

# 應用適應性網路模糊推論系統

## 預測基本怠速調整之轉速

尤建忠

### 摘要

基本怠速調整工作是一項非常重要的引擎日常保養，由於基本怠速調整參數的變動，技術人員經常使用傳統參數或不斷嘗試錯誤的方法調整引擎，這樣的調整模式不易掌握調整品質，亦無法提高調整效率，為提昇基本怠速調整品質及節省調整時間，建立預測模型幫助技術人員掌握基本怠速調整品質和提昇調整效率是有必要的。

本文的主要目的為研究基本怠速調整後引擎轉速預測模型，基本怠速調整過程相當複雜，許多變動的調整參數將影響調整結果，三個主要基本怠速調整參數為進氣門間隙、排氣門間隙及點火正時，利用適應性網路模糊推論系統(ANFIS)預測引擎轉速。

肆種不同的歸屬函數，經由適應性網路模糊推論系統訓練，並比較預測值和實驗值，這樣的預測模型有很好的精度，可作為相關研究和實際使用。

### 目次

- |         |
|---------|
| 一、前言    |
| 二、文獻探討  |
| 三、研究方法  |
| 四、結果與討論 |
| 五、結論    |
| 六、參考文獻  |

關鍵詞：基本怠速調整、適應性網路模糊推論系統、引擎轉速

## 一、前言

隨著國民所得提高，台閩地區之小汽車數量持續不斷成長，截至民國九十五年二月，小客車登記數量已突破 565 萬輛[1]，機車登記數量約為 1320 萬輛，以台閩地區人口數約 2300 萬計算，平均約 4 個人即擁有一輛小客車，平均約 1.7 個人有一台機車，可見小客車、機車是許多人不可或缺的交通工具，其中小客車裝載的發動機大都為四行程汽油引擎，機車則為二行程汽油引擎，但因二行程汽油引擎排氣污染較嚴重[2]，故以後之主流仍為四行程汽油引擎。

依據王文正[3]對機車行車型態之研究，機車行駛於台北市之平均怠速時間比為 30%，台中市為 30%，高雄市為 23%；彭柏鈞[4]顯示機車行駛在高雄市平均怠速時間比為 27.7%；洪再傳[5]得到高雄市公車怠速時間比為 34.8%。由以上可知一般交通工具於行車期間之怠速時間比甚高，故基本怠速調整愈益重要，所謂基本怠速即引擎未受電腦修正之怠速[6]，基本怠速為一切轉速之基礎，如原地開冷氣、轉動方向盤等增加負荷時，轉速將下降引起引擎抖動，為了不使引擎抖動，電腦即以基本怠速為基礎來修正並提昇轉速。基本怠速太高時，將造成油耗量增加；基本怠速太低時，引擎運轉不穩定造成車輛抖動、引擎容易熄火；即使基本怠速正確，但點火時間不正確，同樣會讓車輛耗油、排出污染物[7]，由此可知基本怠速調整工作在引擎保養中的重要性。

基本怠速調整對引擎之耗油量、排氣及運轉的影響甚大，技術人員對調整參數的設定，通常依靠自己過往經驗，透過不斷嘗試錯誤才能獲得加工模式，這樣的調整模式不易掌握調整品質，亦無法提高調整效率，往往浪費許多人力成本及調整時間。

## 二、文獻探討

預測模型使用的方法有很多，比較常見的方法有線性回歸方程式、類神經網路及模糊理論。

- (1) 陳鴻榮[8]利用統計迴歸方程式觀察研磨後工件的表面品質，發現比磨削能愈大或速度愈小時，可以獲得較佳的工件表面粗糙度，線性回歸分析主要由實驗數據推出線性回歸方程式，經此方程式來描述加工參數與輸出目標值之間的關係。
- (2) YU-Hsuan Tsai et al.[9]以統計回歸方程式預測端銑加工後表面粗糙度情形，因影響加工的因子複雜且多屬非線性關係，使得線性迴歸預測模型的應用並不理

想。

- (3) Y. M[10]在磨削過程有 16 種不同的變數，每種變數給予三種歸屬函數，使用模糊規則預測出表面粗糙度。
- (4) H. Juan[11]等學者以最小生產成本的理念，開發銑削 SKD61 模具鋼之最佳化銑削加工參數，並利用類神經網路建構加工參數與刀具壽命間的關係模型。
- (5) 呂建宏[12]使用類神經網路建構切削 AISI316 不銹鋼之表面粗糙度預測模型，以切削速度、進給率、切削深度與刀鼻半徑等四種為切削參數進行實驗，以得到預測模型所需之訓練範例與驗證數據，只需輸入一組四種切削參數值，即可得到表面粗糙度預測值。
- (6) 黃仁明[13]運用反應表面法與倒傳遞類神經網路(BNP)建構聚晶鑽石面銑刀銑削鋁合金表面粗糙度預測模型，比較得出反應表面法模型受限於參數因子水準有限，致使迴歸方程式之精度不理想;倒傳遞類神經網路模型則藉由調整神經元數目或隱藏層數目等方式，可精確表現輸入值與目標值之間的非線性關係。
- (7) Tamas Szecsi[14]以類神經網路建構切削力之最佳網路預測模型，選用 12 種車削參數，探討網路架構之隱藏層數、學習速率、慣性量等網路參數狀況，獲得最佳之參數。
- (8) Ship-Peng Lo[15]以主軸速度、進刀速度、移除量等三種為輸入變數，表面粗糙度為輸出變數，經由適應性網路模糊推論系統訓練，預測銑床加工高速鋼之表面粗糙度。
- (9) 張致祥[16]以適應性網路模糊推論系統建立 KG 砂輪磨削 SKD11 模具鋼後表面品質的預測，以磨削參數做為輸入變數，磨後工件的表面品質做為輸出變數。

由以上之各種預測模型方法的回顧，可知選擇適應性網路模糊推論系統是可行的，因適應性網路模糊推論系統是一套結合模糊理論和類神經網路所發展之理論，是具有學習能力之模糊系統，可以解決一般之模糊系統難以獲得之模糊規則，其方法就是藉著類神經網路鍵結值的調整，歸納出相關的輸入和輸出關係，再從網路的鍵結值中取得模糊規則[17-22]，這樣的系統具有不需要精確數學模型的優點，只要給予適當的實驗數據，即能建立適用且有效的預測模型。故本文將以適應性網路模糊推論系統研究基本怠速調

整之轉速預測，並以實驗獲得數據，其中 45 組當成訓練之樣本，另 27 組驗證預測模型之準確度。

### 三、研究方法

建立一個模糊系統的過程中，最重要的地方就是模糊規則的取得，而取得模糊規則最直接的方法，就是詢問人類專家，依照他們的專業知識，把曾使用過的經驗法則，轉換成我們所需要的模糊邏輯規則庫。但由人類專家指定的模糊規則所建立的模糊系統往往太過粗略，達不到我們所需的精度，其主要原因約有以下兩點：

- (1) 人類專家往往無法提供很完整必需的模糊規則，常會遺漏一些重要的訊息，致使模糊系統的規則庫不完全，而無法處理所有的問題。
- (2) 人類專家很難去將所使用的模糊規則給予一個適合的歸屬函數。

因此，雖然語意式的模糊規則提供了一個迅速建立模糊系統的方法，但是效果仍然受到規則庫的完整與否和所使用的歸屬函數是否能正確反應出輸入和輸出變數間的模糊關係所影響。所以用人工方式建立邏輯系統的過程，設計者要從大量的資料尋求完整的模糊規則和適當的歸屬函數，是一件極難完成的事。

適應性網路模糊推論系統(Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System,以下簡稱 ANFIS)，在加入類神經網路的學習功能後，可以將模糊推論系統架構在類神經網路上，充分發揮對於系統不確定性的處理能力。

ANFIS 在 IF-THEN 規則與模糊推論中採用的是 Sugeno 模式，同一層節點的歸屬函數或是轉換函數採用相似的函數，來建置 ANFIS 主體架構。在學習與調整參數方面，則是結合前饋式類神經網路與監督式學習法，使模糊推論系統的所有參數可以獲得適當的調整，讓模式具有自我組織與學習能力。若輸入變數有  $N$  個和輸出變數有 1 個，及架構有 5 層的模糊推論系統的主要架構如圖 3-1 所示。

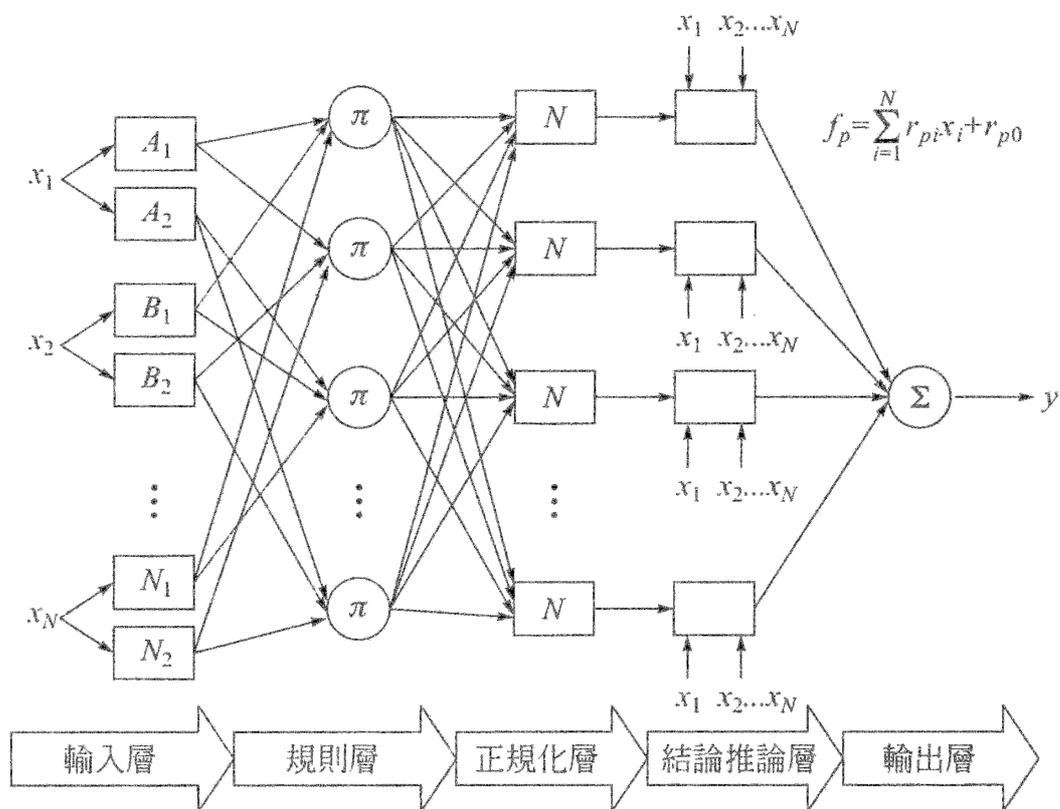


圖 3-1 ANFIS 架構[23]

本文選用適應性網路模糊推論系統做為建立基本怠速調整預測模型的方法，選定方法後，首先選擇所需之輸入參數與輸出參數，在輸入參數選擇方面，由前面的文獻討論可知影響基本怠速之參數有非常多，但在一般之基本怠速調整都以點火正時、進氣門間隙和排氣門間隙為主，所以本文選定之輸入參數同樣為點火正時、進氣門間隙和排氣門間隙。在輸出參數選擇方面，因為基本怠速調整最直接之輸出為轉速，故本文以轉速為輸出參數，並規劃基本怠速調整實驗，獲得基本怠速調整實驗訓練用數據做為建構預測模型的基礎。

經由基本怠速調整實驗所得到的數據，分為訓練用數據和驗證用數據，訓練用數據可用來建構模型，驗證用數據則可驗證預測值的準確度。適應性網路模糊推論系統預測模型建構流程是將訓練用數據載入 MATLAB 的 ANFIS 工具箱[24-28]，選取歸屬函數，設定網路訓練次數，進行網路訓練，直至訓練完成為止，訓練得到結果後，再將驗證用數據載入並驗證準確度。

學習的目的是在調整輸入變數與輸出變數的連結加權值，學習過程通常是一次以一個訓練數據的方式進行，直至學習完成所有的訓練數據，稱為一個學習循環，一個網路可以將訓練數據反覆地學習數個循環，直到收斂才結束。收斂程度可以用均方根誤差值 (Error of Root Mean Square 簡稱  $E_{RMS}$ ) 來評量，得到的網路測試的  $E_{RMS}$  愈小，

代表網路預測能力愈準確。

$$ERMS = \sqrt{\frac{1}{m} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (T_{ji} - Y_{ji})^2} \quad (3-1)$$

式中  $T_{ji}$  為目標值， $Y_{ji}$  為網路預測輸出值， $m$  為測試範例數， $n$  為輸出函數個數。

為建構基本怠速調整的預測模型，需經由基本怠速調整實驗獲得訓練用實驗數據，將這些數據輸入 ANFIS 建模。本研究所使用引擎為 TOYOTA 公司所生產之 4AFE 引擎，引擎主要規格如表 3-1 所示。

表 3-1 引擎主要規格

型式	4F-FE 直列橫置 4 汽缸
汽門機構	雙凸輪軸直接驅動 16 汽門
排氣量 c.c	1587
內徑×行程 mm	81×77
壓縮比	9.5:1
最大馬力 ps/rpm	115/6000
最大扭力 kg-m/rpm	14.8/5200
燃油系統	多點噴射 EFI

基本怠速調整實驗規劃分為訓練用數據實驗及驗證用數據實驗兩部份。訓練用數據實驗之調整參數為進氣門間隙 0.15mm、0.25mm、0.35mm 等三水準，排氣門間隙 0.20mm、0.30mm、0.40mm 等三水準，點火正時 5 度、10 度、15 度、20 度、25 度等五水準，總共 45 組訓練數據。驗證用數據實驗之調整參數為進氣門間隙 0.20mm、0.30mm、0.35mm 等三水準，排氣門間隙 0.25mm、0.35mm、0.40mm 等三水準，點火正時 8 度、13 度、18 度等三水準，總共 27 組驗證數據。利用適應性網路模糊推論系統訓練，經過學習且均方根誤差值收斂後，以驗證用數據驗證並比較實際值與量測值的誤差。

#### 四、結果與討論

以基本怠速調整所規劃之訓練用數據實驗的 45 個例子當訓練數據，另以驗證用數據實驗的 27 個例子評估準確值，經由 ANFIS 預測引擎轉速，並利用這些數據產生結果來作討論。

首先載入 45 個訓練數據，經過一定次數的訓練而產生 ANFIS 的 FIS 性質方塊圖，其中有三個輸入，經 Sugeno 的推論後，產生一個輸出，其整體的架構圖如圖 4-1 所示，有三個調整參數的輸入，每個參數各有三個歸屬函數共產生 27 個模糊規則，經過推論，並解模糊化後，產生引擎轉速的輸出值。

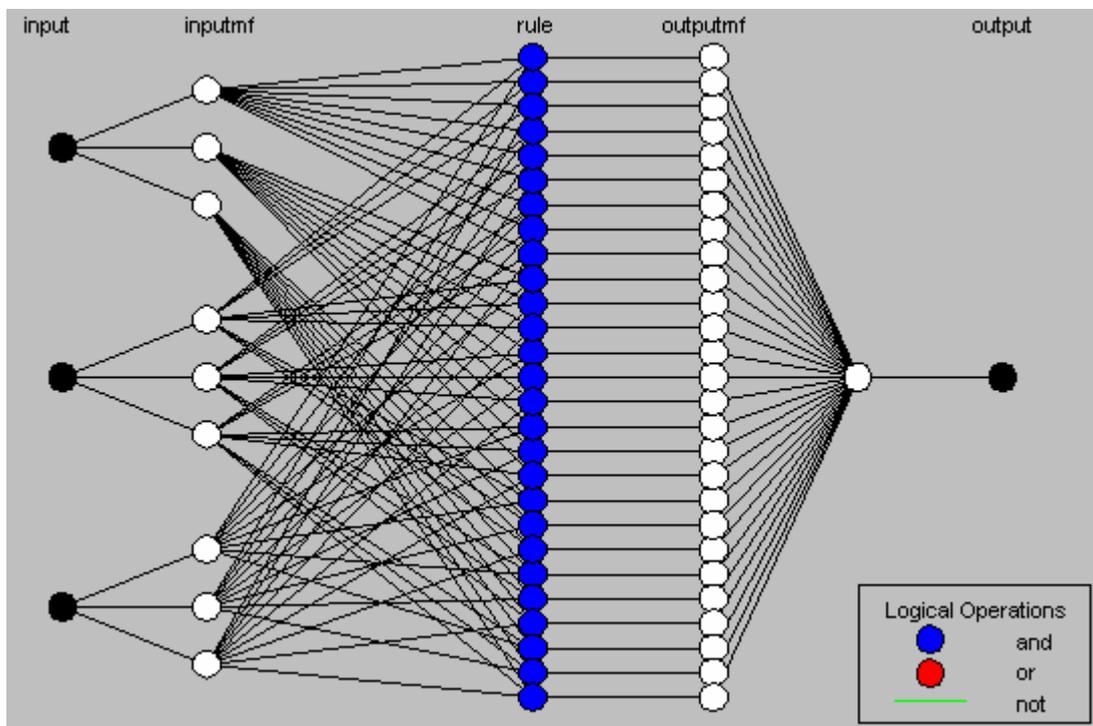


圖 4-1 ANFIS 模型整體架構圖

基本怠速調整驗證用數據有 27 組，經過 ANFIS 訓練所得的三角形歸屬函數、梯形歸屬函數、鐘形歸屬函數及高斯歸屬函數之預測值與實際量測值、兩者之誤差值如表 4-1 所示，可得鐘形歸屬函數誤差值最低，為 2.76%；三角形歸屬函數的誤差值最高，為 4.19%。

表 4-1 基本怠速調整驗證實驗數據之誤差值

引擎轉速		三角形歸屬函數		梯形歸屬函數		鐘形歸屬函數		高斯歸屬函數	
編號	量測值	預測值	誤差值	預測值	誤差值	預測值	誤差值	預測值	誤差值
1	837	843	0.72	779	6.93	792	5.38	801	4.30
2	967	954	1.34	984	1.76	979	1.24	984	1.76
3	963	899	6.65	961	0.21	937	2.70	923	4.15
4	807	828	2.60	766	5.08	779	3.47	787	2.48
5	913	938	2.74	969	6.13	964	5.59	969	6.13
6	933	882	5.47	947	1.50	922	1.18	908	2.68
7	797	824	3.39	762	4.39	775	2.76	783	1.76
8	917	931	1.53	960	4.69	955	4.14	960	4.69
9	943	875	7.21	937	0.64%	912	3.29	898	4.77
10	793	817	3.03	758	4.41	771	2.77	779	1.77
11	957	927	3.13	961	0.42	956	0.10	960	0.31
12	930	872	6.24	939	0.97	913	1.83	899	3.33
13	813	805	0.98	748	8.00	760	6.52	767	5.66
14	980	912	6.94	947	3.37	941	3.98	945	3.57
15	947	859	9.29	926	2.22	900	4.96	886	6.44
16	763	803	5.24	746	2.23	757	0.79	765	0.26
17	960	907	5.52	940	2.08	933	2.81	937	2.40
18	903	856	5.20	919	1.77	893	1.11	880	2.55
19	797	813	2.01	749	6.02	762	4.39	770	3.39
20	940	922	1.91	951	1.17	946	0.64	951	1.17
21	923	866	6.18	929	0.65	902	2.28	889	3.68
22	780	801	2.69	738	5.38	750	3.85	758	2.82
23	947	910	3.91	941	0.63	935	1.27	939	0.84
24	920	859	6.63	919	0.11	894	2.83	881	4.24
25	767	800	4.30	736	4.04	748	2.48	756	1.43
26	933	909	2.57	937	0.43	931	0.21	936	0.32
27	910	858	5.71	916	0.66	892	1.98	879	0.34
		平均值	4.19	平均值	2.81	平均值	2.76	平均值	2.87

27 組驗證資料的量測值與三角形歸屬函數預測值之比較，實際值與預測值差距不大，誤差值最大為 9.29%，誤差值最小為 0.72%，平均誤差值為 4.19%。

27 組驗證資料的量測值與梯形歸屬函數預測值之比較，實際值與預測值差距不大，誤差值最大為 8.00%，誤差值最小為 0.11%，平均誤差值為 2.81%。

27 組驗證資料的量測值與鐘形歸屬函數預測值之比較，實際值與預測值差距不大，誤差值最大為 6.52%，誤差值最小為 0.10%，平均誤差值為 2.76%。

27 組驗證資料的量測值與高斯歸屬函數預測值之比較，實際值與預測值差距不大，誤差值最大為 6.44%，誤差值最小為 0.31%，平均誤差值為 2.87%。

## 五、結論

本研究是應用適應性網路模糊推論系統配合實驗數據，建立基本怠速調整後引擎轉速預測模型，由預測模型分析基本怠速調整參數進氣門間隙、排氣門間隙及點火正時對引擎轉速的影響。適應性網路模糊推論系統以訓練用數據訓練完成後，再利用驗證用數據作驗證，獲得預測數據與量測值的誤差量，就可以知道預測模型的準確度，故可得到以下的結論：

- (1)基本怠速調整對引擎轉速之預測，利用適應性網路模糊推論系統準確度高，預測模型是有效率且準確度高，不僅可用在基本怠速調整，也可用於其他設備之調整預測。
- (2)影響基本怠速調整之三個主要因素為進氣門間隙、排氣門間隙及點火正時，所以適當調整進氣門間隙、排氣門間隙及點火正時可達最高轉度。
- (3)應用適應性網路模糊推論系統以三角形歸屬函數訓練，得到預測引擎轉速誤差值約 4.19%，準確度約 95.81%；以梯形歸屬函數訓練得到預測引擎轉速誤差值約 2.81%，準確度約 97.19%；以鐘形歸屬函數訓練得到預測引擎轉速誤差值約 2.76%，準確度約 97.24%；以高斯歸屬函數訓練得到預測引擎轉速誤差值約 2.87%，準確度約 97.13%。
- (4)在三個基本怠速調整參數中，影響引擎轉速最大的是點火正時，故調整點火正時是最有效率的方法，而調整進氣門間隙及排氣門間隙的效率較低。
- (5)四種不同的歸屬函數之訓練，以鐘形歸屬函數之準確度最高；三角形歸屬函數最低。
- (6)期望之基本怠速調整為引擎轉速較高，則進氣門間隙及排氣門間隙調小，且點火正時調至約 15°時，可得到較高之引擎轉速。

## 六、參考文獻

- [1]交通部全球資訊網，<http://www.motc.gov.tw/hypage.cgi?HYPAGE=stat01.asp#94>。
- [2]黃靖雄，1997，汽車學，全華科技圖書有限公司，台北。
- [3]王文正，2001，以實際道路行車型態作動力計測試之機車排放係數研究，國立中山大學，碩士論文。

- [4]彭柏鈞，2003，都會區機車行車型態與空氣污染物排放特性之調查，國立成功大學環境工程學系，碩士論文。
- [5]洪再傳，2004，高雄市公車行車型態之研究，屏東科技大學，碩士論文。
- [6]陳文慶，李文祥，2003，汽車實習IV，復文書局，台南。
- [7]黃靖雄，2000，現代低公害省油汽車排氣污染控制技術及裝置，全華科技圖書公司，台北。
- [8]陳鴻榮，2002，磨削能量對磨後工件表面品質對探討，高雄第一科技大學，碩士論文。
- [9]Yu-Hsuan Tsai, Joseph C. Chen, Shi-Jer Lou, 1999, " An In-process Surface Recognition System Based on Neural Networks in End Milling Cutting Operations" ,International Journal of Machine Tools&Manufacture, Vol. 39, pp.583-605.
- [10] Y. M. Ali, L. C. Zhang, 1999, " Surface roughness prediction of ground components using a fuzzy logic approach" ,Journal of Material of Material Processing Technology, vol. 89-90, pp.561-568.
- [11]H. Juan, S. F. Yu, and B. Y. Lee, 2003, " The optimal cutting-parameter selection of production cost in HSM for SKD61 tool steels" ,International Journal of Machine Tools and Manufacture, Vol. 43, pp.679-686.
- [12]呂建宏，2001，不銹鋼切削之表面粗糙度預測及參數最佳化模式之探討，屏東科技大學，碩士論文。
- [13]黃仁明，2000，“聚晶鑽石面銑刀銑削鋁合金表面粗糙度預測模式之研究“，中國機械工程學會第十七屆學術研討會，高雄市，第 51-57。
- [14]Tamas Szecsi, 1999, "Cutting Force Modeling Using Artificial Neural Networks" ,Journal of Materials processing Technology, Vol. 92-93, pp.344-349.
- [15]Ship-Peng Lo, 2003, " An adaptive-network based fuzzy inference system for prediction of workpiece surface roughness in end milling" ,Material Processing Technology, Vol. 142, pp.665-675.
- [16]張致祥，2004，應用適應性模糊系統於磨後工件表面品質之預測，高雄第一科技大學，高雄。
- [17]周至宏，2003，智慧型系統講義，高雄第一科技大學，高雄。
- [18]蘇木春，張孝德，2004，機器學習、類神經網路、模糊系統以及基因演算法則，全華科技圖書有限公司，台北。
- [19]王進德，蕭大全，2000，類神經網路與模糊控制理論入門，全華科技圖書股份有限公司，台北。
- [20]J.-S. R. Jang, C.-T. Sun, E. Mizutani, 1997, Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Prentice-Hall International, New York.
- [21]Gallant, S. I., 1993, Neural Network Learning and Expert Systems, The MIT Press,

Massachusetts.

- [22] J. S. R. Jang, 1993, "ANFIS: Adaptive Network-based Fuzzy Inference System", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp.665-685.
- [23]張斐章，張麗秋，黃浩倫，2003，類神經網路理論與實務，東華書局，台北。
- [24]葉怡成，2003，類神經網路模式應用與實作，儒林圖書有限公司，台北。
- [25]羅華強，2001，類神經網路-MATLAB的應用，清蔚科技股份有限公司，新竹。
- [26]Lippman, R. P., 1987, "An introduction to computing with neural nets", IEEE ASSP Magazine, vol. 4, pp.4-22.
- [27]蒙以正，2004，Matlab 入門與精進，儒林圖書有限公司，台北。
- [28]邱寬旭，2000，"類神經網路簡介"，機電整合雜誌社，頁 58-62，10 月。