบบทวินามเพื่อใช้ในการควบคุมสัดส่วนของเสียของกระบวนการ Khoo (2004) เสนอแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สำหรับสัดส่วนของเสีย (Moving Average p Chart) เพื่อแก้ไขข้อบกพร่องของแผนภูมิสัดส่วนของเสียที่ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงได้ช้า Oliveira (2012) เสนอแผนภูมิควบคุมเบต้า (Beta Control Chart) สำหรับตรวจสอบกระบวนการที่มีตัวแปรชี้วัดเป็นสัดส่วนของเสีย เป็นต้น จากผลการศึกษาของ Thomas และ Schwertman (1997) พบว่า แผนภูมิควบคุมคิวมีประสิทธิภาพดีกว่าแผนภูมิสัดส่วนของเสีย ภัทราทิพย์ (2545) พบว่าแผนภูมิควบคุมคิวมี

ประสิทธิภาพดีกว่าแผนภูมิสัดส่วนของเสีย แผนภูมิควบคุมที่ใช้การแปลงข้อมูลด้วย Arcsine และแผนภูมิควบคุมสัดส่วนปรับแก้เมื่อ $1.5 \leq np_0 < 4.5$ และจากผลการศึกษาของ อินทิพร (2546) พบว่าแผนภูมิควบคุมคิวมีประสิทธิภาพดีกว่าแผนภูมิสัดส่วนของเสีย และแผนภูมิควบคุม จีออเมตริก เมื่อค่าสัดส่วนของเสียมีค่ามากขึ้นและขนาดการเปลี่ยนแปลงของสัดส่วนของเสียเพิ่มขึ้นมาก

วิโรจน์ ตันติภัทโร (2554) ได้ศึกษาแผนภูมิควบคุมสำหรับกระบวนการผลิตล็อตเล็กที่มีค่าความแปรปรวนไม่เท่ากัน การวิจัยนี้ได้บรรยายถึงปัญหาเกี่ยวกับปริมาณข้อมูลที่ไม่เพียงพอสำ หรับใช้ในการสร้างแผนภูมิควบคุมตัวแปร เพื่อตรวจสอบสถานะของกระบวนการผลิตแบบล็อตเล็ก ซึ่งแต่ละล็อตมีค่าความแปรปรวนไม่เท่ากัน พร้อมทั้งแสดงตัว แบบทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ในการอธิบายค่าความแปรปรวนของกระบวนการผลิต จุดประสงค์ของบทความนี้คือ การเสนอ วิธีการแก้ปัญหาดังกล่าวด้วยการใช้แผนภูมิควบคุมปรับเป็นค่ามาตรฐาน และแสดงหลักการใช้งานของแผนภูมิควบคุม ดังกล่าว พร้อมทั้งทำการทดสอบและทำการเปรียบเทียบแผนภูมิควบคุมค่าเบี่ยงเบนจากค่าเป้าหมาย กับแผนภูมิควบคุม ปรับเป็นค่ามาตรฐานโดยใช้ชุดข้อมูลจากตัวอย่างกรณีศึกษา ผลลัพธ์ที่ได้จากการศึกษาแสดงให้เห็นว่าในทางปฏิบัติแผนภูมิ ควบคุมค่าเบี่ยงเบนจากค่าเป้าหมาย ไม่สามารถนำ มาประยุกต์ใช้กับกระบวนการผลิตแบบล็อตเล็กในกรณีที่มีค่าความ แปรปรวนไม่เท่ากัน แต่ควรใช้แผนภูมิควบคุมปรับเป็นค่ามาตรฐานแทน

สุพีชา รุ่งเรือง (2556) ได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสีย 3 แผนภูมิ คือ แผนภูมิควบคุมเบต้า แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สัดส่วนของเสีย และแผนภูมิควบคุมคิว เมื่อข้อมูลมีการแจกแจงทวินามด้วยพารามิเตอร์ n และ p เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุม คือ ค่าจำนวนครั้งเฉลี่ย (ARL) จำลองข้อมูลทั้งหมด 240 สถานการณ์แต่ละสถานการณ์ ทำซ้ำ จำนวน 10,000 ครั้ง ด้วยเทคนิค-มอนติคาร์โล ผลการศึกษาพบว่า เมื่อกระบวนการอยู่ภายในการควบคุมแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สัดส่วนของเสียและแผนภูมิควบคุมคิวมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน แต่เมื่อกระบวนการอยู่ภายนอกการควบคุม ปรากฏว่า แผนภูมิควบคุมเบต้ามีประสิทธิภาพในการตรวจพบค่าสัดส่วนของเสียในกรณีที่ค่าสัดส่วนของเสียมีค่าน้อยและขนาดการเปลี่ยนแปลงค่าสัดส่วนของเสียเพิ่มขึ้นเล็กน้อย ในทางกลับกันแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สัดส่วนของเสียมีประสิทธิภาพดีในกรณีที่สัดส่วนของเสียและขนาดการเปลี่ยนแปลงค่าสัดส่วนของเสียมีค่ามากในทุกระดับของขนาดตัวอย่าง

พิมพ์พรรณ อำพันธ์ทอง (2556) ได้ศึกษาการวิเคราะห์แผนภูมิควบคุมรวมสะสมกรณีกระบวนการอัตตสัมพันธ์ลำดับที่ 1 ที่มีอิทธิพลฤดูกาลแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล ในการศึกษาครั้งนี้ได้วิเคราะห์หาสูตรสำเร็จสำหรับ ARL_0 และ ARL_1 ของแผนภูมิควบคุม CUSUM เมื่อข้อมูลมี

Seasonal AR(1) ด้วยความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงเอ็กโปเนนเชียล โดยประยุกต์ใช้วิธีสมการปริพันธ์ (Integral Equation Approach : IE) ด้วย เทคนิคของเฟรดฮอล์มชนิดที่ 2 พบว่าเทคนิคนี้เป็นการหาคำตอบด้วยวิธีสมการปริพันธ์ที่ได้ค่าใกล้ความเป็นจริงมากที่สุด นอกจากนี้ยังได้ใช้ทฤษฎีของบานาซเพื่อวิเคราะห์หาสูตรสำเร็จว่ามีอยู่เพียงหนึ่งคำตอบเท่านั้น ซึ่งมีการดำเนินการตรวจสอบความแม่นยำของคำตอบด้วยการ เปรียบเทียบคำตอบที่ได้จากสูตรสำเร็จด้วยวิธีสมการปริพันธ์เชิงตัวเลข (Numerical Integral Approach : NI) โดยอาศัยกฎของเกาส์แสดงค่าความคลาดเคลื่อน จากการศึกษาพบว่า การคำนวณและเขียนโปรแกรมสำหรับสูตรสำเร็จของ ARL_0 และ ARL_1 ของแผนภูมิควบคุม CUSUM สะดวกและเข้าใจง่าย ประมวลผลรวดเร็ว นอกจากนั้นแล้ว ในแต่ละกรณีที่ศึกษาพบว่าสูตรสำเร็จ ยังใช้เวลาในการประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์ไม่ถึงหนึ่งวินาที ในขณะวิธีสมการปริพันธ์เชิงตัวเลขใช้เวลา 10-15 นาที

เนรัญชรา เกตุมี (2559) ได้ศึกษาแผนภูมิควบคุมสำหรับกระบวนการผลิตที่การแจกแจงแบบปัวซงวางนัยทั่วไปซึ่งมีศูนย์มากกับการกระจายที่มากเกินจริง งานวิจัยนี้จุดประสงค์เพื่อศึกษาแผนภูมิควบคุมสำหรับตรวจจับการเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ยจำนวนรอยตำหนิ (λ) เมื่อกระบวนการผลิตมีการแจกแจงแบบปัวซงวางนัยทั่วไปที่มีศูนย์มากมาก (ZIGP) ซึ่งมีการกระจายที่มากเกินจริงแผนภูมิแรกคือแผนภมิูควบคุมผลรวมสะสมเมื่อค่าสถิติผลรวมสะสมบนพื้นฐานอัตราส่วนล็อกภาวะน่าจะเป็น เรียก λz- CUSUM chart แผนภูมิที่สองคือแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ถ่วงน้ำหนักเอ็กซ์โปเนนเชียลบนพื้นฐาน ZIGP เรียก EWMAZ-chart แผนภูมิที่สามคือแผนภูมิควบคุมจำนวนรอยตำหนิต่อหน่วย สร้างบนพื้นฐาน ZIGP เรียก c_z-chart ประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุมพิจารณาที่ค่าความยาววิ่งเฉลี่ย ผลการวิจัย เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงในค่า λ พบว่า EWMAZ-chart มีประสิทธิภาพ ในทุกระดับของ λ สัดส่วนของรอยตำหนิเป็นศูนย์ การเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ยและการกระจายที่มากเกินจริง

วรรณนิศา รอดโอ จุฑาภรณ์ สินสมบูรณ์ทอง และธิดาพร ศุภภากร (2559) ได้ศึกษาแผนภูมิควบคุมคุณภาพสำหรับการเฝ้าสังเกตสัดส่วนของเสียในกระบวนการผลิตเมื่อกระบวนการออกนอกการควบคุม งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสีย AC โดยใช้ช่วงความเชื่อมั่นของ Agresti และ Coull มาประยุกต์สร้างขีดจำกัดควบคุมสำหรับสัดส่วนของเสียในกระบวนการผลิต และจำลองข้อมูลให้มีการแจกแจงทวินามด้วยวิธีมอนติคาร์โลทั้งหมด 450 สถานการณ์ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการตรวจพบการเปลี่ยนแปลงไปของสัดส่วนของเสียในกระบวนการผลิตของแผนภูมิควบคุมที่นำเสนอกับแผนภูมิควบคุมคุณภาพ สำหรับสัดส่วนของเสียแบบอื่น ๆ อีก 3 แผนภูมิ คือ แผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสีย แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ สำหรับสัดส่วนของเสียและแผนภูมิควบคุมบีตา โดยกำหนดปัจจัยต่าง ๆ ดังนี้ สัดส่วนของเสีย (p_0) เท่ากับ 0.005, 0.02, 0.05, 0.1, 0.2 ขนาดตัวอย่าง (n) เท่ากับ 10, 20, 30, 50, 150, 300 และระดับการเปลี่ยนแปลงค่าสัดส่วน

ของเสีย (δ) ในกระบวนการผลิตเท่ากับ 1.3, 1.5, 2.0, 3.0, 4.0 ซึ่งเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุม คือ ความยาววิ่งเฉลี่ย (ARL_1) ผลการวิจัยพบว่าเมื่อ p_0 = 0.005, 0.02 แผนภูมิควบคุมบีตามีประสิทธิภาพในการตรวจพบความผิดปกติของกระบวนการได้ดีในเกือบทุกระดับของ δ และ n แต่เมื่อสัดส่วนของเสียในกระบวนการมีค่ามากขึ้น กล่าวคือ p_0 = 0.05, 0.1, 0.2 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สำหรับสัดส่วนของเสียจะมีประสิทธิภาพดีกว่า โดยแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสีย AC ที่นำเสนอพบว่าจะมีประสิทธิภาพดีเมื่อ δ = 3.0, 4.0 ในเกือบทุกระดับของ p_0 และ n

ศุภิสรา พลอยครุฑ และฐิตนนท์ จารุโรจน์กีรติ (2559) ได้ศึกษาการวัดประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุมคุณภาพสัดส่วนของเสียฟัซซี งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสียฟัซซี่ (fuzzy-p control chart) กับแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสีย (p-chart) สำหรับจำนวนของเสียที่ข้อมูลอยู่ในรูปแบบฟัซซีในงานวิจัยนี้ เลือกใช้ค่า α ที่ระดับต่างกัน ตามลักษณะของผลิตภัณฑ์และกระบวนการ ที่ $0 < \alpha < 1$ เกณฑ์ที่ใช้วัดประสิทธิภาพของแผนภูมิคือ ค่าความยาววิ่งเฉลี่ย (Average run length : ARL) โดยการจำลองด้วยวิธีมอลติคาร์โล (Monte Carlo simulation: MC) ที่ตัวแปรสุ่มมีการแจกแจงทวินาม (Binomial distribution) มีจำนวนทำซ้ำ 50,000 รอบ ผลการวิจัยแสดง ให้เห็นว่าประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสียฟัซซีและแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสียไม่แตกต่างกันที่ α เข้าใกล้ 1 แต่เมื่อ α มีขนาดลดลงทำให้ช่วงความกว้างของแผนภูมิควบคุมจะมีขนาดกว้างขึ้น นอกจากนี้ ARL_0 และ ARL_1 ยังมีค่าเพิ่มขึ้นอีกด้วย

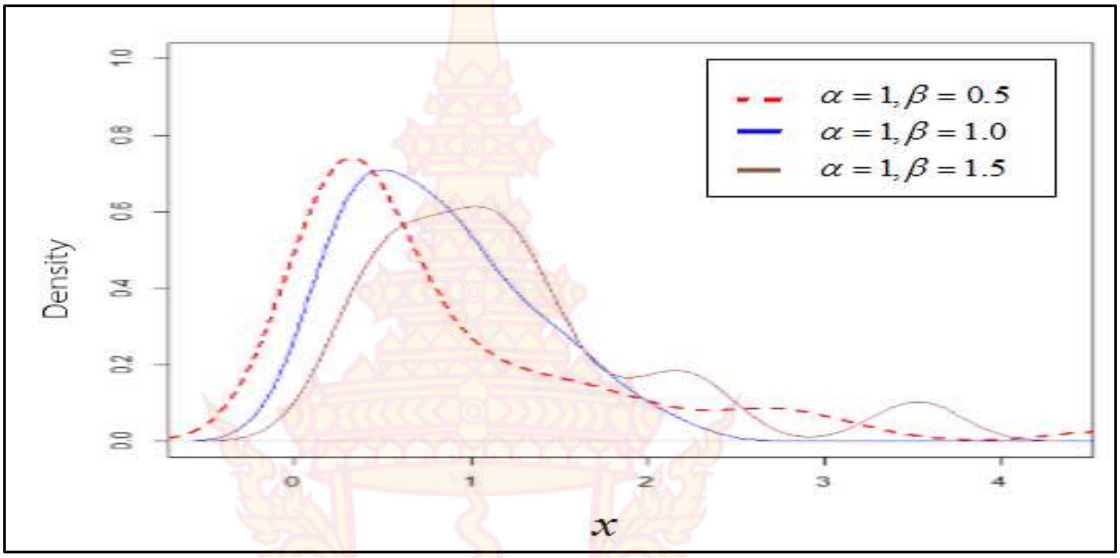
ตอนที่ 2 การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนเป็นการแจกแจงที่มีลักษณะเบ้ขวาโดยมีฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น คือ

$$f_{IG}(x:\alpha,\beta)=\sqrt{\frac{\beta}{2\pi}}\,x^{-\frac{3}{2}}\exp\{-\frac{\beta(x-\alpha)^2}{2\alpha^2 x}\},\ x>0$$

เมื่อ α คือ พารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) และ β คือ พารามิเตอร์บอกมาตราส่วน (Scale Parameter) โดยมีค่าเฉลี่ยคือ $E(X)=\alpha$ และ ความแปรปรวน คือ $Var(X)=\frac{\alpha^3}{\beta}$ (Chhikara & Folk, 1979) กราฟฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น

แสดงดังภาพที่ 9



ภาพที่ 9 กราฟฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับสถิติแบบดั้งเดิมในการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบจุดของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน นักสถิติแบบดั้งเดิมที่ศึกษาการหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนด้วยวิธีฟังก์ชันก่อกำเนิดโมเมนต์ (Moment Generating Function) ในการหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน ปรากฏว่า ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากวิธีโมเมนต์ที่ 1 ถึง โมเมนต์ที่ 4 คือ ค่าเฉลี่ย ความแปรปรวน ความเบ้ และความโด่ง ตามลำดับ มีสมบัติของตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีความคงเส้นคงวา (Consistent Estimators) แต่เป็นตัวประมาณที่เอนเอียง (Biased) (Ahmed, 2007; Bowman & Shenton, 1998) การตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood) ปรากฏว่า ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์รูปร่างและตัวประมาณค่าพารามิเตอร์บอกมาตราส่วน (Cheng & Amin, 1981; Abusev; 1998) ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดมีสมบัติของตัวประมาณค่าพารามิเตอร์มีความคงเส้นคงวาและตัวประมาณค่าพารามิเตอร์รูปร่างเป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ไม่เอนเอียงและมีความแปรปรวนต่ำสุดเสมอ (Uniformly Minimum Variance Unbiased Estimator) ชี้ให้เห็นว่า ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดเป็นตัวประมาณค่าที่ดี แต่ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์มีประสิทธิภาพดีกว่าด้านการลู่เข้าเชิงความน่าจะเป็น (Coverage Probability) และผลการจำลองสถานการณ์ ปรากฏว่า การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ (Bayesian Estimation) โดยใช้การแจกแจงก่อนมี

ประสิทธิภาพดีกว่าการประมาณค่าด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Iwase & Seto, 1983; Beerli, 2005)

ตอนที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบดั้งเดิม การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การประมาณค่าพารามิเตอร์ ข้อมูลที่ใช้ต้องมาจากการสุ่มตัวอย่างจากประชากร ถ้าข้อมูลที่ใช้ไม่ได้มาจากการสุ่ม อาจทำให้การสรุปผลผิดพลาดได้ การประมาณค่าพารามิเตอร์โดยใช้ตัวอย่างที่ไม่ได้มาจากการสุ่ม เป็นการประมาณค่าพารามิเตอร์โดยใช้ความรู้สึกหรือความคิดเห็นของแต่ละคน ดังนั้นการประมาณค่าพารามิเตอร์ของประชากรนั้น ต้องใช้ข้อมูลที่ได้จากการสุ่ม การเลือกใช้สถิติในการประมาณ ค่าพารามิเตอร์ ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ดีจะต้องอาศัยสมบัติหลายประการประกอบกัน ได้แก่ 1) ความไม่เอนเอียง (Unbiasedness) 2) ความคงเส้นคงวา (Consistency) 3) ความพอเพียง (Sufficiency) 4) การมีความแปรปรวนต่ำสุด (Minimum Variance) 5) ความมีประสิทธิภาพ (Efficiency) และ 6) การมีความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำสุด (Minimum Mean Square Error) นอกจากนี้ การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบจุดของสถิติแบบดั้งเดิม สามารถหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ได้หลายวิธีดังนี้ 1) การประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีโมเมนต์ (Method of Moments) 2) การประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Method of Maximum Likelihood) 3) การประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีไคกำลังสองต่ำสุด (Method of Minimum Chi-square) 4) การประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีกำลังสองต่ำสุด (Method of Least Square) 5) การประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีระยะทางต่ำสุด (Method of Minimum Distance Methods) (Liese & Miescke, 2007) สามารถสรุปวิธีต่าง ๆ ในการหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของสถิติแบบดั้งเดิมได้ดังนี้

1. วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด

การประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด มีการถูกนำมาใช้ในการหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์โดย Ronald Fisher ในปี ค.ศ. 1912–1922 วิธีนี้ใช้กันอย่างแพร่หลาย สามารถสรุปวิธีการหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด ได้ดังนี้

ให้ $X_1, X_2, ..., X_n$ เป็นตัวอย่างสุ่มจากประชากรที่มีฟังก์ชันความน่าจะเป็น $f(x:\theta_1,\theta_2,...,\theta_m)$ ฟังก์ชันความน่าจะเป็นร่วมของ $X_1, X_2, ..., X_n$ ที่เป็นฟังก์ชันของพารามิเตอร์ $\theta_1,\theta_2,...,\theta_m$ เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ $L(\theta_1,\theta_2,...,\theta_m)$ จะได้

$$L(\theta_1,\theta_2,...,\theta_m) = f(x_1:\theta_1,\theta_2,...,\theta_m)f(x_2:\theta_1,\theta_2,...,\theta_m)...f(x_n:\theta_1,\theta_2,...,\theta_m)$$
$$= \prod_{i=1}^{n} f(x_i:\theta_1,\theta_2,...,\theta_m)$$

เรียกฟังก์ชัน $\theta_1, \theta_2, ..., \theta_m$ ว่า ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น หลังจากนั้น

Maximize $L(\theta_1, \theta_2, ..., \theta_m)$ จะได้

$$\hat{\theta}_1 = u_1(X_1, X_2, ..., X_n)$$

$$\hat{\theta}_2 = u_2(X_1, X_2, ..., X_n)$$

.

.

.

$$\hat{\theta}_m = u_m(X_1, X_2, ..., X_n)$$

เรียก $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, ..., \hat{\theta}_m$ เป็นตัวประมาณค่าของ $\theta_1, \theta_2, ..., \theta_m$ ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด

วิธีหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด ในกรณีที่มีพารามิเตอร์ 1 ตัว มีดังนี้

1. หาฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น

$$L(\theta) = f(x_1;\theta)...f(x_n;\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i;\theta)$$

2. หา $\ln L(\theta)$

3. หา $\dfrac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta} = 0$

4. แก้สมการในข้อที่ 3 หาค่า θ จะได้ค่า $\hat{\theta}$ เป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ความควรจะเป็นสูงสุดของ θ ในกรณีที่หาอนุพันธ์ไม่ได้ ให้เลือก θ ที่ทำให้ $L(\theta)$ หรือ $\ln L(\theta)$ มีค่าสูงสุดจะได้ $\hat{\theta}$ เป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของ θ

วิธีหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดในกรณีที่มีพารามิเตอร์ 2 ตัว มีดังนี้

1. หาฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น

$$L(\theta_1, \theta_2) = f(x_1;\theta_1, \theta_2)...f(x_n;\theta_1, \theta_2) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i;\theta_1, \theta_2)$$

2. หา $\ln L(\theta_1,\theta_2)$

3. หา $\dfrac{\partial \ln L(\theta_1,\theta_2)}{\partial \theta_1}=0$

4. หา $\dfrac{\partial \ln L(\theta_1,\theta_2)}{\partial \theta_2}=0$

5. แก้สมการในข้อที่ 3 หาค่า θ_1 จะได้ค่า $\hat{\theta}_1$ เป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของ θ_1 แก้สมการในข้อที่ 4 หาค่า θ_2 จะได้ค่า $\hat{\theta}_2$ เป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของ θ_2 ในกรณีที่หาอนุพันธ์ไม่ได้ ให้เลือก θ_1 และ θ_2 ที่ทำให้ $L(\theta_1,\theta_2)$ หรือ $\ln L(\theta_1,\theta_2)$ มีค่าสูงสุดจะได้ $\hat{\theta}_1$ และ $\hat{\theta}_2$ เป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของ θ_1 และ θ_2 ตามลำดับ

2. สมบัติของตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด

2.1 ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ภาวะน่าจะเป็นสูงสุดพารามิเตอร์ $\theta_1,\theta_2,\ldots,\theta_m$ มีสมบัติความพอเพียง

2.2 ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีความแปรปรวนต่ำสุด สามารถหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนได้ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด

2.3 ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดพารามิเตอร์ $\theta_1,\theta_2,\ldots,\theta_m$ มีสมบัติความคงเส้นคงวา (Consistency)

2.4 ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดไม่จำเป็นต้องมีเพียงตัวเดียว

2.5 เมื่อขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดจะมีสมบัติความคงเส้นคงวาเพียงตัวเดียว

2.6 ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดไม่จำเป็นต้องมีสมบัติความไม่เอนเอียง

2.7 ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดมีสมบัติความไม่แปรเปลี่ยน (Invariance)

2.8 ถ้าตัวอย่างขนาดใหญ่ความแปรปรวนของตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดหาได้จากความแปรปรวนหาได้จาก

$$\frac{1}{E(\frac{\partial \ln(L(\theta_1,\theta_2,\ldots,\theta_m)}{\partial \theta})^2}=-\frac{1}{E(\frac{\partial^2 \ln(L(\theta_1,\theta_2,\ldots,\theta_m)}{\partial \theta^2})}$$

2.9 ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด มีสมบัติความมีประสิทธิภาพ เมื่อตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้มีความไม่เอนเอียง

2.10 เมื่อตัวอย่างขนาดใหญ่ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดมีสมบัติความมีประสิทธิภาพ $L(\theta_1, \theta_2, ..., \theta_m)$ (Hogg & Tenis, 2001, pp. 342-343)

สถิติแบบเบส์ผู้คิดค้นคือ Thomas Bayes จากบทความ An Essay Towards Solving in the Doctrine of Chances ในปี 1963 วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์มีการปรับปรุงด้วย วิธีของลาปลาส (Laplace) แนวคิดของการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์มีดังต่อไปนี้

1. การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ค่าพารามิเตอร์เป็นตัวแปรสุ่ม (Random Variable)

2. ใช้ทฤษฎีความน่าจะเป็นในการประมาณค่าพารามิเตอร์

3. การวัดความน่าจะเป็นสามารถวัดภายใต้ความเชื่อว่ามีข้อมูลก่อนหน้าและพิจารณาค่าความน่าจะเป็นภายใต้ข้อมูลที่มี

4. การใช้ทฤษฎีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ จะพิจารณาค่าพารามิเตอร์จากข้อมูลที่มีอยู่ก่อนหน้าและพิจารณาข้อมูลที่เก็บมาได้ในภายหลัง (William, 2007, pp. 6-25)

จากแนวคิดดังกล่าว การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์มีมุมมองเกี่ยวกับพารามิเตอร์ที่แตกต่างไปจากแนวคิดแบบดั้งเดิมที่กำหนดให้พารามิเตอร์ คือ ค่าคงที่ที่ไม่ทราบค่า แต่ภายใต้แนวคิดการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ พารามิเตอร์ คือ ตัวแปรสุ่มที่เกิดขึ้นภายใต้การแจกแจงใด ๆ โดยเรียกการแจกแจงดังกล่าวว่า การแจกแจงก่อน (Prior Distribution) ซึ่งเป็นการแจกแจงที่ขึ้นอยู่กับ ความเชื่อของผู้ทำการ ศึกษาเบื้องต้น จากนั้น ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลตัวอย่างจำนวนหนึ่ง แล้วนำสาระจากข้อมูลที่ได้รับ คือ ความน่าจะเป็นร่วมของการเกิดขึ้นของชุดข้อมูลตัวอย่าง มาปรับปรุงการแจกแจงก่อนที่กำหนดขึ้นในตอนแรก ซึ่งผลที่ได้รับคือ การแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution) ของพารามิเตอร์ที่สนใจ จากนั้นจึงนำค่าคาดหวังของพารามิเตอร์ภายใต้การแจกแจงภายหลัง มาใช้เป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ สามารถสรุปได้ดังต่อไปนี้

1. ทฤษฎีของเบส์ (Bayes' Theorem)

กำหนดให้ $A_1, A_2, ..., A_n$ เป็นเหตุการณ์ใด ๆ ในปริภูมิตัวอย่าง S ไม่เกิดขึ้นร่วมกัน ดังนั้นสามารถเขียนอยู่ในรูปเซตคือ $\bigcup_{i=1}^{n} A_i = S$ และ $A_i \cap A_j = \phi$ เมื่อ $i \neq j$ และ B เป็นเหตุการณ์ใด ๆ โดยที่ $B \subset S$ สามารถเขียนได้ว่า ความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข (Conditional Probability)

$$P(A|B)=\frac{P(A\cap B)}{P(B)}$$

การวิเคราะห์สถิติเชิงอนุมานในการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ จะนำค่าความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขเข้ามาประยุกต์ในการหาฟังก์ชันการแจกแจงภายหลัง โดยใช้ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นและการแจกแจงก่อน ในการกำหนดการแจกแจงก่อนต้องอาศัยความเชี่ยวชาญ ความรู้ ประสบการณ์และความเชื่อของผู้วิจัยที่มีต่อค่าพารามิเตอร์ ภายใต้แนวความคิดของการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ ที่ค่าพารามิเตอร์เป็นค่าที่ไม่คงที่แล้ว โดยกำหนดให้ X เป็นค่าสังเกต (Observation) และ θ เป็นค่าพารามิเตอร์ ซึ่งเป็นค่าไม่คงที่แล้วสามารถนำความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขของเบส์แล้ว หาการแจกแจงภายหลัง $h(\theta|x_1,x_2...,x_n)$ ดังนี้

$$h(\theta|x_1,x_2...,x_n)=\frac{f(x_1,x_2...,x_n|\theta)g(\theta)}{\int_0^\infty f(x_1,x_2...,x_n|\theta)g(\theta)d\theta}$$

โดยที่ $h(\theta|x_1,x_2...,x_n)$ คือ การแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution)

$f(x_1,x_2...,x_n|\theta)$ คือ ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น (Likelihood Function)

$g(\theta)$ คือ การแจกแจงก่อน (Prior Distribution)

สามารถสรุปได้ว่า การแจกแจงภายหลังแปรผันตรงกับผลคูณระหว่างฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น (Likelihood Function) และ การแจกแจงก่อน (Prior Distribution) ดังนั้น การแจกแจงภายหลังที่ได้มาเกิดจากการปรับปรุงข้อสนเทศที่ได้มาของผู้วิจัยกับข้อสนเทศที่ได้จากค่าสังเกต

ให้ $X_1,...,X_n$ เป็นตัวอย่างสุ่มจากประชากรที่มีฟังก์ชันความหนาแน่น $f(x;\theta)=f(x|\theta)$ โดยที่ θ เป็นค่าของตัวแปรสุ่ม Θ ที่เป็นไปได้ทั้งหมด Θ มีฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น $g(\theta)$ และ $f(x|\theta)$ เป็นฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข (Conditional Density Function) ของ X เมื่อกำหนดให้ $\Theta=\theta$ กำหนดให้

ฟังก์ชัน $g(\theta)$ เรียกว่า ฟังชันการแจกแจงก่อน (Prior Distribution Function) ของ Θ และ $h(\theta|x_1,x_2...,x_n)$ เรียกว่า ฟังก์ชันการแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution Function) ของ Θ ฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของ $X_1,...,X_n$ เมื่อกำหนด $\Theta=\theta$ คือ

$$f(x_1,x_2...,x_n|\theta)=f(x_1|\theta)...f(x_n|\theta)$$

$$=\prod_{i=1}^{n}f(x_i|\theta)$$

ฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของ $X_1,...,X_n$ เมื่อกำหนด θ คือ

$$f(x_1,x_2...,x_n\,|\,\theta)g(\theta) = f(x_1\,|\,\theta)...f(x_n\,|\,\theta)g(\theta)$$

$$= \prod_{i=1}^{n} f(x_i\,|\,\theta)g(\theta)$$

ดังนั้น ฟังก์ชันการแจกแจงภายหลังของ θ คือ

$$h(\theta\,|\,x_1,x_2...,x_n) = \frac{f(x_1,x_2...,x_n\,|\,\theta)g(\theta)}{\int_0^\infty f(x_1,x_2...,x_n\,|\,\theta)g(\theta)d\theta}$$

$$= \prod_{i=1}^{n} f(x_i\,|\,\theta)g(\theta)$$

2. การประมาณค่าของ Lindley

การประมาณค่าของ Lindley (Lindley’s Approximation) เป็นเทคนิคที่ใช้ในการประมาณค่าแบบเบส์ภายใต้ฟังก์ชันความสูญเสียกำลังสอง โดยสูตรนี้ Lindley (1980) พัฒนาขึ้นเพื่อแก้ปัญหาการประมาณค่าแบบเบส์ในกรณีที่ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ไม่สามารถจัดรูปของฟังก์ชันให้สามารถอินทิเกรตได้ สูตรที่ใช้ในการประมาณค่า คือ

$$\hat{\theta} = E(\theta\,|\,X) \approx \hat{\theta} + \frac{1}{2}(u_2 + 2u_1\rho_1)\sigma^2 + \frac{1}{2}l_3u_1\sigma^4$$

เมื่อ $\hat{\theta}$ คือ ตัวประมาณของ θ ที่ได้จากวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด

u คือ ฟังก์ชันของตัวประมาณ $\hat{\theta}$

u_1 คือ อนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของ u เทียบกับ θ

u_2 คือ อนุพันธ์อันดับที่สองของ u เทียบกับ θ

ρ คือ ลอการึทึมของฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นของการแจกแจงก่อน

ρ_1 คือ อนุพันธ์อันดับที่ 1 ของลอการึทึมของฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นของการแจกแจงก่อนเทียบกับ θ

l คือ ลอการิทึมของฟังก์ชันความน่าจะเป็นร่วมของพารามิเตอร์ θ

l_2 คือ อนุพันธ์อันดับที่ 2 ของลอการิทึมของฟังก์ชันความน่าจะเป็นร่วมของ

พารามิเตอร์ θ เทียบกับ θ

l_3 คือ อนุพันธ์อันดับที่ 3 ของลอการิทึมของฟังก์ชันความน่าจะเป็นร่วมของ

พารามิเตอร์ θ เทียบกับ θ

$\sigma^2 = (-\frac{1}{l_2})$ และ $\sigma^4 = (\sigma^2)^2 = (-\frac{1}{l_2})^2$

การนำวิธีแก้ปัญหาโดยการประยุกต์ทฤษฎีบทของเบส์และเทคนิค MCMC โดยใช้ขั้นตอนวิธีการวนซ้ำ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ที่สนใจ สามารถแก้ปัญหาได้อย่างมีประสิทธิภาพและรวดเร็ว การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ (Bayesian) จึงถือว่าเป็นวิธีการแก้ปัญหาที่ได้รับความสนใจจากนักวิเคราะห์ในหลากหลายสาขา (ยงยุทธ ไชยพงศ์, 2553, หน้า 1-40)

3. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับสถิติแบบเบส์

นักสถิติแบบเบส์สนใจการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนเริ่มที่การศึกษาของ Banerjee and Bhattacharyya (1979) ศึกษาการหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์ เซียน โดยใช้การแจกแจงแกมม่า (Gamma Distribution) เป็นการแจกแจงก่อนเปรียบเทียบกับตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน โดยมีการแจกแจงปรกติเป็นการแจกแจงก่อน ปรากฏว่า ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน โดยใช้การแจกแจงแกมม่าเป็นการแจกแจงก่อนมีค่าความน่าจะเป็นในการลู่เข้าสูงกว่าการใช้การแจกแจงปรกติเป็นการแจกแจงก่อน Mahmoud (1991) ศึกษาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน โดยใช้การแจกแจงเจฟเฟรย์ (Jeffreys Distribution) เป็นการแจกแจงก่อนเปรียบเทียบกับไม่มีการแจกแจงก่อนโดยใช้กับข้อมูลระยะเวลาที่แอร์เสีย ชี้ให้เห็นว่า ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์โดยใช้การแจกแจงเจฟเฟรย์ (Jeffreys Distribution) เป็นการแจกแจงก่อนให้ค่าความแปรปรวนต่ำกว่า
ตัวประมาณค่าที่ไม่มีการแจกแจงก่อน

Pandey and Rao (2010) ได้ประมาณค่าพารามิเตอร์บอกมาตราส่วนของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนด้วยวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ ด้วยฟังก์ชันการสูญเสียของลินเนกซ์ Prakash (2011) ประมาณค่าพารามิเตอร์ของความแปรปรวนการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน ด้วยวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ ภายใต้เกณฑ์ฟังก์ชันการสูญเสียของลินเนกซ์ ชี้ให้เห็นว่าตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของความแปรปรวนของการแจกแจงเวอร์สเกาส์เซียน เกณฑ์ฟังก์ชันความสูญเสียของลินเนกซ์ มีค่าความแปรปรวนต่ำกว่าฟังก์ชันความ

สูญเสียแบบกำลังสอง กล่าวคือ เกณฑ์ฟังก์ชันความสูญเสียของลินเนกซ์ มีประสิทธิภาพดีกว่าเกณฑ์ฟังก์ชันความสูญเสียแบบกำลังสอง และ Sparks, Sutton, Toscas, and Ormerod (2011) ใช้จำลองสถานการณ์แบบมอนติคาร์โล ด้วยวิธีโซ่มาร์คอร์ฟในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจงแจกอินเวอร์สเกาส์เซียนโดยใช้การแจกแจงแกมม่าเป็นการแจกแจงก่อนด้วยเกณฑ์ค่าความแปรปรวนต่ำสุด ปรากฏว่า ค่าประมาณพารามิเตอร์ของความแปรปรวนของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน โดยใช้การแจกแจงแกมม่าเป็นการแจกแจงก่อนมีค่าความแปรปรวนต่ำกว่าการใช้การแจกแจงเอกรูปเป็นการแจกแจงก่อน

Pandey and Bandyopadhyay (2012) ศึกษาการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจง อินเวอร์สเกาส์เซียน โดยใช้การแจกแจงแกมม่าเป็นการแจกแจงก่อนด้วยการสุ่มตัวอย่างแบบกิบบ์ (Gibbs sampling) ในการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธีมอนติคาร์โล ปรากฏว่า การสุ่มตัวอย่างแบบกิบบ์ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน โดยใช้การแจกแจงแกมม่าเป็นการแจกแจงก่อน ให้ค่าฟังก์ชันการสูญเสียกำลังสองต่ำกว่าวิธีมอนติคาร์โลด้วยวิธีโซ่มาร์คอร์ฟ และ Feroze (2012, pp. 39-52) ได้ศึกษาการประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนภายใต้ฟังก์ชั่นการสูญเสียแบบต่าง ๆ ปรากฏว่า การแจกแจงเอกรูปเป็นการแจกแจงก่อน ให้ค่าฟังก์ชันความสูญเสียกำลังสองต่ำกว่าการใช้การแจกแจงเจฟเฟรย์เป็นการแจกแจงก่อน ในงานวิจัยนี้เปรียบเทียบการแจกแจงก่อนแบบต่าง ๆ ประกอบด้วยการแจกแจงเอกรูปการแจกแจงแกมม่า การแจกแจงไคกำลังสอง การแจกแจงเลขชี้กำลัง และการแจกแจงแบบเจฟเฟรย์ ชี้ให้เห็นว่า การใช้การแจกแจงเลขชี้กำลังเป็นการแจกแจงก่อนมีค่า ELF (Entropy Loss Function) ต่ำที่สุด

ตอนที่ 4 การสร้างเลขสุ่มในการจำลองสถานการณ์

การสร้างเลขสุ่มในการจำลองสถานการณ์ของการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ มี 3 วิธี (Samaniego, 2010, pp. 157-173) สามารถสรุปได้ ดังนี้

1. การสร้างเลขสุ่มวิธี Markov Chains Monte Carlo

การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ กรณีที่การแจกแจงภายหลังไม่ได้อยู่ในรูปแบบสามัญ (Close Form) ปัญหาในการคำนวณค่าคาดหวังของพารามิเตอร์ของการแจกแจงภายหลังสามารถคำนวณได้หรือไม่ นับเป็นปัญหาสำคัญประการหนึ่ง เทคนิค Markov Chain Monte Carlo (MCMC) ได้ถูกนำมาประยุกต์ เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว โดยเทคนิค MCMC เป็นเทคนิคหนึ่งที่ใช้ในการสร้างตัวอย่างที่เหมาะสมประกอบไปด้วยแนวคิดของ Monte Carlo Integration และ Markov Chain ดังนี้

1.1 Monte Carlo Integration เป็นแนวคิดในการประมาณค่าคาดหวังของ $f(\theta)$ โดยการสร้างตัวอย่าง $\{\theta_i : i = 1,\dots,N\}$ ภายใต้การแจกแจงภายหลัง $P(\theta | Y)$ แล้วประมาณค่าคาดหวังของ $f(\theta)$ ได้ดังนี้

$$E(f(\theta) \approx \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(\theta_i)$$

ค่าคาดหวังของฟังก์ชัน $f(\theta)$ สามารถประมาณได้จากค่าเฉลี่ยของตัวอย่าง ที่ถูกสร้างขึ้นมา ถ้า $\{\theta_t\}$ เป็นตัวแปรสุ่มอิสระแล้ว โดยทฤษฎี Law of Large Number สามารถสรุปได้ว่า ถ้า N ยิ่งมีค่ามากค่าเฉลี่ยของตัวอย่างจะมีค่าใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยประชากรมากยิ่งขึ้น

1.2 Markov Chains

Markov Chains (MC) เป็นลำดับของพารามิเตอร์ $\{\theta_0, \theta_1, \ldots\}$ โดยที่ลำดับดังกล่าวได้มาจากการสร้าง θ_{t+1} จากการแจกแจง $P(\theta_{t+1} \mid \theta_t)$ เมื่อ $t \geq 0$ ซึ่งหมายถึง θ_{t+1} ถูกสร้างโดยขึ้นอยู่กับ θ_t เพียงอย่างเดียว ไม่ได้ขึ้นอยู่กับ $\{\theta_0, \theta_1, \ldots, \theta_{t-1}\}$ เรียกว่า การแจกแจง $P(\theta_{t+1} \mid \theta_t)$ ว่า Transition Kernel โดยภายหลัง เมื่อ t มีค่ามากขึ้น พารามิเตอร์ θ_t จะมีการแจกแจงลู่เข้าสู่การแจกแจงแบบหนึ่ง เรียกการแจกแจงนั้นว่า การแจกแจงคงที่ (Stationary Distribution) เมื่อเกิดการลู่เข้าสู่การแจกแจงคงที่แล้ว กำหนดให้เป็นสถานะที่ $m(\theta_m)$ และสร้างต่อจนถึงสถานะที่ n ดังนั้น จะได้ลำดับ $\{\theta_m, \theta_{m+1}, \ldots, \theta_n\}$ ที่ได้จากการสร้างจากการแจกแจงคงที่ และจากแนวคิดแบบ Monte Carlo Integration จะนำลำดับที่ได้ดังกล่าว ไปประมาณค่าพารามิเตอร□ต่อไป Gilks, Richardson, and Spiegelhalter (1996) จากแนวคิดทั้ง 2 แบบ นำไปสู□เทคนิคการแก้ป□ญหา เรียกว่า Markov Chains Monte Carlo (MCMC) โดยในการสร้าง Markov Chain นั้นจะมีขั้นตอนวิธี (Algorithm) หลายรูปแบบที่จะช่วยในการสร้างลำดับ Markov Chain ที่ได้มาจากการแจกแจงคงที่ที่ถูกต้อง เช่น Metropolis-Hasting Algorithm หรือขั้นตอนวิธีที่เป็นกรณีพิเศษของ Metropolis-Hasting Algorithm เช่น The Independence Sampler, Single - Component Metropolis-Hastings, Gibbs Sampling เป็นต้น

2. การสร้างเลขสุ่มวิธี Metropolis – Hasting

การสร้างพารามิเตอร์ θ จากฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็น $P(\theta)$ กระบวนการของ Metropolis – Hasting มีขั้นตอน ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดค่าพารามิเตอร์เบื้องต้น θ_0 โดยที่ $p(\theta_0) > 0$

ขั้นตอนที่ 2 สร้างพารามิเตอร์ θ^* จากฟังก์ชัน $q(\theta_t \mid \theta_{t+1})$ ซึ่งเป็นการแจกแจงของ θ_t ขึ้นอยู่กับ θ_{t+1}

ขั้นตอนที่ 3 คำนวณหาค่า α ซึ่งเป็นค่าที่น้อยที่สุด ระหว่างอัตราส่วนของฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็น $P(\theta)$ ของพารามิเตอร์ที่สร้างขึ้นใหม่ θ^* เทียบกับฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็นของพารามิเตอร์ θ_t กับ 1 จะได้

$$\alpha = \min(\frac{p(\theta^*)q(\theta^* \mid \theta_t)}{p(\theta_t)q(\theta_t \mid \theta^*)},1)$$

ขั้นตอนที่ 4 สุ่ม u จากการแจกแจงเอกรูป (Uniform Distribution) U (0,1)

ยอมรับ θ^* ถ้า $u \le \alpha$ และให้ $\theta_{t+1} = \theta^*$

หรือ ปฏิเสธ θ^* ถ้า $u > \alpha$ และให้ $\theta_{t+1} = \theta_t$

ขั้นตอนที่ 5 ทำซ้ำขั้นตอนที่ 2-4 ใหม่ จนได้ค่าพารามิเตอร์ที่สร้างขึ้น มีค่าเริ่มคงที่หรือพารามิเตอร์เริ่มมีการลู่เข้า (Convergence)

ขั้นตอนการสร้างเลขสุ่มโดยวิธี Metropolis-Hasting Method ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดค่าพารามิเตอร์เบื้องต้น $\theta_0 = 1$ โดยที่ $p(\theta)$

ขั้นตอนที่ 2 ให้ X มีการแจกแจงไคกำลังสองจะได้

$$q(X) = X^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{X}{2}}$$

ดังนั้น การสร้าง θ^* จากการแจกแจงไคกำลังสอง $q(\theta_0 \mid \theta^*)$

$$q(\theta_0 \mid \theta^*) = q(\theta^*) \propto \theta^{*\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{\theta^*}{2}}$$

และ $q(\theta^* \mid \theta_0) = q(\theta_0) \propto \theta_0^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{\theta_0}{2}}$

ขั้นตอนที่ 3 คำนวณหาค่า

$$\alpha = \min(\frac{(\theta^{*-2.5} e^{-\frac{2}{\theta}})(\theta_0^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{\theta_0}{2}})}{(\theta_0^{-2.5} e^{-\frac{2}{\theta}})(\theta^{*\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{\theta^*}{2}})},1)$$

ขั้นตอนที่ 4 สุ่ม u จากการแจกแจงเอกรูป $U(0,1)$

ยอมรับ θ^* ถ้า $u \le \alpha$ และให้ $\theta_t = \theta^*$

หรือ ปฏิเสธ θ^* ถ้า $u > \alpha$ และให้ $\theta_t = \theta_{t-1}$ รอบแรกให้ $\theta_t = 1$

ขั้นตอนที่ 5 ทำซ้ำขั้นตอนที่ 2-4 ใหม่ จนได้ค่าพารามิเตอร์ที่สร้างขึ้นมีค่าเริ่มคงที่หรือพารามิเตอร์เริ่มมีการลู่เข้า (Convergence) (Walsh, 2004, pp. 12-107)

3. การสร้างเลขสุ่มวิธีกิบส์ (Gibbs)

การสร้างเลขสุ่มด้วยวิธีกิบส์เป็นการสร้าง θ_t^* จาก Full Condition Distribution กล่าวคือ

$$q(\theta_i^* \mid \theta_i, \theta_{-i}) = f(\theta_i^* \mid \theta_{-i})$$

และ $$q(\theta_i \mid \theta_i^*, \theta_{-i}) = f(\theta_i \mid \theta_{-i})$$

ที่ทำให้

$$\alpha = \min\left(\frac{f(\theta_i^* \mid \theta_{-i}) q(\theta_i \mid \theta_i^*, \theta_{-i})}{f(\theta_i \mid \theta_{-i}) q(\theta_i^* \mid \theta_i, \theta_{-i})}, 1\right) = \min\left(\frac{(f(\theta_i^* \mid \theta_{-i}) f(\theta_i \mid \theta_{-i})}{(f(\theta_i \mid \theta_{-i}) f(\theta_i^* \mid \theta_{-i})}, 1\right) = 1$$

การสร้าง θ_t^* จาก Full Condition Distribution จึงถูกยอมรับเงื่อนไขในทุก ๆ ครั้ง ดังนั้น ในการสร้างพารามิเตอร์โดยการสร้างเลขสุ่มด้วยวิธีกิบส์เป็นการสร้างจาก Full Condition Distribution ซึ่ง Full Condition Distribution หาได้จาก

$$f(\theta_i \mid \theta_{-i}) = \frac{f(\theta)}{\int f(\theta) d\theta_i} \quad \text{โดยที่ } \theta_{-i} = \theta_j, i \neq j$$

$$= (\theta_1, \ldots, \theta_{i-1}, \theta_{i+1}, \ldots, \theta_k)$$

การพิจารณา Full Conditional Distribution ของพารามิเตอร์ θ_i ใด ๆ สามารถพิจารณาจากพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับพารามิเตอร์ที่ต้องการหา Full Conditional Distribution แสดงขั้นตอนการสร้างเลขสุ่มด้วยวิธีกิบส์ ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดค่าเริ่มต้นให้กับ $\theta_i^{(0)}, i = 1,2,\ldots,k$ โดยให้ $t = 0$

ขั้นตอนที่ 2 สุ่มตัวอย่าง θ_i ในสถานที่ 1 จาก Full Conditional Distribution คือ

สุ่ม $\theta_1^{(1)}$ จาก $f(\theta_1 \mid \theta_2^{(0)}, \ldots, \theta_k^{(0)})$

สุ่ม $\theta_2^{(1)}$ จาก $f(\theta_2 \mid \theta_1^{(1)}, \theta_3^{(0)}, \ldots, \theta_k^{(0)})$

.

.

.

สุ่ม $\theta_k^{(1)}$ จาก $f(\theta_k \mid \theta_1^{(1)}, \ldots, \theta_{k-1}^{(1)})$

จะใช้ $\theta^{(1)}$ ในการสุ่มตัวอย่างขั้นตอนต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 3

สุ่ม $\theta_1^{(t+1)}$ จาก $f(\theta_1 | \theta_2^{(t)},...,\theta_k^{(t)})$

สุ่ม $\theta_2^{(t+1)}$ จาก $f(\theta_2 | \theta_1^{(t+1)},\theta_3^{(t)},...,\theta_k^{(t)})$

.

.

.

สุ่ม $\theta_k^{(t+1)}$ จาก $f(\theta_k | \theta_1^{(t+1)},...,\theta_{k-1}^{(t+1)})$

จะใช้ $\theta^{(t+1)}$ ในการสุ่มตัวอย่างขั้นตอนต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 4 ทำซ้ำในขั้นตอนที่ 3 จนกระทั่ง t มีขนาดใหญ่พอทำให้พารามิเตอร์ θ ลู่เข้าสู่ค่าคงที่ค่าหนึ่ง (Gilks, Richardson, & Spiegelhalter, 1996, pp. 169-177)

ตอนที่ 5 แม่พิมพ์กราเวีย

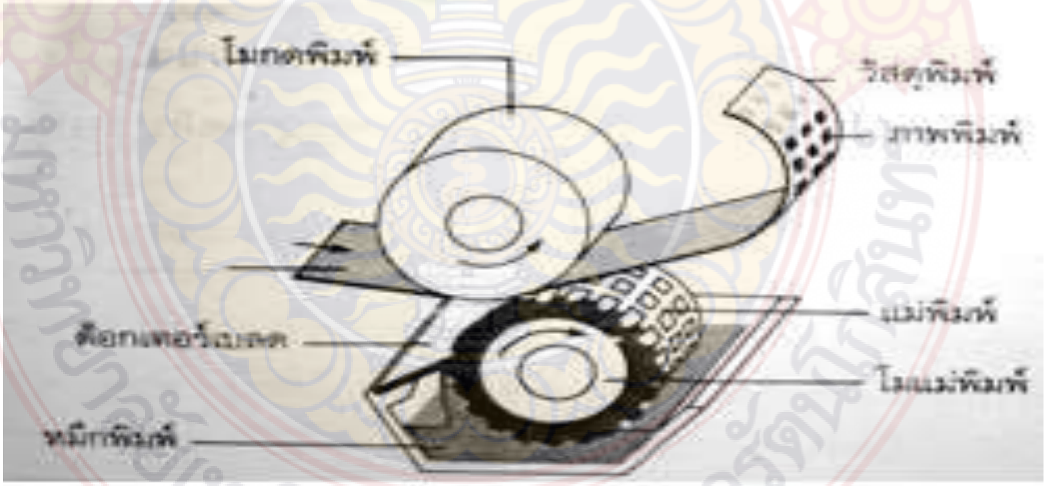
แม่พิมพ์กราเวียร์ เป็นแม่พิมพ์ทำมาจากเหล็กรูปทรงกระบอก ซึ่งมีผิวชุบด้วยทองแดงและบ่อหมึกเล็กๆ ก็จะถูกกัดลงในชั้นของทองแดงนี้ หรือแม่พิมพ์อาจนำมาเป็นแผ่น แล้วนำมาหุ้มรอบลูกกลิ้งเหล็กอีกชั้นหนึ่ง แสดงดังภาพที่ 10

ภาพที่ 10 แม่พิมพ์กราเวียร์ (ออนไลน์ https://www.thaisecondhand.com/product/ 10964847 เข้าถึงวันที่ 25 มิถุนายน 2562)

การเวียร์ เป็นกรรมวิธีการพิมพ์แบบแม่พิมพ์ร่องลึก intaglio ซึ่งส่วนที่เป็นภาพ หรือลายเส้นที่พิมพ์ จะถูกกัดเจาะ เป็นบ่อเล็กๆจำนวนนับล้านบ่อเรียกว่า เซลล์ ซึ่งขังหมึกสำหรับที่จะพิมพ์ลงบนวัสดุอะไรก็ตาม ส่วนบริเวณที่ไม่ใช่ภาพ จะเป็นผิวเรียบและอยู่สูงกว่าบ่อหมึก บ่อหมึกแต่ละบ่อแยกออกจากกันโดยผนัง ที่เรียกว่า cell wall หรือ land บ่อเล็กๆนี้ขังหมึกไว้ในปริมาณที่ไม่เท่ากันแล้วแต่ขนาดของบ่อปริมาณหมึก ถ้ามากก็จะทำให้สีเข้มมากกว่าบ่อที่มีหมึกน้อยกว่าทำให้สามารถพิมพ์ภาพที่มีโทนต่อเนื่องได้

หลักการพิมพ์กราเวียร์ แม่พิมพ์ที่ถูกกัดเป็นภาพแล้ว จะหมุนอยู่ในอ่างหมึกเหลว เหมือนกับการพิมพ์ แบบเฟลกโซ หมึกจะเกาะอยู่ในบ่อหมึกที่กัดไว้และจะมีมีดปาดหมึก (Doctor blade) เป็นเหล็กสปริง ยาว ๆ กดแนบ สนิทอยู่กับผิว ของแม่พิมพ์ทำหน้าที่ปาดหมึกออกจากผิว หมึกก็จะติดอยู่กับเฉพาะในบ่อหมึก เมื่อผ่านวัสดุแผ่นเรียบเข้าไปจะมีลูกกลิ้งเหล็กทำหน้าที่กด (Impression) วัสดุติดกับแม่พิมพ์ หมึกเหลวเมื่อรับแรงอัดก็จะถ่ายทอดหมึก (transfer) จากแม่พิมพ์ ลงบนผิวของวัตถุเป็นลายเส้น ทางกราฟิกออกมา(ออนไลน์ https://www. pmccards.co.th/pmc/the-news/44-article-printing/ 81-article-gravia.html เข้าถึงวันที่ 18 มิถุนายน 2562)

เครื่องพิมพ์กราวัวร์จะส่งหมึกผ่านโดยแม่พิมพ์ที่กัดเป็นรูเล็กๆ ตามขนาดและตามความลึกแตกต่างกันโดยใช้ปฏิกิริยาทางเคมีและการเจียรผิวของโมแม่พิมพ์ให้เรียบ ในยุคสมัยใหม่จะใช้การเจาะรูด้วยแสงเลเซอร์หรือหัวเข็มทำด้วยเพชร ตัวลูกกลิ้งแม่พิมพ์นี้ทำจากเหล็กชุบด้วยทองแดงพร้อมทั้งเคลือบโครเมียมในขั้นตอนสุดท้ายเพื่อเพิ่มความแข็งแรง สามารถใช้แม่พิมพ์ได้ทนทาน โมที่พาหมึกพิมพ์นี้จะมีใบมีดที่เรียกว่า Doctor Blade ทำการปาดสีบริเวณปากรูให้เรียบ สิ่งที่พิมพ์สำหรับเครื่องพิมพ์ควรมีผิวเรียบที่สามารถรับถ่ายหมึกที่เป็นจุดๆ นี้อย่างรวดเร็วนับได้ว่า เป็นระบบพิมพ์ทำให้คุณภาพการพิมพ์ที่ดีและแม่พิมพ์สามารถใช้งานได้ทนทานกว่าระบบพิมพ์อื่นๆ ดังนั้นจึงเหมาะกับงานที่มีปริมาณมากๆ อย่างต่อเนื่องกระบวนการพิมพ์แกะสลักด้วยการถ่ายภาพบนโลหะ เป็นการพิมพ์ร่องลึกอีกแบบหนึ่ง มีแม่พิมพ์เป็น โลหะทรงกระบอก ทำแม่พิมพ์โดยภาพถ่ายกัดกรดให้เป็นหลุมเล็ก ๆ มีขนาดหรือความตื้นลึกแตกต่างกัน ซึ่งมีผลให้งานพิมพ์มีความเข้มของสีแตกต่างกัน วิธีนี้สามารถพิมพ์บนวัสดุได้หลายชนิด เช่น การพิมพ์กระดาษปิดฝาผนัง แสตมป์ และบรรจุภัณฑ์ เป็นต้น โมแม่พิมพ์กราวัวร์ถูกสร้างขึ้นโดยการถ่ายทอดภาพลงสู่ผิวหน้าโมแม่พิมพ์นั้น แล้วนำไปกัดด้วยวิธีทางเคมี ปัจจุบันยังสามารถสร้างภาพโดยวิธีการเจาะโมแม่พิมพ์ด้วยเครื่องเจาะหัวเพชรหรือเครื่องยิงแสงเลเซอร์ บริเวณภาพบนแม่พิมพ์ประกอบด้วยบ่อหมึกขนาดเล็กๆ จำนวนมากบ่อหมึกแต่ละบ่อจะแยกจากกันโดยมีผนังหรือกำแพงกั้นอยู่ โมแม่พิมพ์ส่วนใหญ่ทำจากเหล็กกล้าที่นำมาชุบด้วยนิเกิลและทองแดงตามลำดับ จากนั้นจึงทำการสร้างภาพบนผิวโมแม่พิมพ์ทองแดงนั้น เสร็จแล้วนำไปชุบเคลือบผิวด้วยโครเมียมอีกครั้งเพื่อเพิ่มความแข็งให้กับแม่พิมพ์ แสดงดังภาพที่ 11



ภาพที่ 11 ระบบการพิมพ์แบบกราเวียร์ (ออนไลน์ https://sites.google.com /site/ thipphawan 12557/kar-phimph-baeb-gravure เข้าถึงวันที่ 27 มิถุนายน 2562)

ข้อดีของการพิมพ์กราเวียร์ มีดังนี้

1. ให้ภาพที่มีคุณภาพดีแม้จะเป็นวัสดุคุณภาพต่ำ

2.ให้ความเร็วสูงในการพิมพ์ แม่พิมพ์มีอายุการใช้งานยาวนาน

3. ให้คุณภาพสีที่มีน้ำหนักต่อเนื่อง บนวัสดุที่มีคุณสมบัติค่อนข้างต่ำ

ข้อเสียของการพิมพ์ด้วยระบบกราเวียร์ มีดังนี้

1. การทำแม่พิมพ์มีความซับซ้อนมากกว่าในระบบการพิมพ์อื่นๆ

2. โมแม่พิมพ์มีน้ำหนักมากและทำให้สิ้นเปลืองเนื้อที่ในการจัดเก็บ

3. คำใช้จ่ายค่อนข้างสูงในการจักทำงานพิมพ์แต่ละครั้ง

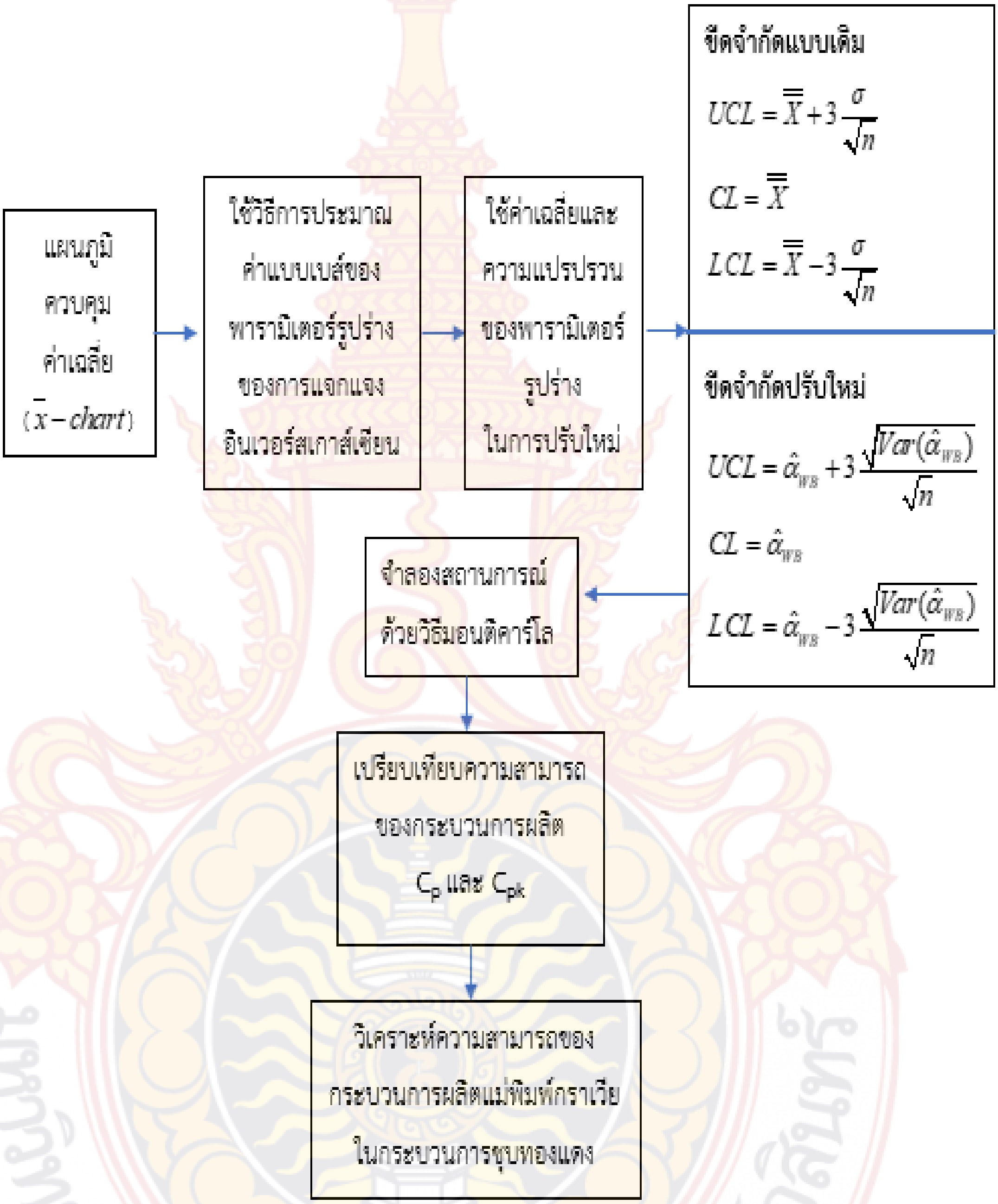
4. ตัวทำละลายของหมึกพิมพ์มีความไวไฟสูงต้องใช้อย่างระมัดระวัง

อ้างอิง: https://cdn.fbsbx.com

ตอนที่ 6 กรอบแนวคิดการวิจัย

ในการกำหนดกรอบแนวคิดการวิจัยใช้ก่อนหน้าและพิจารณาข้อมูลที่เก็บมาได้ในภายหลัง (William, 2007, pp. 6-25) Chhilkara and Folks แนวคิดวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์มีการปรับปรุงด้วยวิธีของลาปลาส (Laplace) แนวคิดของการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์มีดังต่อไปนี้ 1. การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ค่าพารามิเตอร์เป็นตัวแปรสุ่ม (Random Variable) 2. ใช้ทฤษฎีความน่าจะเป็นในการประมาณค่าพารามิเตอร์ 3. การวัดความน่าจะเป็นสามารถวัดภายใต้ความเชื่อว่ามีข้อมูลก่อนหน้าและพิจารณาค่าความน่าจะเป็นภายใต้ข้อมูลที่มี 4. การใช้ทฤษฎีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ จะพิจารณาค่าพารามิเตอร์จากข้อมูลที่มีอยู่ ได้หาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนที่มีประสิทธิภาพในการประมาณค่าของข้อมูลที่เป็นช่วงเวลามากกว่าการแจกแจงปรกติ การศึกษานี้ทำให้นักสถิติสนใจการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนทั้งสถิติแบบดั้งเดิมและสถิติแบบเบส์ นักสถิติแบบดั้งเดิมได้หาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนด้วยวิธีฟังก์ชันก่อกำเนิดโมเมนต์ วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Cheng & Amin, 1981; Abusev; 1998) เพื่อให้ได้ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีประสิทธิภาพที่ดีสุด (Iwase & Seto, 1983; Beerli, 2006) มีการพัฒนาแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสียกันแพร่หลาย Quesenberry (1997) ได้เสนอแผนภูมิควบคุมคิว (Q Chart) สำหรับตัวแปรสุ่มแบบทวินามเพื่อใช้ในการควบคุมสัดส่วนของเสียของกระบวนการ Khoo (2004) เสนอแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สำหรับสัดส่วนของเสีย (Moving Average p Chart) เพื่อแก้ไขข้อบกพร่องของแผนภูมิสัดส่วนของเสียที่ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงได้ช้า Oliveira, Knautz, Sherwani and McCarthy (2012) เสนอแผนภูมิควบคุมเบต้า (Beta Control Chart) สำหรับตรวจสอบกระบวนการที่มีตัวแปรชี้วัดเป็นสัดส่วนของเสีย Ryan and Schwertman (1997) ได้

สรุปว่าแผนภูมิควบคุมคิวมีประสิทธิภาพดีกว่าแผนภูมิสัดส่วนของเสีย สำหรับข้อมูลที่เป็นข้อมูลประเภทตัวแปร (Variable) แผนภูมิที่ใช้ในการควบคุม ได้แก่ $\bar{x}-chart$, R-chart โดยข้อมูลประเภทตัวแปร (Variable) ประมาณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนภายใต้ข้อสมมติข้อมูลมีการแจกแจงแบบปรกติ ถ้าข้อมูลไม่ได้มีการแจกแจงปรกติ การใช้การแจกแจงปรกติในการประมาณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนในการสร้างขีดจำกัดบน (UCL) และขีดจำกัดล่าง (LCL) ทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าสูงเนื่องจากใช้การแจกแจงที่ไม่เหมาะสมกับข้อมูล เพื่อแก้ปัญหาการใช้การแจกแจงที่ไม่เหมาะสมกับข้อมูลที่ไม่ได้มีการแจกแจงแบบปรกติ ดังนั้นการประยุกต์ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนในการปรับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย แสดงได้ดังภาพที่ 12



ภาพที่ 12 กรอบแนวคิดในการวิจัย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์

บทที่ 3
ระเบียบวิธีการวิจัย

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ดังนี้ 1. เพื่อพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) 2. เพื่อเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) และ Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม และ 3. วิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน ผู้วิจัยได้กำหนดวิธีดำเนินการวิจัย 3 ขั้นตอนดังนี้

1. ขั้นตอนการพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance)

2. ขั้นตอนการเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบเดิม

3. ขั้นตอนวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน

1. ขั้นตอนการพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance)

การหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนด้วยวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ โดยใช้การแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อน

1. หาฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น (Likelihood Function) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน
2. กำหนดการแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อน
3. หาการแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution) ของพารามิเตอร์ α โดยการแจกแจงหลังหาจาก สมการที่ (1)

$$h_{WB}(\alpha,\beta \mid x_1,x_2,...,x_n) = \frac{L_{IG}(x:\alpha,\beta)g_{WB}(\alpha,\beta)}{\int_0^\infty\int_0^\infty L_{IG}(x:\alpha,\beta)g_{WB}(\alpha,\beta)d\alpha d\beta} \quad (1)$$

โดยที่ $h_{WB}(\alpha,\beta \mid x_1,x_2,...,x_n)$ คือ การแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution)

$L_{IG}(x:\alpha,\beta)$ คือ ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น (Likelihood Function)

$g(\alpha,\beta)$ คือ การแจกแจงก่อน (Prior Distribution)

4. หาค่าคาดหมายของตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ α จะได้ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ของพารามิเตอร์ α โดยใช้การแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อนภายใต้ฟังก์ชันความสูญเสียกำลังสอง นิยามโดย Legendre (1805) และ Gauss (1810) (Samaniego, 2010, pp. 123-132) แสดงในสมการ (2)

ค่าคาดหมายของตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ α

$$\hat{\alpha} = E(\alpha|x_1,...,x_n) \quad (2)$$

$$\hat{\alpha} = \int_0^\infty \alpha . h_{WB}(\alpha,\beta|x_1,x_2,...,x_n)d\alpha \quad (3)$$

ค่าที่ได้คือ ค่าเฉลี่ยที่จะไปใช้ในการปรับค่าเฉลี่ยในแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย

5. หาความแปรปรวนของค่าพารามิเตอร์ α สมการที่ (4)

$$VAR(\hat{\alpha}) = E(\hat{\alpha}^2 \mid x_1,\ldots,x_n) - (E(\hat{\alpha} \mid x_1,\ldots,x_n))^2 \tag{4}$$

$$Var(\hat{\alpha}) = \int_0^{\infty} \hat{\alpha}^2 h_{WB}(\alpha,\beta \mid x_1,\ldots,x_n)d\alpha$$

$$-(\int_0^{\infty} \hat{\alpha} h_{WB}(\alpha,\beta \mid x_1,\ldots,x_n)d\alpha)^2 \tag{5}$$

6. คำนวนค่าขีดจำกัดควบคุมของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย

$$UCL = \overline{\overline{X}} + 3\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \tag{6}$$

$$CL = \overline{\overline{X}} \tag{7}$$

$$LCL = \overline{\overline{X}} - 3\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \tag{8}$$

เมื่อ $\overline{\overline{X}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i}{n}$ และ $\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(X-\mu)^2}{N}}$

แทนค่า $\overline{\overline{X}} = \hat{\alpha}$ และ $\sigma = \sqrt{Var(\hat{\alpha})}$

จะได้แผนภูมิค่าเฉลี่ย $\bar{x}-chart$ แบบปรับใหม่ คือ

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}} \tag{9}$$

$$CL = \hat{\alpha} \tag{10}$$

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}} \tag{11}$$

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์

2. ขั้นตอนการเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) และ Actual Process Capability Index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น $\pm$0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบเดิม

การเปรียบเทียบProcess Potential Capability (C_p)และ Actual Process Capability Index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น $\pm$0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม มีขั้นตอนดังนี้

1. กำหนดให้ $X \sim IG(\alpha,\beta)$ โดยฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน สมการที่ 12

$$f_{IG}(x:\alpha,\beta)=\sqrt{\frac{\beta}{2\pi}}x^{-\frac{3}{2}}\exp\{-\frac{\beta(x-\alpha)^2}{2\alpha^2x}\},\ x>0 \qquad (12)$$

โดย α คือ พารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) และ β คือ พารามิเตอร์บอกมาตราส่วน (Scale Parameter) โดยมีค่าเฉลี่ยคือ $E(X)=\alpha$ และ ความแปรปรวน คือ $Var(X)=\frac{\alpha^3}{\beta}$ (Chhikara & Folk, 1979)

2. กำหนดให้ $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$, $\beta=1$ และ $n = 5,10,15,20,25,30$ จำนวน 30 สถานการณ์ (5x6) โดยใช้โปรแกรม R

3. คำนวนค่าขีดจำกัดควบคุมของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย

$$UCL=\bar{\bar{X}}+3\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \qquad (13)$$

$$CL=\bar{\bar{X}} \qquad (14)$$

$$LCL=\bar{\bar{X}}-3\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \qquad (15)$$

เมื่อ $\bar{\bar{X}}=\frac{\sum_{i=1}^{n}X_i}{n}$ และ $\sigma=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(X-\mu)^2}{N}}$

แทนค่า $\bar{\bar{X}}=\hat{\alpha}$ และ $\sigma=\sqrt{Var(\hat{\alpha})}$

จะได้แผนภูมิค่าเฉลี่ย $\bar{x} - chart$ แบบปรับใหม่ คือ

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}} \tag{16}$$

$$CL = \hat{\alpha} \tag{17}$$

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}} \tag{18}$$

4. กำหนดให้ความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 คำนวณค่า process potential capability (C_p) และ actual process capability index (C_{pk}) สมการที่ (19)

$$C_p = \frac{USL - LSL}{UCL - LCL} \tag{19}$$

โดยที่

$USL =$ upper specification limit

$LSL =$ *lower* specification limit

ในการคำนวณค่า Actual process capability index (C_{pk}) สมการที่ (20)

$$C_{pk} = \min(C_{pu}, C_{pl}) \tag{20}$$

โดยที่

$$C_{pu} = \frac{USL - \bar{\bar{X}}}{3\sigma} \tag{21}$$

$$C_{pl} = \frac{\bar{\bar{X}} - LSL}{3\sigma} \tag{22}$$

ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ เกณฑ์ที่ใช้ในการแปลผลคือ ถ้า C_p และ C_{pk} ค่ามากกว่า 1 กล่าวคือ กระบวณการผลิตมีประสิทธิภาพในการผลิตตามความต้องการของลูกค้า

3. ขั้นตอนวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน

ดำเนินการเก็บข้อมูลแม่พิมพ์กราเวีย จำนวน 300 ชิ้น ในกระบวณการชุบทองแดงของบริษัท กราเวีย กราฟฟิก จำกัด โดยเก็บวันละ 30 ชิ้น เป็นเวลา 10 วัน แล้วดำเนินการวัดความหนาของทองแดงที่ติดแม่พิมพ์ สร้างแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยโดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนโดยปรับค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนในแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย โดยคำนวน ดังนี้

จะได้แผนภูมิค่าเฉลี่ย $\bar{x}-chart$ แบบปรับใหม่ คือ

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}} \tag{23}$$

$$CL = \hat{\alpha} \tag{24}$$

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}} \tag{25}$$

หาค่าความสามารถของกระบวนการผลิต C_p และ C_{pk} ระหว่างใช้ตัวประมาณค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนจากการแจกแจงปรกติและตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน โดยกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.0001 มิลลิเมตร แล้วสรุปผลการวิจัย

บทที่ 4

ผลการวิจัย/ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ดังนี้ 1. เพื่อพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) 2. เพื่อเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) และ Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม และ 3. วิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน แสดงผลการวิเคราะห์ ดังนี้

1. ผลการพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance)

2. ผลการเพื่อเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบเดิม

3. ผลการวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน

1. ผลการพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance)

1. สัญลักษณ์ต่าง ๆที่ใช้ในการหาตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ (α) มีดังนี้

X = ตัวแปรสุ่ม

$\bar{X}$ = ค่าเฉลี่ยตัวอย่าง

f_{IG} = ฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นของ x ที่มีการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน

$g_{WB}(\alpha,\beta)$ = การแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อน

α = พารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter)

β = พารามิเตอร์บอกมาตราส่วน (Scale Parameter)

$E(X)$ = ค่าคาดหมายของตัวแปรสุ่ม X

$VAR(X)$ = ความแปรปรวนของตัวแปรสุ่ม X

$\hat{\alpha}$ = ค่าประมาณพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนโดยมีการแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อน

L_{IG} = ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน

L_{WB} = ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของการแจกแจงไวบูล

$h_{WB}(\alpha,\beta \mid x_1,x_2,...,x_n)$ = ฟังก์ชันความน่าจะเป็นภายหลังของพารามิเตอร์ α,β โดยมีการแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อน (The Posterior Function of Parameter α,β Under Weibull Prior Distribution)

θ_1 = อนุพันธ์อันดับที่ 1 ของพารามิเตอร์ α เทียบกับ α

θ_2 = อนุพันธ์อันดับที่ 2 ของพารามิเตอร์ α เทียบกับ α

λ_1 = อนุพันธ์อันดับที่ 1 ของพารามิเตอร์ β เทียบกับ β

λ_2 = อนุพันธ์อันดับที่ 2 ของพารามิเตอร์ β เทียบกับ β

ρ = ค่าลอการีทึมธรรมชาติของการแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อน (Natural Logarithm of Weibull Prior Distribution)

ρ_1 = อนุพันธ์อันดับที่ 1 ของฟังก์ชัน ρ เทียบกับ α (First Derivative of ρ Function by α)

l = ค่าลอการีทึมธรรมชาติของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Natural Logarithm of Inverse Gaussian Distribution)

l_1 = อนุพันธ์อันดับที่ 2 ของฟังก์ชัน l เทียบกับ α (Second Derivative of l Function by α)

l_2 = อนุพันธ์อันดับที่ 2 ของฟังก์ชัน l เทียบกับ α (Third Derivative of l Function by α)

$\hat{\alpha}_{MLE}$ = ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนของ α ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (The Estimator of Inverse Gaussian of Parameter α by Maximum Likelihood Methods)

$\hat{\beta}_{MLE}$ = ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์การแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนของ β ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (The Estimator of Inverse Gaussian of Parameter β by Maximum Likelihood Methods)

$$\sigma^2 = \frac{(-1)}{l_2}, \quad \sigma^4 = (\sigma^2)^2 = (-\frac{1}{l_2})^2$$

การพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) สามารถหาได้ดังนี้

กำหนดให้ $X_1, X_2, ..., X_n$ เป็นตัวอย่างสุ่มจากประชากรที่มีการแจกแจงอินเวอร์สเกาเซียน ใช้สัญลักษณ์ $X_i \sim IG(X:\alpha,\beta)$ (Chhikara & Folks, 1978) ฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็น ดังสมการที่ (26)

$$f_{IG}(x:\alpha,\beta)=\sqrt{\frac{\beta}{2\pi}}x^{-\frac{3}{2}}e^{\{-\frac{\beta(x-\alpha)^2}{2\alpha^2 x}\}} \quad , \; x>0,\alpha>0,\beta>0 \tag{26}$$

ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นสูงสุดของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน ดังสมการที่ (27)

$$L_{IG}(x:\alpha,\beta)=(\frac{\beta}{2\pi})^{\frac{n}{2}}\prod_{i=1}^{n}x_i^{-\frac{3}{2}}e^{\{-\frac{\beta}{2\alpha^2}\sum_{i=1}^{n}\frac{(x_i-\alpha)^2}{x_i}\}} \quad , \; x>0 \tag{27}$$

กำหนดการแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อน ฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น ดังสมการที่ (28)

$$g_{WB}(\alpha,\beta)=\alpha\beta x^{\alpha-1}e^{\{-\beta x^{\alpha}\}} \quad , \; x>0,\alpha>0,\beta>0 \tag{28}$$

หาการแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution) โดยใช้ความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข (Conditional Probability) โดยหาการแจงแจงภายหลังของตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ α ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนใช้การแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อน ดังสมการที่ (29)

$$h_{WB}(\alpha,\beta\,|\,x_1,...,x_n)=\frac{\left((\frac{\beta}{2\pi})^{\frac{n}{2}}\prod_{i=1}^{n}x_i^{-\frac{3}{2}}e^{\{-\frac{\beta}{2\alpha^2}\sum_{i=1}^{n}\frac{(x_i-\alpha)^2}{x_i}\}}\right)\left(\alpha\beta x_i^{\alpha-1}e^{\{-\beta x_i^{\alpha}\}}\right)}{\int_0^{\infty}\int_0^{\infty}\left((\frac{\beta}{2\pi})^{\frac{n}{2}}\prod_{i=1}^{n}x_i^{-\frac{3}{2}}e^{\{-\frac{\beta}{2\alpha^2}\sum_{i=1}^{n}\frac{(x_i-\alpha)^2}{x_i}\}}\right)\left(\alpha\beta x_i^{\alpha-1}e^{\{-\beta x_i^{\alpha}\}}\right)d\alpha d\beta} \tag{29}$$

เนื่องจากไม่สามารถหาปริพันธ์ได้ จึงไม่สามารถหาการแจกแจงภายหลังของพารามิเตอร์ α ในการประมาณค่า $\hat{\alpha}_{WB}$ ภายใต้ฟังก์ชันความสูญเสียกำลังสองใช้เทคนิคของ Lindley (1980) สมการที่ใช้ในการประมาณค่า ดังสมการที่ (30)

$$\hat{\alpha}_{WB}\approx\hat{\alpha}_{MLE}+\frac{1}{2}(\theta_2+2\theta_1\rho_1)\sigma^2+\frac{1}{2}l_3\theta_1\sigma^4 \tag{30}$$

$$\theta_1=\frac{d\alpha}{d\alpha}=1$$

$$\theta_2=\frac{d^2\alpha}{d\alpha^2}=0$$

$$\rho = \ln \prod_{i=1}^{n} (\alpha \beta x_i^{\alpha-1} \exp\{-\beta x_i^{\alpha}\})$$

$$\rho = n \ln \alpha + n \ln \beta + (\alpha - 1)\sum_{i=1}^{n} \ln x_i - \beta \sum_{i=1}^{n} x_i^{\alpha}$$

$$\rho_1 = \frac{d\rho}{d\alpha}$$

$$\rho_1 = \frac{n}{\alpha} + \sum_{i=1}^{n} \ln x_i - \beta \sum_{i=1}^{n} x_i^{\alpha} \ln x_i$$

$$l = \ln L_{IG}(x : \alpha, \beta)$$

$$l = \ln[(\frac{\beta}{2\pi})^{\frac{n}{2}} \prod_{i=1}^{n} x_i^{-\frac{3}{2}} \exp\{-\frac{\beta}{2\alpha^2} \sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i - \alpha)^2}{x_i}\}]$$

$$l = \frac{n}{2}(\ln \beta - \ln 2\pi) - \frac{3}{2}\sum_{i=1}^{n} \ln x_i - \frac{\beta}{2\alpha^2} \sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i - \alpha)^2}{x_i}$$

$$\frac{\partial l}{\partial \alpha} = \frac{\beta}{\alpha^3} \sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i - \alpha)^2}{x_i} + \frac{n\beta}{\alpha^2} - \frac{\beta}{\alpha}(\sum_{i=1}^{n} \frac{1}{x_i})$$

$$\frac{\partial l}{\partial \alpha} = \frac{\beta}{\alpha^3} \sum_{i=1}^{n} (\frac{x_i^2}{x_i} - \frac{2x_i\alpha}{x_i} + \frac{\alpha^2}{x_i}) + \frac{n\beta}{\alpha^2} - \frac{\beta}{\alpha}(\sum_{i=1}^{n} \frac{1}{x_i})$$

$$\frac{\partial l}{\partial \alpha} = \frac{\beta \sum_{i=1}^{n} x_i}{\alpha^3} - \frac{2n\beta}{\alpha^2} + \frac{\beta}{\alpha}(\sum_{i=1}^{n} (\frac{1}{x_i})) + \frac{n\beta}{\alpha^2} - \frac{\beta}{\alpha}(\sum_{i=1}^{n} \frac{1}{x_i})$$

$$\frac{\partial l}{\partial \alpha} = \frac{\beta \sum_{i=1}^{n} x_i}{\alpha^3} - \frac{n\beta}{\alpha^2}$$

$$l_2 = \frac{\partial^2 l}{\partial \alpha^2} = -\frac{3\beta \sum_{i=1}^{n} x_i}{\alpha^4} + \frac{2n\beta}{\alpha^3}$$

$$l_3 = \frac{\partial^3 l}{\partial \alpha^3}$$

$$\frac{\partial^3 l}{\partial \alpha^3} = \frac{12\beta \sum_{i=1}^{n} x_i}{\alpha^5} - \frac{6n\beta}{\alpha^4}$$

$$\sigma^2 = (\frac{-1}{l_2})$$

จากสมการ $\hat{\alpha}_{WB} \approx \hat{\alpha}_{MLE} + \frac{1}{2}(\theta_2 + 2\theta_1\rho_1)\sigma^2 + \frac{1}{2}l_3\theta_1\sigma^4$ แทนค่าในสมการที่ (30) จะได้

$$\hat{\alpha}_{WB} \approx \hat{\alpha}_{MLE} + \rho_1\sigma^2 + \frac{1}{2}l_3\sigma^4 \quad (31)$$

$$\hat{\alpha}_{WB} \approx \hat{\alpha}_{MLE} + \left(\frac{1}{\frac{3\beta\sum_{i=1}^{n}x_i}{\alpha^4} - \frac{2n\beta}{\alpha^3})}\right)((\frac{n}{\alpha} + \sum_{i=1}^{n} ln\, x_i - \beta\sum_{i=1}^{n} x_i^{\alpha}\, ln\, x_i) +$$

$$(\frac{6\beta\sum_{i=1}^{n}x_i}{\alpha^5} - \frac{3n\beta}{\alpha^4})\left(\frac{1}{\frac{3\beta\sum_{i=1}^{n}x_i}{\alpha^4} - \frac{2n\beta}{\alpha^3})}\right)) \quad (32)$$

โดยที่ $\hat{\alpha}_{MLE} = \overline{X}$ และ $\hat{\beta}_{MLE} = \frac{n}{\sum_{i=1}^{n}(\frac{1}{X_i} - \frac{1}{\overline{X}})}$

ในการหาความแปรปรวนของตัวประมาณค่า $\hat{\alpha}$ หาได้ดังนี้

$$VAR(\hat{\alpha}) = E(\hat{\alpha}^2 \,|\, x_1,...,x_n) - (E(\hat{\alpha} \,|\, x_1,...,x_n))^2$$

$$Var(\hat{\alpha}) = \int_0^{\infty} \alpha^2 h_{WB}(\alpha,\beta \,|\, x_1,...,x_n)d\alpha - (\int_0^{\infty} \alpha h_{WB}(\alpha,\beta \,|\, x_1,...,x_n)d\alpha)^2$$

เนื่องจาก $\int_0^{\infty} \alpha^2 h_{WB}(\alpha,\beta \,|\, x_1,...,x_n)d\alpha$ ไม่สามารถหาปริพันธ์ได้ จึงใช้การประมาณค่าปริพันธ์ด้วยวิธี Monte Carlo Integration ดังสมการที่ (33)

$$I = \int_0^{\infty} \alpha^2 \left((\frac{\beta}{2\pi})^{\frac{n}{2}} \prod_{i=1}^{n} x_i^{-\frac{3}{2}} e^{\{-\frac{\beta}{2\alpha^2}\sum_{i=1}^{n}\frac{(x_i-\alpha)^2}{x_i}\}} \right) (\alpha\beta x_i^{\alpha-1} e^{\{-\beta x_i^{\alpha}\}}) d\alpha \quad (33)$$

$$I \approx \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(x_i) \quad \text{(Geweke, 1989)} \quad (34)$$

จะได้

$$VAR(\hat{\alpha}) = I - \hat{\alpha}^2 \quad (35)$$

การสร้างแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่จะได้

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}} \quad (36)$$

$$CL = \hat{\alpha} \quad (37)$$

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}} \quad (38)$$

2. ผลการเพื่อเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น $\pm$0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบเดิม

การเพื่อเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น $\pm$0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม โดย

ให้ $X \sim IG(\alpha, \beta)$ โดยกำหนดค่า $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$, $\beta = 1$ และ $n = 5, 10, 15, 20, 25, 30$ จำนวน 30 สถานการณ์ (5x6) โดยใช้โปรแกรม R

คำนวนค่าขีดจำกัดควบคุมของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบดั้งเดิม

$$UCL = \bar{\bar{X}} + 3\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

$$CL = \bar{\bar{X}}$$

$$LCL = \bar{\bar{X}} - 3\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

เมื่อ $\bar{\bar{X}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i}{n}$ และ $\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(X-\mu)^2}{N}} \approx \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(X-\bar{\bar{X}})^2}{n-1}}$

แทนค่า $\bar{\bar{X}} = \hat{\alpha}$ และ $\sigma = \sqrt{Var(\hat{\alpha})}$

จะได้แผนภูมิค่าเฉลี่ย $\bar{x}-chart$ แบบปรับใหม่ คือ

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}}$$

$$CL = \hat{\alpha}$$

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}}$$

$$VAR(\hat{\alpha}) = I - \hat{\alpha}^2$$

$I \approx \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(x_i)$ (Geweke, 1989)

กำหนดให้ $x_i \sim U(0,1)$ ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ

4. กำหนดให้ความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 คำนวณค่า process potential capability (C_p) และ actual process capability index (C_{pk}) ดังนี้

$$C_p = \frac{USL - LSL}{UCL - LCL}$$

โดยที่

$USL =$ upper specification limit

$LSL = lower$ specification limit

ในการคำนวณค่า Actual process capability index (C_{pk})

$$C_{pk} = \min(C_{pu}, C_{pl})$$

โดยที่

$$C_{pu} = \frac{USL - \overline{\overline{X}}}{3\sigma}$$

$$C_{pl} = \frac{\overline{\overline{X}} - LSL}{3\sigma}$$

ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ เกณฑ์ที่ใช้ในการแปลผลคือ ถ้า C_p และ C_{pk} ค่ามากกว่า 1 กล่าวคือ กระบวนการผลิตมีประสิทธิภาพในการผลิตตามความต้องการของลูกค้า แสดงรายละเอียดดังตารางที่ 1 ถึง 6 และ ภาพที่ 13 ถึง 18

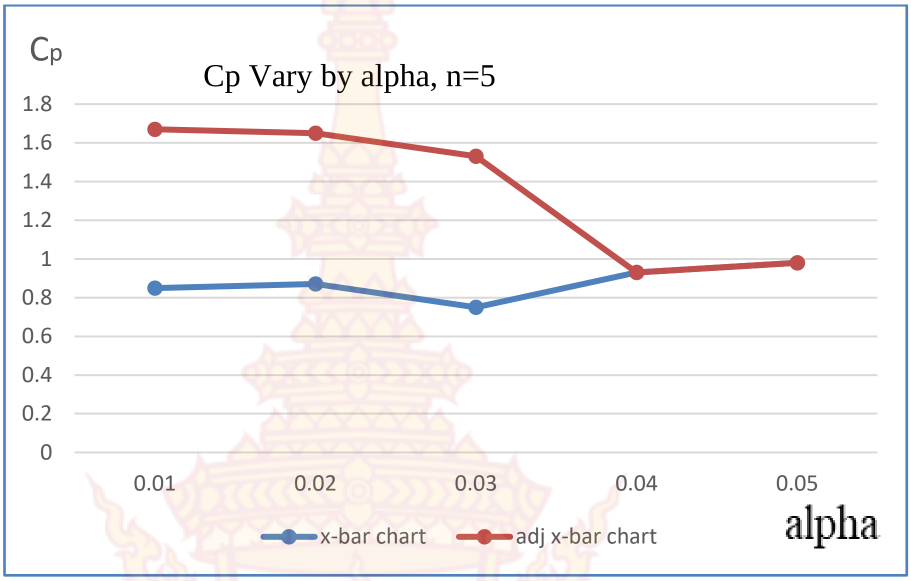
ตารางที่ 1 ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=5

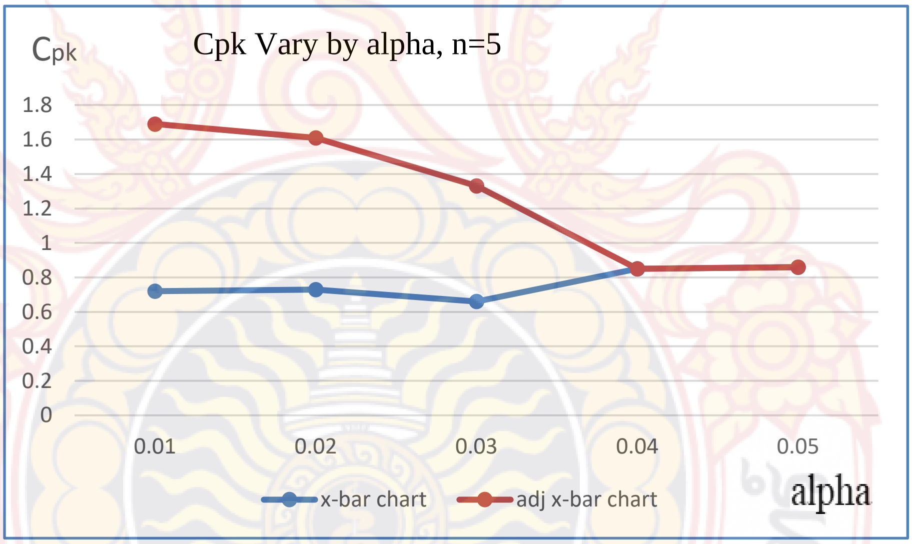
สถานการณ์		แผนภูมิควบคุม			
		$\bar{x}-chart$		Adjusted $\bar{x}-chart$	
n	α	C_p	C_{pk}	C_p	C_{pk}
5	0.01	0.85	0.72	0.82	0.97
	0.02	0.87	0.73	0.78	0.88
	0.03	0.75	0.66	0.78	0.67
	0.04	0.93	0.85	1.63**	1.47**
	0.05	0.98	0.86	1.76**	1.22**

** $C_p, C_{pk} > 1$, ความสามารถของกระบวนการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า (ISO/TS 16949)

จากตารางที่ 1 ผลการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo โดยกำหนดค่า $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ $n=5$ ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ ด้วยโปรแกรม R โดยกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ในการหาค่า Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยและแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่ ปรากฏว่า

เมื่อ $n=5$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถของกระบวนการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า เมื่อค่า $\alpha = 0.04$ ($C_p = 1.63$, $C_{pk} = 1.47$) และ $\alpha = 0.05$ ($C_p = 1.76$, $C_{pk} = 1.22$) สำหรับแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ ภายใต้การแจกแจกปรกติกระบวนการไม่มีความสามารถในการผลิต และค่า C_p, C_{pk} ของกระบวนการผลิตมีค่าที่มีแนวโน้มกระบวนการผลิตมีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้าเมื่อ $\alpha = 0.04$ และ $\alpha = 0.05$ ของแผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ แสดงดังภาพที่ 13





ภาพที่ 13 ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=5

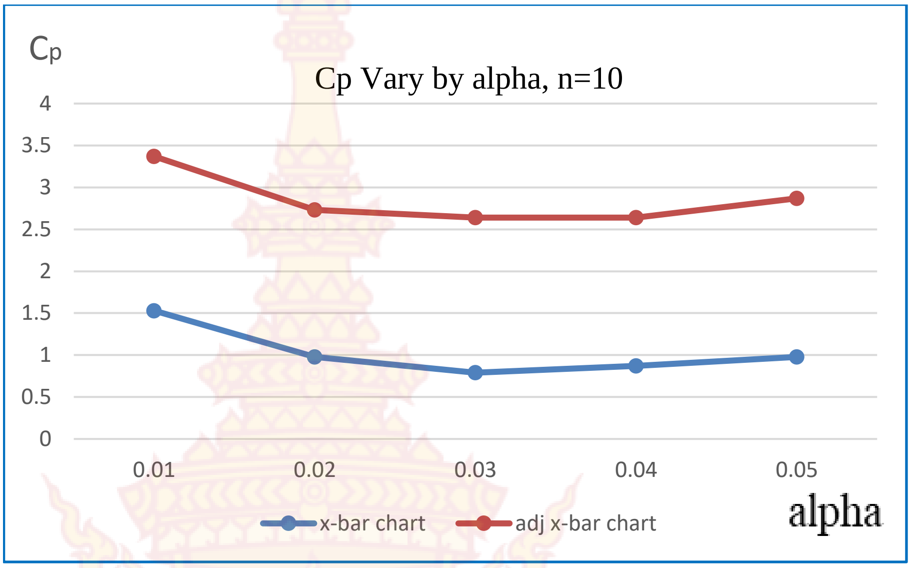
ตารางที่ 2 ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=10

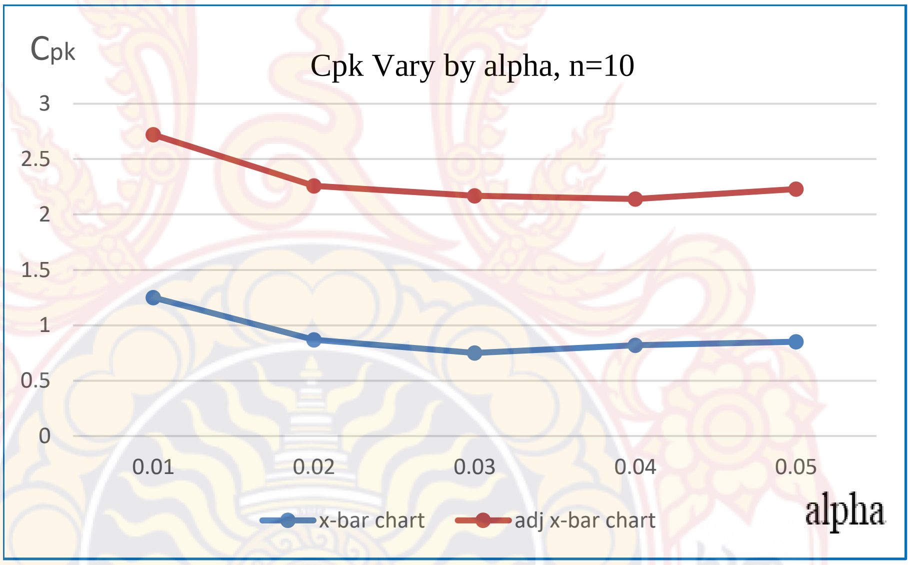
สถานการณ์		แผนภูมิควบคุม			
		$\bar{x}-chart$		Adjusted $\bar{x}-chart$	
n	α	C_p	C_{pk}	C_p	C_{pk}
10	0.01	1.53**	1.25**	1.84**	1.47**
	0.02	0.98	0.87	1.75**	1.39**
	0.03	0.79	0.75	1.85**	1.42**
	0.04	0.87	0.82	1.77**	1.32**
	0.05	0.98	0.85	1.89**	1.38**

** C_p, C_{pk} > 1 , ความสามารถของกระบวนการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า (ISO/TS 16949)

จากตารางที่ 2 ผลการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo โดยกำหนดค่า $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ $n = 10$ ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ ด้วยโปรแกรม R โดยกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ในการหาค่า Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยและแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่ ปรากฏว่า

เมื่อ $n = 10$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขในทุกสถานการณ์ $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ และ แผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิต เมื่อค่า $\alpha = 0.01 (C_p = 1.13,\ C_{pk} = 1.25)$ สำหรับกรณีอื่นๆแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ กระบวนการไม่มีความสามารถในการผลิต รายละเอียดแสดงดังภาพที่ 14





ภาพที่ 14 ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=10

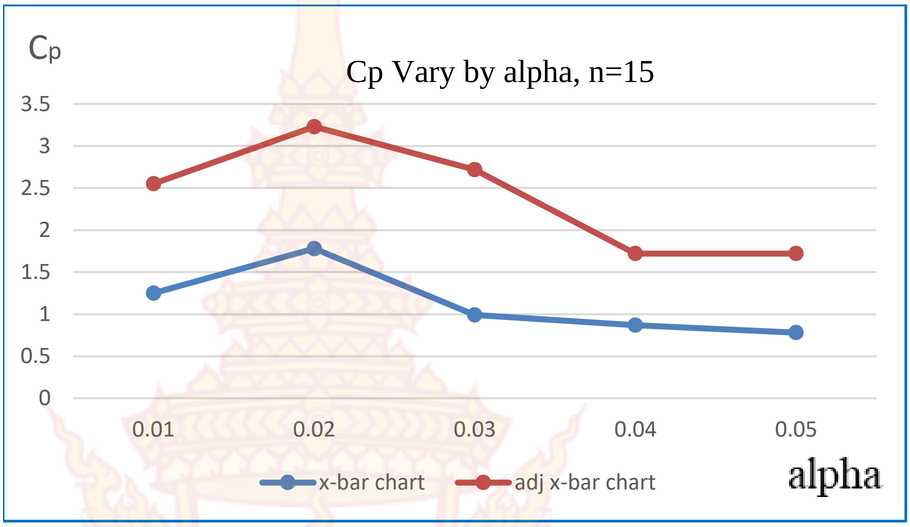
ตารางที่ 3 ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=15

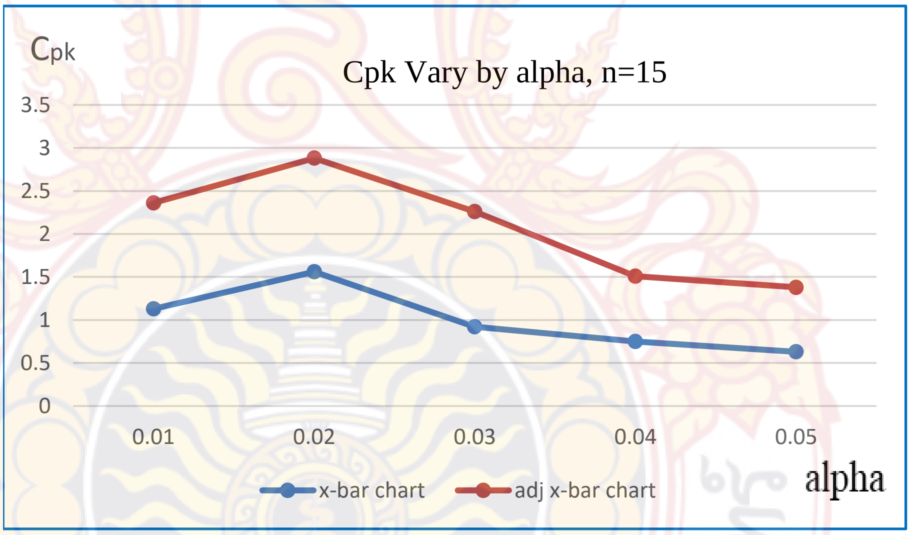
สถานการณ์		แผนภูมิควบคุม			
		$\bar{x}-chart$		Adjusted $\bar{x}-chart$	
n	α	C_p	C_{pk}	C_p	C_{pk}
15	0.01	1.25**	1.13**	1.30**	1.23**
	0.02	1.78**	1.56**	1.45**	1.32**
	0.03	0.99	0.92	1.73**	1.34**
	0.04	0.87	0.75	0.85	0.76
	0.05	0.78	0.63	0.94	0.75

** $C_p, C_{pk} > 1$, ความสามารถของกระบวนการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า (ISO/TS 16949)

จากตารางที่ 3 ผลการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo โดยกำหนดค่า $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ $n = 15$ ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ ด้วยโปรแกรม R โดยกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ในการหาค่า Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยและแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่ ปรากฏว่า

เมื่อ $n = 15$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขเมื่อ $\alpha = 0.01 (C_p = 1.30,\ C_{pk} = 1.23)$, $\alpha = 0.02 (C_p = 1.45,\ C_{pk} = 1.32)$ และ $\alpha = 0.03 (C_p = 1.73,\ C_{pk} = 1.34)$ สำหรับแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิต เมื่อค่า $\alpha = 0.01 (C_p = 1.25,\ C_{pk} = 1.13)$ และ $\alpha = 0.02 (C_p = 1.78,\ C_{pk} = 1.56)$ รายละเอียดแสดงดังภาพที่ 15





ภาพที่ 15 ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=15

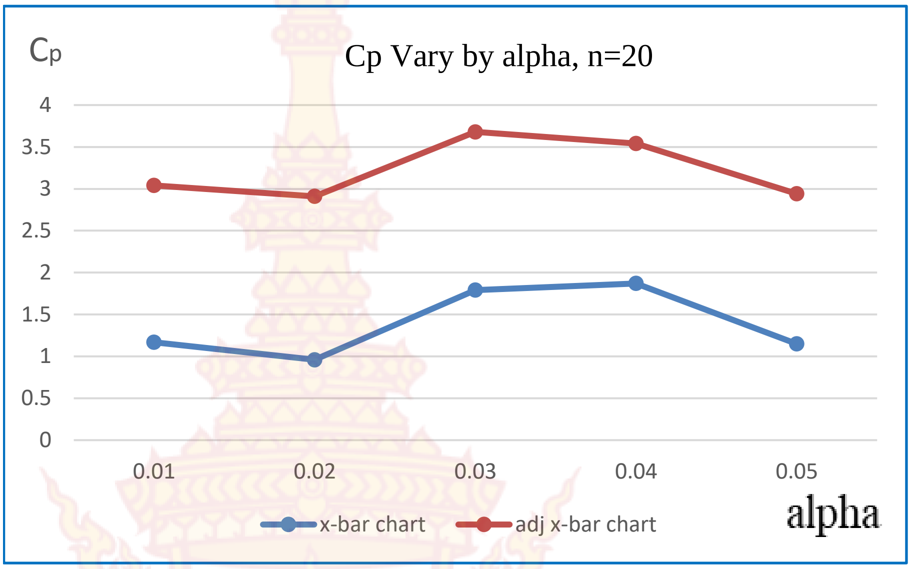
ตารางที่ 4 ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=20

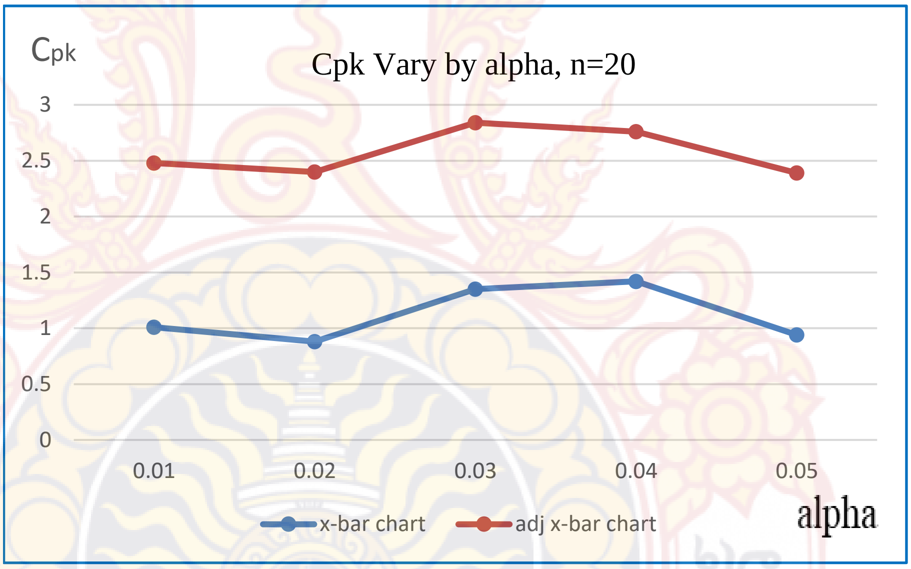
สถานการณ์		แผนภูมิควบคุม			
		$\bar{x}-chart$		Adjusted $\bar{x}-chart$	
n	α	C_p	C_{pk}	C_p	C_{pk}
20	0.01	1.17**	1.01**	1.87**	1.47**
	0.02	0.96	0.88	1.95**	1.52**
	0.03	1.79**	1.35**	1.89**	1.49**
	0.04	1.87**	1.42**	1.67**	1.34**
	0.05	1.88**	1.39**	1.60**	1.32**

** C_p, C_{pk} > 1 , ความสามารถของกระบวนการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า (ISO/TS 16949)

จากตารางที่ 4 ผลการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo โดยกำหนดค่า $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ $n = 20$ ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ ด้วยโปรแกรม R โดยกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ในการหาค่า Process potential capability (C_p) และ Actual process capability index (C_{pk}) ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยและแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่ ปรากฏว่า

เมื่อ $n = 20$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขในทุกสถานการณ์ ($\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$) สำหรับแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิต เมื่อค่า $\alpha = 0.01$($C_p = 1.17$, $C_{pk} = 1.01$), $\alpha = 0.03$($C_p = 1.79$, $C_{pk} = 1.35$) และ $\alpha = 0.04$ ($C_p = 1.87$, $C_{pk} = 1.42$) รายละเอียดแสดงดังภาพที่ 16





ภาพที่ 16 ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=20

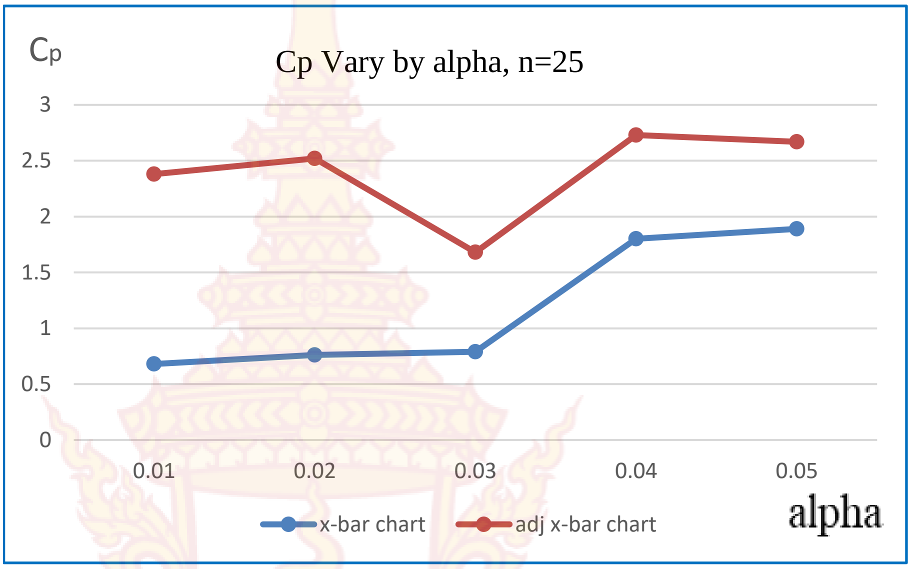
ตารางที่ 5 ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=25

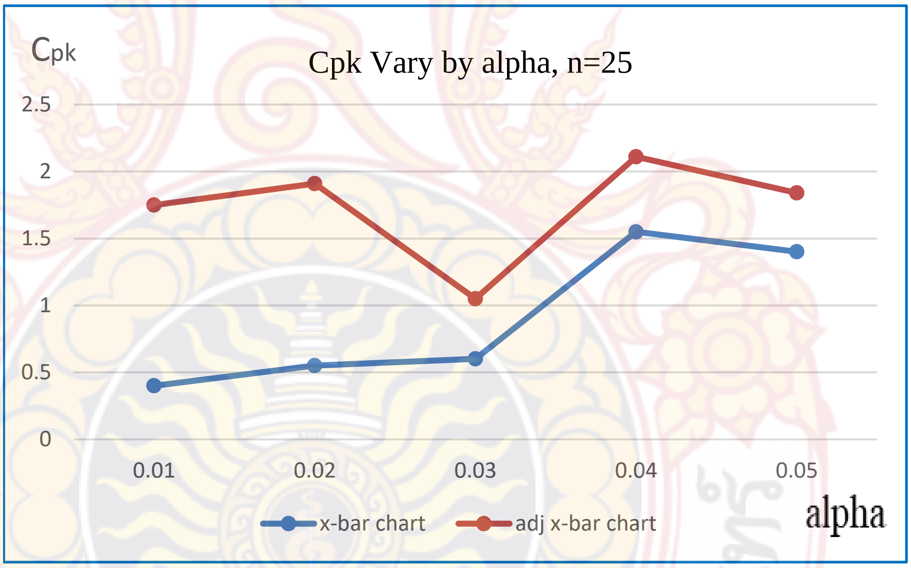
สถานการณ์		แผนภูมิควบคุม			
		$\bar{x}-chart$		Adjusted $\bar{x}-chart$	
n	α	C_p	C_{pk}	C_p	C_{pk}
25	0.01	0.68	0.40	1.70**	1.35**
	0.02	0.76	0.55	1.76**	1.36**
	0.03	0.79	0.60	0.89	0.45
	0.04	1.80**	1.55**	0.93	0.56
	0.05	1.89**	1.40**	0.78	0.44

** C_p, C_{pk} > 1 , ความสามารถของกระบวนการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า (ISO/TS 16949)

จากตารางที่ 5 ผลการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo โดยกำหนดค่า $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ $n = 25$ ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ ด้วยโปรแกรม R โดยกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ในการหาค่า Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยและแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่ ปรากฏว่า

เมื่อ $n = 25$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขเมื่อ $\alpha = 0.01$ ($C_p = 1.70$, $C_{pk} = 1.35$) และ $\alpha = 0.02$ ($C_p = 1.76$, $C_{pk} = 1.36$) สำหรับแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิต เมื่อค่า $\alpha = 0.04$ ($C_p = 1.80$, $C_{pk} = 1.55$) และ $\alpha = 0.05$($C_p = 1.89$, $C_{pk} = 1.40$) รายละเอียดแสดงดังภาพที่ 17





ภาพที่ 17 ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=25

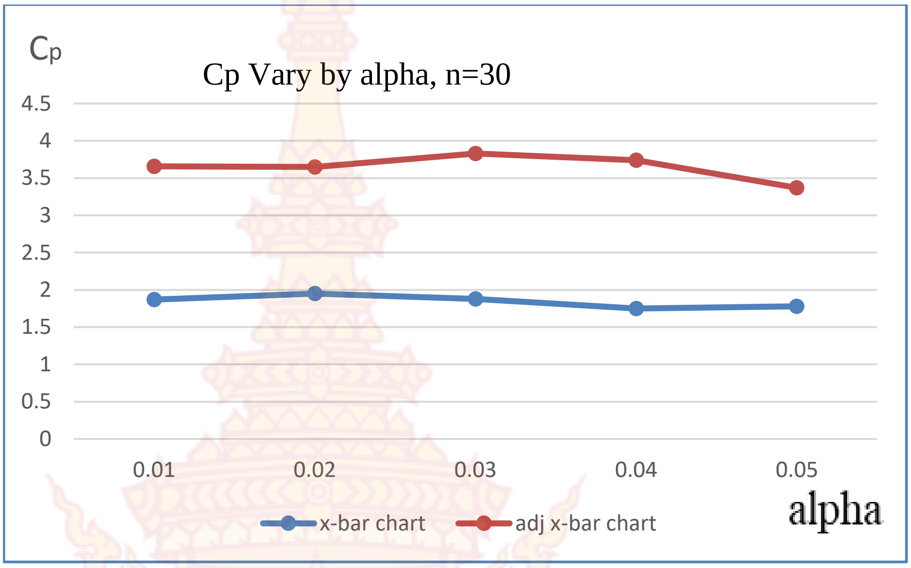
ตารางที่ 6 ค่า C_p, C_{pk} ของแผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ และ Adjusted $\bar{x}-chart$ เมื่อ n=30

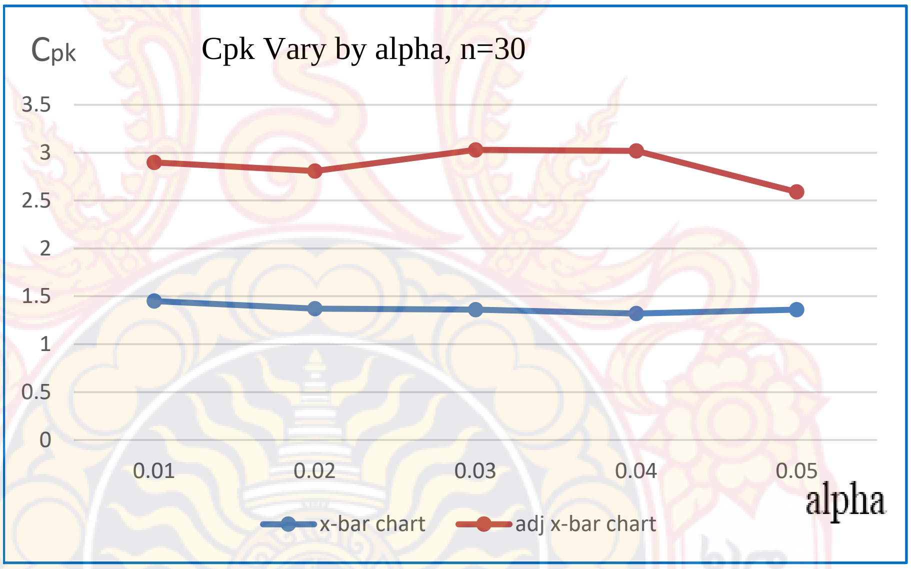
สถานการณ์		แผนภูมิควบคุม			
		$\bar{x}-chart$		Adjusted $\bar{x}-chart$	
n	α	C_p	C_{pk}	C_p	C_{pk}
30	0.01	1.87**	1.45**	1.79**	1.45**
	0.02	1.95**	1.37**	1.70**	1.44**
	0.03	1.88**	1.36**	1.95**	1.67**
	0.04	1.75**	1.32**	1.99**	1.70**
	0.05	1.78**	1.36**	1.59**	1.23**

** $C_p, C_{pk} > 1$, ความสามารถของกระบวนการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า (ISO/TS 16949)

จากตารางที่ 6 ผลการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo โดยกำหนดค่า $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ $n = 30$ ทำซ้ำ จำนวน 10,000 รอบ ด้วยโปรแกรม R โดยกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ในการหาค่า Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยและแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่ ปรากฏว่า

เมื่อ $n = 30$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขในทุกสถานการณ์ ($\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$) และ แผนภูมิควบคุม $\bar{x}-chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิตในทุกสถานการณ์ ($\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$) เช่นกัน แสดงดังภาพที่ 18





ภาพที่ 18 ค่า C_p, C_{pk} ของ $\bar{x} - chart$ และ Adjusted $\bar{x} - chart$ เมื่อ n=30

3. ผลการวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน

การวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน ดำเนินการเก็บข้อมูลของการผลิตแม่พิมพ์กราเวียในขั้นตอนการชุบทองแดง โดยเก็บข้อมูลจำนวน 300 ชิ้น แล้ววัดความหนาของทองแดงแล้วนำไปสร้างแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ข้อมูลแม่พิมพ์กราเวียทุก 25 ชิ้น ใช้เวลาในการเก็บรวบรวมข้อมูล 2 เดือน ช่วงเดือนกุมภาพันธ์- เดือนมีนาคม 2562 โดย ความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.0001 โดยความหนาของทองแดงที่ชุบคือ 0.01 มิลลิเมตร ถ้าชุบทองแดงได้ไม่ถึง 0.009990 มิลลิเมตร บริษัทจะดำเนินการชุบทองแดงใหม่อีกครั้ง ดังนั้นจึงกำหนดพิกัดควบคุมล่างเป็น 0.009990 มิลลิเมตร แสดงส่วนประกอบของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7 ส่วนประกอบของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่ เมื่อ $\alpha = 0.01$ และ n=25

ข้อมูล	$\hat{\alpha}$	$\sqrt{\frac{VAR(\hat{\alpha})}{n}}$	UCL	LCL	C_p	C_{pk}
ชุดที่ 1	0.010013	0.0000005	0.010014	0.009990	7.468	3.059
ชุดที่ 2	0.010017	0.0000016	0.010022	0.009990	2.230	1.109
ชุดที่ 3	0.010020	0.0000015	0.010024	0.009990	2.402	1.300
ชุดที่ 4	0.010013	0.0000009	0.010016	0.009990	4.016	1.714
ชุดที่ 5	0.010015	0.0000015	0.010019	0.009990	2.430	1.100
ชุดที่ 6	0.010002	0.0000007	0.010005	0.009990	4.905	1.105
ชุดที่ 7	0.010010	0.0000006	0.010014	0.009990	3.298	1.229
ชุดที่ 8	0.010014	0.0000014	0.010019	0.009990	2.610	1.156
ชุดที่ 9	0.010015	0.0000008	0.010020	0.009990	2.394	1.084
ชุดที่ 10	0.010020	0.0000018	0.010026	0.009990	2.050	1.136
ชุดที่ 11	0.010020	0.0000017	0.010025	0.009990	2.072	1.120
ชุดที่ 12	0.010015	0.0000016	0.010020	0.009990	2.359	1.068

จากตารางที่ 7 สามารถสรุปได้ว่าความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวียโดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนมีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า โดยความหนาของทองแดงที่ชุบคือ 0.01 มิลลิเมตร ถ้าชุบทองแดงได้ไม่ถึง 0.009990 มิลลิเมตร บริษัทจะดำเนินการชุบทองแดงใหม่อีกครั้ง ดังนั้นจึงกำหนดพิกัดควบคุมล่างเป็น 0.009990 มิลลิเมตร

บทที่ 5
สรุปผล อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ดังนี้ 1. เพื่อพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) 2. เพื่อเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิม และ 3. วิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน ขั้นตอนการวิจัยได้นำการประมาณค่าแบบเบส์ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนไปใช้ในการปรับค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) สามารถสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

1.สรุปผลการวิจัย

1.1 การพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance)

การพัฒนาแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ (Adjusted $\bar{x}-chart$) คือ

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}}$$

$$CL = \hat{\alpha}$$

$$UCL = \hat{\alpha} + 3\sqrt{\frac{Var(\hat{\alpha})}{n}}$$

โดยที่

$$\hat{\alpha} \approx \hat{\alpha}_{MLE} + \left(\frac{1}{\frac{3\beta\sum_{i=1}^{n} x_i}{\alpha^4} - \frac{2n\beta}{\alpha^3})}\right)((\frac{n}{\alpha} + \sum_{i=1}^{n} \ln x_i - \beta \sum_{i=1}^{n} x_i{}^{\alpha} \ln x_i) +$$

$$(\frac{6\beta\sum_{i=1}^{n} x_i}{\alpha^5} - \frac{3n\beta}{\alpha^4})\left(\frac{1}{\frac{3\beta\sum_{i=1}^{n} x_i}{\alpha^4} - \frac{2n\beta}{\alpha^3})}\right))$$

เมื่อ $\hat{\alpha}_{MLE} = \overline{X}$ และ $\hat{\beta}_{MLE} = \dfrac{n}{\sum_{i=1}^{n}(\frac{1}{X_i} - \frac{1}{\overline{X}})}$

$$VAR(\hat{\alpha}) = I - \hat{\alpha}^2$$

1.2 การเปรียบเทียบ Process potential capability (C_p) and Actual process capability index (C_{pk}) ด้วยการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo จำนวน 10,000 รอบ เมื่อกำหนดความบกพร่องของกระบวนการเป็น ± 0.001 ของแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่กับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบเดิม

เมื่อ $n=5$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\overline{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถของกระบวนการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า เมื่อค่า $\alpha = 0.04$ ($C_p = 1.63$, $C_{pk} = 1.47$) และ $\alpha = 0.05$ ($C_p = 1.76$, $C_{pk} = 1.22$) สำหรับแผนภูมิควบคุม $\overline{x}-chart$ ภายใต้การแจกแจกปรกติกระบวนการไม่มีความสามารถในการผลิต และค่า C_p, C_{pk} ของกระบวนการผลิตมีค่าที่มีแนวโน้มกระบวนการผลิตมีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้าเมื่อ $\alpha = 0.04$ และ $\alpha = 0.05$ของแผนภูมิควบคุม Adjusted $\overline{x}-chart$

เมื่อ $n=10$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\overline{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขในทุกสถานการณ์ $\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ และ แผนภูมิควบคุม $\overline{x}-chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิต เมื่อค่า $\alpha = 0.01$ ($C_p = 1.13$, $C_{pk} = 1.25$) สำหรับกรณีอื่นๆแผนภูมิควบคุม $\overline{x}-chart$ กระบวนการไม่มีความสามารถในการผลิต

เมื่อ $n=15$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\overline{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิต

เป็นไปตามเงื่อนไขเมื่อ $\alpha = 0.01$ ($C_p = 1.30$, $C_{pk} = 1.23$), $\alpha = 0.02$ ($C_p = 1.45$, $C_{pk} = 1.32$) และ $\alpha = 0.03$($C_p = 1.73$, $C_{pk} = 1.34$) สำหรับแผนภูมิควบคุม $\bar{x} - chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิต เมื่อค่า $\alpha = 0.01$($C_p = 1.25$, $C_{pk} = 1.13$) และ $\alpha = 0.02$ ($C_p = 1.78$, $C_{pk} = 1.56$)

เมื่อ $n = 20$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x} - chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขในทุกสถานการณ์ ($\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$) สำหรับแผนภูมิควบคุม $\bar{x} - chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิต เมื่อค่า $\alpha = 0.01$($C_p = 1.17$, $C_{pk} = 1.01$), $\alpha = 0.03$($C_p = 1.79$, $C_{pk} = 1.35$) และ $\alpha = 0.04$ ($C_p = 1.87$, $C_{pk} = 1.42$)

เมื่อ $n = 25$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x} - chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขเมื่อ $\alpha = 0.01$($C_p = 1.70$, $C_{pk} = 1.35$) และ $\alpha = 0.02$ ($C_p = 1.76$, $C_{pk} = 1.36$) สำหรับแผนภูมิควบคุม $\bar{x} - chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิต เมื่อค่า $\alpha = 0.04$ ($C_p = 1.80$, $C_{pk} = 1.55$) และ $\alpha = 0.05$ ($C_p = 1.89$, $C_{pk} = 1.40$)

เมื่อ $n = 30$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x} - chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขในทุกสถานการณ์ ($\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$) และ แผนภูมิควบคุม $\bar{x} - chart$ ภายใต้การแจกแจกปกติกระบวนการมีความสามารถในการผลิตในทุกสถานการณ์ ($\alpha = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$) เช่นกัน

1.3 การวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน

การวิเคราะห์ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน ปรากฏว่า ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนมีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า (C_p, C_{pk} > 1.00) โดยความหนาของทองแดงที่ชุบคือ 0.01 มิลลิเมตร ถ้าชุบทองแดงได้ไม่ถึง 0.009990 มิลลิเมตร (ความคลาดเคลื่อนไม่เกิน 1 ไมครอน บริษัทจะดำเนินการชุบทองแดงใหม่อีกครั้ง ดังนั้นจึงกำหนดพิกัดควบคุมล่างเป็น 0.009990 มิลลิเมตร

2.อภิปรายผลการวิจัย

สมมติฐาน 1. แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบปรับใหม่ใช้ตัวประมาณแบบเบส์ (Bayesian Estimator) ของพารามิเตอร์รูปร่าง (Shape Parameter) ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียน (Inverse Gaussian Distribution) ในการประมาณค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) มีจำนวนสถานการณ์ที่สามารถควบคุมความสามารถของกระบวนการผลิตมากกว่าแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ย ($\bar{x}-chart$) แบบเดิมในการจำลองสถานการณ์ด้วยวิธี Monte Carlo ผลการวิจัยปรากฏว่า เมื่อ $n=5$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถของกระบวนการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า เมื่อค่า $\alpha=0.04$ ($C_p=1.63$, $C_{pk}=1.47$) และ $\alpha=0.05$ ($C_p=1.76$, $C_{pk}=1.22$) $n=10$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขในทุกสถานการณ์ $\alpha=0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ $n=15$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขเมื่อ $\alpha=0.01$ ($C_p=1.30$, $C_{pk}=1.23$), $\alpha=0.02$ ($C_p=1.45$, $C_{pk}=1.32$) และ $\alpha=0.03$ ($C_p=1.73$, $C_{pk}=1.34$) เมื่อ $n=20$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขในทุกสถานการณ์ ($\alpha=0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$) เมื่อ $n=25$ แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ โดยใช้พารามิเตอร์รูปร่าง (α) ของ Inverse Gaussian ที่ประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามเงื่อนไขเมื่อ $\alpha=0.01$ ($C_p=1.70$, $C_{pk}=1.35$) และ $\alpha=0.02$ ($C_p=1.76$, $C_{pk}=1.36$) แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่มีจำนวนสถานการณ์ที่มีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้ามากกว่าแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบเดิมเนื่องจากขนาดตัวอย่างที่น้อยกว่า 30 มีผลทำให้ข้อมูลไม่มีการแจกแจงปรกติส่งผลให้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบเดิมซึ่งมีข้อสมมติภายใต้การแจกแจงปรกติไม่มีความสามารถในการควบคุมกระบวนการและแนวคิดการประมาณค่าแบบเบส์มีการนำข้อมูลเบื้องต้นไปปรับปรุงตัวประมาณค่าทำให้ตัวประมาณค่าที่ได้มีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลจริงมากกว่าตัวประมาณค่าที่ได้จากวิธีแบบดั้งเดิมและแนวคิดการประมาณค่าแบบเบส์ มีแนวคิดมาจากค่าฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นสูงสุดเหมือนกับวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดส่งผลให้ตัวประมาณค่าที่ได้จากการประมาณค่าแบบส์ โดยใช้การแจกแจงไวบูลเป็น

การแจกแจงก่อนมีค่าอัตราส่วนภาวะน่าจะเป็นสูงสุด ซึ่งสอดคล้องกับ ผลการศึกษาของ MohdSaat, Jemain and AlMashoor (2008)

สมมติฐาน 2. ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนมีความสามารถในการควบคุมกระบวนการผลิต ผลการวิจัยปรากฏว่า ความสามารถของกระบวนการผลิตแม่พิมพ์กราเวีย โดยใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่โดยใช้ตัวประมาณแบบเบส์ของพารามิเตอร์รูปร่างของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนมีความสามารถในการผลิตเป็นไปตามความต้องการของลูกค้า (C_p , C_{pk} > 1.00) โดยความหนาของทองแดงที่ชุบคือ 0.01 มิลลิเมตร ถ้าชุบทองแดงได้ไม่ถึง 0.009990 มิลลิเมตร (ความคลาดเคลื่อนไม่เกิน 1 ไมครอน บริษัทจะดำเนินการชุบทองแดงใหม่อีกครั้ง ดังนั้นจึงกำหนดพิกัดควบคุมล่างเป็น 0.009990 มิลลิเมตร เนื่องจากทางบริษัท กราเวีย กราฟิก มีการใช้เครื่องมือในการควบคุมการชุบทองแดงด้วยระบบดิจิตอลดังนั้นความหนาของทองแดงที่ชุบในตัวแม่พิมพ์กราเวียนั้นจะเป็นไปตามความต้องการของลูกค้าและระดับการวัดของความหนาของทองแดงที่ชุบนั้นจะวัดด้วยไมโครมิเตอร์ดังนั้นถ้าชุบทองแดงได้ไม่ถึง 0.009990 มิลลิเมตร จะถือว่ากระบวนการไม่อยู่ภายใต้การควบคุมบริษัทจะดำเนินการชุบใหม่พร้อมกับหาสาเหตุว่าเกิดจากอิทธิพลของปัจจัยใดทำให้ค่าพารามิเตอร์ที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ด้วยแผนภูมิควบคุมแบบปรับใหม่มีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลจริงมากขึ้นส่งผลให้แผนภูมิควบคุมแบบปรับใหม่มีประสิทธิภาพในการควบคุมกระบวนการมากกว่าแผนภูมิควบคุมแบบเดิม

3. ข้อเสนอแนะ

3.1 ข้อเสนอแนะจากการวิจัย

1) จำนวนตัวอย่างและขนาดของพารามิเตอร์ที่ใช้แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบปรับใหม่แล้วมีประสิทธิภาพดีกว่าแบบแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยแบบเดิม ดังนี้ เมื่อ $n=5$, $\alpha=0.04$, เมื่อ $n=10$ และ $n=20$ สามารถใช้แผนภูมิควบคุม Adjusted $\bar{x}-chart$ ได้ทุกสถานการณ์, เมื่อ $n=15$ $\alpha=0.02$ และ $\alpha=0.03$, เมื่อ $n=25$, $\alpha=0.01$ และ $\alpha=0.02$, เมื่อ $n=30$ แผนภูมิควบคุมใช้แผนภูมิแบบใดก็ได้

2) ตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ค่าเฉลี่ยของพารามิเตอร์รูปร่างที่ได้ไม่สามารถหาสูตรรูปทั่วไปได้ จึงต้องใช้การประมาณค่าด้วยวิธีของ Lindley (1980) เพื่อให้ได้สูตรในรูปทั่วไปสำหรับตัวประมานค่าความแปรปรวนใช้การประมาณค่าด้วยวิธี Monte Carlo Integration

3) การวิจัยนี้เหมาะกับการนำไปใช้ในการสร้างแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยที่ใช้ในการควบคุมข้อมูลที่ใช้เครื่องมือที่วัดค่าที่มีความละเอียดและใช้กับข้อมูลที่มีค่าพารามิเตอร์เล็กๆ สำหรับพารามิเตอร์ใหญ่ไม่เหมาะสมกับวิธีการนี้

3.2 ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

1) ใช้วิธีการเวกเตอร์ซับพอร์ทแมทชีนในการสร้างแผนภูมิควบคุมคุณลักษณะ

2) ใช้วิธีการทางนิวรอนเน็ตเวิร์คในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในการสร้างขีดจำกัดแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยหรือสร้างแผนภูมิควบคุมคุณลักษณะ

บรรณานุกรม

จุฑาภรณ์ สินสมบูรณ์ทอง. (2554). ความแกร่งของแผนภูมิควบคุมในการตรวจพบการเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ยของกระบวนการสำหรับการแจกแจงแบบแกมมา.*วารสารวิชาการด้านวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี*, *23*(5), 743-753.

เนรัญชรา เกตุมี .(2559) .แผนภูมิควบคุมสำหรับกระบวนการผลิตที่มีการแจกแจงแบบปัวซงวางนัยทั่วไปซึ่งมีศูนย์มากกับการกระจายที่มากเกินจริง.วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา, *21*(3), 203-211.

พิมพ์พรรณ อำพันธ์ทอง. (2556). การวิเคราะห์แผนภูมิควบคุมรวมสะสมกรณีกระบวนการอัตตสัมพันธ์ลำดับที่ 1 ที่มีอิทธิพลฤดูกาลแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล.รายงานการวิจัยฉบับสมบูรณ์มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ.

พิริยะ ไหมสมบุญ, จณิสตา หงษ์คำเมือง, จุฑาภรณ์ สินสมบูรณ์ทอง. (2560). การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุมในการตรวจพบการเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ยของกระบวนการสำหรับการแจกแจงปรกติ. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์*, *25*(6), 907-917.

วรรณนิศา รอดโอ จุฑาภรณ์ สินสมบูรณ์ทอง และธิดาพร ศุภภากร. (2559).แผนภูมิควบคุมคุณภาพสำหรับการเฝ้าสังเกตสัดส่วนของเสียในกระบวนการผลิตเมื่อกระบวนการออกนอกการควบคุม.*วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเกษตร์ศาสตร์*, *24*(6พิเศษ), 884-895.

วิโรจน์ ตันติภัทโร .(2554). แผนภูมิควบคุมสำหรับกระบวนการผลิตล็อตเล็กที่มีค่าความแปรปรวนไม่เท่ากัน. *วารสารวิจัยและพัฒนา มจธ, 34*(2), 185-197.

ศุภิสรา พลอยครุฑ และฐิตนนท์ จารุโรจน์กีรติ .(2559). การวัดประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุมคุณภาพสัดส่วนของเสียฟัซซี, *วารสารวิทยาศาสตร์ประยุกต์, 15*(2), 39-51.

สุพีชา รุ่งเรือง. (2556). การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแผนภูมิควบคุมสัดส่วนของเสีย. *Veridian E-Journal, 6*(3), 860-870

Abusev, R. A. (1998). Unbiased estimation of distribution densities of sufficient statistics of the inverse Gaussian distribution. *Journal of Mathematical Sciences*, *88*(6), 814-818.

Banerjee, A. K., & Bhattacharyya, G. K. (1979). Bayesian results for the inverse Gaussian distribution with an application. *Technometrics*, *21*(2), 247-251.

Cheng, R. C. H., & Amin, N. A. K. (1981). Maximum likelihood estimation of parameters

in the Inverse Gaussian distribution, with unknown origin. *Technometrics*, *23*(3), 257-263.

Chhikara, R. S., & Folks, J. L. (1977). The inverse Gaussian distribution as a lifetime model. *Technometrics*, *19*(4), 461-468.

De Oliveira Jr, G. S., Knautz, J. S., Sherwani, S., & McCarthy, R. J. (2012). Systemic magnesium to reduce postoperative arrhythmias after coronary artery bypass graft surgery: a meta-analysis of randomized controlled trials. *Journal of cardiothoracic and vascular anesthesia*, *26*(4), 643-650.

Feroze, N. (2012). Estimation of scale parameter of inverse gaussian distribution under a bayesian framework using different loss functions. *Scientific Journal of Review*, *1*(3), 39-52.

Gilks, W. R., Richardson, S., & Spiegelhalter, D. J. (1996). Introducing markov chain monte carlo. *Markov chain Monte Carlo in Practice*, *1*, 19.

Iwase, K., & Seto, N. (1983). Uniformly minimum variance unbiased estimation for the inverse Gaussian distribution. *Journal of the American Statistical Association*, *78*(383), 660-663.

Jangphanish, k. and Kornpetpranee, S. (2016).Monte Carlo Simulation For Comparing The Parameters Inverse Gaussian Distributions Estimated by Bayesian Estimation Using Gamma And Weibull Prior Distribution. *KKU Science Journal*,*45*(1), 200-2013.

Khoo, M. B. (2004). A Moving Average Control Chart for Monitoring the Fraction Non-conforming. *Quality and Reliability Engineering International*, *20*(6), 617-635.

Lindley, D. V. (1980). Approximate bayesian methods. *Trabajos de estadística y de investigación operativa*, *31*(1), 223-245.

Mahmoud, M. (1991). Bayesian estimation of the 3-parameter inverse gaussian distribution. *Trabajos De Estadística*, *6*(1), 45-62.

Pandey, B. N., & Bandyopadhyay, P. (2012). Bayesian Estimation of Inverse Gaussian Distribution. *arXiv preprint arXiv: 1210.4524*.

Quesenberry, C. P. (1997). *SPC methods for quality improvement*. Wiley.

Ryan, T. P., & Schwertman, N. C. (1997). Optimal limits for attributes control charts. *Journal of Quality Technology*, *29*(1), 86.

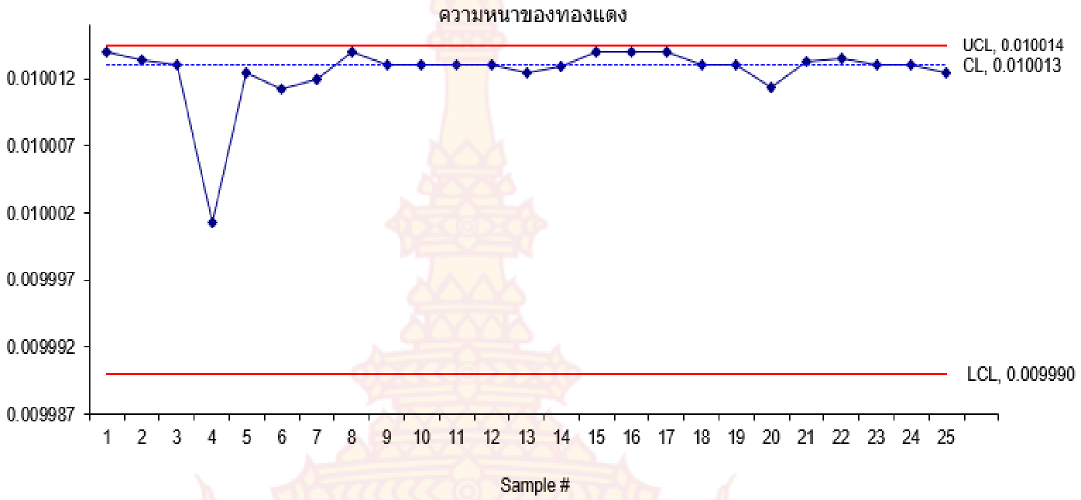
Rungruang, S. (2013). An Efficiency Comparison of Fraction Nonconforming Control Charts. *Veridian E-Journal, 6*(3), 860-876

SantAnna, Â. M. O., & TenCaten, C. S. (2012). Beta control charts for monitoring fraction data. *Expert Systems with Applications*, *39*(11), 10236-10243.
Samaniego, F. J. (2010). *A comparison of the Bayesian and frequentist approaches to estimation*. Springer Science & Business Media.
Walsh, B (2004). Markov chain monte carlo and gibbs sampling. New York: Springer.
William, M. (2007). *Introduction to Bayesian Statistics.* New Jersey: John Wiley & Sons

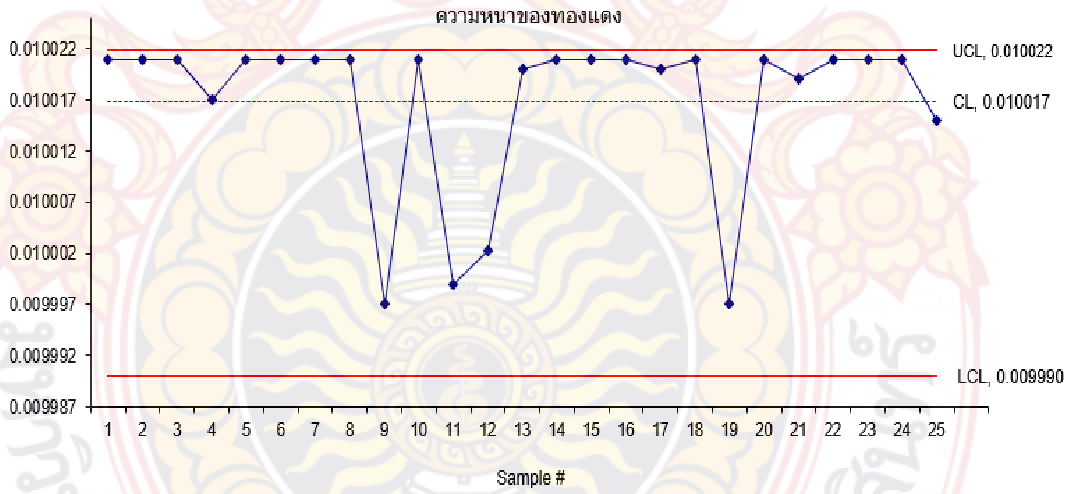
ภาคผนวก

แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของทองแดงที่ใช้ชุบแม่พิมพ์กราเวีย

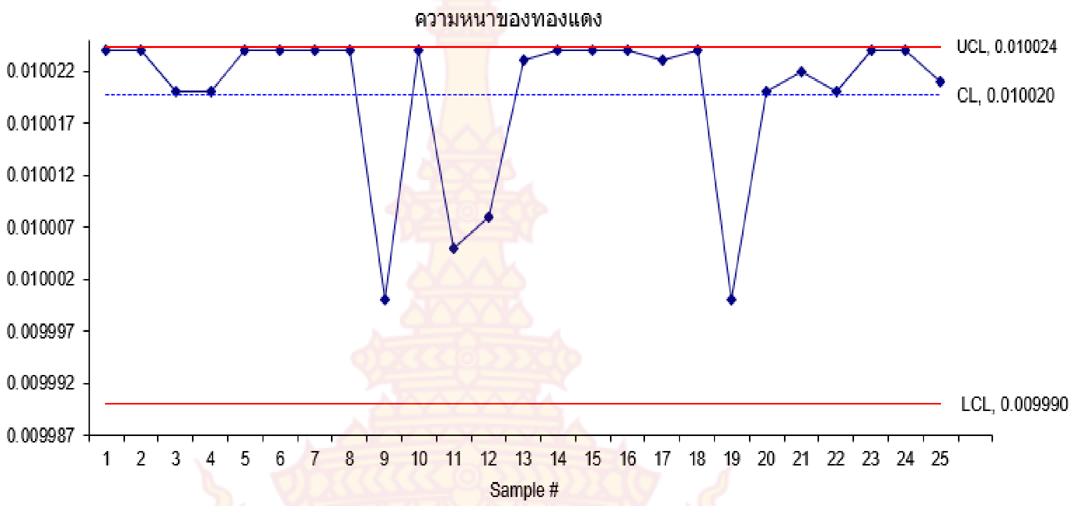
จำนวน 300 ชิ้น แบ่งเป็น 12 แผนภูมิโดยมีแผนภูมิละ 25 ตัวอย่าง



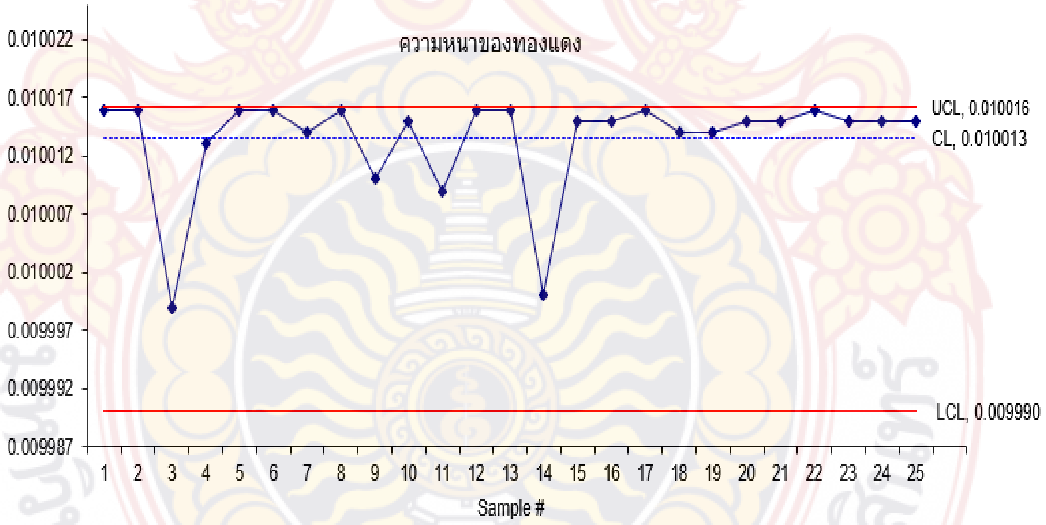
ภาพที่ 19 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 1



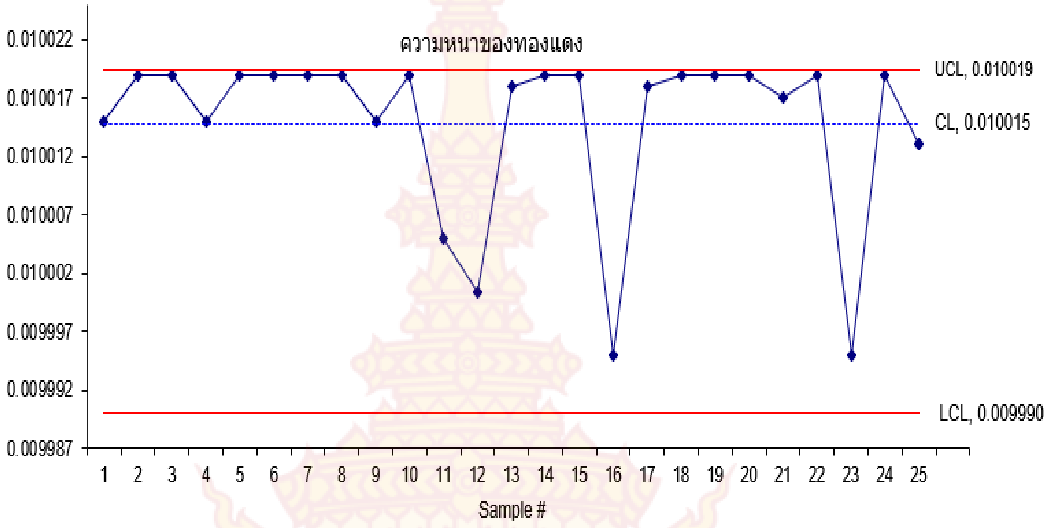
ภาพที่ 20 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 2



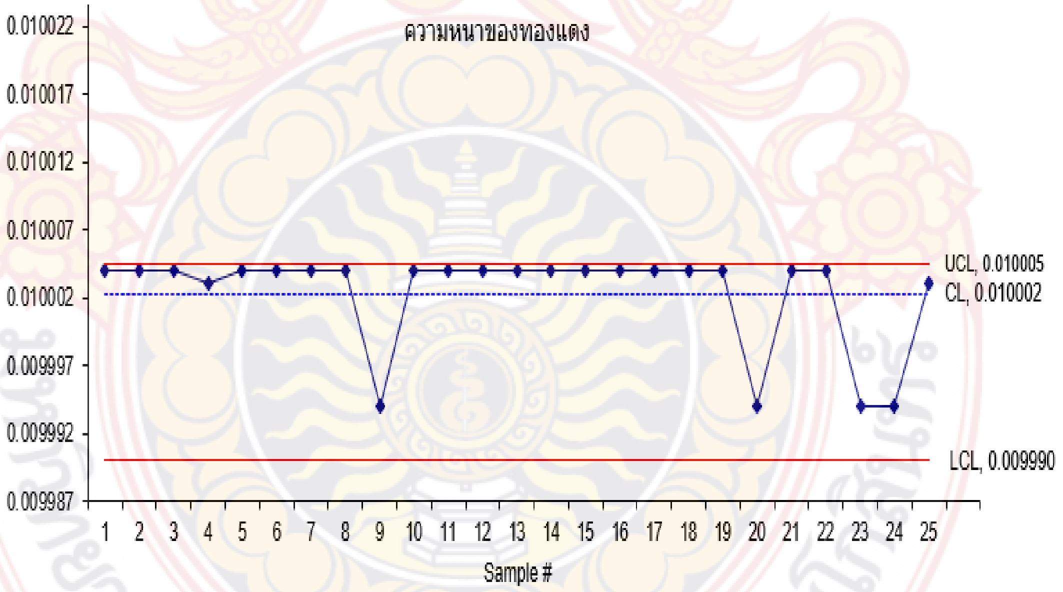
ภาพที่ 21 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 3



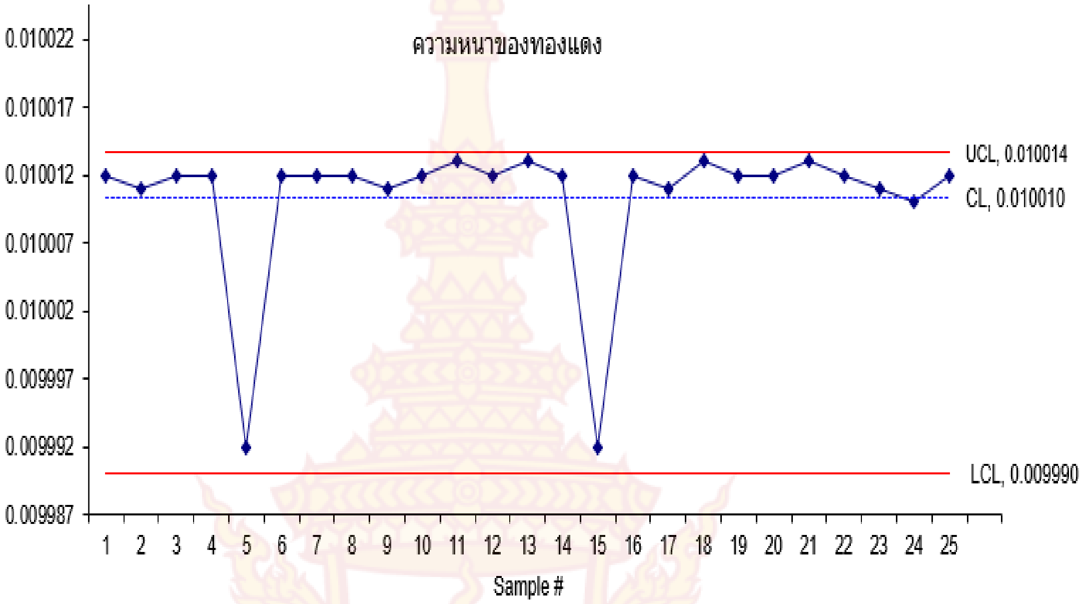
ภาพที่ 22 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 4



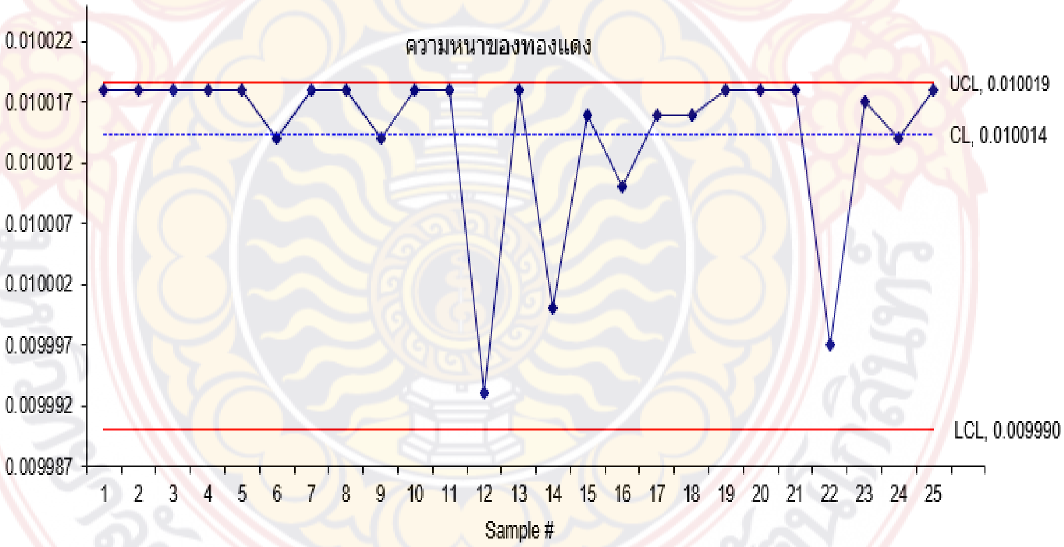
ภาพที่ 23 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 5



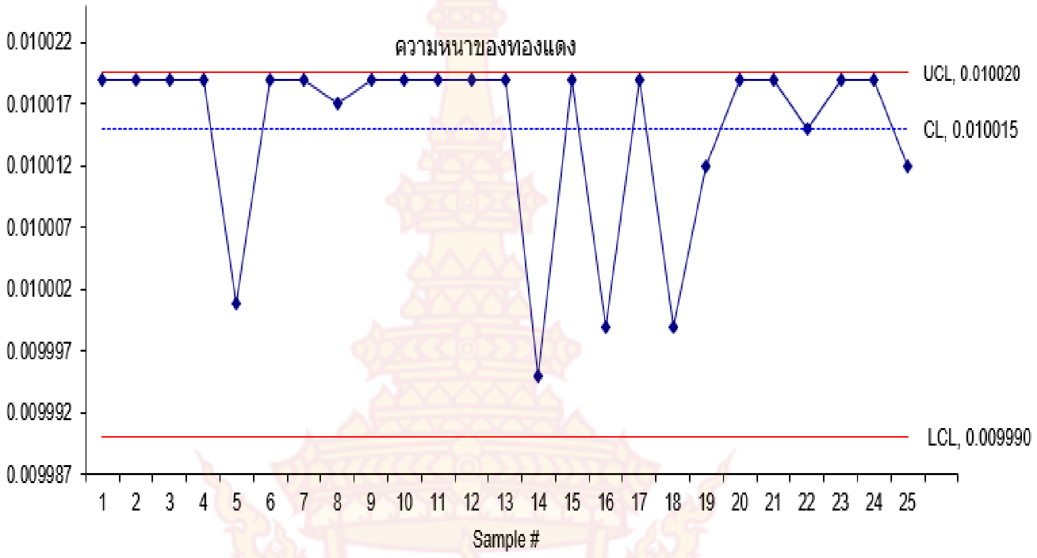
ภาพที่ 24 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 6



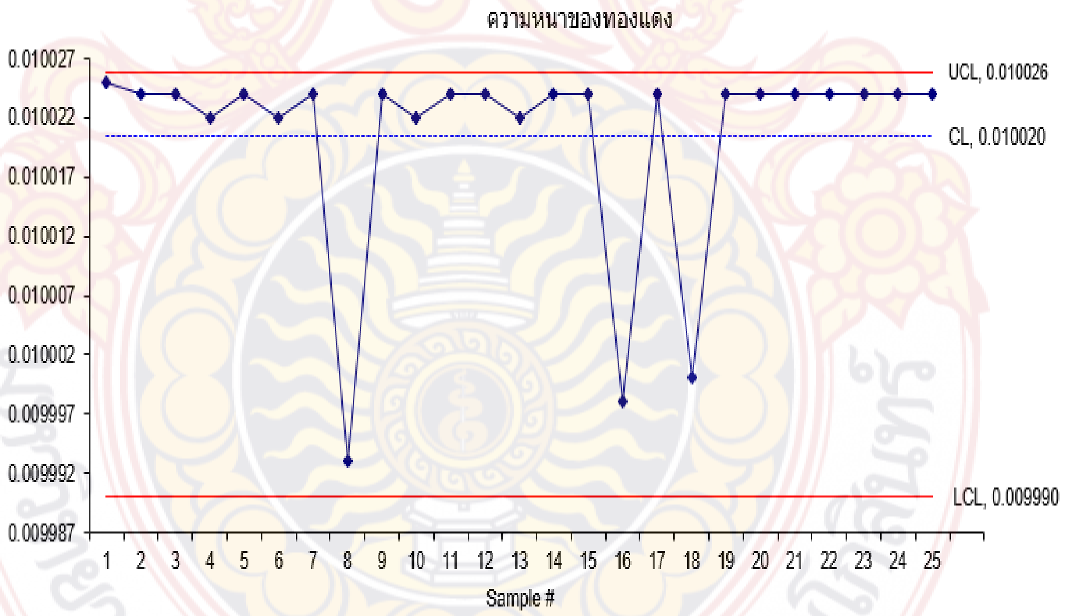
ภาพที่ 25 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 7



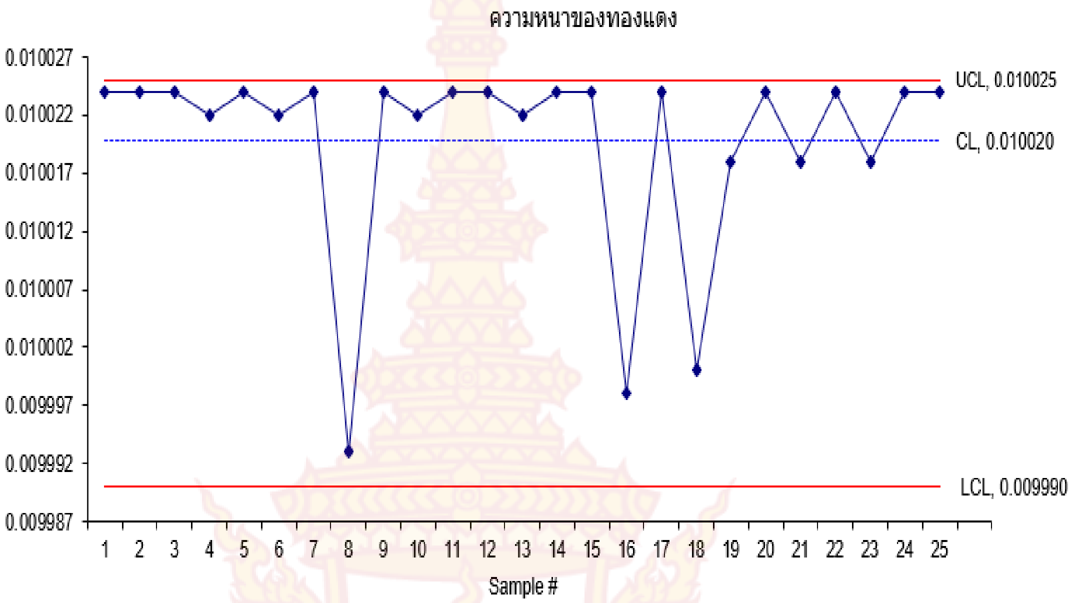
ภาพที่ 26 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 8



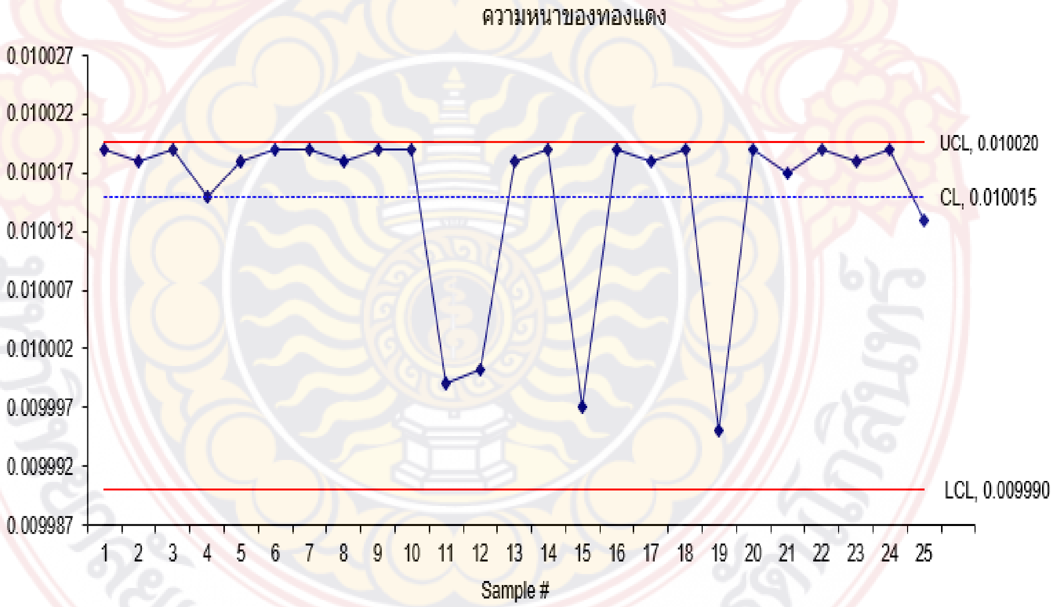
ภาพที่ 27 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 9



ภาพที่ 28 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 10



ภาพที่ 29 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 11



ภาพที่ 30 แผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยปรับใหม่ของข้อมูลชุดที่ 12

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ-สกุล	กิตติศักดิ์ จังพานิช
วัน เดือน ปีเกิด	12 สิงหาคม 2529
ภูมิลำเนาเดิม	จังหวัดราชบุรี
ที่อยู่ปัจจุบัน	51/2 หมู่ 5 ต. ชำแระ อ. โพธาราม จ. ราชบุรี 70120
เบอร์โทรศัพท์	0863623508
email	Kittisakaj1986@gmail.com
ประวัติการทำงาน	
พ.ศ. 2554 – 2555	นักวิเคราะห์ข้อมูล บริษัท Info-focus
พ.ศ. 2555- 2556	อาจารย์ วิทยาลัยดุสิตธานี
พ.ศ. 2556 - 2558	อาจารย์ มหาวิทยาลัยธนบุรี
พ.ศ. 2558 – 2559	นักวิจัย โครงการประเมินผลลัพธ์ ความเชื่อมั่นและความพึงพอใจของผู้รับบริการและผู้มีส่วนได้ส่วนเสียโครงการก่อสร้างโครงข่ายถนนสายรองเลียบชายฝั่งทะเลจังหวัดระยอง จันทบุรี 2558 (ของกรมทางหลวงชนบท)
พ.ศ. 2559- พ.ศ. 2560	นักวิจัย โครงการการประเมินคุณธรรมและความโปร่งใสในการดำเนินงานของหน่วยงานภาครัฐ ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2558 และ พ.ศ. 2559 (ของสำนักงานคณะกรรมการป้องกันและปราบปรามการทุจริตแห่งชาติ) นักวิจัย โครงการการประเมินคุณธรรมและความโปร่งใสในการดำเนินงานของหน่วยงานภาครัฐสำหรับสำนักงาน ปปช. ประจำจังหวัด ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2558 และ พ.ศ. 2559 (ของสำนักงานคณะกรรมการป้องกันและปราบปรามการทุจริตแห่งชาติ)
พ.ศ. 2560 - ปัจจุบัน	อาจารย์ประจำคณะศิลปศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์ พื้นที่ศาลายา Email:kittisak.jang@rmutr.ac.th, tel. 0863623508
ประวัติการศึกษา	
พ.ศ. 2552	วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติ) มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์
พ.ศ. 2554	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (สถิติประยุกต์) มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์
พ.ศ. 2559	ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต (การวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา)

หัวข้อดุษฎีนิพนธ์	วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพาการพยากรณ์ระยะเวลานอนรักษาตัวเป็นผู้ป่วยในโรงพยาบาลของผู้ป่วยจิตเวช โดยใช้ตัวแบบ ARIMAX ปรับใหม่ FORECASTING THE LENGTH OF HOSPITAL STAY FOR PSYCHIATRIC PATIENTS USING ADJUSTED ARIMAX MODEL
ความสนใจ	การประมาณค่าพารามิเตอร์, การพยากรณ์, R program Lisrel, Mplus, Spss. การวิจัยสังคมศาสตร์
โปรแกรมคอมพิวเตอร์	Ms office, Lisrel, Mplus, Amos, Spss., R program
ประวัติการได้รับทุนการศึกษา	
พ.ศ. 2552	ทุนผู้ช่วยนักวิจัย จากศูนย์ความเป็นเลิศด้านคณิตศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล
พ.ศ. 2556	ทุนการศึกษาต่อ ปริญญาเอก จากวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา
พ.ศ. 2556	ทุนสนับสนุนการวิจัยจากสำนักงานคณะกรรมการป้องกันและปราบปรามยาเสพติด (*ป.ป.ส.*)

ผลงานวิจัยและการฝึกอบรม

ผลงานวิจัยตีพิมพ์ต่างประเทศ

Chatthipmongkol, M., & **Jangphanish, K. (2016).** Factors Influencing Consumer Decision Making Process of Thai Frozen Food Products. *International Business Management*, *10*(2), 166-175.

ผลงานวิจัยตีพิมพ์ในวารสาร TCI กลุ่ม1

รัชกฤช ธนพัฒนดล, **กิตติศักดิ์ จังพานิช**, ปริญญา เรืองทิพย์ และวารุณี มิลินทปัญญา. (2560). โมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของประสิทธิผลบุคลากรฝ่ายผลิตกรณีศึกษา บริษัท กราเวีย กราฟฟิคส์ จำกัด จังหวัดสมุทรสาคร. *วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชียฉบับวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี*, *11*(1), หน้า 131-139.

กิตติศักดิ์ จังพานิช และ สุชาดา กรเพชรปาณี. (2560). การจำลองสถานการณ์ด้วยวิธีมอนติคาร์โลในการเปรียบเทียบตัวประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบส์ของการแจกแจงอินเวอร์สเกาส์เซียนโดยใช้การแจกแจงไวบูลเป็นการแจกแจงก่อนกับใช้การแจกแจงแกมม่าเป็นการแจกแจงก่อน. วารสารวิทยาศาสตร์ มข. *1*(45), หน้า 200-213.

ชัยยา น้อยนารถ, **กิตติศักดิ์ จังพานิช** และ คณะ (2559). โมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุการรับรู้โครงสร้างมหาวิทยาลัยและความผูกพันต่อองค์กรที่ส่งผลต่อความพึงพอใจในการปฏิบัติงานของอาจารย์ใน 3 จังหวัดชายแดนภาคใต้. *วารสารนานาชาติ มหาวิทยาลัยขอนแก่น สาขามนุษศาสตร์และสังคมศาสตร์*, *6* (3). หน้า 23-34

กิตติศักดิ์ จังพานิช. (2558). ปัจจัยป้องกันกลุ่มเสี่ยงติดยาเสพติดของผู้ที่มีความเสี่ยง ในการใช้ยาเสพติด: กรณีศึกษา จ.ราชบุรี. *วารสารวิชาการศรีปทุม*, *11*(3), หน้า 37-42.

กิตติศักดิ์ จังพานิช, ณัฐพงศ์ ศรีภูงา และปริญญา เรืองทิพย์. (2558). องค์ประกอบของความพร้อมของบัณฑิตศึกษามหาวิทยาลัยเอกชนเครือข่ายวิจัยอุดมศึกษาภาคกลางตอนล่างเข้าสู่ ASEAN. *วารสารวิชาการศรีปทุม*, *11*(4), หน้า 81-89.

ผลงานวิจัยที่นำเสนอในการประชุมวิชาการระดับชาติ

วารุณี มิลินทปัญญา, **กิตติศักดิ์ จังพานิช** และ ณัฐพงษ์ ศรีภูงา. (2558). การสร้างตัวแบบจำลองในกระบวนการผลิตของบุคลากรฝ่ายผลิตกรณีศึกษา บริษัท กราเวีย กราฟฟิคส์ จำกัด จังหวัดสมุทรสาคร. *การประชุมวิชาการระดับชาติ เบญจมิตรวิชาการ ครั้งที่ 5* มหาวิทยาลัยกรุงเทพสุวรรณภูมิ.

ศรัญญา แจ้งขำ และ **กิตติศักดิ์ จังพานิช**. (2558). โมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุการเรียนรู้กฎหมายเช่าทรัพย์โดยใช้เกม. *การประชุมวิชาการระดับชาติ เบญจมิตรวิชาการ ครั้งที่ 5* มหาวิทยาลัยกรุงเทพสุวรรณภูมิ.

กิตติศักดิ์ จังพานิช และ อัรฮาวี เจ๊ะสะแม. (2557). การพยากรณ์สื่อการสอนที่เหมาะสมตามทฤษฎีการเรียนรู้:แบบเรียนและคอมพิวเตอร์ช่วยสอน. *การประชุมวิชาการเสนอผลงานวิจัย ระดับบัณฑิตศึกษาแห่งชาติ ครั้งที่ 31* มหาวิทยาลัยธนบุรี.

กิตติศักดิ์ จังพานิช. (2557). การเตรียมความพร้อมของบัณฑิตมหาวิทยาลัยเอกชนเครือข่ายวิจัยอุดมศึกษาภาคกลางตอนล่างเพื่อการก้าวสู่มาตรฐาน ASEAN. *การประชุมสังคมศาสตร์วิชาการระดับชาติและนานาชาติ ครั้งที่ 10* มหวิทยาลัยราชภัฏเชียงราย.

การฝึกอบรม

1. โครงการฝึกอบรม “ สร้างนักวิจัยรุ่นใหม่” รุ่น 1. สำนักงานคณะกรรมการการวิจัยแห่งชาติ (วช.) ร่วมกับมหาวิทยาลัยบูรพา. ปี 2557
2. โครงการฝึกอบรม “ จริยธรรมการวิจัยในคน สำหรับการวิจัยทางสังคมศาสตร์ ” รุ่นที่ 1. มหาวิทยาลัยมหิดล. ปี 2557
3. โครงการฝึกอบรม “การพัฒนาบุคลากรให้มีความรู้และทักษะวิชาชีพครู รุ่นที่ 4. มหาวิทยาลัยธนบุรี. ปี 2556