# บทที่ 2

# วรรณกรรมปริทรรศน์

## 2.1 แนวคิดและแบบแผนของวิธีการทากูชิ (Taguchi Methodology)

Dr. Gennichi Taguchi เป็นผู้ค้นพบและวางรากฐานแนวทางทฤษฎีซึ่งเป็นที่ประจักษ์และทราบกันโดยทั่วไปในเรื่อง “Quality Engineering”, “Robust Design” และ “Robust Engineering” ซึ่งทฤษฎีเหล่านี้ ดร.ทากูชิ ได้ประกาศให้สังคมทั่วไปได้รับทราบในปี 1950 ในขณะนั้น ดร. ทากูชิ ยังทำงานให้กับหน่วยงานของรัฐบาลประเทศญี่ปุ่น ซึ่งรับผิดชอบในการปรับปรุงและพัฒนาระบบโทรศัพท์ ซึ่งในขณะนั้นประสิทธิภาพในการสื่อสารที่ย่ำแย่และไม่เหมาะสม ซึ่งทิศทางที่ ดร. ทากูชิ เริ่มพัฒนาปรับปรุงนั้น จะมุ่งเน้นไปที่การลดเวลาและค่าใช้จ่ายในการทดลองและการทดสอบ ซึ่งในขณะนั้น ผลตอบแทนที่ได้จากการทดลองมีระดับต่ำ ซึ่ง ดร. ทากูชิ มีแนวความคิดจะใช้ทรัพยากรที่มีอยู่ให้น้อยที่สุดและเกิดประโยชน์สูงสุด จากแนวคิดดังกล่าวนี้ ช่วยกระตุ้นให้ ดร. ทากูชิ ได้ตระหนักถึงแนวทางแบบใหม่ โดยมุ่งเน้นที่ประสิทธิภาพและการควบคุมคุณภาพ ซึ่งกล่าวโดยสรุปได้ว่า แนวคิดพื้นฐานของหลักทฤษฎี “ทากูชิ” นั้นสามารถสรุปได้ดังนี้

2.1.1) คุณภาพของผลิตภัณฑ์ที่ดีนั้นต้องมาจากการรวมกันของชิ้นส่วนหลาย ๆ ชิ้นที่มีคุณภาพดี โดยให้นำแนวคิดนี้มาทดแทนแนวคิดแบบเก่าที่ว่า การตรวจสอบสามารถบรรลุได้ถึงระดับคุณภาพที่ดีของผลิตภัณฑ์

2.1.2) การที่จะบรรลุถึงคุณภาพที่ดีนั้น ทำได้โดยการทำให้เกิดความเบี่ยงเบนจากเป้าหมายให้น้อยที่สุด ซึ่งจากการนี้จะทำให้ผลิตภัณฑ์ไม่มีความอ่อนไหวต่อปัจจัยหรือสภาวะแวดล้อมที่เราควบคุมไม่ได้

2.1.3) ความเบี่ยงเบนที่เกิดจากการออกแบบตัวแปร จะต้องสามารถวัดได้ในหน่วยของต้นทุนหรือราคาของผลิตภัณฑ์นั้น ๆ

## 2.2 แนวทางปฏิบัติของทฤษฎี “ทากูชิ”

ในปัจจุบัน ทฤษฎีหรือแนวทางปฏิบัติของ “ทากูชิ” ได้มีการนำมาใช้กันอย่างแพร่หลาย ไม่ว่าจะเป็นลักษณะงานหรือลักษณะปัญหาเชิงเดี่ยวหรือไม่ซับซ้อน จนถึงการนำไปประยุกต์ใช้กับงานหรือลักษณะปัญหาที่มีความยุ่งยากซับซ้อน และรวมไปถึงการนำไปประยุกต์ใช้ให้เหมาะสมกับงานด้านบริหารจัดการรวมถึงหลักเศรษฐศาสตร์และการบริหารธุรกิจ โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อจะค้นหาวิธีการหรือคำตอบที่ดีที่สุด แต่ในขณะเดียวกันก็ไม่ลืมที่จะพิจารณาวิธีการหรือทางออกอื่น ๆ หรือทางเลือกอื่นซึ่งมีความได้เปรียบเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ทฤษฎีอื่น ๆ ในการแก้ปัญหาซึ่งหลักการหรือแนวทางของ “ทากูชิ” นั้น สามารถแบ่งเป็นขั้นตอนหลัก ๆ ได้ 4 ขั้นตอนดังนี้

2.2.1) การระดมความคิด คือการที่บุคคลากรในหน่วยงานซึ่งมีความรับผิดชอบในแต่ละด้านและรวมไปถึงผู้ที่ดูแลและรับผิดชอบในด้านการตลาดมานั่งปรึกษาและออกความคิดเพื่อที่จะค้นหาลักษณะทางด้านคุณภาพที่สำคัญของผลิตภัณฑ์หรือกระบวนการที่ส่งผลกระทบต่อลูกค้า รวมถึงการช่วยกันออกแบบปัจจัยหรือตัวแปรที่สำคัญที่ส่งผลโดยตรงต่อผลิตภัณฑ์หรือกระบวนการ

2.2.2) ทำการออกแบบการทดลอง และทำการทดลองจริง

2.2.3) ทำการวิเคราะห์ผลการทดลองรวมถึงการกำหนดค่าที่ดีที่สุดของตัวแปร

2.2.4) ทำการผลิตจริงหรือปฏิบัติจริงเพื่อพิสูจน์ว่าตัวแปรที่เรากำหนดค่าที่ดีที่สุดนั้นสามารถนำมาซึ่งการแก้ไขปัญหาที่แท้จริงได้หรือไม่

## 2.3 การออกแบบการทดลอง

Orthogonal Arrays (OA’s) เป็นเทคนิคหลักที่มีความสำคัญและมีประสิทธิภาพซึ่งเป็นแนวทางปฏิบัติของ “ทากูชิ” OA’s คือตารางมาตรฐานของการออกแบบการทดลองตามแนวทางของ “ทากูชิ” ซึ่งมีจำนวนครั้งในการทดลองที่น้อยครั้งและมีความเหมาะสมสำหรับการทดลองนั้น ๆ

ตัวอย่างเช่น การออกแบบการทดลองที่มีตัวแปรหรือปัจจัยที่ส่งผลต่อผลิตภัณฑ์ 5 ตัวแปร ตัวแปรหรือปัจจัยแต่ละตัวสามารถกำหนดค่าระดับความแตกต่างได้ถึง 3 ระดับ เมื่อนำเอาข้อกำหนดในข้างต้นมาพิจารณาแล้ว เราสามารถทำการทดลองได้ทั้งหมด $3^5 = 243$ การ

ทดลอง โดยที่ไม่ซ้ำกัน ซึ่งวิธีการดังกล่าวนี้ เราเรียกว่าการทดลองแบบ การทดลองแบบสมบูรณ์ (Full Factorial) แต่ในขณะเดียวกันหากใช้วิธีการออกแบบการทดลองตามวิธีการของทากูชิโดยใช้หลักการ OA's ในการออกแบบการทดลองซึ่งผลที่ได้คือ $L_{27}(3^5)$ ซึ่งหมายถึงจำนวนครั้งในการทดลองจะมีเพียง 27 การทดลองเท่านั้น โดยตารางที่ 2.1 จะแสดงการเปรียบเทียบให้เห็นระหว่างการออกแบบการทดลองแบบสมบูรณ์ (Full Factorial) กับการออกแบบการทดลองตามแนวทฤษฎีทากูชิและตารางที่ 2.2 ถึง 2.4 แสดงให้เห็นถึงตัวอย่างตารางการออกแบบการทดลองแบบ $L_4$, $L_9$ และ $L_{27}$

ตารางที่ 2.1 แสดงการเปรียบเทียบจำนวนการทดลองระหว่างการออกแบบการทดลองแบบสมบูรณ์และการออกแบบการทดลองตามแนวทางทากูชิ

| OA | Factors | Level | Full Factorial |
|---|---|---|---|
| $L_4$ | 3 | 2 | 8 |
| $L_8$ | 7 | 2 | 128 |
| $L_9$ | 4 | 3 | 81 |
| $L_{12}$ | 11 | 2 | 2,048 |
| $L_{17}$ | 13 | 3 | 1,594,323 |
| $L_{64}$ | 21 | 4 | $4.4 \times 10^{12}$ |
| $L_{81}$ | 40 | 4 | $1.2 \times 10^{19}$ |

ตารางที่ 2.2 แสดงตารางการออกแบบการทดลองชนิด $L_4(2^3)$

| *Run* | Factor | | |
|---|---|---|---|
| | A | B | C |
| 1 | 1 | 1 | 1 |
| 2 | 1 | 2 | 2 |
| 3 | 2 | 1 | 2 |
| 4 | 2 | 2 | 1 |

**หมายเหตุ $L_4(2^3)$ หมายถึงการออกแบบการทดลองที่มีปัจจัย 3 ปัจจัยและแต่ละปัจจัยมี 2 ระดับ**

ตารางที่ 2.3 แสดงตารางการออกแบบการทดลองชนิด $L_9(3^4)$

| Run | Factor | | | |
|---|---|---|---|---|
| | A | B | C | D |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 2 |
| 3 | 1 | 3 | 3 | 3 |
| 4 | 2 | 1 | 2 | 3 |
| 5 | 2 | 2 | 3 | 1 |
| 6 | 2 | 3 | 1 | 2 |
| 7 | 3 | 1 | 3 | 2 |
| 8 | 3 | 2 | 1 | 3 |
| 9 | 3 | 3 | 2 | 1 |

หมายเหตุ $L_9(3^4)$ การออกแบบการทดลองที่มีปัจจัย 4 ปัจจัยและแต่ละปัจจัยกำหนดให้มี 3 ระดับ

ตารางที่ 2.4 แสดงการออกแบบการทดลองชนิด $L_{16}(4^5)$

| Run | Factor | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | A | B | C | D | E |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 |
| 3 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 4 | 1 | 4 | 4 | 4 | 4 |
| 5 | 2 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| 6 | 2 | 2 | 1 | 4 | 3 |
| 7 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 |
| 8 | 2 | 4 | 3 | 2 | 1 |
| 9 | 3 | 1 | 3 | 4 | 2 |
| 10 | 3 | 2 | 4 | 3 | 1 |
| 11 | 3 | 3 | 1 | 2 | 4 |
| 12 | 3 | 4 | 2 | 1 | 3 |
| 13 | 4 | 1 | 4 | 2 | 3 |
| 14 | 4 | 2 | 3 | 1 | 4 |
| 15 | 4 | 3 | 2 | 4 | 1 |
| 16 | 4 | 4 | 1 | 3 | 2 |

หมายเหตุ $L_{16}(4^5)$ หมายถึงการออกแบบการทดลองที่มีปัจจัย 5 ปัจจัยและแต่ละปัจจัยกำหนดให้มี 4 ระดับ

## 2.4 Signal-to-Noise Ratio (S/N) และการวิเคราะห์

โดยทั่วไปผลของการทดลองจากการออกแบบการทดลองใดๆ มักจะแทนด้วยสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์คือ $Y_{ij}$ ซึ่งก็คือค่าของตัวแปรตาม (Response Variable) ที่เราสนใจนั่นเอง ซึ่งในแง่ของการออกแบบการทดลองโดยทั่วไปมักจะให้ความสนใจกับ $Y_{ij}$ หรือค่าเฉลี่ยของตัวแปรตาม ($Y_{ij}$) ค่อนข้างสูงว่าสอดคล้องกับความต้องการหรือไม่ โดยบางครั้งลืมพิจารณาถึงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลการทดลองนั้นๆ ว่ามีมากน้อยเพียงใด

ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ต่ำของตัวแปรตามใดๆ หรือของขบวนการใดเป็นสิ่งบ่งบอกถึงความมีคุณภาพสูงและการออกแบบที่ดีมีประสิทธิภาพ เพื่อให้ได้มาซึ่งคุณภาพที่ดีและการออกแบบที่มีประสิทธิภาพ ดร. ทากูชิ ได้พัฒนาวิธีการคำนวณหาค่า Signal-to-Noise ratio ของผลการทดลองใดๆ เพื่อบ่งชี้ว่าการทดลองนั้นให้ผลตามเป้าหมายที่เราต้องการหรือไม่โดยพิจารณาทั้งค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลการทดลอง โดยคำนวณค่า Signal-to Noise (S/N) ซึ่งคืออัตราส่วนหรือผลหารของค่าเฉลี่ย (Signal) กับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Noise) ดังแสดงในสมการที่ 2.4.3

MSD (Mean Square Deviation) เป็นตัวแปรค่าหนึ่งที่ได้มาจากการคำนวณตามแนวทางของ “ทากูชิ” ซึ่งวิธีการคำนวณจะแสดงอยู่ในสมการที่ 2.4.4 ถึงสมการที่ 2.4.6 ซึ่งการเลือกคำนวณค่า MSD ในแนวทางของ “ทากูชิ” นั้นมีได้ 3 ภาพแบบ ซึ่งขึ้นอยู่กับกฎเกณฑ์หรือบรรทัดฐานของตัวแปรตามหรือกล่าวอีกนัยหนึ่งขึ้นอยู่กับบรรทัดฐานทางด้านคุณภาพของผลิตภัณฑ์นั้นที่เราจะทำการออกแบบการทดลอง และทำการทดลองเพื่อหาค่าที่ดีที่สุดของข้อกำหนดหรือมาตรฐานทางด้านคุณภาพของผลิตภัณฑ์นั้น ๆ

ค่า Signal-to-Noise Ratios (S/N) ที่มีค่าสูง ๆ นั้น โดยส่วนใหญ่แล้วจะบ่งบอกถึงผลที่ดีของสมการที่จะได้มาซึ่งค่าเฉลี่ยของตัวแปรตามที่เราต้องการ (Optimum) และมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำ

สมการ 2.4.1 : Mean Value

$$\mu_i = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} y_{i,j} \qquad (2.4.1)$$

สมการ 2.4.2 : Standard Deviation

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{j=1}^{n}(y_{i,j} - \mu_i)^2} \qquad (2.4.2)$$

สมการ 2.4.3 : Signal-to-Noise Ratio

$$(S/N)_j = -10\log_{10}(MSD_i) \qquad (2.4.3)$$

สมการ 2.4.4 : MSD : Smaller-is-Better

$$MSD_i = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} y_{i,j}^2 \qquad (2.4.4)$$

สมการ 2.4.5 : MSD : Nominal-is-Best

$$MSD_i = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(y_{i,j} - m)^2 \quad : \text{ m = target value} \qquad (2.4.5)$$

สมการ 2.4.6 : MSD : Greater-is-Better

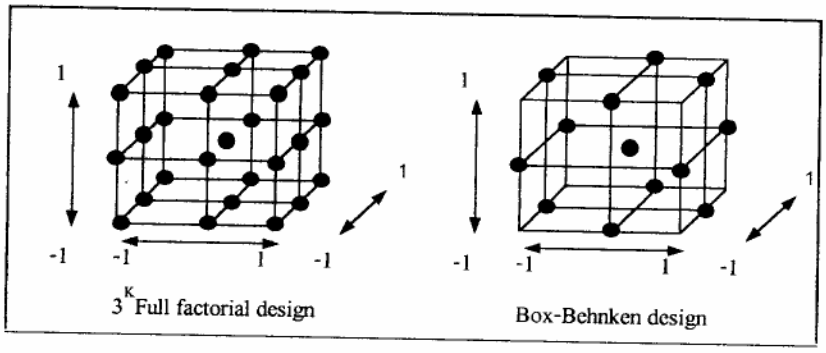
$$MSD_i = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\frac{1}{y_{i,j}^2} \qquad (2.4.6)$$

## 2.5 การออกแบบการทดลองแบบบ็อกซ์และเบ็นเค็น (Box-Behnken)

Box-Benhnken ได้เสนอวิธีการออกแบบการทดลองสำหรับการแก้ปัญหา 3k แฟกเทอเรียล (Factorial) ในการหาค่าพื้นผิวตอบสนอง (Response Surface) วิธีการออกแบบนี้ได้รวมเอาวิธีการ 2k แฟกเทอเรียล กับการออกแบบบล็อกที่ไม่สมบูรณ์เข้าด้วยกัน ผลการออกแบบทำให้ได้ประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น ในเรื่องของการใช้จำนวนการทดลองที่น้อยลง และในกรณีที่ต้องการเพิ่มตัวแปรเข้าไปในการทดลองวิธีการออกแบบของ Box-Behnken ก็สามารถใช้การทดลองที่กำหนดไว้แล้วก่อนหน้านั้นได้ในการออกแบบการทดลองใหม่ (Douglas C. Montgomery, 2001)

เมื่อเปรียบเทียบวิธีการออกแบบของ Box-Benhnken กับการออกแบบ 3k แฟกเทอเรียลที่จำนวนเท่ากันคือ 3 ตัวแปรพบว่าถ้าใช้วิธีการออกแบบ 3k แฟกเทอเรียลจะต้องทำการทดลอง $3^3$ ซึ่ง

เท่ากับ 27 ครั้งในขณะที่วิธีการออกแบบของ Box-Benhnken จะทำซ้ำที่เงื่อนไขเดิมซึ่งเรียกว่าจุดศูนย์กลาง (Center Points) ซึ่งแสดงไว้ในภาพที่ 2.1




ภาพที่ 2.1 แสดงการเปรียบเทียบวิธีการออกแบบการทดลอง 3k แฟกเทอเรียลและการออกแบบการทดลองของบ็อกเบ็นเค็น

นอกจากนี้ Box-Behnken ยังได้นำเสนอตารางที่สามารถนำไปใช้สำหรับการออกแบบการทดลองสำหรับ 3 – 16 ตัวแปร ซึ่งจำนวนตัวเลขในวงเล็บคือ จำนวนที่ทำการทดลองซ้ำที่จุดศูนย์กลาง ดังแสดงไว้ในตารางที่ 2.5

ตารางที่ 2.5 แสดงการออกแบบการทดลองของบ็อกซ์และเบ็นเค็นสำหรับจำนวนแปร 3 – 16 ตัวแปร

| จำนวนตัวแปร | จำนวนการทดลอง |
|---|---|
| 3 | 12 + (3) = 15 |
| 4 | 24 + (3) = 27 |
| 5 | 40 + (6) = 46 |
| 6 | 48 + (6) = 54 |
| 7 | 56 + (6) = 62 |
| 9 | 120 + (10) = 130 |
| 10 | 160 + (10) = 170 |
| 11 | 176 + (12) = 188 |
| 12 | 192 + (12) = 204 |
| 16 | 384 + (12) = 396 |

## 2.6 ทฤษฎีพื้นผิวตอบสนอง (Response Surface Methodology)

วิธีการหาค่าพื้นที่ผิวตอบสนอง (Response Surface Method) เป็นวิธีการคำนวณภาพแบบหนึ่งใช้เทคนิคทางสถิติและคณิตศาสตร์ มาใช้ในการปรับปรุง พัฒนาและการหาค่าที่ดีที่สุดสำหรับการนำไปใช้กำหนดเงื่อนไขที่คาดว่าเป็นค่าที่เหมาะสมที่สุด เมื่อเทียบกับวัตถุประสงค์วิธีการนี้จะคำนวณหาค่าในพื้นที่ (Region) ที่ดีที่สุดโดยตรง โดยใช้การเลือกจำนวนของการทดลองแล้วทำการเลือกจุดที่ได้ตั้งเป้าหมายไว้จากกลุ่มของจุดอื่นที่อยู่รอบๆ (Candidate Points) ซึ่งโดยทั่วไปแล้วจุดอื่นที่อยู่รอบๆ จะเป็นลักษณะคล้ายกับตะแกรงของตุดมากมาย (A Grid of Points Spaced) ที่อยู่เหนือพื้นที่การออกแบบที่เป็นไปได้ (Feasible Design Region) แสดงตัวอย่าง ดังภาพที่ 2.2

ในการคำนวณโดยวิธี Response Surface จะอยู่ในภาพของฟังก์ชั่นซึ่งแสดงสมการได้ดังนี้

$$y = f\left(X_1, X_2\right)$$

เมื่อ $x_1$ และ $x_2$ คือ ตัวแปรที่ต้องการทดสอบ

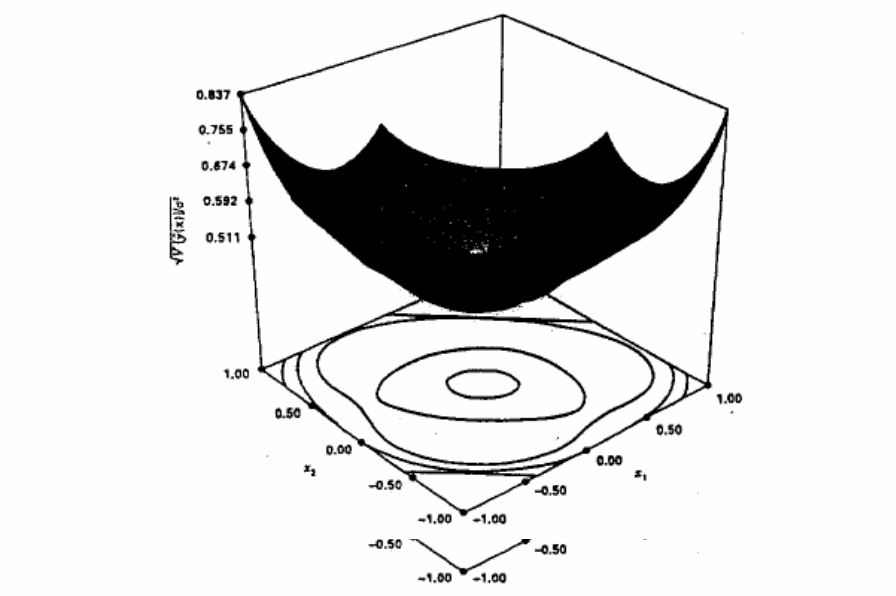
และ y คือ จุดใดๆ ที่ได้จากความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสอง

ดังนั้นวิธีการพื้นผิวตอบสนอง (Response Surface) จะค้นหาความสัมพันธ์ของฟังก์ชั่นระหว่าง y และตัวแปรที่ต้องการทดสอบ ซึ่งโดยทั่วไปจะอยู่ในภาพแบบของ First-order หรือ Main effects ดังนี้

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + ..... + \beta_x X_x + \beta$$

หรือ รูปแบบของ Second-order ดังนี้

$$y = \beta_0+\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2+\beta_{11} X_{11}^2 + \beta_{22} X_{22}^2 + \beta_{12} X_1 X_2+\beta$$




ภาพที่ 2.2 แสดงภาพที่ได้จากการคำนวณโดยวิธี Response Surface

## 2.7 การวิเคราะห์ระบบการวัด (Measuring System Analysis)

การศึกษาและวิเคราะห์ระบบการวัดเป็นกระบวนการหรือขั้นตอนหนึ่งในวัฏจักรการปรับปรุงคุณภาพ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อจะทำการศึกษาผลกระทบของระบบการวัดว่าส่งผลต่อความแปรปรวนของกระบวนการโดยรวมมากน้อยเพียงใดและสามารถยอมรับได้หรือไม่ โดยเปรียบเทียบกับมาตรฐานโดยทั่วไปความแปรปรวนที่เกิดจากตัวผลิตภัณฑ์ (Total of Variation) มาจากความแปรปรวนสองส่วนด้วยกันคือความแปรปรวนที่เกิดจากตัวผลิตภัณฑ์ (Product Variation) และความแปรปรวนที่เกิดจากระบบการวัด (Measurement Variation) ดังนั้นจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องศึกษาเพื่อให้ทราบผลกระทบของระบบการวัดว่าอยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้หรือไม่และในกรณีที่ค่าความแปรปรวนของระบบการวัดมีค่าเกินกว่าขอบเขตที่ยอมรับได้จำเป็นจะต้องมีการปรับปรุงระบบการวัดเพื่อให้ส่งผลกระทบต่อความแปรปรวนน้อยที่สุด

การวิเคราะห์ระบบการวัดโดยวิธี G R&R (Gauge Repeatability & Reproducibility)

การวิเคราะห์ระบบการวัดโดยวิธี G R&R เป็นวิธีการวิเคราะห์ผลกระทบของระบบการวัดหรือความแปรปรวนของระบบการวัดในเชิงการกระจายของข้อมูล (Width Variation) โดยมีวัตถุประสงค์ที่จะศึกษาผลกระทบของเครื่องมือวัดและผู้ทำการวัดในเวลาเดียวกันโดยมีรายละเอียดดังนี้

- ความสามารถในการทำซ้ำ (Repeatability) หมายถึงความแตกต่างในการวัดอย่างต่อเนื่องกับชิ้นงานเดียวกัน ตำแหน่งการวัดเดียวกันด้วยเครื่องมือวัดเดียวกันและด้วยพนักงานคนเดียวกัน
- ความสามารถในการทำเหมือน (Reproducibility) หมายถึงค่าความแตกต่างในค่าเฉลี่ยของการวัดชิ้นงานเดียวกันด้วยเครื่องมือวัดเดียวกันโดยผู้ทำการวัดที่แตกต่างกัน

วิธีการวิเคราะห์ G R&R โดยใช้เทคนิคทางด้านสถิติดังแสดงในสมการต่อไปนี้

1) Repeatability หรือบางครั้งเรียกว่า Equipment Variation (EV)

$$EV = K_1 \times \overline{\overline{R}}$$

โดยที่ $K_1$ คือค่าคงที่ซึ่งขึ้นต่อจำนวนครั้งในการวัดซ้ำ

$\overline{\overline{R}}$ คือค่าเฉลี่ยของค่าเฉลี่ยพิสัยของพนักงานผู้ทำการวัด

2) Reproducibility หรือบางครั้งเรียกว่า Appraiser Variation (AV)

$$AV = \sqrt{\left(\overline{X}diff \times K_2\right)^2 - \frac{EV^2}{nr}}$$

โดยที่ $\overline{X}$ diff คือ ค่าพิสัยของค่าเฉลี่ยจากพนักงานผู้ทำการวัดทั้งหมด

$K_2$ คือ ค่าคงที่ซึ่งขึ้นต่อจำนวนพนักงาน (Appraiser) ที่ทำการวัด

n คือ จำนวนชิ้นงานที่ใช้วัด

r คือ จำนวนการวัดซ้ำ

3) G R&R (Gauge Repeatability & Reproducibility)

$$G\ R\&R = \sqrt{EV^2 + AV^2}$$

$$\%G\ R\&R = \frac{100 \times GR\ \&\ R}{Total\ \ Variation\,(TV)}$$

4.) ndc. ( Number Of Distinct Categories).

ndc. = 1.41 ($PV/_{GR\ \&\ R}$)

โดยที่ PV คือค่าแปรปรวนของชิ้นงานซึ่งมีวิธีการคำนวณดังนี้

$PV = R_p \times K_3$

โดยที่ $R_p$ คือค่าพิสัยของค่าเฉลี่ยของชิ้นงานจากการวัดซ้ำของพนักงานทั้งหมด

$K_3$ คือค่าคงที่ซึ่งขึ้นต่อจำนวนชิ้นงานตัวอย่างที่ใช้ทำการวัด

หมายเหตุ: ระบบการวัดสามารถยอมรับได้เมื่อค่า ndc. มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 5 ซึ่งหมายความว่าระบบการวัดสามารถตรวจจับการเปลี่ยนแปลงของผลิตภัณฑ์และสามารถจำแนกออกเป็น 5 ประเภท

<u>เกณฑ์ในการยอมรับ G R&R</u>

ตารางที่ 2.6 แสดงเกณฑ์ในการยอมรับและปฏิเสธสำหรับผล G R&R

| % G R&R | **ผลการตัดสิน** |
|---|---|
| < 10% | ระบบการวัดสามารถยอมรับได้ |
| 10% – 30% | ระบบการวัด อาจจะยอมรับได้ขึ้นอยู่กับความสำคัญของการใช้งาน |
| > 30% | ระบบการวัด ไม่สามารถยอมรับได้จำเป็นต้องมีการปรับปรุง |

## 2.8 <u>วิธีการพื้นฐานทางด้านสถิติในการวิเคราะห์ข้อมูล</u>

ในกิจกรรมการปรับปรุงคุณภาพของผลิตภัณฑ์หรือกระบวนการโดยเฉพาะวิธีการปรับปรุงโดยใช้หลักการออกแบบการทดลองจำเป็นจะต้องใช้วิธีการหรือหลักการพื้นฐานทางด้านสถิติมาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูล และตัดสินใจโดยหลักพื้นฐานทางด้านสถิติที่นิยมใช้ส่วนใหญ่มีดังต่อไปนี้

### 2.8.1 <u>การทดสอบสัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (R – Square)</u>

เป็นการวิเคราะห์ว่าการออกแบบที่ได้ออกแบบขึ้นมาใช้ในการทดลองมี ความเหมาะสมเพียงใด ซึ่งในการทดลองทุกครั้งจะต้องมีความผันแปรที่อธิบายไม่ได้ (Unexplained Variable) หรือ

ความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นเสมอ การออกแบบการทดลองที่ดีจะต้องทำให้เกิดความผันแปรที่อธิบายไม่ได้น้อยที่สุด

$$\text{สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R – Square)} = \frac{\text{ความผันแปรที่อธิบายได้} \times 100\ \%}{\text{ความผันแปรทั้งหมด}}$$

ถ้าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R – Square) ต่ำสามารถแก้ไขได้โดย

(1) เพิ่มจำนวนซ้ำในการทดลอง

(2) ตรวจสอบหาปัจจัยอื่นที่เกี่ยวข้องแล้วออกแบบการทดลองใหม่

(3) ถ้าทำการเพิ่มปัจจัยอื่นแล้ว ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R – Square) ยังต่ำอยู่แสดงว่าผลจากปัจจัยรบกวน (Noise Factor) มีมากต้องทำการบล็อก (Blocking) เพื่อลดปัจจัยรบกวน

2.8.2 <u>การตรวจสอบความถูกต้องของภาพแบบ (Model Adequacy Checking)</u>

จากสมการ $Y_{ij} = \mu + \tau i + \varepsilon_{ij}$

ซึ่ง $\mu$ คือ ค่าเฉลี่ย

$\tau_i$ คือ อิทธิพลที่เกิดจากปัจจัยใดๆ

$\varepsilon_{ij}$ คือ ความคลาดเคลื่อนของ Model

ในการออกแบบการทดลองส่วนใหญ่ มักจะตั้งสมมติฐานในการวิเคราะห์ว่าตัวแปร *y* มีการแจกแจงปกติ (Normal Distribution) ดังนั้น *y* จะมีการกระจายแบบนี้ได้ต้อ $\varepsilon$ ต้องมีการกระจายแบบปกติและการกระจายต้องเป็นอิสระ $\varepsilon_{ij} \sim NID(0, \sigma^2)$ การตรวจสอบ $\varepsilon_{ij}$ มี 3 ขั้นตอน คือ

(1) การตรวจสอบการกระจายว่าเป็นแบบแจกแจงปกติ (Normal distribution) หรือไม่ โดยใช้

- การทดสอบแบบไคร์สแควร์ ($\chi^2$ – Goodness of Fit Test)
- การทดสอบแบบโคโมโกรอฟ–สเมอร์นอฟ (Kolgomorov–Smirnov Test)
- การทดสอบโดยใช้กระดาษตรวจสอบการแจกแจงปกติ (NOPP; Normal Probability Plot)

(2) การตรวจสอบความเป็นอิสระ (Independent) โดยใช้แผนภูมิการกระจาย (Scatter Plot) แล้วดูลักษณะการกระจายของจุดที่แทนข้อมูลบนแผนภูมิว่าเป็นภาพแบบอิสระหรือไม่

(3) การตรวจสอบความเสถียรของความแปรปรวน (Variance Stability) โดยใช้แผนภูมิการกระจาย ซึ่งเป็นแผนภูมิการกระจายค่าความคลาดเคลื่อน (Residual) ในแต่ละระดับของ

ปัจจัย ถ้าภาพร่างของการกระจายของข้อมูลที่ออกมาไม่เป็นลักษณะของการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของความแปรปรวน (Megaphone) แสดงว่าข้อมูลมีความเสถียรของความแปรปรวน

2.8.3 <u>การทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis Testing)</u>

การทดสอบสมมติฐานเชิงสถิติ เป็นถ้อยแถลงที่เกี่ยวกับความน่าจะเป็นของตัวแปรแบบสุ่มที่มีความสัมพันธ์กับค่าพารามิเตอร์ที่มากกว่าหรือเท่ากับหนึ่งค่าพารามิเตอร์โดยสมมติฐานแบ่งได้เป็น 2 ชนิด คือ

2.8.3.1. สมมติฐานที่กำหนด (Null Hypothesis) เป็นข้อสงสัย หรือข้อสมมติเกี่ยวกับลักษณะต่างๆ ในประชากรที่ต้องการจะพิสูจน์ว่าจริงหรือไม่โดยใช้ สัญลักษณ์ $H_0$

2.8.3.2. สมมติฐานแย้ง (Alternative Hypothesis) เป็นข้อความหรือความคิดเกี่ยวกับพารามิเตอร์ที่หวังว่าจะเป็น โดยจะต้องมีความหมายที่แย้งกับสมมติฐานที่กำหนดโดยชัดเจน โดยใช้สัญลักษณ์ $H_1$ โดยโอกาสหรือความน่าจะเป็นที่จะทำการปฏิเสธสมมติฐานที่กำหนด (Reject $H_0$) จะถูกกำหนดโดยระดับนัยสำคัญ ซึ่งเป็นโอกาสหรือความน่าจะเป็นที่น้อยมากที่ค่าพารามิเตอร์จะตกอยู่ในช่วงของการปฏิเสธ สมมติฐานเมื่อสมมติฐานเป็นจริง โดยทั่วไปมักจะทำการเปลี่ยนช่วงของการปฏิเสธสมมติฐานหรือระดับความมีนัยสำคัญเป็น ค่าวิกฤติ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบหรือใช้ในการตัดสินใจว่าจะยอมรับหรือปฏิเสธสมมติฐานที่กำหนด การตัดสินใจที่จะยอมรับหรือปฏิเสธสมมติฐานที่กำหนดอาจเกิดความผิดพลาดได้ คือ

(1) ความผิดพลาดที่เกิดจากการปฏิเสธสมมติฐานที่กำหนด โดยที่สมมติฐานที่กำหนดมีความถูกต้องหรือมีความเป็นจริง เรียกว่า ความผิดพลาดแบบที่ 1 (Type I error) ซึ่งความผิดพลาดนี้คือระดับความมีนัยสำคัญในการตรวจสอบสมมติฐาน

(2) ความผิดพลาดที่เกิดจากการยอมรับสมมติฐานที่กำหนด โดยที่สมมติฐานที่กำหนดมีความไม่ถูกต้องหรือไม่มีความจริง เรียกว่า ความผิดพลาดแบบที่ 2 (Type II error) ซึ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 2.7

ตารางที่ 2.7 การตัดสินใจในการทดสอบสมมติฐาน

| การตัดสินใจต่อสมมติฐานที่กำหนด | สมมติฐานที่กำหนดมีความถูกต้อง | สมมติฐานที่กำหนดไม่มีความถูกต้อง |
|---|---|---|
| ยอมรับ | การตัดสินใจถูกต้อง | ความผิดพลาดแบบที่ 2 |
| ปฏิเสธ | ความผิดพลาดแบบที่ 1 | การตัดสินใจถูกต้อง |

2.8.4 การวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of Variance; ANOVA)

ภายหลังจากที่ได้ออกแบบการทดลองและทำการทดลองแล้ว งานขั้นต่อไปก็คือ การนำข้อมูลที่รวบรวมได้จากการทดลองมาวิเคราะห์ เพื่อทดสอบนัยสำคัญทางสถิติ หรือหาแนวโน้มต่อไป โดยใช้หลักการของ ANOVA หรือการถดถอย การวิเคราะห์ความแปรปรวนเป็นวิธีการคำนวณแบบเลขคณิต โดยการแยกผลรวมกำลังสองทั้งหมด (Total Sum of Square ; SST) ออกเป็นส่วนต่างๆ ตามแหล่งกำเนิดหรือสาเหตุ โดยจะวิเคราะห์ว่าปัจจัยใดมีอิทธิพลต่อการทดลอง โดยพิจารณาความแตกต่างโดยวัดความแตกต่างรวมออกมาในภาพของความแปรปรวน แล้วแตกออกมาเป็นความแตกต่างย่อยทำการเปรียบเทียบความแตกต่างย่อยเหล่านั้นหาก ความแตกต่างใดมีค่ามากกว่าแสดงว่า ปัจจัยนั้นทำให้เกิดความแตกต่างโดยมีผลต่อค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Mean Square; MS) ซึ่งเป็นตัวที่ประมาณค่าความ แปรปรวนที่ดีที่สุด

$$\text{MS} = \frac{SS}{df}$$

เมื่อ SS คือ ผลรวมกำลังสอง (Sum of Square)

df คือ ขั้นของความอิสระ (Degree of Freedom)

สามารถอธิบายการวิเคราะห์ความแปรปรวนของแต่ละแบบการทดลองได้ดังนี้

2.8.4.1 การทดลองแบบแฟกตอเรียล

เราจะแยกความแปรปรวนทั้งหมดออกเป็นความแปรปรวนเนื่องจากการปัจจัยต่างๆ ความแปรปรวนเนื่องจากอิทธิพลร่วมและความแปรปรวนเนื่องจากความคลาดเคลื่อนของการทดลอง ตัวอย่างการสร้างตารางการวิเคราะห์ความแปรปรวนกรณีที่มีตัวแปร 2 ตัวของตัวแบบที่มีอิทธิพลเป็นค่าคงที่ (Fixed Effect Model)

ตัวแบบ : $Y_{ijkl} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk}$

โดย $i = 1,2,\ldots,a$

$j = 1,2,\ldots,b$

$k = 1,2,\ldots,n$

เมื่อ $Y_{ijkl}$ คือ ค่าสังเกตที่ j ในทรีทเมนต์ที่ i

$\mu$ คือ พารามิเตอร์ คือ ค่าเฉลี่ยของค่าสังเกตทั้งหมด

$\tau_i$ คือ อิทธิพลของปัจจัย A ที่เกิดจากทรีทเมนต์ที่ i

$\beta_j$ คือ อิทธิพลของปัจจัย B ที่เกิดจากทรีทเมนต์ที่ j

$(\tau\beta)_{ij}$ คือ อิทธิพลร่วมของปัจจัย A ที่เกิดจากทรีทเมนต์ที่ i และปัจจัย B ที่ เกิดจากทรีทเมนต์ที่ j

$\varepsilon_{ijk}$ คือ ความคลาดเคลื่อนสุ่ม

ในการวิเคราะห์จะทำโดยการแบ่งความผันแปรทั้งหมดของค่าสังเกตออกเป็นส่วนๆ โดยจะกำหนดความผันแปรทั้งหมดของค่าสังเกตในภาพของ ผลรวมกำลังสองทั้งหมด (The Total Sum of Squares) $SS_T$ โดยที่

$$SS_T = \sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{b}\sum_{k=1}^{n} y_{ijk}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$$

$$SS_A = \frac{1}{bn}\sum_{i=1}^{a} y_{i..}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$$

$$SS_B = \frac{1}{an}\sum_{j=1}^{b} y_{.j.}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$$

ผลรวมกำลังสองของอิทธิพลร่วมกันของปัจจัย 2 ตัว (The two factors interaction sum of squares)

$$SS_{Subtotals} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{b} y_{ij.}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$$

$$SS_{AB} = SS_{Subtotals} - SS_A - SS_B$$

ดังนั้นเมื่อเอาผลรวมกำลังสองของผลกระทบหลัก (Main Effect) แต่ละตัวและของอิทธิพลร่วม (Interaction) ไปหักออกจากผลรวมกำลังสองของทั้งหมด ก็จะได้ค่าผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Error) ดังสมการ

$$SS_E = SS_T - SS_{Subtotal}$$

ซึ่งรายละเอียดต่าง ๆ ของผลรวมกำลังสองของแต่ละตัวได้แสดงไว้ในตารางที่ 2.8 โดยที่ถ้าหากค่า $F_0 \le F_{\sigma,\nu_1,\nu_2}$ แล้ว ถือว่าปัจจัยนั้นไม่มีผลสามารถยอมรับสมมติฐานที่กำหนด (Null Hypothesis) ได้

ตารางที่ 2.8 การวิเคราะห์ความแปรปรวน สำหรับ Two – Factor Fixed Effect Model

| Source of Variation (SOV) | Sum of Squares (SS) | Degree of Freedom (df) | Mean Squares (MS) | $F_0$ |
|---|---|---|---|---|
| A | $SS_A$ | a-1 | $MS_A = \frac{SS_A}{a-1}$ | $MS_A / MS_E$ |
| B | $SS_B$ | b-1 | $MS_B = \frac{SS_B}{b-1}$ | $MS_B / MS_E$ |
| AB | $SS_{AB}$ | (a-1)(b-1) | $MS_{AB} = \frac{SS_{AB}}{(a-1)(b-1)}$ | $MS_{AB} / MS_E$ |
| Error | $SS_E$ | ab(n-1) | $MS_E = \frac{SS_E}{ab(n-1)}$ | |
| Total | $SS_T$ | abn-1 | | |

## 2.9 ดัชนีความสามารถของกระบวนการสำหรับแม่พิมพ์ฉีดพลาสติกในกรณีหลายคาวิตี้

## (Capability Index for Multi-cavity Molds)

โดยปกติแล้วการศึกษาดัชนีความสามารถของกระบวนการ ( Cpk ) เป็นโอกาสที่ผู้ผลิตได้เรียนรู้ซึ่งความสามารถที่แท้จริงของกระบวนการผลิตว่าเป็นไปตามข้อกำหนดของลูกค้าหรือไม่ โดยทั่วไปวิธีการคำนวณค่า Cpk ที่เป็นยอมรับและนิยมใช้กันอย่างแพร่หลายดังแสดงในสมการข้างล่างนี้

$$C_{pk} = \min\left(\frac{\mu - LSL}{3\sigma}, \frac{ULS - \mu}{3\sigma}\right) \qquad (2.9.1)$$

โดยที่ LSL คือ ค่ามาตรฐานทางด้านต่ำ ( Lower specification Limit )

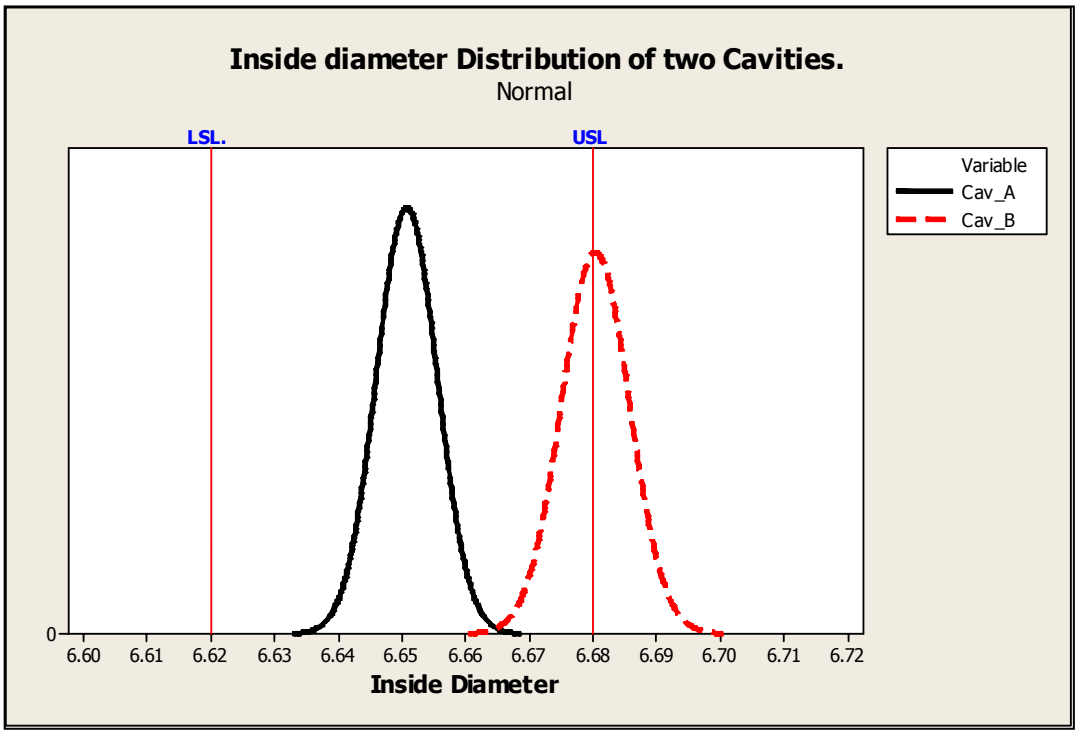
USL คือ ค่ามาตรฐานทางด้านสูง ( Upper specification Limit )

$\sigma$ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( Standard Deviation )

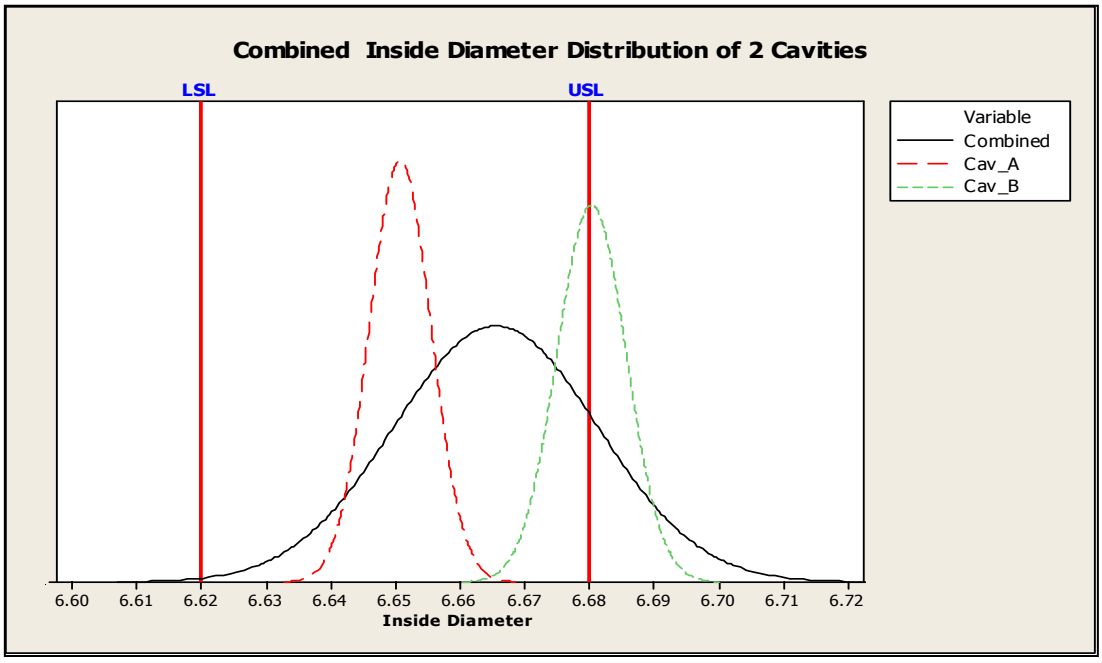
ค่า Cpk โดยทั่วไปสามารถที่จะบ่งบอกความสามารถของกระบวนการและขณะเดียวกันสามารถที่จะสื่อถึงสัดส่วนของเสียที่เกิดขึ้นในกระบวนการนั้นๆ หรือลำดับเครื่องจักรนั้น ค่า Cpk ที่มีค่าต่ำบ่งบอกถึงสัดส่วนของเสียที่มีโอกาสเกิดขึ้นได้สูงในทางกลับกัน ค่า Cpk ที่มีค่าสูงเป็นดัชนีวัดว่า

สัดส่วนของเสียที่ไม่เป็นไปตามข้อกำหนดของลูกค้ามีโอกาสเกิดขึ้นได้น้อยสำหรับกระบวนการนั้นๆหรือเครื่องจักรนั้นๆ ในกรณีของแม่พิมพ์ฉีดพลาสติกที่มีหลาย คาวิตี้ (cavity) ในการคำนวณค่า Cpk นั้นไม่สามารถที่จะคำนวณตามปกติสมการที่ 2.9.1 ได้เพราะค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละ คาวิตี้ (cavity) มีความแตกต่างกันหากเอาค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานในทุกๆ คาวิตี้ (cavity) มาหาค่าเฉลี่ยและนำมาคำนวณค่า Cpk โดยค่าที่ได้มาจะไม่ใช่ค่า Cpk ที่แท้จริง ที่จะใช้บอกความสามารถของกระบวนการซึ่งสามารถอธิบายได้ดังตัวอย่างต่อไปนี้

สมมุติให้กระบวนการฉีดพลาสติกโดยแม่พิมพ์ฉีดมี 2 คาวิตี้ (cavity) ด้วยกันโดยกำหนดให้ คาวิตี้ (cavity)-A มีค่า Cpk ของลักษณะคุณภาพขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง เท่ากับ 2 และคาวิตี้ (cavity) -B มีค่า Cpk เท่ากับ 0 ดังแสดงให้เห็นในภาพที่ 2.3 หากพิจารณาปริมาณของเสียจากค่า Cpk ที่กำหนดให้คาวิตี้ (cavity)-A ที่มีค่า Cpk เท่ากับ 2 นั้นจะมีสัดส่วนของเสียที่มีโอกาสเกิดขึ้นแค่ 0.002 ppm แต่ในขณะที่ คาวิตี้ (cavity) -B ซึ่งมีค่า Cpk เท่ากับ 0 ซึ่งโอกาสที่จะมีสัดส่วนของเสียเกิดขึ้นเท่ากับ 50 เปอร์เซ็น และหากคิดเป็นค่าเฉลี่ยสัดส่วนของเสียของทั้ง 2 คาวิตี้ (cavity) คือ 25 เปอร์เซ็นที่มีโอกาสเกิดขึ้น และหากคำนวณค่าเฉลี่ยของ Cpk ระหว่างสองคาวิตี้ (cavity) นี้จะเท่ากับ 1 ซึ่งใช้เป็นตัวแทนในการบอกความสามารถของกระบวนการผลิตนี้โดยรวมวิธีการคิดค่า Cpk ดังกล่าวนี้ เป็นเพียงแนวทางในการคำนวณในเชิงตัวเลขแต่การพิจาราณาในความเป็นจริงจะเห็นได้ว่าค่า Cpk ซึ่งเท่ากับ 1 นั้น มีโอกาสที่ของเสียจะเกิดขึ้นในสัดส่วนเท่ากับ 0.27% เท่านั้น แต่ขณะที่ลูกค้ามีโอกาสที่จะได้รับของเสียจากผู้ผลิตเฉลี่ยทั้งคาวิตี้ (cavity) A และ B เท่ากับ 25% ซึ่งแสดงให้เห็นในภาพที่ 2.4 ดังนั้นการคำนวณค่า Cpk ลักษณะอย่างนี้ไม่สามารถใช้ได้กับกระบวนการผลิตแบบนี้โดยเฉพาะกระบวนการผลิตพลาสติกที่แม่พิมพ์มีหลายคาวิตี้ (cavity)




ภาพที่ 2.3 แสดงการกระจายของเส้นผ่านศูนย์กลาง 2 คาวิตี้ (cavity) โดยค่า Cpk เท่ากับ 2 และเท่ากับ 0




ภาพที่ 2.4 แสดงการกระจายของขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 2 คาวิตี้ (cavity) รวมกันเพื่อแสดงให้เห็นลักษณะสัดส่วนของเสียที่มีโอกาสเกิดขึ้น

2.9.1 วิธีการคำนวณค่า Cpk โดยรวมสำหรับแม่พิมพ์ฉีดพลาสติกที่มีหลาย คาวิตี้ (cavity)
จากที่ได้กล่าวแล้วในข้างต้นว่าวิธีคำนวณค่า Cpk โดยรวมตามแบบสมการที่ 2.9.1 นั้นไม่สามารถใช้ได้กับกระบวนการฉีดพลาสติกที่แม่พิมพ์มีหลาย คาวิตี้ (cavity) ดังนั้นวิธีการคำนวณค่า Cpk โดยรวมที่ถูกต้องนั้นสามารถทำได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1: ทำการประเมินสัดส่วนของเสียของทุก คาวิตี้ (cavity) โดยเทียบกับมาตรฐานที่ลูกค้ากำหนดให้อยู่ในภาพของเปอร์เซ็นหรือ ppm ก็ได้ โดยวิธีคำนวณจะทำการแยกระหว่างสัดส่วนของเสียเมื่อเทียบกับมาตรฐานด้านสูง ( USL ) และสัดส่วนของเสีย เมื่อเทียบกับมาตรฐานด้านต่ำ (LSL ) ซึ่งสามารถอธิบายด้วยสมการดังต่อไปนี้

$$\hat{P}_{USL} = \frac{\sum_{i=1}^{s} p_{au,i}}{s} \quad (2.9.2)$$

โดยที่ $P_{au,i}$ คือเปอร์เซ็นสัดส่วนของเสียเมื่อเปรียบเทียบกับมาตรฐานด้านสูงของคาวิตี้ (cavity) i
S คือจำนวนของ คาวิตี้ (cavity) ทั้งหมดที่มีในแม่พมพ์ฉีดพลาสติก

$$\hat{P}_{LSL} \quad \frac{\sum_{i=1}^{s} p_{al,i}}{s} \quad (2.9.3)$$

โดยที่ $P_{al,i}$ คือเปอร์เซ็นสัดส่วนของเสีย เมื่อเปรียบเทียบกับมาตรฐานด้านต่ำของคาวิตี้ (cavity)
S คือจำนวนของคาวิตี้ (cavity) ทั้งหมดที่มีในแม่พิมพ์ฉีดพลาสติก

$$P\{X_i \le LSL\} = \Phi\left(\frac{\mu_i - LSL}{\sigma}\right) \quad (2.9.4)$$

$$P\{X_i \ge USL\} = 1 - \Phi\left(\frac{ULS - \mu_i}{\sigma}\right) \quad (2.9.5)$$

โดยที่ $X_i$ คือค่าของขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของ คาวิตี้ i ซึ่งมีการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution)

$\mu_i$ คือค่าเฉลี่ยของขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของ คาวิตี้ i

$\sigma$ คือ สัดส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานขนาดเส้นผ่ายศูนย์กลางของ คาวิตี้ i

หมายเหตุ : สมการที่ 2.9.4 แสดงการคำนวณหาสัดส่วนของเสียเป็นเปอร์เซ็นของคาวิตี้ (cavity) i โดยเปรียบเทียบกับมาตรฐานด้านต่ำ (LSL)

สมการที่ 2.9.5 แสดงการคำนวณหาสัดส่วนของเสียเป็นเปอร์เซ็นของคาวิตี้ (cavity) I โดยเปรียบเทียบกับมาตรฐานด้าน สูง (USL)

ขั้นตอนที่ 2 : ภายหลังจาการคำนวณหาสัดส่วนของเสียเป็นเปอร์เซ็นของแต่ละคาวิตี้ (cavity) และทำการหาค่าเฉลี่ย โดยเปรียบเทียบกับมาตรฐานด้านสูง ( $\hat{p}_{USL}$ ) และมาตรฐานด้านต่ำ ( $\hat{p}_{LSL}$ ) ให้ทำการเปลี่ยนเป็นค่า $Z_{USL}$ และ $Z_{LSL}$ โดยสามารถทำได้โดยการคำนวณหรือใช้ตารางมาตรฐานการกระจายแบบปกติ (Cumulative Standard Normal Distribution) โดยจะมีค่า Z ทดลองค่าด้วยกันโดยทำการเลือกค่า Z ที่ต่ำกว่าดังแสดงในสมการที่ 2.9.6 เพื่อนำไปคำนวณค่า Cpk ในขั้นตอนที่ 3

$$Z_{\min} = \min (Z_{LSL}, Z_{USL}) \tag{2.9.6}$$

ขั้นตอนที่ 3 : ทำการคำนวณค่า Cpk โดยเฉลี่ยเพื่อเป็นตัวแทนบ่งชี้ความสามารถของกระบวนการของลักษณะคุณภาพใดๆ สำหรับแม่พิมพ์ฉีดพลาสติกที่มีหลาย คาวิตี้ (cavity) ดังแสดงในสมการที่ 2.9.7 หรือสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับกระบวนการการผลิตอื่นๆ ที่มีเงื่อนไขเหมือนกัน

$$\overline{C}_{pk} = \frac{Z_{min}}{3} \tag{2.9.7}$$

โดยที่ Cpk คือค่าเฉลี่ยของดัชนีบ่งชี้ความสามารถของกระบวนการสำหรับแม่พิมพ์ฉีดพลาสติกที่มีหลายคาวิตี้ (cavity)