

應用類神經網路建立剖面資料之監控方法

Application of artificial neural networks in profile monitoring

指導老師：鄭春生 教授

學生：陳思吟 蔡文彬

研究動機與研究問題

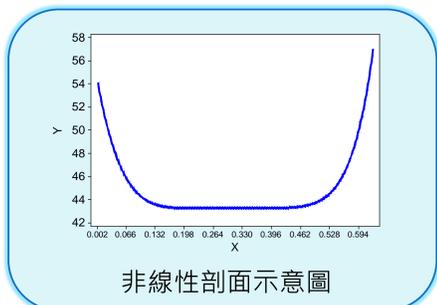
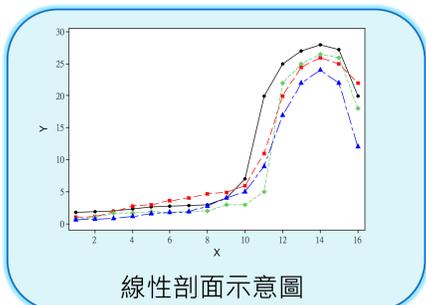
在統計製程管制 (statistical process control, SPC) 中，我們假設一個製程的品質是由一個變數的特性來決定，此變數可以是產品的特性 (如：重量) 或者是製程變數 (如：壓力)。我們常使用管制圖來監控製程變數的分配是否發生改變。但對於有些製程而言，其品質特性是由兩個或多個變數所構成的函數關係或剖面 (profile) 來決定。管制之目的是要偵測出此函數關係是否發生改變。而此種製程管制則稱為剖面之監控 (profile monitoring)。

過去對剖面資料之監控，大多以統計方法來建構一個管制程序。然而，這些統計方法之監控受限於單一管制圖僅能監控單一分配的管制統計量。因此，為提升剖面監控之效率，本研究擬以類神經網路結合一組剖面資料之特徵，發展一個監控線性剖面之監控方法，並針對各種型態之偏移程度進行偵測，且使用多變量管制圖做為比較基準，以平均連串長度 (average run length, ARL) 做為績效評估指標，期望提升監控剖面製程之監控績效。

研究方法

剖面製程

剖面製程之函數關係可呈現出線性、曲面以及離散等型式，製程變數與解釋變數間可用一個函數表達，則為線性剖面 (linear profile)；若無法以一個函數的型式表達，必須加以分割成多重線段，以多個函數表示則為非線性剖面 (nonlinear profile)。



而在線性剖面模型中，我們時常假設反應變數 Y 為一品質特性， X 's 為一個或多個解釋變數，以 $Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{1,ij} + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1,ij} + \varepsilon_{ij}$ 之線性剖面函數關係表示。

多變量管制圖監控剖面製程

多變量管制圖是為將多個統計量結合成一個統計量進行監控之統計方法。其定義為

$$T^2 = (\mathbf{Z}_j - \mathbf{U})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Z}_j - \mathbf{U})$$

T^2 管制圖之管制界限為 $UCL = \chi_{\alpha, p}^2$ ，其中 P 是自由度為 2 (指兩種品質特性) 之卡方分配。因此，當統計量大於 UCL 時，表示該製程可能發生偏移。

以統計方法監控之缺失

統計方法之監控受限於單一管制圖僅能監控單一分配的管制統計量。然而對於某些製程而言，其品質特性是為兩個或多個變數所構成的函數關係或剖面來決定，若繼續使用傳統統計方法容易造成誤判，此為本研究提出以類神經網路監控剖面製程之主要目的。

類神經網路

本研究提出類神經網路的方法，發展一個監控線性剖面之監控方法，並針對各種型態之偏移程度進行偵測。

產生訓練樣本

本研究分為管制內以及管制外之訓練樣本，以 16000 : 16000 之樣本數進行訓練。

管制內樣本

以線性剖面模型 $Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{ij} + \varepsilon_{ij}$ ，其中 ε_{ij} 服從常態分配之平均數為 0 和標準差為 1 之隨機變數。截距 (β_0) 為 3、斜率 (β_1) 為 2，解釋變數 X 為固定值 2, 4, 6, 8，可得知 X 之平均值為 5，因此本研究之剖面函數為 $Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{ij} + \varepsilon_{ij}$ ，依此產生管制內之樣本。

管制外樣本

本研究考慮截距、斜率、標準差之偏移和考慮截距和斜率兩者同時發生偏移之四種型態下產生之訓練樣本。其偏移型態之學習參數為

偏移型態	學習參數範圍
截距偏移	0.2, 0.6, 1.0, 1.4, 1.8
斜率偏移	0.025, 0.075, 0.125, 0.175, 0.225
標準差之偏移	1.2, 1.6, 2.0, 2.4, 2.8
截距與斜率同時偏移	-0.2, -0.4, -0.6, -0.8, -1.0

選擇輸入向量

類神經網路的輸入向量組成是影響辨識績效之關鍵因素。本研究設計二組類神經網路架構：

第一組輸入向量

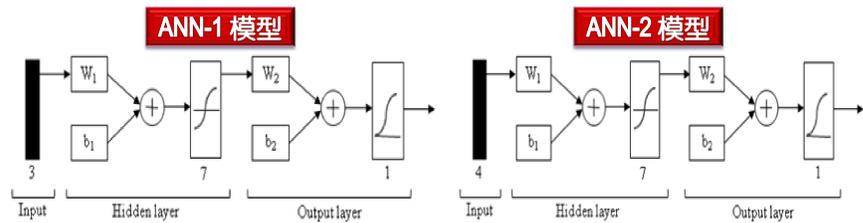
結合線性剖面之截距、斜率之估計量和樣本平均值之三種特徵值 ($b_{01} \dots b_{0j}, b_{11} \dots b_{1j}, \bar{Y}_1 \dots \bar{Y}_j$)，以建構第一種類神經網路 (ANN-1)。

第二組輸入向量

結合線性剖面之截距、斜率之估計量，樣本平均值以及新增加一個標準差之四種特徵值 ($b_{01} \dots b_{0j}, b_{11} \dots b_{1j}, \bar{Y}_1 \dots \bar{Y}_j, \sigma_1 \dots \sigma_j$)，以此建構第二種類神經網路 (ANN-2)。

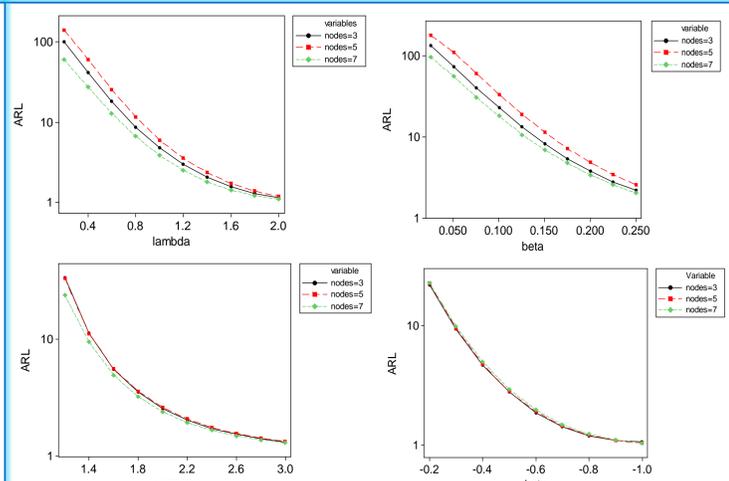
模型的選擇和訓練

本研究使用 Levenberg Marquardt (LM) 演算法則做為類神經網路之訓練方法，類神經網路的建構可用 $n_I - n_H - n_O$ 表示，其中 n_I 為網路輸入層之運算元個數， n_H 為隱藏層之運算元個數，而 n_O 則為輸出層之運算元個數。



決定隱藏層神經元個數

在本研究中，隱藏層之運算元個數是以實驗的方式來決定，且平均連串長度曲線會隨著不同的運算元個數而有所改變。從研究結果發現隱藏層運算元個數增加到 9 個時，其結果與隱藏層運算元個數為 5 個時之結果相近。而在運算元個數為 7 個時 ARL 之曲線最佳。因此本研究之隱藏層運算元個數設定為 7 個。

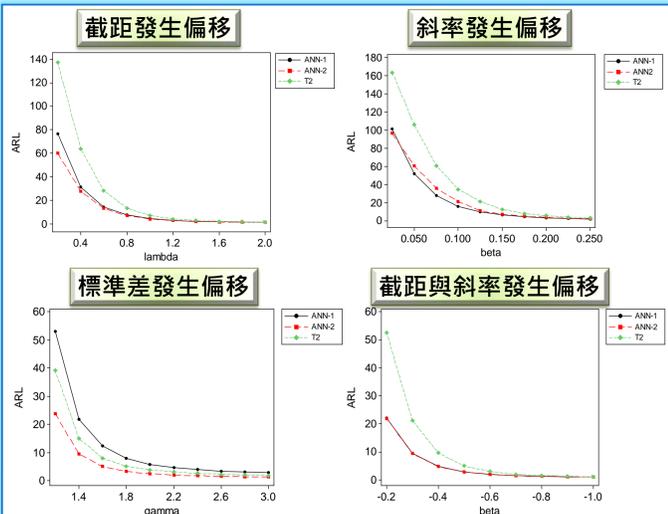


研究成果

績效指標

平均連串長度 (average run length, ARL) 意指管制程序偵測到製程偏移所需之平均樣本數，表示管制圖偵測製程偏移之敏感度，若 ARL 值越小表示其績效越好。

本研究以類神經網路建構類神經網路之監控系統，考慮四種不同偏移形態，探討在不同偏移程度下之監控績效。由研究結果可得知不論在哪一種偏移型態，類神經網路之監控績效皆明顯優於 T^2 管制圖；而在標準差發生偏移之型態下，ANN-2 之監控績效優於 ANN-1 和 T^2 管制圖，其輸入向量考慮樣本標準差可提升其監控績效，在截距發生偏移時，ANN-2 之績效也較 ANN-1 佳。



結論

本研究之最主要的貢獻，是以類神經網路建構一個製程管制系統，監控剖面製程之函數關係是否隨著時間改變。本研究考慮線性剖面之四種不同偏移型態，探討每一種型態在不同偏移程度下之監控績效。研究結果顯示，本文所提出之類神經網路管制系統之監控績效遠優於一般多變量管制圖。研究結果也顯示我們所提出的輸入特徵向量可以提升類神經網路之監控績效。