
การหาค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของวิธีข่ายงานระบบประสาท
สำหรับการควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร
**Determine Approximated Control Limit of Neural Networks
for Multivariate Quality Control**

กิดากาน สายธนู และ ปรียารัตน์ นาคสุวรรณ
ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา
Kidakan Saithanu* and Preeyarat Narksuwan

Department of Mathematics, Faculty of Science, Burapha University, Chonburi 20131

บทคัดย่อ

ข่ายงานระบบประสาทได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้สำหรับการควบคุมกระบวนการผลิตแบบหลายตัวแปร แต่เนื่องจากไม่ทราบการแจกแจงที่แท้จริงของขีดจำกัดควบคุมสำหรับข่ายงานระบบประสาท จึงต้องใช้ข่ายงานระบบประสาทแบบ Multi-Layer Perceptron (MLP) ที่มีชั้นของ hidden (hidden layer) 1 ชั้น ได้แก่ NN2(3) NN2(5) NN6(3) และ NN6(5) มาใช้เพื่อปรับปรุงค่าของขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาทให้เหมาะสม ขีดจำกัดควบคุมที่ประมาณขึ้นได้นี้ทำได้จากความสัมพันธ์ระหว่างค่าของขีดจำกัดควบคุมและค่าของ ARL ที่สอดคล้องกัน เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุมซึ่งในงานวิจัยนี้จะคำนวณหาค่าขีดจำกัดควบคุมที่ให้ค่า ARL ที่มีค่าเป็น 200 300 500 และ 700 เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม โดยใช้ตัวประมาณของ Harrell-Davis เป็นจุดเริ่มต้น และเมื่อทำการเปรียบเทียบค่า ARL ระหว่างวิธีของข่ายงานระบบประสาทและวิธีดั้งเดิมแล้ว พบว่าวิธีของข่ายงานระบบประสาทให้ผลดีกว่าวิธีดั้งเดิมในหลายๆ กรณี

คำสำคัญ : การควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร ข่ายงานระบบประสาท จำนวนผลิตภัณฑ์โดยเฉลี่ยก่อนที่จะมีข้อมูลตัวอย่างตกอยู่นอกขีดจำกัดควบคุม ตัวประมาณของ Harrell-Davis

Abstract

The use of Neural Networks in multivariate process control applications is evaluated. Since the exact distribution of the neural network control limit is not known, four Multi-Layer Perceptron (MLP) networks with one hidden layer, NN2(3), NN2(5), NN6(3) and NN6(5), are investigated to improve the control limits. The approximated control limits can be determined from the relationships between the control limit and the corresponding in-control average run length (ARL). The control limits to obtain the in-control ARL of 200, 300, 500 and 700 in this paper were calculating using Harrell-Davis estimators as a starting point for a search routine. A comparison showed that the ARL performance of the neural network method performs better than the traditional methods in many cases.

Keywords : Multivariate Quality Control, Neural Networks, ARL, Harrell-Davis estimator

*Corresponding author. E-mail: kidakan@hotmail.com

ในการตรวจสอบคุณภาพของผลิตภัณฑ์นั้น การสร้างแผนภูมิควบคุมคุณภาพ (Quality Control Chart) ถือว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งที่ใช้พิจารณาว่า กระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุมหรือไม่ ซึ่งตัวแปรเชิงคุณภาพที่นำมาใช้ในการสร้างแผนภูมินั้นมีทั้งที่เป็นแบบตัวแปรเดียว (univariate variable) และแบบหลายตัวแปร (multivariate variables) แผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร (Multivariate Quality Control Charts) ที่เคยใช้กันมาแต่ดั้งเดิม เช่น แผนภูมิควบคุมไคสแควร์ (Chi-square Control Chart) และแผนภูมิควบคุม MEWMA (Multivariate Exponentially Weighted Moving Average Control Chart) มักจะถูกนำมาใช้ในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการ เมื่อคุณลักษณะเชิงคุณภาพ (quality characteristics) มีความสัมพันธ์กัน ภายใต้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่มีค่าคงที่ (constant covariance matrix) ซึ่งเทคนิคทั้งสองนี้จะมีข้อตกลงเบื้องต้น (assumptions) คือการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของคุณลักษณะเชิงคุณภาพจะต้องมีการแจกแจงแบบปกติ (multivariate normal distribution) โครงการวิจัยนี้จะนำเสนอการสร้างแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร ด้วยวิธีของข่ายงานระบบประสาท (Neural Networks) ซึ่งมุ่งเน้นถึงการตรวจสอบกระบวนการผลิต ที่ไม่จำเป็นต้องมีข้อตกลงเบื้องต้นใดๆ โดยจะใช้แนวคิดจากการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (input variables) และตัวแปรตาม (output variables) ของข้อมูลที่มีอยู่

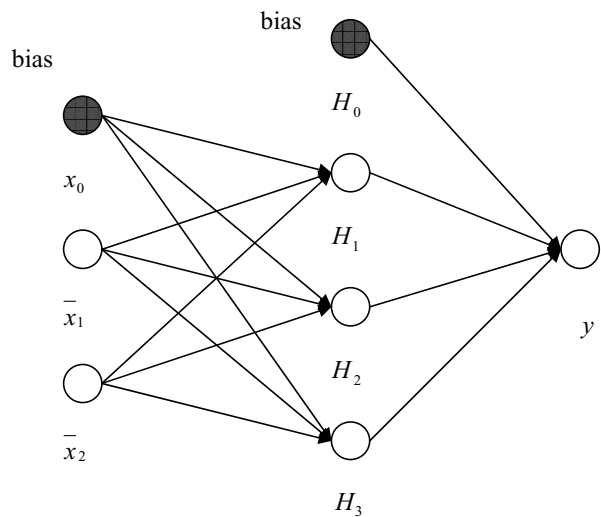
การใช้งานสำหรับการออกแบบข่ายงานระบบประสาทนี้จะเลียนแบบลักษณะการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ และมีองค์ประกอบที่สำคัญ 5 ประการ คือ

1. โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาท (Neural Network Architecture)
2. จำนวนชั้นของ hidden (Hidden Layer)
3. จำนวนของโหนด (node) ในแต่ละชั้น (layer)
4. ประเภทของการเชื่อมต่อ (Type of Connection)
5. ฟังก์ชันการเชื่อมต่อการทำงาน (Transfer Function หรือ Activation Function)

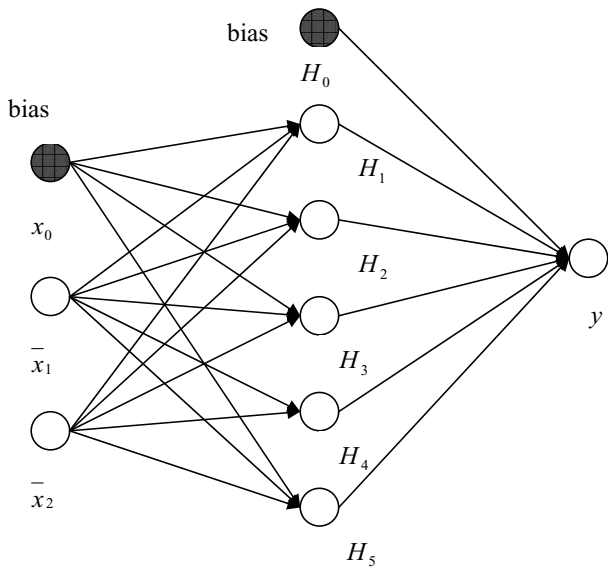
Saithanu (2007) นำเสนอโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรม (architecture) ของข่ายงานระบบประสาทแบบ Multi-Layer Perceptron (MLP) ที่สามารถตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของ

กระบวนการ เมื่อคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีความสัมพันธ์กัน ได้ดีกว่าแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรแบบดั้งเดิม ไว้ 4 แบบ คือ

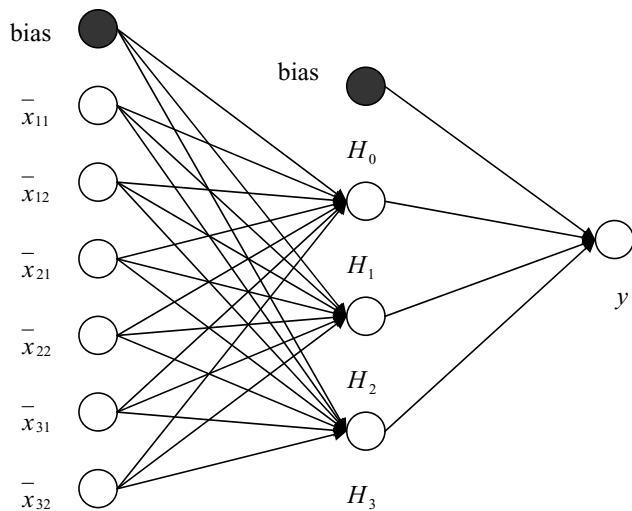
1. NN2(3) เป็น MLP ที่ประกอบด้วยโหนดของ input (input node) จำนวน 2 โหนด และ โหนดของ hidden (hidden node) ในชั้นของ hidden (hidden layer) ที่มี 1 ชั้น จำนวน 3 โหนด
2. NN2(5) เป็น MLP ที่ประกอบด้วยโหนดของ input (input node) จำนวน 2 โหนด และ โหนดของ hidden (hidden node) ในชั้นของ hidden (hidden layer) ที่มี 1 ชั้น จำนวน 5 โหนด
3. NN6(3) เป็น MLP ที่ประกอบด้วยโหนดของ input (input node) จำนวน 6 โหนด และ โหนดของ hidden (hidden node) ในชั้นของ hidden (hidden layer) ที่มี 1 ชั้น จำนวน 3 โหนด
4. NN6(5) เป็น MLP ที่ประกอบด้วยโหนดของ input (input node) จำนวน 6 โหนด และ โหนดของ hidden (hidden layer) ที่มี 1 ชั้น จำนวน 5 โหนด



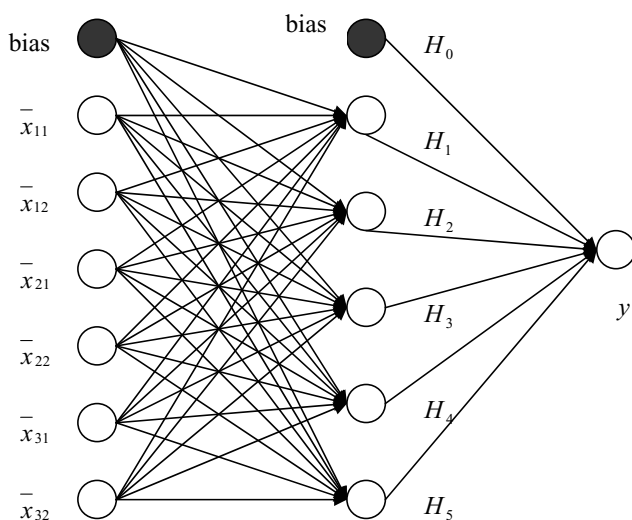
ภาพที่ 1 โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทแบบ NN2(3)



ภาพที่ 2 โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทแบบ NN2(5)



ภาพที่ 3 โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทแบบ NN6(3)



ภาพที่ 4 โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทแบบ NN6(5)

ในทางปฏิบัติโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทข้างต้นนี้จะง่ายสำหรับผู้ใช้งานและมีความแกร่ง (robust) สำหรับข้อตกลงเบื้องต้นเมื่อเทียบกับการใช้แผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรแบบดั้งเดิม โดยจะกำหนดค่า ARL (Average Run Length) เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุมเป็น 200 ซึ่งตัวเลข 200 นี้เป็นตัวเลขที่บอกว่าจะมีจำนวนผลิตภัณฑ์ของข้อมูลตัวอย่างตกอยู่นอกขีดจำกัดควบคุม เมื่อทำการตรวจสอบผลิตภัณฑ์นี้ไปได้แล้วโดยเฉลี่ยจำนวน 200 ชิ้น

ขั้นตอนสุดท้ายที่สำคัญของข่ายงานระบบประสาทคือการหาจุดที่แยกตัว (cut-off point) ของขีดจำกัดควบคุม เพื่อใช้ในการตัดสินใจว่ากระบวนการผลิตนั้นอยู่ภายใต้การควบคุมหรือไม่ การประมาณแบบปรับให้เรียบของเปอร์เซ็นต์ไทล์ (Percentile) ที่ 99.995 สำหรับหาค่าตัวประมาณของ Harrell-Davis (1982) จึงถูกนำมาใช้มากกว่า ค่าควอนไทล์ (Quantile) เนื่องจากให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) ที่น้อยกว่า อย่างไรก็ตามการใช้ตัวประมาณของ Harrell-Davis ในบางครั้งก็ไม่ได้ทำให้ค่า ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม มีค่าเป็น 200 หรือเข้าใกล้ 200 จึงต้องมีการปรับค่า ARL ที่ได้นี้ให้มีค่าเป็น 200 ดังนั้นในการคำนวณค่าขีดจำกัดควบคุมสำหรับข่ายงานระบบประสาทจึงคำนวณโดยใช้ตัวประมาณของ Harrell-Davis เป็นจุดเริ่มต้น และเนื่องจากไม่ทราบการแจกแจงที่แท้จริงของขีดจำกัดควบคุม เราจึงสามารถที่จะทำการปรับปรุงค่าของขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาทให้เหมาะสมขึ้นได้อีก นอกจากนี้เรายังสามารถคำนวณค่าขีดจำกัดควบคุมสำหรับ ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม ที่มีค่าอื่นๆ ได้อีก เช่น 300 500 และ 700 ที่กล่าวมาทั้งหมดนี้จึงเป็นขอบเขตของงานวิจัยในครั้งนี้

วิธีการทดลอง

สำหรับวิธีดำเนินการวิจัยนั้น จะใช้โปรแกรม SAS 8.2 ซึ่งสามารถแบ่งขั้นตอนการดำเนินการได้เป็น 4 ขั้นตอนดังนี้

1. การเตรียมข้อมูล (Preparing Data)

ใช้ Interactive Matrix Language Procedure (Proc IML) ของโปรแกรม SAS เพื่อสร้างข้อมูล (generating data) ที่มีลักษณะเชิงคุณภาพ 2 ลักษณะ ซึ่งมีความสัมพันธ์กันให้กับข่ายงานระบบประสาทโดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ในการจำลองข้อมูล (simulating data) ดังนี้

- 1) เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะ

- เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะที่มี

$$\text{ค่าน้อย, } \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{bmatrix}$$

- เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะที่มี

$$\text{ค่ามาก, } \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0.85 \\ 0.85 & 1 \end{bmatrix}$$

2) ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม

โดยกำหนดค่า ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม ให้มีค่าเป็น 200 300 500 และ 700

3) โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาท

กำหนดเป็นแบบ MLP ซึ่งมีชั้นของ hidden 1 ชั้น ตามคำแนะนำของ Pugh (1989 และ 1991) สำหรับจำนวนของโหนดในแต่ละชั้นนั้น ให้มี

- จำนวนโหนดของ input เป็น 2 และ 6 โหนด
- จำนวนโหนดของ hidden เป็น 3 และ 5 โหนด ตามข้อเสนอแนะของ Dooley (1992)
- จำนวนโหนดของ output เป็น 1 โหนด ที่เป็นตัวบ่งบอกสถานะของกระบวนการผลิตว่ากระบวนการผลิตนั้นอยู่ภายใต้การควบคุมหรืออยู่นอกการควบคุม

4) ประเภทของการเชื่อมต่อ

กำหนดเป็นแบบ Fully feed-forward (ตามคำแนะนำของ Pugh (1991) Change และ Aw (1996) เพื่อให้ข่ายงานระบบประสาทมีการลู่เข้าเสมอ (convergence)) โดยใช้การเรียนรู้ (learning) แบบ Supervised learning rule ที่มี algorithm ของการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt

5) ฟังก์ชันเชื่อมต่อการทำงาน

กำหนดเป็นฟังก์ชัน Sigmoid (Sigmoid function)

สำหรับรายละเอียดในการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อสร้างตัวแบบของข่ายงานระบบประสาท สำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพแบบหลายตัวแปรนั้น สามารถดูรายละเอียดเพิ่มเติมได้จาก Saithanu (2006)

2. การป้อนข้อมูล (Training Data)

ป้อนข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 โดยใช้ Neural Procedure (Proc Neural) หรือ Enterprise Miner ของโปรแกรม SAS เพื่อหาค่าผลลัพธ์ (output) จากวิธีการของข่ายงานระบบประสาท ซึ่งลักษณะของข้อมูลที่จะป้อนให้กับข่ายงานระบบประสาทนั้นมี 2 ลักษณะ คือ

1) ข่ายงานระบบประสาทที่มีจำนวนโหนดของ input เป็น 2 โหนด

ข้อมูลที่ป้อนจะเป็นค่าเฉลี่ยตัวอย่างสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพ 2 ลักษณะ เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม ซึ่งใช้เฉพาะข้อมูลที่เป็นค่าปัจจุบัน นั่นคือ $\bar{X}_t = (\bar{X}_{t,1}, \bar{X}_{t,2})$

2) ข่ายงานระบบประสาทที่มีจำนวนโหนดของ input เป็น 6 โหนด

ข้อมูลที่ป้อนจะเป็นค่าเฉลี่ยตัวอย่างสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพ 2 ลักษณะ เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม ซึ่งใช้ข้อมูลของ 3 ช่วงเวลาที่ต่อเนื่องกัน จึงเป็นข้อมูลที่เป็นทั้งค่าปัจจุบันและข้อมูลที่เป็นค่าในอดีต นั่นคือ $(\bar{X}_t, \bar{X}_{t-1}, \bar{X}_{t-2}) = (\bar{X}_{t,1}, \bar{X}_{t,2}, \bar{X}_{t-1,1}, \bar{X}_{t-1,2}, \bar{X}_{t-2,1}, \bar{X}_{t-2,2})$

3. การใช้ตัวประมาณของ Harrell-Davis (The use of Harrell-Davis estimator)

เนื่องจากไม่ทราบการแจกแจงที่แท้จริงสำหรับค่าขีดจำกัดควบคุมของข่ายงานระบบประสาท จึงใช้ค่าประมาณแบบปรับให้เรียบของเปอร์เซ็นต์ไทล์ ในการคำนวณค่าตัวประมาณของ Harrell-Davis (1982) เพราะทำให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยน้อยกว่าตัวประมาณค่าควอนไทล์

กำหนดให้ Q_p เป็นตัวประมาณค่าควอนไทล์ที่ p ของ Harrell-Davis ซึ่งเป็นค่าของการรวมเชิงเส้น (linear combination) สำหรับสถิติลำดับ (order statistics) ที่นิยามโดย

$$Q_p = \sum_{i=1}^n W_{n,i} X_{(i)},$$

โดยที่ $W_{n,i}$ เป็นน้ำหนัก และ $X_{(i)}$ เป็นสถิติลำดับที่ i จากข้อมูลทั้งหมด n ค่า

สำหรับฟังก์ชันของน้ำหนัก (weighting function) นั้น หาได้จาก

$$W_{n,i} = \frac{1}{\beta \{(n+1)p, (n+1)(1-p)\}} \int_{(i-1)/n}^{i/n} y^{(n+1)p-1} (1-y)^{(n+1)(1-p)-1} dy,$$

โดยที่ β เป็นฟังก์ชันเบต้า (Beta function)

4. การหาค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม (Determine Approximated Control Limit)

โดยการหาค่าเฉลี่ยของค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมที่ได้จากวิธีการทำซ้ำ (iterative method) จำนวน 100 ครั้ง จากขั้นตอนที่ 1 ถึง 3 ซึ่งเมื่อได้ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมนี้แล้ว จะใช้ค่าที่ได้นี้เป็นจุดแยกตัว (cut-off point) ในการบ่งบอกว่าเมื่อเวลาผ่านไปกระบวนการผลิตยังคงอยู่ภายใต้การควบคุมหรืออยู่นอกการควบคุม

5. การหาค่า ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่นอกการควบคุม (Determine the Out of Control ARL)

เพื่อเปรียบเทียบผลในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตระหว่างวิธีของช่างงานระบบประสาทและวิธีของแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรแบบดั้งเดิม (แผนภูมิควบคุมโคสแคร์ และแผนภูมิควบคุม MEWMA) นั้นจะต้องหาค่าขีดจำกัดควบคุมของวิธีการทั้ง 3 วิธี โดยกำหนดค่า ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุมของวิธีการทั้ง 3 วิธี ให้มีค่าเท่ากันก่อน ในที่นี้จะพิจารณาเฉพาะกรณีที่ ARL มีค่าเป็น 200 จากนั้นใช้ค่าขีดจำกัดควบคุมที่ได้นี้เป็นจุดแยกตัวเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพ โดยที่วัดขนาดของการเปลี่ยนแปลงนี้ได้ด้วยเทอมของพารามิเตอร์ noncentrality (δ) ที่นิยามโดย Montgomery (2001) คือ (1) ถ้า $\delta = 0$ หมายความว่า กระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม (2) ถ้า $\delta = 1$ หมายความว่า กระบวนการผลิตอยู่นอกการควบคุม โดยมีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีขนาดเล็ก (small shift) และ (3) ถ้า $\delta = 3$ หมายความว่า กระบวนการผลิตอยู่นอกการควบคุม โดยมีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีขนาดใหญ่ (large shift) Lowry และ Montgomery (1995) แสดงให้เห็นว่าแผนภูมิควบคุมโคสแคร์และแผนภูมิควบคุม MEWMA จะให้ค่า ARL

เท่าเดิมไม่ว่าการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นนั้นจะเกิดขึ้นเนื่องจากค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพลักษณะใดลักษณะหนึ่งเปลี่ยนไปหรือค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพทั้ง 2 ลักษณะเปลี่ยนไปซึ่งเหตุการณ์ดังกล่าวนี้เรียกว่ามีคุณสมบัติของdirectional invariance ในขณะที่ช่างงานระบบประสาทจะไม่มีคุณสมบัตินี้ซึ่งเห็นได้จาก Saithanu (2006) ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงพิจารณาเฉพาะกรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพเนื่องจากคุณลักษณะเชิงคุณภาพเพียงลักษณะใดลักษณะหนึ่งมีการเปลี่ยนแปลงไปเท่านั้น

ผลการทดลอง

1. ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม

โดยกำหนดค่า ARL ให้มีค่าเป็น 200 300 500 และ 700 ได้ผลดังนี้

- สำหรับเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่าน้อย

จะได้ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม แสดงดังตารางที่ 1

- สำหรับเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่ามาก

จะได้ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม แสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 1 ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม ในกรณีที่เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย

| ARL | NN2(3) | NN2(5) | NN6(3) | NN6(5) |
|-----|----------|----------|----------|----------|
| 200 | 0.798076 | 0.804549 | 0.935343 | 0.939340 |
| 300 | 0.818701 | 0.829654 | 0.947031 | 0.950298 |
| 500 | 0.839385 | 0.848301 | 0.955994 | 0.962986 |
| 700 | 0.845892 | 0.858367 | 0.959534 | 0.966083 |

ตารางที่ 2 ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม ในกรณีที่เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามาก

| ARL | NN2(3) | NN2(5) | NN6(3) | NN6(5) |
|-----|----------|----------|----------|----------|
| 200 | 0.807504 | 0.806508 | 0.937977 | 0.941564 |
| 300 | 0.818925 | 0.830461 | 0.940827 | 0.957453 |
| 500 | 0.842994 | 0.846615 | 0.958745 | 0.961165 |
| 700 | 0.854992 | 0.864195 | 0.966796 | 0.967080 |

จากตารางที่ 1 และ 2 แสดงให้เห็นว่าถ้ากระบวนการผลิต อยู่ภายใต้การควบคุมแล้ว จะได้ว่า

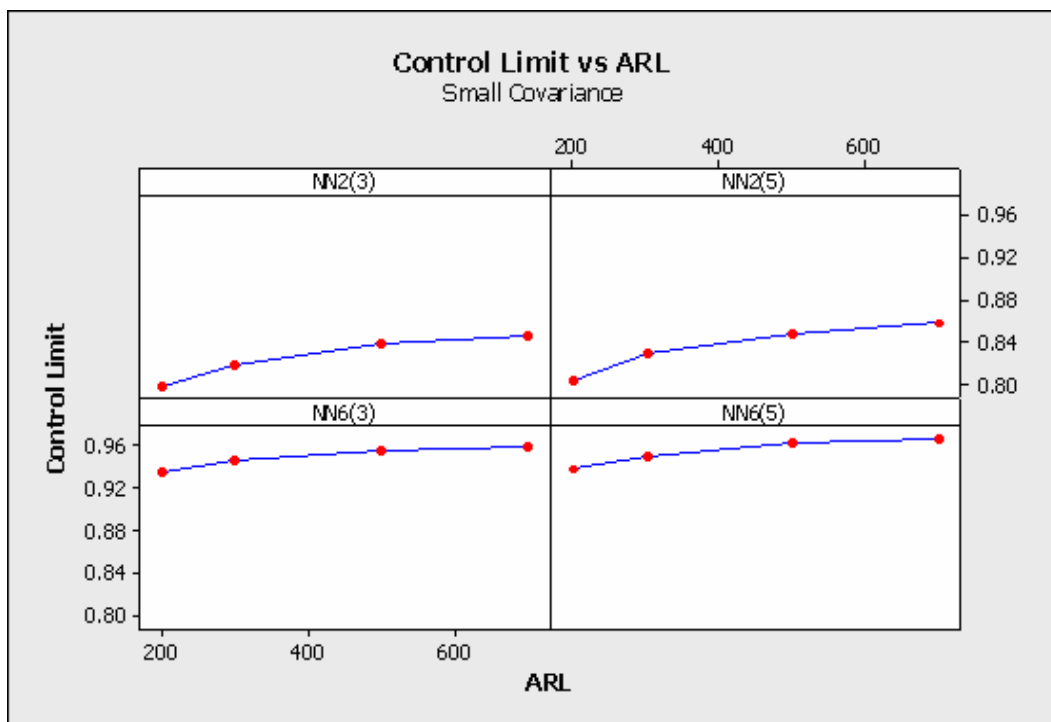
1. โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทที่เป็นแบบเดียวกัน จะให้ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมมีค่ามากขึ้น เมื่อค่าของ ARL มีค่ามากขึ้น โดยที่ไม่ขึ้นอยู่กับค่าของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ เช่น ข่ายงานระบบประสาทแบบ NN2(3) ที่มีค่าของ ARL เป็น 200 จะมีค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมน้อยกว่าข่ายงานระบบประสาทแบบ NN2(3) ที่มีค่าของ ARL เป็น 300 500 และ 700 เป็นต้น

2. โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทที่มีจำนวนโหนดของ input มากขึ้น จะให้ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมมีค่ามากขึ้นที่ระดับ ARL เดียวกัน โดยที่ไม่ขึ้นอยู่กับค่าของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ นั่นคือ ข่ายงานระบบประสาทแบบ NN2(3) และ NN2(5) จะมีค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมน้อยกว่าข่ายงานระบบประสาทแบบ NN6(3) และ NN6(5) ตามลำดับ

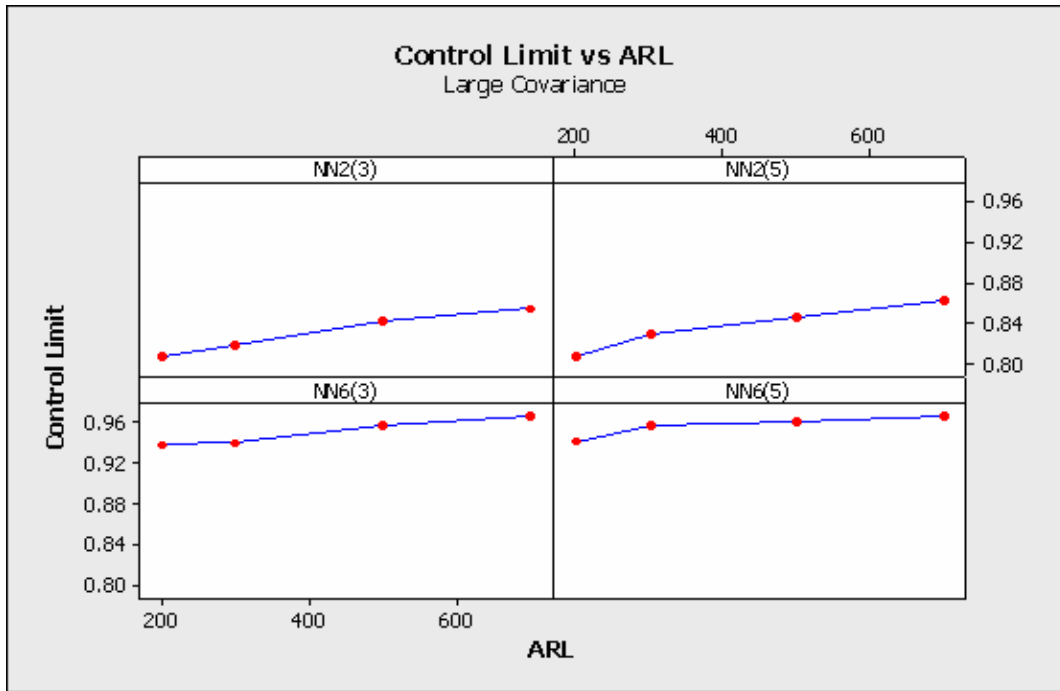
3. โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาท ที่มีจำนวนโหนดของ hidden มากขึ้น จะให้ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมมีค่ามากขึ้นที่ระดับ ARL เดียวกัน โดยที่ไม่ขึ้นอยู่กับค่าของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ นั่นคือ

ข่ายงานระบบประสาทแบบ NN2(3) และ แบบ NN6(3) จะมีค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมน้อยกว่าข่ายงานระบบประสาทแบบ NN2(5) และแบบ NN6(5) ตามลำดับ

ดังนั้นถ้ากระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุมแล้ว จะสามารถสรุปความสัมพันธ์ระหว่างค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมที่ได้และค่าของ ARL ที่สอดคล้องกัน สำหรับข่ายงานระบบประสาทแบบ NN2(3) NN2(5) NN6(3) และ NN6(5) ในกรณีที่เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อยและเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามากได้ แสดงดังกราฟภาพที่ 5 และ 6 ตามลำดับ



ภาพที่ 5 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม และค่า ARL ที่สอดคล้องกัน ในกรณีที่เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย



ภาพที่ 6 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุม และค่า ARL ที่สอดคล้องกัน ในกรณีที่เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามาก

2. ARL ของวิธีช่ายงานระบบประสาธ แผนภูมิควบคุมโคสแควร์ และแผนภูมิควบคุม MEWMA

เมื่อค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีการเปลี่ยนแปลง โดยขนาดของการเปลี่ยนแปลงเป็นขนาดเล็กและขนาดใหญ่แล้วการเปรียบเทียบผลในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตระหว่างวิธีของช่ายงานระบบประสาธ

แผนภูมิควบคุมโคสแควร์ และแผนภูมิควบคุม MEWMA โดยกำหนดค่า ARL เมื่อกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุม ให้มีค่าเป็น 200 สำหรับเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย ได้ผลแสดงดังตารางที่ 3 และสำหรับเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามาก ได้ผลแสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 3 ARL ของวิธีช่ายงานระบบประสาธ แผนภูมิควบคุมโคสแควร์ และแผนภูมิควบคุม MEWMA เมื่อเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย

| Shift | Chisquare | MEWMA | NN2(3) | NN2(5) | NN6(3) | NN6(5) |
|-------|-----------|-------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | ≈ 200 | ≈ 200 | ≈ 200 | ≈ 200 | ≈ 200 | ≈ 200 |
| 1 | 41.64 | 10.43 | 43.50 | 36.17 | 15.22 | 15.03 |
| 3 | 2.17 | 2.42 | 2.33 | 2.47 | 1.07 | 1.04 |

ตารางที่ 4 ARL ของวิธีทำนายระบบประสาท แผนภูมิควบคุมโคสแควร์ และแผนภูมิ MEWMA เมื่อเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่ามาก

| Shift | Chisquare | MEWMA | NN2(3) | NN2(5) | NN6(3) | NN6(5) |
|-------|-----------|-------|--------|--------|--------|--------|
| 0 | ≈ 200 | ≈ 200 | ≈ 200 | ≈ 200 | ≈ 200 | ≈ 200 |
| 1 | 42.71 | 10.11 | 36.83 | 28.36 | 8.79 | 2.00 |
| 3 | 2.17 | 2.43 | 2.26 | 2.24 | 1.02 | 1.02 |

จากตารางที่ 3 และ 4 จะเห็นได้ว่า เมื่อเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย ในกรณีที่มีขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีขนาดเล็กนั้น พบว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA ให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตที่ดีที่สุด ซึ่งเห็นได้จากมีค่า ARL น้อยที่สุด และทำนายระบบประสาทแบบ NN2(3) มีการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตดีพอเท่ากับวิธีของแผนภูมิควบคุมโคสแควร์ ในขณะที่ทำนายระบบประสาทแบบอื่นๆ ให้ผลดีกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุมโคสแควร์ สำหรับกรณีที่ขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีขนาดใหญ่ขึ้น พบว่าทำนายระบบประสาทแบบ NN2(3) และ NN2(5) ให้ผลดีพอเท่ากับวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA แต่ไม่ดีกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุมโคสแควร์ ในขณะที่ทำนายระบบประสาทที่มีจำนวนโหนดของ input เป็น 6 โหนด คือ NN6(3) และ NN6(5) จะให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตที่ดีที่สุด

สำหรับกรณีที่เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่ามากจะเห็นได้ว่าทำนายระบบประสาทที่มีจำนวนโหนดของ input เป็น 6 โหนด คือ NN6(3) และ NN6(5) ให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตดีที่สุด โดยที่ไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพ ซึ่งเมื่อพิจารณาขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีขนาดเล็ก พบว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA ให้ผลดีกว่าวิธีของ NN2(3) NN2(5) สำหรับวิธีของแผนภูมิควบคุมโคสแควร์นั้น จะให้ค่า ARL มากที่สุดในขณะที่ขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีขนาดใหญ่ขึ้นพบว่า วิธีของแผนภูมิควบคุมโคสแควร์ NN2(3) และ NN2(5) ให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตดีพอๆ กัน และดีกว่าวิธีของ MEWMA

สรุป

โดยทั่วไปแล้วแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรแบบดั้งเดิม คือ แผนภูมิควบคุมโคสแควร์และ แผนภูมิควบคุม MEWMA เป็นแผนภูมิที่นิยมใช้ในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตเนื่องจากสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพ เมื่อคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีความสัมพันธ์กัน ภายใต้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่มีค่าคงที่ แต่แผนภูมิทั้งสองนี้จะใช้ได้เมื่อมีข้อตกลงเบื้องต้นคือการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของคุณลักษณะเชิงคุณภาพจะต้องมีการแจกแจงแบบปกติเท่านั้น

ดังนั้นทำนายระบบประสาทจึงเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตเนื่องจากไม่จำเป็นต้องมีข้อตกลงเบื้องต้นใดๆ โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของทำนายระบบประสาทแบบ NN2(3) NN2(5) NN6(3) และ NN6(5) เป็นโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมที่ให้ผลในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการดีกว่าแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปรแบบดั้งเดิมในหลายๆกรณี แต่เนื่องจากไม่ทราบการแจกแจงที่แท้จริงของขีดจำกัดควบคุมคุณภาพสำหรับทำนายระบบประสาทเหล่านี้ จึงต้องมีการปรับปรุงค่าของขีดจำกัดควบคุมของทำนายระบบประสาทให้เหมาะสม โดยใช้ตัวประมาณของ Harrell-Davis เป็นจุดเริ่มต้น ซึ่งขีดจำกัดควบคุมที่ประมาณขึ้นนี้ จะหาได้จากความสัมพันธ์ระหว่างค่าของขีดจำกัดควบคุมและค่าของ ARL ที่สอดคล้องกัน

กรณีกระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุมและกำหนดค่า ARL ให้มีค่าเป็น 200 300 500 และ 700 จะพบว่า

(1) โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของทำนายระบบประสาทที่เป็นแบบเดียวกัน จะให้ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมมีค่ามากขึ้น เมื่อค่าของ ARL มีค่ามากขึ้น และ

(2) โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของทำนายระบบประสาทที่มีจำนวนโหนดของ input และ hidden มากขึ้น

จะให้ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมมีค่ามากขึ้นที่ระดับ ARL เดียวกัน โดยที่ไม่ขึ้นอยู่กับค่าของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพ

นอกจากนี้ ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพแล้ว จะใช้ค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมที่ได้นี้เป็นจุดแยกตัว เพื่อบ่งบอกว่ากระบวนการผลิตอยู่ภายใต้การควบคุมหรืออยู่นอกการควบคุมแล้วทำการเปรียบเทียบผลในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตระหว่างวิธีของช่างงานระบบประสาท แผนภูมิควบคุมโคสแควร์ และแผนภูมิควบคุม MEWMA ภายใต้เงื่อนไขของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่าน้อยและค่ามาก และขนาดของการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีขนาดเล็กและขนาดใหญ่พบว่าช่างงานระบบประสาทแบบ NN6(3) ให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตดีกว่าวิธีของแผนภูมิควบคุมโคสแควร์ และแผนภูมิควบคุม MEWMA ในทุกกรณี ยกเว้นเพียงกรณีเดียวคือกรณีที่เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีค่าน้อย และขนาดการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีขนาดเล็ก จะได้ว่าวิธีของแผนภูมิควบคุม MEWMA จะให้ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของกระบวนการผลิตดีที่สุด

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา ชลบุรี ที่ได้จัดสรรเงินงบประมาณเงินรายได้ประจำปี 2550 เพื่อสนับสนุนการวิจัยครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

- 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.
- 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. (2001). Introduction to Statistical Quality Control, *EMBED Equation.3 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.* (pp 1234-1239). John Wiley & Sons Ltd, Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd.

OLYMPUS

Your Vision. Our Future

FV 1000



FluoView™ FV1000
Scanning Unit
with the IX81 Inverted
Microscope

CONFOCAL LASER SCANNING BIOLOGICAL MICROSCOPE



E for L International Co., Ltd.

432,434,436,438 RAJHAVITI RD., BANGYEEKHAN,
BANGPLAD, BANGKOK 10700, THAILAND
TEL: 0-2883 0871-9 FAX: 0-2433 8695
E-mail: saleslmc@eforl.co.th

วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา

ขอเชิญส่งผลงานทางวิชาการ ประเภทบทความทางวิชาการ / วิจัย

เพื่อพิจารณาลงตีพิมพ์ในวารสารวิทยาศาสตร์บูรพา

ติดต่อสอบถามโดยตรงที่

กองบรรณาธิการ วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา

อาคารสิรินธร คณะวิทยาศาสตร์

อ.ดร.อาดุลย์ มีพูล หรือ คุณรังสิมา สุตรอนันต์

โทรศัพท์ 0-3810-3042 โทรสาร 0-3839-4480