การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกผลิตภัณฑ์สำหรับการควบคุมคุณภาพหลายตัวแปร ระหว่างวิธีการวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์และวิธีข่ายงานระบบประสาท

Comparison of the Efficiency of Product Classification for Multivariate Quality Control between Discriminant Analysis and Neural Networks

กิดาการ สายธนู* ปรียารัตน์ นาคสุวรรณ์ และ จตุภัทร เมฆพายัพ
ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา
Kidakan Saithanu* Preeyarat Naksuwan and Jatupat Mekpayub
Department of Mathematics, Faculty of Science, Burapha University.

บทคัดย่อ

ในการตรวจสอบคุณลักษณะเชิงคุณภาพหลายตัวแปรของกระบวนการผลิตว่าจะอยู่ในการควบคุมหรือออกนอกการควบคุม กระบวนการเชิงสถิติทั้งทางด้านอุตสาหกรรมการผลิตและการบริการนั้นนำเสนอและพิจารณาได้โดยตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ ในงานวิจัยนี้มีสถานะของการเปลี่ยนแปลงที่สามารถจำแนกได้สามสถานะ ซึ่งแบ่งเป็นสามสถานการณ์คือ (1) กระบวนการอยู่ในการควบคุมเชิงสถิติ (2) กระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็ก และ (3) กระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่ การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการจำแนกถูกใช้เพื่อวัดประสิทธิภาพของปัญหาการจำแนกระหว่างวิธีการดั้งเดิมคือการวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์ และทางเลือกที่แนะนำคือข่ายงานระบบประสาทสองแบบทั้งโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายและข่ายงานระบบประสาทขั้นสูง ผลการจำลองแสดงว่าข่ายงานระบบประสาทให้ผลดีกว่าการวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์ในการจำแนกผลิตภัณฑ์ได้อย่างถูกต้องทั้งในกลุ่มที่กระบวนการอยู่ในการควบคุมและกลุ่มที่กระบวนการออกนอกการควบคุม เนื่องจากค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็ก

คำสำคัญ : การวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์ ข่ายงานระบบประสาทแบบ MLP ข่ายงานระบบประสาทแบบ RBF

Abstract

For monitoring whether the multivariate quality characteristics of a production process is in or out of statistical control both manufacturing and service industries have been proposed and considered to detect process mean shifts. There are three possible classified shift statuses in this research which can be divided into three situations: (1) a process is in statistical control; (2) a change of the process mean occurred with small shift; and (3) a change of the process mean occurred with large shift. A comparison of correction percentage is used to measure efficiency of classification problem between a traditional method, Discriminant Analysis, and a suggestive alternative, two Neural Networks: both simple and advanced neural network architectures. Simulation results show that Neural Networks outperform Discriminant Analysis as classifying products correctly both the process is in control group and the process is out of control group with small mean shift.

Keywords : Discriminant Analysis, Multi-Layer Perceptron Neural Networks (MLP), Radial Basis Function Neural Networks (RBF)

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

บทนำ

วัตถุประสงค์หลักของการควบคุมคุณภาพของกระบวนการผลิตในทางอุตสาหกรรมคือต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ที่ดีทั้งคุณภาพ (quality) และปริมาณ (quantity) โดยคุณภาพที่ได้ต้องเป็นไปตามมาตรฐาน (specification) ที่ตั้งไว้และสอดคล้องกับความต้องการของลูกค้า (customer requirements) ส่วนปริมาณจะต้องมีจำนวนผลิตภัณฑ์ที่ผลิตไม่ได้ตามมาตรฐาน (nonconforming) หรือผลิตภัณฑ์ที่ชำรุด (defect) น้อยที่สุด

ถึงแม้ว่าตัวแปรที่แสดงคุณลักษณะเชิงคุณภาพ (quality characteristic) ซึ่งนำมาใช้พิจารณาจะมีทั้งหนึ่งตัวแปร (univariate variable) และหลายตัวแปร (multivariate variable) แต่ในทางปฏิบัติจะพิจารณาคุณลักษณะเชิงคุณภาพหลายๆ อย่างของผลิตภัณฑ์พร้อมๆ กัน วิธีการตรวจสอบว่าผลิตภัณฑ์มีคุณภาพหรือไม่นั้นสามารถพิจารณาได้ 2 วิธี ดังนี้

1) โดยการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ (detecting of process mean shift) เมื่อคุณลักษณะเชิงคุณภาพมีความสัมพันธ์กันภายใต้เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่มีค่าคงที่ (constant covariance matrix) ซึ่งในการควบคุมกระบวนการเชิงสถิติ (Statistical Process Control: SPC) จะใช้แผนภูมิควบคุมไคกำลังสอง (Chi-square Control Chart) และแผนภูมิควบคุม MEWMA (Multivariate Exponentially Weighted Moving Average Control Chart)

2) โดยการจำแนก (classification) ผลิตภัณฑ์จากหน่วยวัดเบื้องต้น (preliminary measurement) ว่าเป็นผลิตภัณฑ์ที่ได้มาตรฐาน หรือผลิตภัณฑ์ที่ไม่ได้มาตรฐาน ซึ่งการพิจารณาว่าผลิตภัณฑ์ได้มาตรฐานหรือไม่นั้น จะพิจารณาจากกระบวนการผลิต (process) ว่าอยู่ในการควบคุม (in-control) หรือออกนอกการควบคุม (out of control)

ในการจำแนกประเภทผลิตภัณฑ์นั้นจะอาศัยคุณลักษณะเชิงคุณภาพของผลิตภัณฑ์เป็นเกณฑ์ จึงต้องมีข้อสมมุติที่ว่าการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของคุณลักษณะเชิงคุณภาพของผลิตภัณฑ์ p ลักษณะ จะต้องมีการแจกแจงปรกติ p ตัวแปร (p -multivariate normal distribution) สำหรับการพิจารณาว่าควรจัดผลิตภัณฑ์ให้อยู่ในประเภทใดนั้นจะพิจาณาได้จากคะแนนการจำแนก (discriminant score)

ข่ายงานระบบประสาท (Neural Networks) เป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่ใช้แก้ปัญหาการทำนายหรือการพยากรณ์ และปัญหาการจำแนก เนื่องจากเป็นวิธีที่ไม่จำเป็นต้องมีข้อสมมุติเชิงสถิติใดๆ สำหรับแนวความคิดของข่ายงานระบบประสาทนั้นเพียงแค่หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (input variables) และตัวแปรตาม (output variables)

การตรวจสอบคุณภาพของผลิตภัณฑ์ของกระบวนการผลิตทางอุตสาหกรรมจึงเป็นปัญหาหนึ่งในการจำแนก สำหรับข่ายงานระบบประสาทนั้นถ้าข้อมูลมีจำนวนมากพอในการวิเคราะห์แล้วข่ายงานระบบประสาทจะสามารถดึง (extract) และจดจำรูปแบบ (pattern) ข้อมูลของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามสำหรับเซตของข้อมูลที่มีอยู่ได้

การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการควบคุมคุณภาพเชิงสถิติ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการควบคุมคุณภาพเชิงสถิติสำหรับหนึ่งตัวแปรและหลายตัวแปรที่เกี่ยวกับการทำนายหรือการพยากรณ์ (prediction) มีดังนี้

Cheng และ Titterington (1994) เสนอการทบทวนวรรณกรรมเกี่ยวกับข่ายงานระบบประสาทจากมุมมองความคิดของนักสถิติและแสดงให้เห็นว่าข่ายงานระบบประสาทมีความสัมพันธ์อย่างมากกับเทคนิคและกระบวนการในการวิเคราะห์เชิงสถิติ เช่น การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) การวิเคราะห์ส่วนประกอบหลัก (Principle Component Analysis: PCA) และการวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์

Swingle (1996) กล่าวว่าตัวแบบของข่ายงานระบบประสาทที่ใช้ในทางปฏิบัติจริงนั้นสร้างขึ้นด้วยการปรับค่าน้ำหนัก (weight) ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม

ในการควบคุมกระบวนการผลิตนั้นมีการประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทอย่างมากกับคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่เป็นหนึ่งตัวแปรโดยเฉพาะการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ ได้แก่ Pugh (1989) Guo และ Dooley (1992) Smith (1994) Stutzle (1995) Cheng (1995) และ Chang และ Aw (1996) ซึ่งผู้วิจัยเหล่านี้เสนอข่ายงานระบบประสาทที่มีโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมแบบ MLP โดยใช้ขั้นตอนวิธี (algorithm) ในการเรียนรู้ (learning) แบบ backpropagation

Saithanu (2007) แนะนำข่ายงานระบบประสาทแบบ MLP คือ NN2(3) NN2(5) NN6(3) และ NN6(5) ในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ เมื่อคุณลักษณะเชิงคุณภาพเป็นหลายตัวแปร โดยใช้จำนวนตัวอย่างโดยเฉลี่ยที่สุ่มได้ก่อนที่กระบวนการจะออกนอกการควบคุม (Average Run Length: ARL) เป็นเกณฑ์ในการวัดสมรรถนะ (performance) พบว่าข่ายงานระบบประสาทให้ผลลัพธ์ในการตรวจสอบได้ดีกว่าแผนภูมิควบคุมไคกำลังสองและแผนภูมิควบคุม MEWMA

มหาวิทยาลัยบูรพา Burapha University

ส่วนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกประเภทของผลิตภัณฑ์ที่มีการประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทที่มีมาแล้วเช่น Hwarng และ Hubele (1993a, 1993b) Hwarng และ Chong (1995) และ Cheng (1997) ซึ่งทั้งหมดนี้ใช้จำนวนตัวอย่างโดยเฉลี่ยที่สุ่มได้ก่อนที่กระบวนการจะออกนอกการควบคุมเป็นเกณฑ์ในการวัดสมรรถนะของข่ายงานระบบประสาท ในขณะที่ Pham และ Oztemel (1993a, 1993b) Pham และ Oztemel (1994) ใช้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนก (classification accuration in percentage) เป็นเกณฑ์ในการวัดประสิทธิภาพของข่ายงานระบบประสาท ส่วน Stutzle (1995) ก็ใช้เกณฑ์นี้เช่นกันและยังได้เพิ่มเกณฑ์ในการวัดสมรรถนะโดยการพิจารณาความผิดพลาดแบบที่ 1 (type I error) และความผิดพลาดแบบที่ 2 (type II error) เข้าไปอีกด้วย

การวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์

Fisher (1936) เสนอการวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์กลุ่มของวัตถุ (object) หรือที่เรียกว่า case ใดๆ ด้วยการรวมเชิงเส้น (linear combination) ของค่าสังเกต โดยมีวิธีการเป็นไปตามขั้นตอนซึ่งดูได้จาก Johnson และ Wichern (2007) โดยสมมุติให้เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของคุณลักษณะเชิงคุณภาพของประชากร $p \times p$ จำนวน g กลุ่ม มีค่าเท่ากัน และเป็นเมทริกซ์ลำดับที่เต็ม (full rank matrix) นั่นคือ $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \ldots = \Sigma_g$

- <u>สำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพของขนาดตัวอย่างเดียว (individual)</u>

สำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพตัวอย่างเดียวจะมีขนาดของขนาดกลุ่มตัวอย่างย่อย (subgroup size) เท่ากับ 1 และนิยามดังนี้

กำหนดให้ $\mathbf{X}_i$ เป็นคุณลักษณะเชิงคุณภาพตัวอย่างเดียวที่มีการแจกแจงปรกติ p ตัวแปรเขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ $\mathbf{X}_i \sim N_p(\boldsymbol{\mu}_x, \boldsymbol{\Sigma}_x)$ โดยที่ $\bar{\boldsymbol{\mu}}$ เป็นเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพของประชากรรวม (combined populations) เมื่อ $\bar{\boldsymbol{\mu}} = \frac{1}{g}\sum_{i=1}^{g} \boldsymbol{\mu}_i$ และ $\boldsymbol{\mu}_i$ เป็นค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพสำหรับประชากรกลุ่มที่ i และ $\mathbf{B}$ เป็นผลรวมของผลคูณระหว่างกลุ่มโดย $\mathbf{B} = \sum_{i=1}^{g} (\boldsymbol{\mu}_i - \bar{\boldsymbol{\mu}})(\boldsymbol{\mu}_i - \bar{\boldsymbol{\mu}})'$

สำหรับคะแนนการจำแนกประเภทของผลิตภัณฑ์สามารถเขียนในรูปการรวมเชิงเส้นของคุณลักษณะเชิงคุณภาพ ดังนี้

$$Y = a_1X_1 + a_2X_2 + \ldots + a_pX_p = \mathbf{a}'\mathbf{X}$$

ซึ่งมีค่าคาดหมายของคุณลักษณะเชิงคุณภาพเป็น $E(Y) = \mathbf{a}'E(\mathbf{X}) = \mathbf{a}'\boldsymbol{\mu}_i$ และความแปรปรวนของคุณลักษณะเชิงคุณภาพเป็น $Var(Y) = \mathbf{a}'Cov(\mathbf{X})\mathbf{a} = \mathbf{a}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a}$ โดยที่ $\mathbf{a}$ เป็นเวกเตอร์ค่าคงที่ของจำนวนคุณลักษณะเชิงคุณภาพของผลิตภัณฑ์ p ลักษณะ

ดังนั้นค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพสำหรับประชากรโดยรวม (overall mean) จึงกลายเป็น

$$\bar{\mu}_y = \frac{1}{g}\sum_{i=1}^{g} \mathbf{a}'\boldsymbol{\mu}_i = \mathbf{a}'\left(\frac{1}{g}\sum_{i=1}^{g} \boldsymbol{\mu}_i\right) = \mathbf{a}'\bar{\boldsymbol{\mu}}$$

อัตราส่วนของผลรวมกำลังสองของระยะทางจากค่าเฉลี่ยรวมของ Y และความแปรปรวนของ Y เป็น

$$\frac{\sum_{i=1}^{g}\left(\mathbf{a}'\boldsymbol{\mu}_i - \mathbf{a}'\bar{\boldsymbol{\mu}}\right)^2}{\mathbf{a}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a}} = \frac{\mathbf{a}'\left(\sum_{i=1}^{g}(\boldsymbol{\mu}_i - \bar{\boldsymbol{\mu}})(\boldsymbol{\mu}_i - \bar{\boldsymbol{\mu}})'\right)\mathbf{a}}{\mathbf{a}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a}} = \frac{\mathbf{a}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a}}{\mathbf{a}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a}}$$

ซึ่งเป็นอัตราส่วนที่วัดความแปรผันระหว่างกลุ่ม (between group) ของค่า Y กับความแปรผันภายในกลุ่ม (within group) โดยจะต้องเลือกเวกเตอร์ $\mathbf{a}$ ที่ให้ค่าอัตราส่วนมากที่สุด

ดังนั้นตัวอย่างสุ่มจากประชากรของ Y สามารถสร้างจากผลรวมเชิงเส้นของ $\mathbf{X}_i$ ดังนี้

$$Y_i = a_1X_{i1} + a_2X_{i2} + \ldots + a_pX_{ip} = \mathbf{a}'\mathbf{X}_i \; ; \; i = 1, 2, \ldots, m$$

ค่าเฉลี่ยตัวอย่างและความแปรปรวนตัวอย่างของค่าสังเกต $y_1, y_2, \ldots, y_n$ คือ $\bar{y} = \mathbf{a}'\bar{\mathbf{x}}$ และ $s_y^2 = \mathbf{a}'\mathbf{S}\mathbf{a}$ โดยที่ $\bar{\mathbf{x}}$ เป็นเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยของตัวอย่างและ $\mathbf{S}$ เป็นเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของ $\mathbf{x}_i$

สำหรับการคำนวณเมทริกซ์ $\mathbf{B}$ ซึ่งเป็นตัวอย่างระหว่างกลุ่มจะรวมขนาดตัวอย่างที่นิยามโดย $\mathbf{B} = \sum_{i=1}^{g} m(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})'$ และค่าประมาณของ $\boldsymbol{\Sigma}$ ที่คิดจากเมทริกซ์ $\mathbf{W}$ ซึ่งเป็นตัวอย่างภายในกลุ่ม คือ $\mathbf{W} = \sum_{i=1}^{g}(m - 1)\mathbf{S} = \sum_{i=1}^{g}(\mathbf{x}_i - \mathbf{x})(\mathbf{x}_i - \mathbf{x})'$ ดังนั้น $\frac{\mathbf{W}}{m - g} = \mathbf{S}_{pooled}$ เป็นค่าประมาณของ $\boldsymbol{\Sigma}$ นอกจากนี้การที่จะได้ค่าที่เหมาะสมที่สุด (optimizing) ของค่าประมาณของ $\mathbf{a}$ คือ $\hat{\mathbf{a}}$ นั้น จะเทียบได้กับการได้ค่าเวกเตอร์เฉพาะ (eigenvectors : $\hat{\mathbf{e}}_i$) ของ $\mathbf{W}^{-1}\mathbf{B}$ เนื่องจาก $\mathbf{W}^{-1}\mathbf{B}\hat{\mathbf{e}} = \hat{\lambda}\hat{\mathbf{e}}$ ดังนั้น $\mathbf{S}_{pooled}^{-1}\mathbf{B}\hat{\mathbf{e}} = \hat{\lambda}(m - g)\hat{\mathbf{e}}$

- <u>สำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพของขนาดตัวอย่างที่ไม่ใช่ตัวอย่างเดียว (subgroup)</u>

ในลักษณะเดียวกันสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพตัวอย่างที่ไม่ใช่ตัวอย่างเดียวจะมีขนาดของขนาดกลุ่มตัวอย่างย่อย

มหาวิทยาลัยบูรพา Burapha University

เท่ากับ n นั้น จะได้ $\mathbf{X}_{ij}$ เป็นคุณลักษณะเชิงคุณภาพของขนาดตัวอย่างที่ไม่ใช่ตัวอย่างเดียวมีการแจกแจงปรกติ p ตัวแปรเขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ $\mathbf{X}_{ij} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}_x, \boldsymbol{\Sigma}_x)$ โดยที่ $\bar{\boldsymbol{\mu}}_i$ เป็นเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพของประชากรรวม เมื่อ $\bar{\boldsymbol{\mu}}_i = \frac{1}{g}\sum_{i=1}^{g}\sum_{j=1}^{n}\boldsymbol{\mu}_{ij}$ และ $\boldsymbol{\mu}_{ij}$ เป็นค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพสำหรับประชากรกลุ่มที่ i กลุ่มย่อยที่ j และ $\mathbf{B} = \frac{1}{g}\sum_{i=1}^{g}\sum_{j=1}^{n}(\boldsymbol{\mu}_{ij} - \bar{\boldsymbol{\mu}}_i)(\boldsymbol{\mu}_i - \bar{\boldsymbol{\mu}}_i)'$ และเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของคุณลักษณะเชิงคุณภาพของตัวอย่างเป็น $\mathbf{s}_i$; i = 1, 2, ..., n นิยามด้วยเวกเตอร์ของค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพของตัวอย่างรวม (overall average vector) ดังนี้

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{\sum_{i=1}^{g} n\bar{\mathbf{x}}_{ij}}{\sum_{i=1}^{g} n} = \frac{\sum_{i=1}^{g}\sum_{j=1}^{n}\mathbf{x}_{ij}}{\sum_{i=1}^{g} n}$$

ซึ่งเวกเตอร์ของค่าเฉลี่ย p x 10 คิดจากค่าสังเกตของตัวอย่างทั้งหมดและ $\mathbf{B} = \sum_{i=1}^{g} n(\bar{\mathbf{x}}_i - \bar{\mathbf{x}})(\bar{\mathbf{x}}_i - \bar{\mathbf{x}})'$ โดย $\mathbf{W} = \sum_{i=1}^{g}(n-1)\mathbf{s}_i = \sum_{i=1}^{g}\sum_{j=1}^{n}(\bar{\mathbf{x}}_{ij} - \bar{\mathbf{x}}_i)(\bar{\mathbf{x}}_{ij} - \bar{\mathbf{x}}_i)'$ ดังนั้น $\frac{\mathbf{W}}{n_1 + n_2 + ... + n_g - g} = \mathbf{S}_{pooled}$ เป็นค่าประมาณของ $\boldsymbol{\Sigma}$ และ $\mathbf{S}_{pooled}^{-1}\mathbf{B}\hat{\mathbf{e}} = \hat{\lambda}(n_1 + n_2 + ... + n_g - g)\hat{\mathbf{e}}$

ข่ายงานระบบประสาท

ข่ายงานระบบประสาทเกิดจากการเลียนแบบลักษณะการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ โดยทั่วไปแล้วจะประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทในการแก้ปัญหาด้านต่างๆ ดังนี้

1. การจำแนกและการวินิจฉัย (classification and diagnosis)

ในการจำแนกประเภทของผลิตภัณฑ์สำหรับงานวิจัยนี้จะทำการจำแนกผลิตภัณฑ์ออกเป็น 3 กลุ่ม คือ 1) ผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่อยู่ในการควบคุม 2) ผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็ก (small shift) และ 3) ผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่ (large shift)

2. การประมาณค่าฟังก์ชัน (function approximation) และการทำนายหรือการพยากรณ์ (prediction)

3. การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (optimization)

สำหรับโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาท Zorriassatine และ Tannock (1998) ได้นำเสนอไว้ทั้งหมด 6 แบบ ดังนี้ (1) Multi-Layer perceptron (MLP), (2) Radial Basis Function (RBF), (3) Learning Vector Quantization (LVQ), (4) Adaptive Resonance Theory (ART), (5) Auto-Assoiative NNs และ (6) Kohonen Self-Organising Maps (SOM)

ในการใช้ข่ายงานระบบประสาทสำหรับแก้ปัญหาเกี่ยวข้องกับการควบคุมคุณภาพเชิงสถิติในกรณีคุณลักษณะเชิงคุณภาพหลายตัวแปรดังที่ได้กล่าวมาข้างต้นนั้นยังไม่มีโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมที่เป็นมาตรฐานแน่นอน

จตุภัทร เมฆพายัพ และ กิดาการ สายธนู (2552) ใช้ข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF สำหรับการแก้ปัญหาการทำนายหรือการพยากรณ์ พบว่าข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF สามารถปรับปรุงสมรรถนะในการตรวจสอบกระบวนการผลิตได้ดีขึ้นเมื่อใช้จำนวนตัวอย่างโดยเฉลี่ยที่สุ่มได้ก่อนที่กระบวนการจะออกนอกการควบคุมเป็นเกณฑ์ซึ่งสอดคล้องกับ จตุภัทร เมฆพายัพ (2554) ที่ได้สรุปว่าข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF มีสมรรถนะในการตรวจค้นพบกระบวนการผลิตได้ดีกว่าข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP ซึ่งมีสมรรถนะด้อยกว่าแผนภูมิควบคุมไคกำลังสองและแผนภูมิควบคุม MEWMA ในบางกรณี

โครงสร้างหรือหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP และข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF โดยมีส่วนประกอบ ดังนี้

1) โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP ประกอบด้วย 3 ส่วน คือ

- ชั้นอินพุท (input layer) จำนวน 1 ชั้น
- ชั้นซ่อน (hidden layer) จำนวนอย่างน้อย 1 ชั้น
- ชั้นเอาท์พุท (output layer) จำนวน 1 ชั้น

ในแต่ละชั้น (layer) จะประกอบด้วยโหนด (node) โดยโหนดในชั้นอินพุทเรียกว่า “โหนดชั้นอินพุท (input layer node)” โหนดในชั้นซ่อนเรียกว่า “โหนดชั้นซ่อน (hidden layer node)” และโหนดในชั้นเอาท์พุทเรียกว่า “โหนดชั้นเอาท์พุท (output layer node)”

2) โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF ประกอบด้วย 3 ส่วนเช่นเดียวกันกับโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่าย

มหาวิทยาลัยบูรพา Burapha University

แบบ MLP แต่จะต่างกันที่ข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF จะมีจำนวนชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียวเท่านั้น

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นศึกษาเฉพาะการวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์ในการจำแนกผลิตภัณฑ์ซึ่งเป็นวิธีที่นิยมใช้มากกว่าวิธีการวิเคราะห์การถดถอยลอจิสติก (Logistic Regression Analysis) เนื่องจากเป็นการวิเคราะห์ที่ไม่ต้องคำนึงปัญหาการเกิดพหุสัมพันธ์ (multicollinearity) ระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพของผลิตภัณฑ์ ซึ่งแตกต่างกับการวิเคราะห์การถดถอยลอจิสติกที่ต้องคำนึงถึงปัญหาการเกิดพหุสัมพันธ์ ส่วนการจำแนกผลิตภัณฑ์ด้วยวิธีข่ายงานระบบประสาทนั้นจะใช้โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาท MLP และข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF และการวัดประสิทธิภาพการจำแนกผลิตภัณฑ์นั้นจะพิจารณาจากเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion

วิธีการ

สำหรับขั้นตอนของวิธีดำเนินการวิจัย แบ่งเป็น 3 ขั้นตอน ดังนี้

1. การเตรียมข้อมูล

ในงานวิจัยเกี่ยวกับการควบคุมคุณภาพสำหรับคุณลักษณะเชิงคุณภาพตัวอย่างเดียวจะมีขนาดกลุ่มตัวอย่างย่อยเท่ากับ 1 และจะใช้ค่าคุณลักษณะเชิงคุณภาพนั้นในการวิเคราะห์ แต่ในงานวิจัยนี้พิจารณาตัวอย่างที่มีขนาดของขนาดกลุ่มตัวอย่างย่อยเท่ากับ 5 จึงต้องพิจารณาใช้ค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพ

งานวิจัยนี้ทำการสร้างข้อมูล (generating data) ค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพของผลิตภัณฑ์สองลักษณะที่มีความสัมพันธ์กัน จำนวน 10,000 ตัวอย่าง และดำเนินการทำซ้ำ จำนวน 100 ครั้ง โดยแบ่งตามประเภทของผลิตภัณฑ์เป็น 3 กลุ่ม คือ

1. ผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่อยู่ในการควบคุม ภายใต้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่าน้อย จำนวน 2,500 ตัวอย่าง และเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่ามาก จำนวน 2,500 ตัวอย่าง

2. ผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็ก ภายใต้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่าน้อย จำนวน 1,250 ตัวอย่าง และเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่ามาก จำนวน 1,250 ตัวอย่าง

3. ผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่ ภายใต้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่าน้อย จำนวน 1,250 ตัวอย่าง และเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างคุณลักษณะเชิงคุณภาพที่มีค่ามาก จำนวน 1,250 ตัวอย่าง

สำหรับขนาดของการเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ยของกระบวนการนั้น พิจารณาได้จากเทอมของพารามิเตอร์ noncentrality (δ) ที่นิยามโดย Montgomery (2005) คือ (1) ถ้า $\delta = 0$ หมายความว่ากระบวนการผลิตอยู่ในการควบคุม (2) ถ้า $\delta = 1$ หมายความว่ากระบวนการผลิตออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็ก และ (3) ถ้า $\delta = 3$ หมายความว่ากระบวนการผลิตออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่

2. การวิเคราะห์ด้วยการวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์

ในงานวิจัย “ประสิทธิภาพและการประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทในปัญหาการจำแนกสำหรับการควบคุมคุณภาพหลายตัวแปร” นั้น มีตัวแปรอิสระ 2 ตัวแปร คือ ค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพของผลิตภัณฑ์ทั้งสองลักษณะ

สำหรับตัวแปรตาม เป็นประเภทของผลิตภัณฑ์ ซึ่งแบ่งเป็น 3 กลุ่ม คือ (1) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่อยู่ในการควบคุม ($\delta = 0$) (2) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็ก ($\delta = 1$) และ (3) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่ ($\delta = 3$)

จากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบในการทำนายด้วยเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion

3. การวิเคราะห์ด้วยข่ายงานระบบประสาท

สำหรับการใช้ข่ายงานระบบประสาทในการจำแนกประเภทของผลิตภัณฑ์ในงานวิจัยนี้ มีสิ่งที่สำคัญในการวิเคราะห์ข้อมูลดังนี้

3.1 โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาท

ใช้โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP และข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF

ที่ประกอบด้วย 3 ส่วน คือ (1) ชั้นอินพุทมีจำนวนโหนดชั้นอินพุทเป็น 2 โหนด ซึ่งเท่ากับค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเชิงคุณภาพของผลิตภัณฑ์ทั้งสองลักษณะ คือ $\bar{x}_1$ และ $\bar{x}_2$ (2) ชั้นซ่อนมีจำนวนโหนดชั้นซ่อนเป็น 3 โหนด คือ H_1, H_2 และ H_3 เนื่องจากต้องการหลีกเลี่ยงปัญหาการประมาณค่ามากเกินไป (overestimate) ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Guo และ Dooley (1992) และ (3) ชั้นเอาท์พุทมีจำนวนโหนดชั้นเอาท์พุทเป็น 2 โหนด คือ y_0 และ y_1 เนื่องจากมีประเภทของผลิตภัณฑ์ในการจำแนก 3 กลุ่ม

3.2 ประเภทของการเชื่อมต่อ

Pugh (1991) Chang และ Aw (1996) แนะนำว่าประเภทของการเชื่อมต่อของข่ายงานระบบประสาทที่เป็นแบบการเชื่อมโยงกันไปข้างหน้าแบบทั่วถึง (fully-connected feed-forward) จะทำให้ข่ายงานระบบประสาทมีการลู่เข้า (convergence) ในงานวิจัยนี้จึงใช้การเชื่อมต่อแบบการเชื่อมโยงกันไปข้างหน้าแบบทั่วถึงโดยใช้หลักการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning rule) ที่มีขั้นตอนวิธีของการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt ทั้งข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP และข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF

3.3 ฟังก์ชันเชื่อมต่อการทำงาน

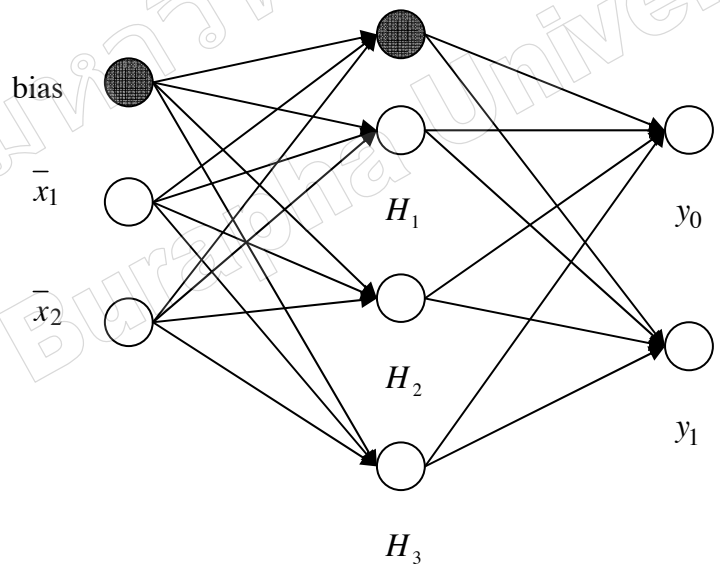
กำหนดให้ g_0 แทนผลลัพธ์ของฟังก์ชันการกระตุ้น (output activation function)

g_0^{-1} แทนฟังก์ชันผกผัน (inverse function) ของค่าคาดหมายของความน่าจะเป็นในการจัดผลิตภัณฑ์ให้อยู่ใน 3 กลุ่ม ได้แก่ (1) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่อยู่ในการควบคุม (2) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุมอันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็ก และ (3) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุมอันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่

ในการจัดผลิตภัณฑ์ให้อยู่ในกลุ่มใดนั้นพิจารณาจากค่าคาดหมายของความน่าจะเป็นที่ให้ค่ามากที่สุด

สำหรับข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP ใช้ฟังก์ชัน sigmoid (sigmoid function) เป็นฟังก์ชันการกระตุ้น คือ

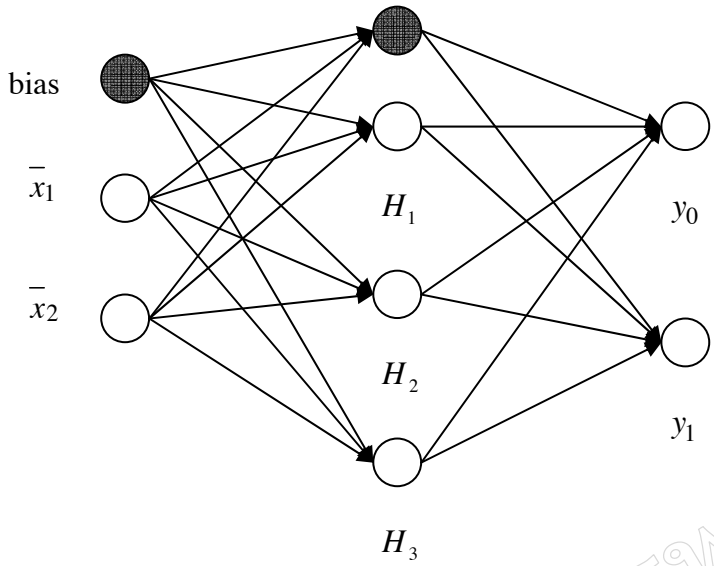
$$H_i = \frac{1}{1 + \exp\left[-\left(w_{0i} + w_{1i}\bar{x}_1 + w_{2i}\bar{x}_2\right)\right]} \; ; i = 1,2,3$$ ดังภาพที่ 1



$$g_0^{-1}\left(E(y)\right) = w_0 + w_1H_1 + w_2H_2 + w_3H_3$$

$$H_i = \frac{1}{1+\exp\left[-\left(w_{0i} + w_{1i}\bar{x}_1 + w_{2i}\bar{x}_2\right)\right]} \; ; \; i = 1,2,3$$

ภาพที่ 1 ข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP ในการจำแนกประเภทของผลิตภัณฑ์



$$g_0^{-1}\left(E(y)\right) = w_0 + w_1H_1 + w_2H_2 + w_3H_3$$

$$H_i = \exp\left(-w_{0i}^2\left[(\bar{x}_1 - w_{1i})^2 + (\bar{x}_2 - w_{2i})^2\right]\right) \; ; \; i = 1,2,3$$

ภาพที่ 2 ข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF ในการจำแนกประเภทของผลิตภัณฑ์

สำหรับข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF ใช้ฟังก์ชัน softmax (softmax function) ที่มีฟังก์ชันการกระตุ้นที่มีการส่งผ่านข้อมูลเป็นแบบ radial basis function คือ

$$H_i = \exp\left(-w_{0i}^2\left[(\bar{x}_1 - w_{1i})^2 + (\bar{x}_1 - w_{2i})^2\right]\right) \; ; \; i = 1,2,3$$

ดังภาพที่ 2

จะได้โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP และข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF แสดงดังภาพที่ 1 และภาพที่ 2 ตามลำดับ

จากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบในการทำนายด้วยเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion

ผลการวิจัยและวิจารณ์ผล

เมื่อวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์และข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP และข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF แล้วทำการตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบด้วยเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion ให้ผลการวิจัยดังนี้

1. การวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์สามารถจำแนกผลิตภัณฑ์ได้ถูกต้องมากใน 2 กรณี คือ (1) กรณีที่ผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่ซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion เป็น 75.92% และ (2) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่อยู่ในการควบคุมซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion เป็น 70.28% และจำแนกผลิตภัณฑ์ได้ถูกต้องน้อยที่สุดในกรณีที่เป็นกลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็กซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion เป็น 25.36% ส่วนภาพรวมพบว่าตัวแบบที่สร้างขึ้นได้มีความถูกต้อง 60.46%

2. การวิเคราะห์ด้วยข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP พบว่าสามารถจำแนกผลิตภัณฑ์ได้ถูกต้องมากที่สุดในกรณีที่เป็นกลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่อยู่ในการควบคุมซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion

มหาวิทยาลัยบูรพา Burapha University

ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบเปอร์เซนต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion สำหรับการวิเคราะห์การจำแนก ข่ายงานระบบประสาท MLP และข่ายงานระบบประสาท RBF

ผลิตภัณฑ์ถูกจัดให้อยู่ในกลุ่ม	ผลิตภัณฑ์อยู่ในกลุ่ม									สัดส่วนความถูกต้องของตัวแบบ		
	กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่อยู่ในการควบคุม ที่ $\delta = 0$			กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่ออกนอกการควบคุม ที่ $\delta = 1$			กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่ออกนอกการควบคุม ที่ $\delta = 3$					
	การวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์	ข่ายงานระบบประสาท MLP	ข่ายงานระบบประสาท RBF	การวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์	ข่ายงานระบบประสาท MLP	ข่ายงานระบบประสาท RBF	การวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์	ข่ายงานระบบประสาท MLP	ข่ายงานระบบประสาท RBF	การวิเคราะห์ดิสคริมิแนนต์	ข่ายงานระบบประสาท MLP	ข่ายงานระบบประสาท RBF
กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่อยู่ในการควบคุมที่ $\delta = 0$	3,514	4,143	4,491	1,442	1,390	1,934	188	851	631			
กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่ออกนอกการควบคุมที่ $\delta = 1$	1,062	482	112	634	664	172	414	322	79			
กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่ออกนอกการควบคุมที่ $\delta = 3$	424	375	397	424	446	394	1,898	1,327	1,790			
จำนวนผลิตภัณฑ์ทั้งหมด	5,000	5,000	5,000	2,500	2,500	2,500	2,500	2,500	2,500			
จำนวนผลิตภัณฑ์ที่ถูกจัดกลุ่มถูกต้อง	3,514	4,143	4,491	634	664	172	1,898	1,327	1,790			
สัดส่วน	0.7028	0.8286	0.8982	0.2536	0.2656	0.0688	0.7592	0.5308	0.7160	0.6046	0.6134	0.6453

เป็น 82.86% และจำแนกผลิตภัณฑ์ได้ถูกต้องน้อยใน 2 กรณี คือ (1) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่ซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion เป็น 53.08% และ (2) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็กซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion เป็น 26.56% ส่วนภาพรวมพบว่าตัวแบบที่สร้างขึ้นได้มีความถูกต้อง 61.34%

3. การวิเคราะห์ด้วยข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ RBF พบว่าสามารถจำแนกผลิตภัณฑ์ได้ถูกต้องมากใน 2 กรณี คือ (1) ในกรณีที่เป็นกลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่อยู่ในการควบคุมใหญ่ซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion เป็น 89.82% และ (2) กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่ซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion เป็น 71.60% และจำแนกผลิตภัณฑ์ได้ถูกต้องน้อยที่สุดในกลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็กซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกของเมทริกซ์ confusion เป็น 6.88% ส่วนภาพรวมพบว่าตัวแบบที่สร้างขึ้นได้มีความถูกต้อง 64.53%

สรุป

ประสิทธิภาพการจำแนกผลิตภัณฑ์สำหรับการควบคุมคุณภาพหลายตัวแปรจากการจำลองระหว่างวิธีการวิเคราะห์

ดิสคริมิแนนต์และวิธีข่ายงานระบบประสาทให้ผลการวิจัยเหมือนกัน คือ ทั้ง 3 วิธีสามารถจำแนกผลิตภัณฑ์ได้ถูกต้องใน 2 กรณี คือ (1) กรณีที่กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่อยู่ในการควบคุม และ (2) กรณีที่กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดใหญ่ และจำแนกผลิตภัณฑ์ได้น้อยที่สุดในกรณีที่กลุ่มผลิตภัณฑ์ซึ่งมาจากกระบวนการผลิตที่ออกนอกการควบคุม อันเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าเฉลี่ยของกระบวนการ โดยที่ค่าเฉลี่ยของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงด้วยขนาดเล็ก

แต่เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกผลิตภัณฑ์ระหว่างข่ายงานระบบประสาทอย่างง่ายแบบ MLP และข่ายงานระบบประสาทขั้นสูงแบบ RBF พบว่าการแจกแนกผลิตภัณฑ์จะมีประสิทธิภาพมากขึ้นเมื่อโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทซับซ้อนขึ้น

ข้อเสนอแนะ

ประสิทธิภาพของการจำแนกผลิตภัณฑ์สำหรับการควบคุมคุณภาพหลายตัวแปรขึ้นอยู่กับโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาทที่เลือกใช้ ถ้าต้องการให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกเพิ่มมากขึ้นอาจทำการเปลี่ยนโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของข่ายงานระบบประสาท อาทิเช่น เพิ่มจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในชั้นซ่อน เปลี่ยนฟังก์ชันการกระตุ้น เป็นต้น

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบคุณ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา ชลบุรี ที่ได้จัดสรรเงินงบประมาณเงินรายได้ประจำปี 2554 เพื่อสนับสนุนการวิจัยครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

กิดาการ สายธนู และ ปรียารัตน์ นาคสุวรรณ์. (2551). การหาค่าประมาณของขีดจำกัดควบคุมของวิธีข่ายงานระบบประสาท สำหรับการควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร. *วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา, 13*(2), 57-65.

จตุภัทร เมฆพายัพ และ กิดาการ สายธนู. (2552). การประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทสำหรับแผนภูมิควบคุมคุณภาพแบบหลายตัวแปร. *วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา, 14*(2), 99-110.

จตุภัทร เมฆพายัพ และ กิดาการ สายธนู. (2554). สมรรถนะของข่ายงานระบบประสาทแบบ Muti-Layer Perceptron และ Radial Basis Function สำหรับแผนภูมิควบคุมคุณภาพหลายตัวแปร. *วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา, 16*(2).

Chang, S. I & Aw, C. A. (1996). A neural fuzzy control chart for detecting and classifying process mean shifts. *International Journal of Production Research, 34*(8), 2265-2278.

Cheng, B. & Titterington, D. M. (1994). Neural networks: A review from a statistical perspective. *Statistical Science, 9*(1), 2-54.

Cheng, C. S. (1995). A multi-layer neural network model for detecting changes in the process mean. *Computers and Industrial Engineering, 28*(1), 51-61.

Cheng, C.S. (1997). A neural network approach for the analysis of control chart patterns. *International Journal of Production Research, 35*(3), 667-697.

Fisher, R.A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Ann. Eugenics, 7*, 179-184.

Guo, Y. & Dooley, K. J. (1992). Indentification of change structure in statistical process control. *International Journal of Productin Research, 30*(7), 1655-1669.

Hwarng, H. B. & Chong, C. W. (1995). Detecting process non-randomneww through a fast and Cumulative leraning ART-based pattern recognizer. *International Journal of Production Research, 33*(7), 1817-1833.

Hwarng, H. B. & Hubele, N. F. (1993a). Back-Propagation pattern recognizers for $\bar{x}$ control charts: Methodology and performance. *Computers and Industrial Engineering, 24*(2), 219-235.

Hwarng, H. B. & Hubele, N. F. (1993b). $\bar{x}$ control chart pattern identification throught efficient off-line neural network training. *IIE Transactions, 25*(3), 27-40.

Johnson, R. A. & Wichern D. W. (2007). *Applied multivariate statistical analysis*. 6th ed.. New Jersey: Prentice-Hall Press.

มหาวิทยาลัยบูรพา Burapha University

Montgomery, Douglas C. (2005). *Introduction to Statistical Quality Control*. 5th ed. New York: John Wiley & Sons.

Pham, D. T. & Oztemel, E. (1993a). Combining multi-layer perceptrons with heuristics for reliable control chart pattern classification. In *Proceeding Applications of Artificial Intelligence in Engineering*. (pp. 801-810).

Pham, D. T. & Oztemel, E. (1993b). Control chart pattern recognition using combinations of multi-layer perceptrons and learning vector quantization networks. *Part I: Journal of Systems and Control Engineering, Proc. Instn. Mech. Engrs, 207*, 113-118.

Pham, D. T. & Oztemel, E. (1994). Control chart pattern recognition using learning vector quantization networks. *International Journal of Production Research, 23*(3), 721-729.

Pugh, G. A. (1989). Synthetic neural networks for process control. *Computers and Industrial Engineering, 17*(1-4), 24-26.

Pugh, G. A. (1991). A Comparison of Neural Networks to SPC Charts. *Computer and Industrial Engineering, 21*, 253-255.

Saithanu, K. (2007). *Neural Networks: Construction and Evaluation, in Encyclopedia of Statistics in Quality and Reliability*. (pp. 1234-1239). Chichester: John Wiley & Sons Ltd.

Smith, A. E. (1994). $\bar{x}$ and R control chart interpretation using neural computing. International *Journal of Production Research, 32*(2), 309-320.

Stutzle,T. (1995). A neural network approach to quality control charts From Natural to Artificial Neural Computation. In *Procedding of the International Workshop on Artificial Neural Networks*. (pp. 1135-1141). Malaga-Torrmolinos, Spain.

Swingle, K. (1996). *Applying Neural Networks – A Practical Guide*. New York: Academic Press.

Zorriassatine, F., & Tannock, J. D. T. (1998). A Review of Neural Networks for Statistical Process Control. *Journal of Intelligent Manufacturing, 9*, pp.209-224.

มหาวิทยาลัยบูรพา Burapha University