
การประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทสำหรับแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร

Application of Neural Networks to Multivariate Quality Control Charts

จตุภัทร เมฆพายัพ* และ กิตาการ สายธนู
ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา

Jatupat Mekparyup* and Kidakan Saithanu

Department of Mathematics, Faculty of Science, Burapha University

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินการประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทสำหรับการวิเคราะห์การควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร Multi-Layer Perceptron (MLP) เป็นโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายที่นิยมใช้กัน เนื่องจากให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อกระบวนการผลิตออกนอกรอบคุณได้ดีกว่าวิธีการแบบดั้งเดิม ต่อมาโครงสร้างข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ Radial Basis Function ได้ถูกเลือกมาเพื่อใช้สำหรับปรับปรุงสมรรถนะ (performance) และเพื่อใช้ในการตรวจสอบกระบวนการผลิตให้ดีขึ้น จากผลการวิจัยพบว่าเทคนิคของข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่ข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายไม่สามารถเอาชนะแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบดั้งเดิมได้

คำสำคัญ : แผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร ข่ายงานระบบประสาท Multi-Layer Perceptron (MLP) Radial Basis Function จำนวนผลิตภัณฑ์โดยเฉลี่ยที่ทำการตรวจสอบได้ก่อนที่จะมีจำนวนผลิตภัณฑ์ของข้อมูลตัวอย่างตกลอยู่นอกชีดจำกัดควบคุม

Abstract

This paper aims to evaluate on application of neural networks to the analysis of multivariate quality control. The Multi-Layer Perceptron (MLP) is the simple neural network architecture to be commonly employed. It provides better results in detecting shift for monitoring process mean than traditional methods in many cases. The advanced neural network architecture, Radial Basis Function (RBF) which is the advanced neural network technique, is then later chosen to improve the performances of neural network monitoring schemes. RBF shows the best output in which the specific case the simple neural network cannot outperform the original quality control chart.

Keywords : Multivariate quality control charts, Neural networks, Multi-layer perceptron (MLP), Radial basis function (RBF), Average run length (ARL)

*Corresponding author. E-mail : jatupat@buu.ac.th

การสร้างแผนภูมิควบคุมคุณภาพ (Quality Control Chart) เป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งในการตรวจสอบคุณภาพของผลิตภัณฑ์ว่ากระบวนการผลิต (process) ที่ใช้ในการผลิต ผลิตภัณฑ์นั้นอยู่ในกระบวนการควบคุม (in-control) หรือไม่ ซึ่งตัวแปรเชิงคุณภาพที่นำมาใช้ในการสร้างแผนภูมิควบคุมนั้น มีทั้งแบบหนึ่งตัวแปร (univariate variable) และแบบหลายตัวแปร (multivariate variables) แผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร (Multivariate Quality Control Charts) ที่ใช้กันมาแต่ดังเดิมนั้นได้แก่ แผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง (Chi-squared Control Chart) และแผนภูมิควบคุม MEWMA (Multivariate Exponentially Weighted Moving Average Control Chart) ซึ่งทั้งสองแผนภูมนี้จะถูกนำมาใช้ในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการการเมื่อคุณลักษณะเชิงคุณภาพ (quality characteristics) มีความสัมพันธ์กัน ภายใต้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่มีค่าคงที่ (constant covariance matrix) และเทคนิคทั้งสองนี้ยังมีข้อตกลงเบื้องต้น (assumptions) คือการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของคุณลักษณะเชิงคุณภาพจะต้องมีการแจกแจงปกติ p ตัวแปร (a p -multivariate normal distribution)

สำหรับวิจัยนี้จะนำเสนอการสร้างแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรด้วยวิธีใหม่คือช่ายางนาระบประสาท (Neural Networks) ซึ่งเป็นวิธีที่มุ่งเน้นถึงการตรวจสอบกระบวนการผลิตโดยไม่จำเป็นต้องคำนึงถึงข้อตกลงเบื้องต้นใดๆ แนวคิดของช่ายางนาระบประสาทนั้นได้จากการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (input variables) และตัวแปรตาม (output variables) ของข้อมูลที่มีอยู่

โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรม (architecture) ของช่ายางนาระบประสาทที่นำมาประยุกต์ใช้สำหรับการสร้างแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรในงานวิจัยนี้เป็นช่ายางนาระบประสาทแบบ Radial Basis Function (RBF) ที่มีประเภทของการเชื่อมต่อ (Type of Connection) เป็นแบบการเชื่อมโยงกันไปข้างหน้าแบบทั่วถึง (fully-connected feed-forward) ซึ่งมีชั้นซ่อน (hidden layer) เพียงหนึ่งชั้น โดยมีพิงก์ชันเชื่อมต่อการทำงานซึ่งเป็นพิงก์ชันที่ใช้ในการเรียนรู้ในแต่ละระดับชั้น (Transfer Function) หรือฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function) เป็น Softmax Function และมีพิงก์ชันในการส่งผ่านข้อมูลที่เรียกว่า Combination Function เป็นแบบ Radial Basis Function

โครงสร้างข้างต้นเป็นโครงสร้างของช่ายางนาระบประสาทขั้นสูงจึงเหมาะสมสำหรับผู้ใช้งานหรือผู้ปฏิบัติการที่มีความรู้หรือความชำนาญเกี่ยวกับช่ายางนาระบประสาท และโครงสร้างของช่ายางนาระบประสาทนี้ยังมีความแกร่ง (robust) ต่อข้อตกลงเบื้องต้นอีกด้วย ในขณะเดียวกันก็จะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าหรือย่างน้อยก็เท่ากันกับโครงสร้างของช่ายางนาระบประสาทแบบ Multi-Layer Perceptron ซึ่งเป็นช่ายางนาระบประสาทอย่างง่าย และแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบดังเดิมทั้งแผนภูมิควบคุมไคกำลังสองและแผนภูมิควบคุม MEWMA โดยเห็นได้จากการเปรียบเทียบค่า ARL (Average Run Length) ซึ่งเป็นค่าของตัวเลขที่บ่งบอกถึงจำนวนผลิตภัณฑ์โดยเฉลี่ยที่ทำการตรวจสอบได้ก่อนที่จะมีจำนวนผลิตภัณฑ์ของข้อมูลตัวอย่างตกอยู่นอกชีดจำกัดควบคุม (control limit)

ดึงแม้ว่าช่ายางนาระบประสาทแบบ MLP จะมีความสามารถในการตรวจสอบได้ดีกว่าแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบดังเดิมก็ตาม แต่ในการควบคุมคุณภาพเชิงสถิติก็ยังคงนำช่ายางนาระบประสาทที่มีโครงสร้างอื่นๆ มาประยุกต์ใช้ อาทิเช่นช่ายางนาระบประสาทแบบ RBF ทั้งนี้เพื่อเป็นการปรับปรุงและพัฒนาให้ช่ายางนาระบประสาทมีสมรรถภาพ (capability) ในกระบวนการตรวจสอบกระบวนการที่ดีขึ้น โดยจะคำนึงถึง (1) ความเร็วที่ใช้ในการป้อนข้อมูล (training speed) ให้กับช่ายางนาระบประสาท (2) ความไว (sensitivity) ในการตรวจต้นพบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการ (detecting process shift) และ (3) ปัญหาในการเกิดการเรียนรู้เกินความจำเป็น (overtraining) หรือการเรียนรู้ต่ำกว่าที่ควรจะเป็น (under training)

ชีดจำกัดควบคุมสำหรับแผนภูมิควบคุม (Control Limits for Control Charts)

แผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรที่ใช้ เมื่อคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีความสัมพันธ์กัน ภายใต้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่มีค่าคงที่ ได้แก่

1. แผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง

สมมติให้ \mathbf{X}_t เป็นเวกเตอร์สุ่มของคุณลักษณะเชิงคุณภาพ p ลักษณะที่ควบคุม $t : t = 1, 2, \dots$ และการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของคุณลักษณะเชิงคุณภาพ p ลักษณะมีการแจกแจงปกติ p ตัวแปร หรือกำหนดด้วยลัญลักษณ์ $\mathbf{X}_t \sim N_p(\mu, \Sigma)$ โดยที่ μ เป็นเวกเตอร์ของค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะ

เชิงคุณภาพแต่ละลักษณะที่อยู่ในการควบคุม นั้นคือ $\mu' = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)$ และ \sum เป็นเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{1,2} & \dots & \sigma_{1,p} \\ \sigma_{1,2} & \sigma_2^2 & \dots & \sigma_{2,p} \\ \vdots & & \ddots & \\ \sigma_{1,p} & \sigma_{2,p} & \dots & \sigma_p^2 \end{bmatrix}$$

ซึ่ง σ_j^2 คือความแปรปรวนของคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่ $j; j = 1, 2, \dots, p$ และ $\sigma_{i,j}$ คือความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่ i และ $j; i \neq j$ และถ้าสมมติว่าคุณลักษณะเชิงคุณภาพแต่ละลักษณะมีค่าความแปรปรวนเท่ากัน จะได้ว่า $\sigma_j^2 = 1$

การควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรด้วยวิธีนี้ จำเป็นต้องคำนวณค่าเฉลี่ยตัวอย่างสำหรับแต่ละคุณลักษณะเชิงคุณภาพทั้ง p ลักษณะจากตัวอย่างขนาด n Hotelling's (1947) เสนอการสร้างแผนภูมิควบคุมนี้ โดยกำหนดให้ $\bar{\mathbf{X}}_t$ เป็นเวลาต่อรือของค่าเฉลี่ยตัวอย่างของคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่ t นาที คือ

$$\bar{\mathbf{X}}_t' = (\bar{x}_{t1}, \bar{x}_{t2}, \dots, \bar{x}_{tp}); t = 1, 2, \dots$$

ค่าสถิติที่ใช้ จะกำหนดโดย

$$\chi_t^2 = n(\bar{\mathbf{X}}_t - \mu)' \Sigma^{-1} (\bar{\mathbf{X}}_t - \mu)$$

ซึ่งมีขีดจำกัดควบคุมบน (Upper Control Limit : UCL) เป็น $\chi_{\alpha,p}^2$ เมื่อ $\chi_{\alpha,p}^2$ คือค่าเบอร์เซ็นไทล์ที่ $100(1-\alpha)$ ของการแจกแจงไคกำลังสองที่มีองค์การแลรีเท่ากับ p อย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติจริงจะไม่ทราบค่าของ μ และ Σ จึงต้องพิจารณากรณีที่ข้อมูลแบ่งเป็นกลุ่มย่อย (subgroup) ซึ่งตัวประมาณของ μ และ Σ คือ $\bar{\mathbf{X}}$ และ \mathbf{S} ตามลำดับ โดยจะคำนวณค่าประมาณจากตัวอย่าง m กลุ่มย่อยและแต่ละกลุ่มย่อยมีขนาดเท่ากับ n ตัวอย่าง เมื่อกระบวนการกรูกำหนดให้อยู่ในการควบคุม (in-control) ค่าสถิติที่ใช้ จะกำหนดโดย

$$T_t^2 = n(\bar{\mathbf{X}}_t - \bar{\bar{\mathbf{X}}})' \mathbf{S}^{-1} (\bar{\mathbf{X}}_t - \bar{\bar{\mathbf{X}}})$$

ซึ่งจะเรียกแผนภูมิควบคุมนี้ว่าแผนภูมิ Hotelling T^2

2. แผนภูมิ MEWMA

Lowry et al., (1992) เสนอแผนภูมิ MEWMA ที่กำหนดโดย

$$\mathbf{Z}_i = \mathbf{R}\mathbf{X}_i + (\mathbf{I} - \mathbf{R})\mathbf{Z}_{i-1}; i = 1, 2, \dots$$

โดยที่ $\mathbf{Z}_0 = \bar{\bar{\mathbf{X}}}$ และ $\mathbf{R} = \text{diag}(r_1 = r_2 = \dots = r_p)$, $0 < r_j \leq 1; j = 1, 2, \dots, p$, เมื่อ r_j เป็นค่าคงตัวแบบถ่วงน้ำหนักและมีค่าอนอกแนวเส้นทแยงมุมเป็นศูนย์

ถ้าค่าถ่วงน้ำหนักทุกค่าของคุณลักษณะเชิงคุณภาพทั้ง p ลักษณะมีค่าเท่ากัน ($r_1 = r_2 = \dots = r_p$) และสูตรของ MEWMA จะเขียนได้ดังนี้

$$\mathbf{Z}_i = r\mathbf{X}_i + (1-r)\mathbf{Z}_{i-1}; i = 1, 2, \dots$$

และ $\Sigma_{\mathbf{Z}_i} = \frac{r}{2-r} [1 - (1-r)^{2i}] \Sigma$

$$\text{เมื่อ } i \text{ ลู่เข้า } \infty \text{ และจะได้ว่า } \Sigma_{\mathbf{Z}_i} = \left[\frac{r}{2-r} \right] \Sigma$$

จึงเห็นได้ว่าแผนภูมิ MEWMA จะสมมูล (equivalent) กับแผนภูมิ Hotelling T^2 เมื่อ r มีค่าเท่ากับ 1 แผนภูมิ MEWMA จะแสดงให้ทราบว่ากระบวนการผลิตออกอาการควบคุมได้ เมื่อค่าสถิติ

$$T_{\text{MEWMA}}^2 = \mathbf{Z}_i' \Sigma_{\mathbf{Z}_i}^{-1} \mathbf{Z}_i > h$$

โดยที่ $\Sigma_{\mathbf{Z}_i}$ เป็นเมตริกซ์ของความแปรปรวนร่วมของ \mathbf{Z}_i และ h คือขีดจำกัดควบคุมที่ให้ค่า ARL ที่สอดคล้องกับผลลัพธ์ของ Lowry, Woodall, Champ, and Rigdon (1992)

3. วิธีของช่ายางระบบประสาท

นักวิจัยหลายคนประยุกต์ใช้ช่ายางระบบประสาทในการควบคุมกระบวนการเชิงสถิติ (Statistical Process Control:SPC) สำหรับแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหนึ่งตัวแปร อาทิเช่น Pugh (1989, 1991) Guo และ Dooley (1992) Smith (1994) และ Stutze (1995) เสนอโครงสร้างช่ายางระบบประสาทแบบ MLP ซึ่งใช้ขั้นตอนวิธี (algorithm) แบบ backpropagation โดย Cheng (1997) และ Yi, Prybutok และ Clayton (2001) แนะนำให้ใช้ค่า ARL ใน การวัดสมรรถนะ (performance) ของช่ายางระบบประสาท

ถึงแม้ว่าช่ายางระบบประสาทจะเป็นวิธีที่ประสบความสำเร็จอย่างสูงในการประยุกต์ใช้กับการควบคุมกระบวนการเชิงสถิติ สำหรับแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหนึ่งตัวแปร แต่สำหรับแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรนั้น ช่ายางระบบประสาทเพิ่งจะได้รับความสนใจเมื่อไม่นานมานี้ Saithanu (2007) แนะนำโครงสร้างช่ายางระบบประสาทแบบ MLP ไว้ 4 แบบ (คือช่ายางระบบประสาทแบบที่มีโหนดของอินพุต (input node) จำนวน 2 โหนด และ 6 โหนด ซึ่งแต่ละโหนดของอินพุตนั้นมี

จำนวนโนนดซ่อน (hidden node) เป็น 3 โนนดและ 5 โนนดตามลำดับ) สำหรับการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ กิດการ สายธู และ บริยาตัน นาคสุวรรณ์, 2551 หาค่าประมาณของขีดจำกัดความคุณของวิธีช่างงานระบบประสาท เนื่องจากไม่ทราบค่าที่แท้จริงของขีดจำกัดความคุณของวิธีช่างงานระบบประสาท ซึ่งเมื่อนำค่าขีดจำกัดความคุณของช่างงานระบบประสาทที่ได้นำมาใช้กับช่างงานระบบประสาทแบบ MLP พบว่าสามารถตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการได้ดีกว่าเทคนิคการตรวจสอบแบบดั้งเดิม

แต่อย่างไรก็ตามเนื่องจากยังไม่มีโครงสร้างช่างงานระบบประสาทที่เป็นมาตรฐานในการประยุกต์ใช้สำหรับแผนภูมิความคุณภาพแบบหลายตัวแปร ดังนั้นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับช่างงานระบบประสาทในกระบวนการความคุณภาพเชิงสถิติ จึงยังคงต้องมีการพัฒนาและปรับปรุงต่อไป งานวิจัยนี้จึงนำเสนอช่างงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF เพื่อให้ช่างงานระบบประสาทสามารถตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการได้ดีขึ้นไปกว่าเดิมอีก ซึ่งช่างงานระบบประสาทแบบ RBF ที่จะพิจารณา มี 4 แบบ ดังนี้

1. RBF2(3) เป็นช่างงานระบบประสาทแบบ RBF ที่มีโนนดของอินพุท จำนวน 2 โนนดและโนนดซ่อนในชั้นซ่อนที่มีหนึ่งชั้น จำนวน 3 โนนด (ดังภาพที่ 1)

2. RBF2(5) เป็นช่างงานระบบประสาทแบบ RBF ที่มีโนนดของอินพุท จำนวน 2 โนนดและโนนดซ่อนในชั้นซ่อนที่มีหนึ่งชั้น จำนวน 5 โนนด (ดังภาพที่ 2)

3. RBF6(3) เป็นช่างงานระบบประสาทแบบ RBF ที่มีโนนดของอินพุท จำนวน 6 โนนดและโนนดซ่อนในชั้นซ่อนที่มีหนึ่งชั้น จำนวน 3 โนนด (ดังภาพที่ 3)

4. RBF6(5) เป็นช่างงานระบบประสาทแบบ RBF ที่มีโนนดของอินพุท จำนวน 6 โนนดและโนนดซ่อนในชั้นซ่อนที่มีหนึ่งชั้น จำนวน 5 โนนด (ดังภาพที่ 4)

วิธีการ

สามารถแบ่งขั้นตอนการดำเนินการได้เป็น 4 ขั้นตอน ดังนี้

1. การเตรียมข้อมูล (Preparing Data)

โดยสร้างข้อมูล (generating data) ที่มีคุณลักษณะเชิงคุณภาพสองลักษณะ ซึ่งมีความล้มพันธ์กันให้กับช่างงานระบบประสาท โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ในการจำลอง (simulation) ดังนี้

1.1 เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะ เชิงคุณภาพ

- เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะ เชิงคุณภาพที่มีค่าน้อย คือ $\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{bmatrix}$

- เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะ เชิงคุณภาพที่มีค่ามาก คือ $\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0.85 \\ 0.85 & 1 \end{bmatrix}$

1.2 ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุม

โดยกำหนดค่า ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุม ให้มีค่าเป็น 200 300 500 และ 700

1.3 โครงสร้างของช่างงานระบบประสาท

กำหนดให้เป็นโครงสร้างของช่างงานระบบประสาท ขั้นสูงแบบ RBF ซึ่งมีชั้นซ่อนหนึ่งชั้น สำหรับจำนวนโนนดในแต่ละชั้นนั้น ให้มีจำนวนโนนดของอินพุทเป็น 2 และ 6 โนนด ส่วนจำนวนโนนดซ่อนนั้น Dooley (1992) เสนอว่าจำนวนโนนดซ่อนไม่ควรมีมากเกินไปซึ่งโดยส่วนใหญ่แล้วจะกำหนดให้มีค่าตั้งแต่ 3 ถึง 6 โนนด เพื่อไม่ให้ช่างงานระบบประสาทมีขนาดใหญ่มากไป ซึ่งอาจทำให้เกิดปัญหาการประมาณค่ามากเกินไป (overestimate) จึงกำหนดให้จำนวนโนนดซ่อนเป็น 3 และ 5 โนนด และสำหรับจำนวนโนนดของเอาท์พุท (output node) นั้น กำหนดให้เป็น 1 โนนด ซึ่งจะเป็นตัวบ่งบอกสถานะของการกระบวนการผลิต ว่ากระบวนการผลิตนั้นอยู่ในการควบคุมหรือออกนอกการควบคุม

1.4 ประเภทของการเชื่อมต่อ

Pugh (1991) Change และ Aw (1996) แนะนำว่า ประเภทของการเชื่อมต่อของช่างงานระบบประสาทที่เป็นแบบการเชื่อมโยงกันไปข้างหน้าแบบทั่วถึงจะทำให้ช่างงานระบบประสาทมีการสู้เข้า (convergence) ในงานวิจัยนี้จึงใช้การเชื่อมต่อแบบการเชื่อมโยงกันไปข้างหน้าแบบทั่วถึงโดยใช้หลักการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning rule) ที่มีขั้นตอนวิธีของการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt

1.5 พิงก์ชันเชื่อมต่อการทำงาน

กำหนดให้เป็น Softmax Function โดยมีฟังก์ชันในการส่งผ่านข้อมูลเป็นแบบ Radial Basis Function

2. การป้อนข้อมูล (Training Data)

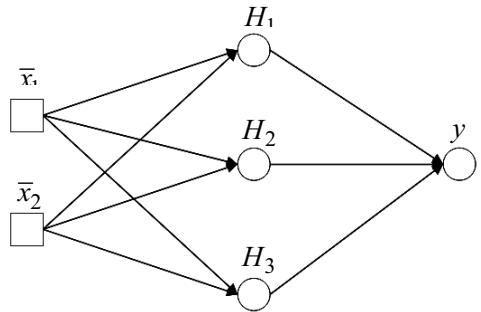
นำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 ป้อนให้กับช่างงานระบบประสาท เพื่อหาค่าผลลัพธ์ (output) จากวิธีการของช่างงานระบบประสาท ซึ่งลักษณะของข้อมูลที่จะป้อนให้กับช่างงานระบบประสาทนั้น มี 2 ลักษณะ คือ

$$g_0^{-1}(E(y)) = w_0 + w_1 H_1 + w_2 H_2 + w_3 H_3$$

$$H_1 = \exp\left(-w_{01}^2 [(\bar{x}_1 - w_{11})^2 + (\bar{x}_2 - w_{21})^2]\right)$$

$$H_2 = \exp\left(-w_{02}^2 [(\bar{x}_1 - w_{12})^2 + (\bar{x}_2 - w_{22})^2]\right)$$

$$H_3 = \exp\left(-w_{03}^2 [(\bar{x}_1 - w_{13})^2 + (\bar{x}_2 - w_{23})^2]\right)$$



ภาพที่ 1 โครงสร้างของช่ายงานระบบประสาทแบบ RBF 2(3)

$$g_0^{-1}(E(y)) = w_0 + w_1 H_1 + w_2 H_2 + w_3 H_3 + w_4 H_4 + w_5 H_5$$

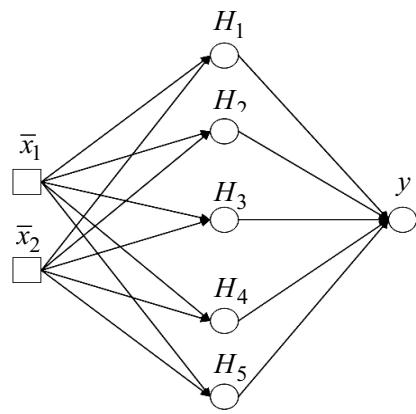
$$H_1 = \exp\left(-w_{01}^2 [(\bar{x}_1 - w_{11})^2 + (\bar{x}_2 - w_{21})^2]\right)$$

$$H_2 = \exp\left(-w_{02}^2 [(\bar{x}_1 - w_{12})^2 + (\bar{x}_2 - w_{22})^2]\right)$$

$$H_3 = \exp\left(-w_{03}^2 [(\bar{x}_1 - w_{13})^2 + (\bar{x}_2 - w_{23})^2]\right)$$

$$H_4 = \exp\left(-w_{04}^2 [(\bar{x}_1 - w_{14})^2 + (\bar{x}_2 - w_{24})^2]\right)$$

$$H_5 = \exp\left(-w_{05}^2 [(\bar{x}_1 - w_{15})^2 + (\bar{x}_2 - w_{25})^2]\right)$$



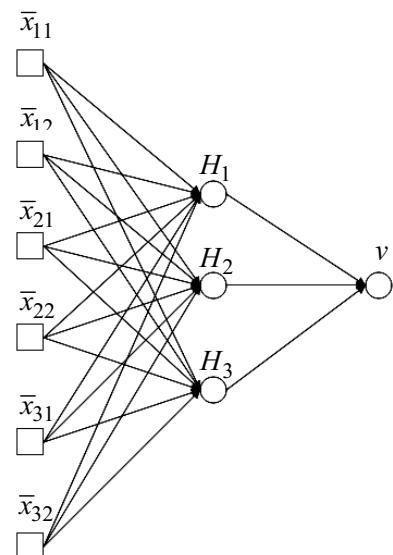
ภาพที่ 2 โครงสร้างของช่ายงานระบบประสาทแบบ RBF 2(5)

$$g_0^{-1}(E(y)) = w_0 + w_1 H_1 + w_2 H_2 + w_3 H_3$$

$$H_1 = \exp\left(-w_{01}^2 [(\bar{x}_1 - w_{11})^2 + (\bar{x}_2 - w_{21})^2 + (\bar{x}_3 - w_{31})^2 + (\bar{x}_4 - w_{41})^2 + (\bar{x}_5 - w_{51})^2 + (\bar{x}_6 - w_{61})^2]\right)$$

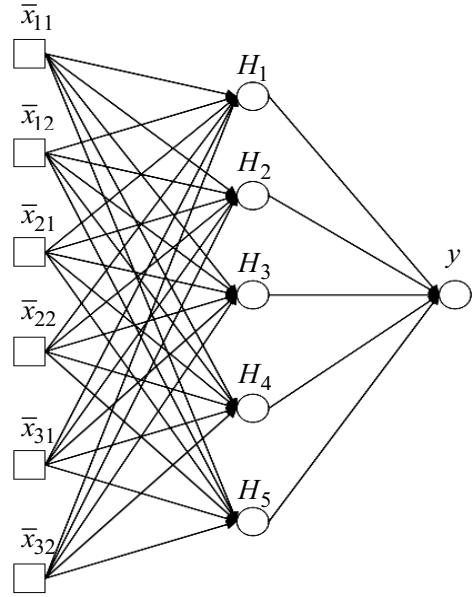
$$H_2 = \exp\left(-w_{02}^2 [(\bar{x}_1 - w_{12})^2 + (\bar{x}_2 - w_{22})^2 + (\bar{x}_3 - w_{32})^2 + (\bar{x}_4 - w_{42})^2 + (\bar{x}_5 - w_{52})^2 + (\bar{x}_6 - w_{62})^2]\right)$$

$$H_3 = \exp\left(-w_{03}^2 [(\bar{x}_1 - w_{13})^2 + (\bar{x}_2 - w_{23})^2 + (\bar{x}_3 - w_{33})^2 + (\bar{x}_4 - w_{43})^2 + (\bar{x}_5 - w_{53})^2 + (\bar{x}_6 - w_{63})^2]\right)$$



ภาพที่ 3 โครงสร้างของช่ายงานระบบประสาทแบบ RBF 6(3)

$$\begin{aligned}
g_0^{-1}(E(y)) &= w_0 + w_1 H_1 + w_2 H_2 + w_3 H_3 \\
&\quad + w_4 H_4 + w_5 H_5 \\
H_1 &= \exp \left(-w_{01}^2 \left[(\bar{x}_1 - w_{11})^2 + (\bar{x}_2 - w_{21})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_3 - w_{31})^2 + (\bar{x}_4 - w_{41})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_5 - w_{51})^2 + (\bar{x}_6 - w_{61})^2 \right] \right) \\
H_2 &= \exp \left(-w_{02}^2 \left[(\bar{x}_1 - w_{12})^2 + (\bar{x}_2 - w_{22})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_3 - w_{32})^2 + (\bar{x}_4 - w_{42})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_5 - w_{52})^2 + (\bar{x}_6 - w_{62})^2 \right] \right) \\
H_3 &= \exp \left(-w_{03}^2 \left[(\bar{x}_1 - w_{13})^2 + (\bar{x}_2 - w_{23})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_3 - w_{33})^2 + (\bar{x}_4 - w_{43})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_5 - w_{53})^2 + (\bar{x}_6 - w_{63})^2 \right] \right) \\
H_4 &= \exp \left(-w_{04}^2 \left[(\bar{x}_1 - w_{14})^2 + (\bar{x}_2 - w_{24})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_3 - w_{34})^2 + (\bar{x}_4 - w_{44})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_5 - w_{54})^2 + (\bar{x}_6 - w_{64})^2 \right] \right) \\
H_5 &= \exp \left(-w_{05}^2 \left[(\bar{x}_1 - w_{15})^2 + (\bar{x}_2 - w_{25})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_3 - w_{35})^2 + (\bar{x}_4 - w_{45})^2 \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + (\bar{x}_5 - w_{55})^2 + (\bar{x}_6 - w_{65})^2 \right] \right)
\end{aligned}$$



ภาพที่ 4 โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF 6(5)

2.1 ข่ายงานระบบประสาทซึ่งมีจำนวนโนนดของอินพุตเป็น 2 โนนด ข้อมูลที่ป้อนจะเป็นค่าเฉลี่ยตัวอย่างสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพ 2 ลักษณะ เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุมซึ่งใช้เฉพาะข้อมูลที่เป็นค่าปัจจุบัน นั่นคือ $\bar{\mathbf{X}}_t = (\bar{\mathbf{X}}_{t,1}, \bar{\mathbf{X}}_{t,2})$

2.2 ข่ายงานระบบประสาทซึ่งมีจำนวนโนนดของอินพุตเป็น 6 โนนด ข้อมูลที่ป้อนจะเป็นค่าเฉลี่ยตัวอย่างสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพ 2 ลักษณะ เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุมซึ่งใช้ข้อมูลของ 3 ช่วงเวลาที่ต่อเนื่องกัน จึงเป็นข้อมูลที่เป็นทั้งค่าปัจจุบันและข้อมูลที่เป็นค่าในอดีต นั่นคือ $(\bar{\mathbf{X}}_t, \bar{\mathbf{X}}_{t-1}, \bar{\mathbf{X}}_{t-2}) = (\bar{\mathbf{X}}_{t,1}, \bar{\mathbf{X}}_{t,2}, \bar{\mathbf{X}}_{t-1,1}, \bar{\mathbf{X}}_{t-1,2}, \bar{\mathbf{X}}_{t-2,1}, \bar{\mathbf{X}}_{t-2,2},)$

3. การหาค่าประมาณของชีดจำกัดควบคุม (Determine Approximated Control Limit)

เนื่องจากไม่ทราบการแจกแจงที่แท้จริงในการหาค่าชีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาทและ Harrell and Davis (1982) ได้แสดงให้เห็นว่าค่าประมาณแบบปัրนให้เรียบของเปอร์เซ็นไทล์ในการหาค่าตัวประมาณของ Harrell-Davis นั้นจะให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error:MSE) น้อยกว่าตัวประมาณค่าควบคุมไทล์ ดังนั้นจึงใช้ Q_p เป็นตัวประมาณค่าควบคุมไทล์ที่ p ของ Harrell-Davis ในการหาค่าประมาณของชีดจำกัดควบคุม

จากนั้นทำการหาค่าเฉลี่ยของค่าประมาณของชีดจำกัดควบคุมที่ได้จากการทำซ้ำ (iterative method) จำนวน 100 ครั้ง จากขั้นตอนที่ 1 ถึง 3 ซึ่งเมื่อได้ค่าประมาณของชีดจำกัดควบคุมนี้แล้ว จะใช้ค่าที่ได้นี้เป็นจุดแยกตัว (cut-off point) ในการบ่งบอกว่าเมื่อเวลาผ่านไปกระบวนการผลิตยังคงอยู่ในการควบคุม หรือออกนอกรอบควบคุม

4. การหาค่า ARL เมื่อกระบวนการผลิตออกนอกรอบควบคุม

ในการเปรียบเทียบผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตระหว่างวิธีของข่ายงานระบบประสาทและวิธีของแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรแบบดังเดิม (แผนภูมิควบคุมได้กำลังสองและแผนภูมิควบคุม MEWMA) นั้น จะต้องหาค่าชีดจำกัดควบคุมของวิธีการทั้ง 3 วิธี เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในกระบวนการควบคุม จากนั้นจึงใช้ค่าชีดจำกัดควบคุมที่ได้นี้เป็นจุดแยกตัว เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพ ซึ่งจะวัดขนาดของการเปลี่ยนแปลงนี้ได้ด้วยเทอมของพารามิเตอร์ noncentrality (δ) ที่นิยามโดย Montgomery (2005) คือ (1) ถ้า $\delta = 0$ หมายความว่า กระบวนการผลิตอยู่ในกระบวนการควบคุม (2) ถ้า $\delta = 1$ หมายความว่า กระบวนการผลิตออกนอกรอบกระบวนการควบคุม โดยมีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ย

ตารางที่ 1 ค่าประมาณของชีดจำกัดควบคุม สำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย

ARL	RBF2(3)	RBF2(5)	RBF6(3)	RBF6(5)
200	0.804147	0.808293	0.943755	0.952685
300	0.814240	0.814364	0.956657	0.959540
500	0.835723	0.829116	0.970359	0.971899
700	0.838948	0.845660	0.973876	0.976363

สำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพด้วยขนาดเล็ก (small shift) และ (3) ถ้า $\delta = 3$ หมายความว่ากระบวนการผลิตออกนอกรอบควบคุมโดยมีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพด้วยขนาดใหญ่ (large shift) ซึ่งในงานวิจัยนี้จะพิจารณาเฉพาะกรณีที่ ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุมมีค่าเป็น 200 เท่านั้น

Lowry และ Montgomery (1995) แสดงให้เห็นว่า แผนภูมิควบคุมได้กำลังสองและแผนภูมิควบคุม MEWMA มีคุณสมบัติของความไม่แปรเปลี่ยนของทิศทาง (directional invariance) คือจะให้ค่า ARL เท่าเดิม ไม่ว่าการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นนั้นจะเกิดขึ้นเนื่องจากค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพลักษณะใดลักษณะหนึ่งเปลี่ยนไป หรือค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพทั้งสองลักษณะเปลี่ยนไป ขณะที่ Saithanu (2006) ซึ่งให้เห็นว่าข่ายงานระบบประสาทไม่มีคุณสมบัติข้อนี้ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงพิจารณากรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพเนื่องจากคุณลักษณะเชิงคุณภาพเพียงลักษณะหนึ่งมีการเปลี่ยนแปลงไปเท่านั้น

ผลการวิจัยและวิจารณ์ผล

1. เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุม ค่าประมาณของชีดจำกัดควบคุม ซึ่งกำหนดค่า ARL ให้มีค่าเป็น 200 300 500 และ 700 ได้ผลดังนี้

- ค่าประมาณของชีดจำกัดควบคุมสำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อยแสดงดังตารางที่ 1

- ค่าประมาณของชีดจำกัดควบคุมสำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามากแสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม สำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามาก

ARL	RBF2(3)	RBF2(5)	RBF6(3)	RBF6(5)
200	0.780731	0.811013	0.948536	0.936648
300	0.814708	0.834578	0.963831	0.952266
500	0.825153	0.846961	0.972382	0.962244
700	0.830002	0.862515	0.974323	0.969652

จากตารางที่ 1 และ 2 เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุมแล้ว จะเห็นว่า

1. ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม สำหรับโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทซึ่งเป็นแบบเดียวกันจะมีค่ามากขึ้น เมื่อค่าของ ARL มีค่ามากขึ้น โดยไม่ขึ้นอยู่กับค่าของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ เช่น ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(3) ซึ่งมีค่าของ ARL เป็น 200 จะมีค่าน้อยกว่าข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(3) ซึ่งมีค่าของ ARL เป็น 300 500 และ 700 เป็นต้น

2. ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม สำหรับโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทซึ่งมีจำนวนโหนดของอินพุตมากขึ้น จะมีค่ามากขึ้น ที่ระดับ ARL เดียวกัน โดยไม่ขึ้นอยู่กับค่าของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ เช่น ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(3) และ RBF2(5) ซึ่งมีค่าของ ARL เป็น 200 300 500 และ 700 จะมีค่าน้อยกว่าข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF6(3) และ RBF6(5) เป็นต้น

3. ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมสำหรับโครงสร้าง หรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทซึ่งมีจำนวนโหนดซ่อนมากขึ้น

3.1 สำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม จะมีค่ามากขึ้นที่ระดับ ARL เดียวกัน นั่นคือ ที่ระดับ ARL เป็น 200 300 และ 700 ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(3) จะมีค่าน้อยกว่าข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(5) และ ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF6(3) จะมีค่าน้อยกว่า ข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF6(5) เป็นต้น แต่ที่ระดับ ARL เป็น 500 ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบ

ประสาทแบบ RBF2(3) จะมีค่ามากกว่าข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(5)

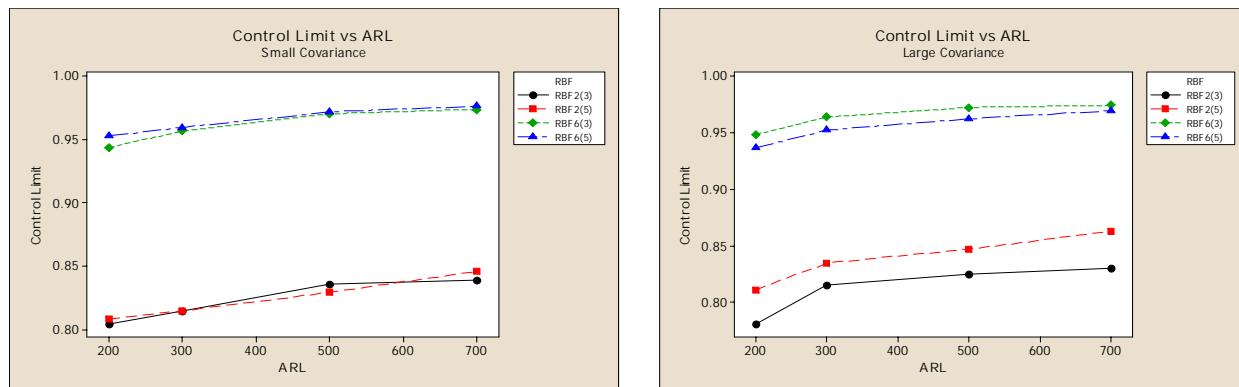
3.2 สำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามากและจำนวนโหนดของอินพุตเป็น 2 โหนด ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมจะมีค่ามากขึ้นที่ระดับ ARL เดียวกัน เช่นที่ระดับ ARL เป็น 200 300 500 และ 700 ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(3) จะมีค่าน้อยกว่าข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(5)

ส่วนกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามากและจำนวนโหนดของอินพุตเป็น 6 โหนด ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม จะมีค่าน้อยลงที่ระดับ ARL เดียวกัน เช่น ที่ระดับ ARL เป็น 200 300 500 และ 700 ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF6(3) จะมีค่ามากกว่าข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF6(5)

ดังนั้นจึงสามารถสรุปความลับพันธ์ระหว่างค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมและค่าของ ARL ที่สอดคล้องกัน ของข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(3) RBF2(5) RBF6(3) และ RBF6(5) เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุม สำหรับกรณีที่เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อยและเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามาก ได้ผลแสดงดังกราฟภาพที่ 5 และภาพที่ 6 ตามลำดับ

2. ARL ของวิธีข่ายงานระบบประสาท แผนภูมิควบคุมได้กำลังสอง และแผนภูมิควบคุม MEWMA

การเปรียบเทียบผลในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตเมื่อค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีการเปลี่ยนแปลง ด้วยขนาดของการเปลี่ยนแปลงเป็นขนาดเล็กและขนาดใหญ่ ระหว่างวิธีของข่ายงานระบบประสาท แผนภูมิควบคุมได้กำลังสองและแผนภูมิควบคุม MEWMA เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุม โดยกำหนดค่า ARL ให้มีค่าเป็น



ภาพที่ 5 ความล้มพันธ์ระหว่างค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม และค่า ARL ที่สอดคล้องกัน สำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ มีค่าน้อย

ภาพที่ 6 ความล้มพันธ์ระหว่างค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม และค่า ARL ที่สอดคล้องกัน สำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ มีค่าน้อย ระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามาก

200 สำหรับเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย ได้ผลแสดงดังตารางที่ 3 และสำหรับ

เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ มีค่ามาก ได้ผลแสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 3 ARL ของวิธีข่ายงานระบบประสาท แผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง และแผนภูมิควบคุม MEWMA สำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย

Shift	Chi-squared	MEWMA	MLP2(3)	MLP2(5)	MLP6(3)	MLP6(5)	RBF2(3)	RBF2(5)	RBF6(3)	RBF6(5)
0	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200
1	41.64	10.43	43.50	36.17	15.22	15.03	32.09	58.99	29.31	8.08
3	2.17	2.42	2.33	2.47	1.07	1.04	2.21	27.77	1.11	1.34

ตารางที่ 4 ARL ของวิธีข่ายงานระบบประสาท แผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง และแผนภูมิควบคุม MEWMA สำหรับกรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามาก

Shift	Chi-squared	MEWMA	MLP2(3)	MLP2(5)	MLP6(3)	MLP6(5)	RBF2(3)	RBF2(5)	RBF6(3)	RBF6(5)
0	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200	≈200
1	42.71	10.11	38.83	28.36	8.79	2.00	30.05	65.64	18.74	44.34
3	2.17	2.43	2.26	2.24	1.02	1.02	2.23	3.23	1.07	1.21

จากตารางที่ 3 จะเห็นว่า สำหรับกรณีเมตريกช์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย เมื่อขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีขนาดเล็ก พบว่า ARL ของวิธีข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF6(5) มีค่าน้อยที่สุด จึงให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตดีที่สุด ในขณะที่ข่ายงานระบบประสาทแบบอื่นๆ ให้ผลดีกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง แต่ไม่ได้กว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA ยกเว้น 2 กรณี คือกรณีข่ายงานระบบประสาทแบบ MLP2(3) จะให้ค่า ARL ใกล้เคียงกันกับวิธีของแผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง และกรณีข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF2(5) จะให้ค่า ARL มากกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง

ส่วนกรณีที่ขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีขนาดใหญ่นั้น พบว่าวิธีของข่ายงานระบบประสาท ซึ่งมีจำนวนโหนดของอินพุทเป็น 6 โหนด คือ MLP6(3) MLP6(5) RBF6(3) และ RBF6(5) ให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตดีกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA ขณะที่วิธีของข่ายงานระบบประสาทซึ่งมีจำนวนโหนดของอินพุทเป็น 2 โหนด คือ MLP2(3) MLP2(5) RBF2(3) และ RBF2(5) จะให้ค่า ARL มากกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง แต่น้อยกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA ยกเว้นสองกรณีซึ่งวิธีของข่ายงานระบบประสาทแบบ MLP2(5) และ RBF2(5) ให้ค่า ARL มากกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA

จากตารางที่ 4 จะเห็นว่าสำหรับกรณีเมตريกช์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามาก เมื่อขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีขนาดเล็ก พบว่าวิธีของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่าย ซึ่งมีจำนวนโหนดของอินพุทเป็น 6 โหนด คือ MLP6(3) และ MLP6(5) ให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตดีที่สุด ขณะที่วิธีของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่าย ซึ่งมีจำนวนโหนดของอินพุทเป็น 2 โหนด คือ MLP2(3) MLP2(5) และ RBF2(3) และ RBF6(3) จะให้ค่า ARL มากกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA แต่น้อยกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง

ส่วนกรณีที่ขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีขนาดใหญ่นั้น พบว่าวิธีของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายและข่ายงานระบบประสาทขั้นสูง ซึ่งมีจำนวนโหนดซ่อนเป็น 3 โหนด คือ RBF2(3) และ RBF6(3) จะให้ค่า ARL มากกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA แต่น้อยกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง

ซึ่งมีจำนวนโหนดของอินพุทเป็น 6 โหนด คือ MLP6(3) MLP6(5) RBF6(3) และ RBF6(5) ให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตดีกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง และแผนภูมิควบคุม MEWMA ขณะที่วิธีของข่ายงานระบบประสาทซึ่งมีจำนวนโหนดของอินพุทเป็น 2 โหนด คือ MLP2(3) MLP2(5) และ RBF2(3) จะให้ค่า ARL มากกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA ขณะที่ถ้าต้องการเปรียบเทียบผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตระหว่างโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายและข่ายงานระบบประสาทขั้นสูง สำหรับกรณีเมตريกช์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย เมื่อขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีขนาดเล็ก พบว่าข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP2(5) และ MLP6(3) ให้ผลดีกว่า ข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF2(5) และ RBF6(3) แต่ข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF2(3) และ RBF6(5) จะให้ผลดีกว่าข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP2(3) และ MLP6(5) แต่ถ้าขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีขนาดใหญ่นั้น พบว่าข่ายงานระบบประสาทซึ่งมีจำนวนโหนดของอินพุทและโหนดซ่อนเท่ากันแล้ว ข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายจะให้ผลดีกว่าข่ายงานระบบประสาทขั้นสูง ยกเว้นเพียงกรณีเดียวคือกรณีข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF2(3) ที่ให้ผลดีกว่าข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP2(3) โดยไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพ

สรุป

แผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหlays ตัวแปรแบบดังเดิมคือแผนภูมิควบคุมไคกำลังสองและแผนภูมิควบคุม MEWMA สำหรับตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการเมื่อคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีความล้มพังกัน ภายใต้เมตريกช์ความแปรปรวนร่วมที่มีค่าคงที่นั้นจะมีข้อตกลงเบื้องต้นคือ การแจกแจง

ความน่าจะเป็นร่วมของคุณลักษณะเชิงคุณภาพต้องมีการแจกแจงปกติ p ตัวแปร เมื่อกระบวนการผลิตออกอาการควบคุมแล้วพบว่า ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพด้วยขนาดเล็กแล้วแผนภูมิควบคุม MEWMA สามารถตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการได้ถูกว่าแผนภูมิควบคุมไม่สามารถจัดการได้ แต่ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพด้วยขนาดใหญ่แล้วแผนภูมิควบคุมไม่สามารถจัดการได้ แต่เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการได้ถูกว่าโดยไม่ขึ้นอยู่กับเมตริกซ์ความแปรปรวนรวมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ

สำหรับวิธีของข่ายงานระบบประสาทนั้น ไม่จำเป็นต้องคำนึงถึงข้อตกลงเบื้องต้น ข่ายงานระบบประสาทจะเป็นอิสระเลือกหนึ่งที่จะใช้เป็นเครื่องมือสำหรับตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ เนื่องจากวิธีของข่ายงานระบบประสาทจะให้สมรรถภาพในการตรวจสอบกระบวนการที่แตกต่างกัน เมื่อเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าแตกต่างกัน ซึ่งพบว่าข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP สามารถตรวจค้นพบรูปแบบเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการได้ถูกว่าแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรแบบดังเดิมเกือบทุกรูปนี้ ยกเว้นเพียงกรณีเดียวที่แผนภูมิควบคุม MEWMA ให้ผลการตรวจสอบที่ถูกว่าคือ กรณีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีขนาดเล็ก

เมื่อเปรียบเทียบสมรรถนะในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการผลิตระหว่างข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF และแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรแบบดังเดิมพบว่า ข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF มีสมรรถนะในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการผลิตดีกว่าแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรแบบดังเดิมเกือบทุกรูปนี้ ยกเว้นเพียงกรณีเดียวคือ กรณีที่ใช้โครงสร้างข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF2(5)

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา ชลบุรี ที่ได้จัดสรรงเงินงบประมาณเงินรายได้ประจำปี 2552 เพื่อสนับสนุนการวิจัยครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

- กิตติการ ลายธน และ ปรียารัตน์ นาคสุวรรณ. (2551). การหาค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของวิธีข่ายงานระบบประสาทสำหรับการควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร. วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา ปีที่ 13 ฉบับที่ 2 กรกฎาคม 2551 - ธันวาคม 2551. (หน้า 57-65).
- Chang, S. I., and Aw, C. A. (1996). A Neural Fuzzy Control Chart for Detecting and Classifying Process Mean Shifts. *International Journal of Production Research*, 34, 2265-2278.
- Cheng, C. S. (1997). A Neural Network Approach for the Analysis of Control Chart Patterns. *International Journal of Production Research*, 35, 667-697.
- Guo, Y., and Dooley, K. J. (1992). Identification of Change Structure in Statistical Process Control. *International Journal of Production Research*, 30, 1655-1669.
- Harrell, F. E., and Davis, C. E. (1982). A New Distribution-Free Quantile Estimator. *Biometrika*, 69, 635-640.
- Hotelling, H. (1947). Multivariate Quality Control. *Illustrated by the Air Testing of Sample Bombsights from the book Techniques of Statistical Analysis, edited by Eisenhart, Churchill, Hastay, Millard W., and Wallis, W. Allen, 1st Edition.* (pp111-184). New York and London:McGraw Hill Book Company.
- Lowry, C. A. and Montgomery, D. C. (1995). A Review of Multivariate Control Charts. *IIE Transactions*, 27, 800-810.
- Lowry, C. A., Woodall, W. H., Champ, C. W., and Rigdon, S. E. (1992). A Multivariate Exponentially Weighted Moving Average Control Chart. *Technometrics*. 34, 46-53.
- Montgomery, Douglas C. (2005). *Introduction to Statistical Quality Control, 5th Edition*. New York: John Wiley & Sons.
- Pugh, G. A. (1989). Synthetic Neural Networks for Process Control. *Computers and Industrial Engineering*. 17, 24-26.

- Pugh, G. A. (1991). A Comparison of Neural Networks to SPC Charts. *Computers and Industrial Engineering*, 21, 253-255.
- Saithanu, K. (2006). Neural Networks and Multivariate Quality Control, a Ph.D. Dissertation, The University of Alabama, Tuscaloosa, AL., USA.
- Saithanu, K. (2007). Neural Networks: Construction and Evaluation, in *Encyclopedia of Statistics in Quality and Reliability*. (pp1234-1239). John Wiley & Sons Ltd, Chichester, Uk: John Wiley & Sons Ltd.
- Smith, A. E. (1994). \bar{X} and R Control Chart Interpretation Using Neural Computing. *International Journal of Production Research*, 32, 309-320.
- Stutzle, T. (1995). A Neural Network Approach to Quality Control Charts from Naturalto Artificial Neural Computation. *Proceeding of the International Workshop on Artificial Neural Networks*, Malaga-Torrmolinos, Spain, (pp1135-1141).
- Yi, J., Prybutok, R. V., and Clayton, R. H. (2001). ARL Comparisons Between Neural Network Models and \bar{X} Control Charts for Quality Characteristics that are Nonnormally Distributed. *Economic Quality Control*, 16, 5-15.