

國立交通大學

機械工程研究所

碩士論文

以類神經網路與田口氏法分析貧油潤滑及磁流變液制振器

對深孔鑽加工品質之影響

Taguchi Method and Neural Network Analyses of Drilling Quality of
Deep Hole Drilling Influenced by Minimal Quantity Lubrication and
Magneto-Rheological Fluid Vibration Damper

研究生：盧彥男

指導教授：秦繼華 博士

中華民國九十七年十一月

以類神經網路與田口氏法分析貧油潤滑及磁流變液制振器

對深孔鑽加工品質之影響

Taguchi Method and Neural Network Analyses of Drilling Quality of

Deep Hole Drilling Influenced by Minimal Quantity Lubrication and

Magneto-Rheological Fluid Vibration Damper

研究生：盧彥男

Student : Yen-Nen Lu

指導教授：秦繼華

Advisor : Dr. Jih-Hua Chin



A Thesis

Submitted to Institute of Mechanical Engineering

College of Engineering

National Chiao Tung University

In Partial Fulfillment of the Requirements

for the degree of

master of Science

in

Mechanical Engineering

November 2008

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國 九十七 年 十一 月

以類神經網路與田口氏法分析貧油潤滑及磁流變液制振器對深孔鑽
加工品質之影響

研究生：盧彥男

指導教授：秦繼華

國立交通大學機械工程研究所

摘 要

本論文主要討論 BTA 深孔鑽(Boring and Trepanning Association)之加工品質，我們依據圓孔的粗糙度值來評斷工件品質的好壞，其最終目的為在一定的加工條件下獲得最佳的工作品質。

深孔鑽削是一項複雜的加工過程，各項加工參數對最後加工結果有很大的影響。本研究依加工情況把實驗分為四組：單純供油實驗、貧油實驗、制振實驗、貧油與制振混合實驗。藉由上述實驗討論粗糙度值與各項加工參數(主軸轉速、刀具進給率、MR damper 位置、MR damper 電流、壓縮氣壓)之間的關係。

實驗規劃為利用田口式直交表作參數因子的安排，以達到節省實驗組數的目的。實驗結果的分析為利用田口式參數設計作第一階段的最佳化設計，而第二階段的最佳化為利用倒傳遞類神經網路進行。經實驗結果顯示，經兩階段最佳化後的參數條件可以加工出較好的圓孔品質。

Taguchi Method and Neural Network Analyses of Drilling Quality of
Deep Hole Drilling Influenced by Minimal Quantity Lubrication and
Magneto-Rheological Fluid Vibration Damper

Student : Yen-Nen Lu

Advisor : Dr. Jih-Hua Chin

Institute of Mechanical Engineering

National Chiao Tung University



In this research is to discuss the working quality of the BTA deep-hole drilling, the criterion of work-piece quality is determined by the roughness of holes, the final purpose is to obtain the best work-piece quality in certain working condition.

Deep-hole drilling is a complex working process, parameters affect the results of working a lot. This study is divided four experiments according to working condition: pure oil supply experiment、minimal quantity of lubricant experiment、vibration suppression experiment、mixing minimal quantity of lubricant and vibration suppression experiment. Depend on these experiment, we discuss the relationship of roughness and each working

parameter(ex: rotational speed of the tool 、 feed rate 、 the location of MR damper 、 the current of MR damper 、 compressive pressure).

The **Taguchi's** orthogonal arrays is used to set the parameter factors in order to reduce the number of experiments. The analysis of the results of experiments is used to **Taguchi's** parameter design in first optimal design stage, and the back-propagation neural network is used to optimize in the second stage. The experiment results show that we can get better quality through two optimal design stage.



誌謝

首先感謝我的指導教授秦繼華博士在我二年的研究所生涯中給予的指導與鼓勵，感謝老師指引論文的研究方向，使我在深孔鑽的領域獲益匪淺。其次感謝研究室的學長、同學以及學弟，由於有眾人的幫忙，我的論文才得以完成。

特別感謝勤益科技大學機械系蔡國銘教授所提供的研究設備，承蒙貴實驗室
的同學幫忙，我才得以完成實驗數據的量測。

最後感謝父母親的栽培，讓我無後顧之憂完成學業，你們對我的付出與關懷，促成我今日的學業成就。

最後，僅以此論文獻給我最愛的家人及所有關心我的親友，謝謝您們。



目錄

中文摘要.....	i
Abstract.....	ii
誌謝.....	iv
目錄.....	v
表目錄.....	viii
圖目錄.....	x
符號說明.....	xii
第一章 緒論.....	1
1.1 深孔鑽簡介.....	1
1.2 研究動機與目的.....	3
1.3 文獻回顧.....	4
1.4 論文架構.....	6
第二章 田口法.....	7
2.1 田口方法之概念.....	7
2.2 田口式直交表.....	9
2.3 信號雜訊比.....	11
2.4 變異數分析.....	12
2.5 確認實驗.....	13
2.6 田口式實驗計畫法流程.....	14

第三章 類神經網路.....	16
3.1 類神經網路概述.....	16
3.2 倒傳遞類神經網路.....	17
3.3 牛頓演算法.....	19
3.4 Levenberg-Marquardt 演算法.....	20
第四章 實驗.....	24
4.1 實驗背景.....	24
4.2 實驗設備.....	25
4.3 實驗規劃.....	27
4.3.1 單純供油實驗.....	27
4.3.2 貧油實驗.....	29
4.3.3 制振實驗.....	31
4.3.4 貧油與制振混合實驗.....	33
4.4 實驗量測.....	37
第五章 實驗結果與分析.....	39
5.1 田口參數設計.....	39
5.1.1 單純供油實驗之參數設計.....	39
5.1.2 貧油實驗之參數設計.....	42
5.1.3 制振實驗之參數設計.....	45
5.1.4 貧油與制振混合實驗之參數設計.....	49
5.2 類神經網路最佳化.....	53

5.2.1 建構類神經網路.....	53
5.2.2 控制因子最佳化.....	56
5.2.3 類神經網路最佳化實驗結果.....	62
5.2.4 切屑的觀察.....	65
第六章 結論.....	67
參考文獻.....	68



表目錄

表 2.1	$L_8(2^7)$ 直交表	11
表 4.1	單純供油實驗各項控制因子與其設定之水準表	28
表4.2	$L_9(3^4)$ 直交表	29
表 4.3	單純供油實驗完整的實驗因子配置圖	29
表 4.4	貧油實驗各控制因子與其設定之水準表	30
表4.5	貧油實驗完整的實驗因子配置圖	31
表4.6	制振實驗各控制因子與其設定之水準表	33
表 4.7	制振實驗完整的實驗因子配置圖	33
表 4.8	貧油與制振混合實驗各控制因子與其設定之水準表	34
表4.9	$L_{18}(2^1 \times 3^7)$ 直交表	35
表4.10	修改過的 $L_{18}(3^5)$ 直交表	36
表4.11	貧油與制振混合實驗完整的實驗因子配置圖	37
表5.1	單純供油實驗之粗糙度值及S/N比	39
表5.2	單純供油實驗各因子水準的平均S/N比	40
表5.3	單純供油實驗之變異數分析表	41
表 5.4	單純供油實驗之確認實驗結果	42
表 5.5	貧油實驗之粗糙度值及 S/N 比	42
表5.6	貧油實驗各因子水準的平均S/N比	43
表5.7	貧油實驗之變異數分析表	44
表 5.8	貧油實驗之確認實驗結果	45
表 5.9	制振實驗之粗糙度值及 S/N 比	46
表5.10	制振實驗各因子水準的平均 S/N 比	46
表5.11	制振實驗之變異數分析表	48

表 5.12	制振實驗之確認實驗結果	49
表 5.13	貧油與制振混合實驗之粗糙度值及 S/N 比	50
表 5.14	貧油與制振混合實驗各因子水準的平均 S/N 比	51
表 5.15	貧油與制振混合實驗之變異數分析表	52
表 5.16	貧油與制振混合實驗之確認實驗結果	53
表 5.17	9 種類神經網路架構之比較	55
表 5.18	類神經網路參數最佳化後之實驗結果	62



圖目錄

圖 1.1	槍鑽(Gun Drill)之工作圖	02
圖 1.2	BTA 之工作圖	02
圖 1.3	噴吸鑽(Ejector Drill)之工作圖	02
圖 2.1	品質工程圖	08
圖 2.2	田口式實驗計畫法之流程圖	15
圖 3.1	類神經網路架構圖	17
圖 4.1	深孔鑽床 3D 示意圖	26
圖 4.2	BTA 深孔鑽床實景圖	26
圖 4.3	直徑 24.11mm BTA 鑽頭	27
圖 4.4	油壓機	27
圖 4.5	氣壓機	27
圖 4.6	單純供油實驗示意圖	28
圖 4.7	貧油實驗 MQL 示意圖	30
圖 4.8	油氣混合器	30
圖 4.9	制振實驗示意圖	32
圖 4.10	MR damper(左)與中間支承(右)圖	32
圖 4.11	MR damper 裝於 BTA 鑽床圖	32
圖 4.12	貧油與製振混合實驗示意圖	34
圖 4.13	剖開後之工件	38
圖 4.14	表面粗度儀 HOMMEL TESTER T500	38
圖 5.1	單純供油實驗因子效果圖	40
圖 5.2	貧油實驗因子效果圖	43
圖 5.3	制振實驗因子效果圖	47

圖5.4	貧油與制振混合實驗因子效果圖	51
圖5.5	以matlab軟體進行類神經網路的設計	54
圖5.6	5-7-1網路訓練過程	56
圖5.7	到傳遞類神經網路5-7-1架構圖	56
圖5.8	類神經網路對不同damper電流模擬實驗結果	57
圖5.9	類神經網路對不同壓縮氣壓模擬實驗結果	58
圖5.10	類神經網路對不同刀具進給率模擬實驗結果	59
圖5.11	類神經網路對不同主軸轉速模擬實驗結果	60
圖5.12	類神經網路對不同damper位置模擬實驗結果	61
圖5.13	1.60 μ m之粗糙度曲線圖	63
圖5.14	1.66 μ m之粗糙度曲線圖	63
圖5.15	1.88 μ m之粗糙度曲線圖	64
圖5.16	2.10 μ m之粗糙度曲線圖	64
圖5.17	田口式參數設計最佳化後的切屑	66
圖5.18	類神經網路最佳化後的切屑	66



符號說明

SS_T ：總平方和(Total Sum of Squares)

CF：校正數(correction factor)

N ：總實驗組數

η_i ：量測所得之孔壁粗糙度 SN 比

$\bar{\eta}$ ：所有實驗組數的平均 SN 比

ν_e ：合併誤差變異數之自由度

V_e ：合併誤差變異數

n_{eff} ：有效觀測數

DOF_{opt} ：用來預測最佳條件 SN 比之因子自由度總和

r ：確認實驗重複次數

$t(k)$ ：第 k 個目標值

$a(k)$ ：第 k 個網路輸出值

Q ：總樣本數

\mathbf{x}_k ：目前權重值向量

\mathbf{x}_{k+1} ：下一個權重值向量

α_k ：學習速率

$-\nabla F(\mathbf{x}_k)$ ：性能函數負的梯度方向



$\mathbf{G}(\mathbf{x}_k)$: 性能函數的梯度

$\mathbf{H}(\mathbf{x}_k)$: 赫森矩陣(Hessian matrix)

$e_i(x)$: 誤差函數

$\mathbf{e}(\mathbf{x})$: 誤差矩陣

$\mathbf{J}(\mathbf{x})$: 雅可比矩陣(Jacobian matrix)

N : 主軸轉速(rpm)

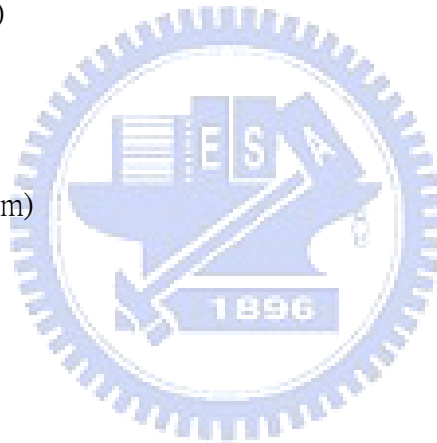
S : 刀具進給率 (mm/sec)

L : 中間支承位置 (mm)

P : 壓縮氣壓 (kg/cm^2)

H : MR damper 位置 (mm)

I : MR damper 電流 (A)



第一章

緒論

1.1 深孔鑽簡介

深孔鑽削是一項極具附加價值的切削行為，由於其特殊的構造設計，使其可以鑽削孔深--孔徑比值達 100 以上的加工件，這是傳統鑽削加工方法所不能及的。同時深孔鑽削的加工精度極佳，因此深孔鑽加工常用於精度要求較高的工業上，如軍事、航太、汽車等工業上。應用例子有：槍管孔徑、砲管孔徑、飛機起落架裝置、渦輪機、熱交換器、液壓缸等。又深孔鑽依其刀徑大小與構造設計的不同，有三種不同的鑽削形式：

1. 單刃深孔鑽(Gun Drill)，刀徑大小約為 1.95 mm~35 mm，此範圍的孔徑包含槍管孔徑的大小，故又稱槍鑽(如圖 1.1)。
2. BTA 深孔鑽(Boring and Trepanning Association)，刀徑大小約為 15.6 mm~279.1 mm，此範圍的孔徑適合用來做砲管的加工，故又稱砲鑽(如圖 1.2)。
3. 噴吸鑽(Ejector Drill)，刀徑大小約為 18.4 mm~183.9 mm，屬 BTA 鑽的另一分支，構造與 BTA 鑽略有不同(如圖 1.3)。

在所有類型的深孔加工過程中，常藉著注入加壓後的切削油以達到冷卻鑽頭、潤滑工件和帶走切屑的功能。

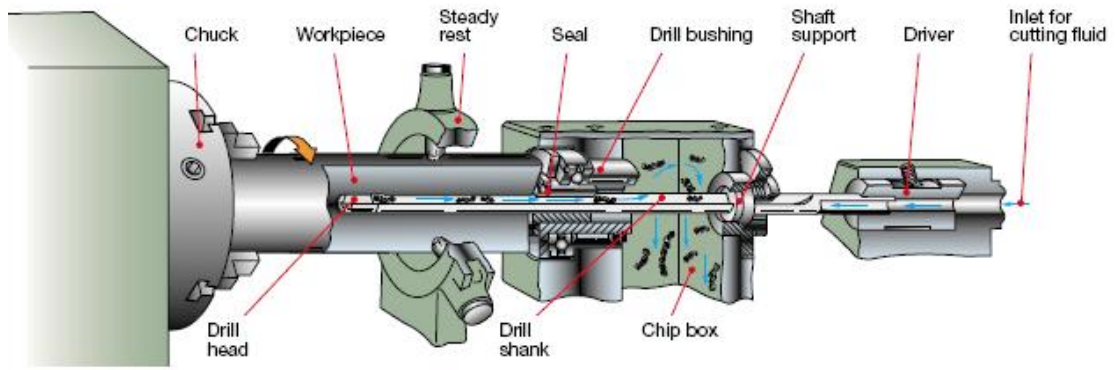


圖 1.1 槍鑽(Gun Drill)之工作圖[1]

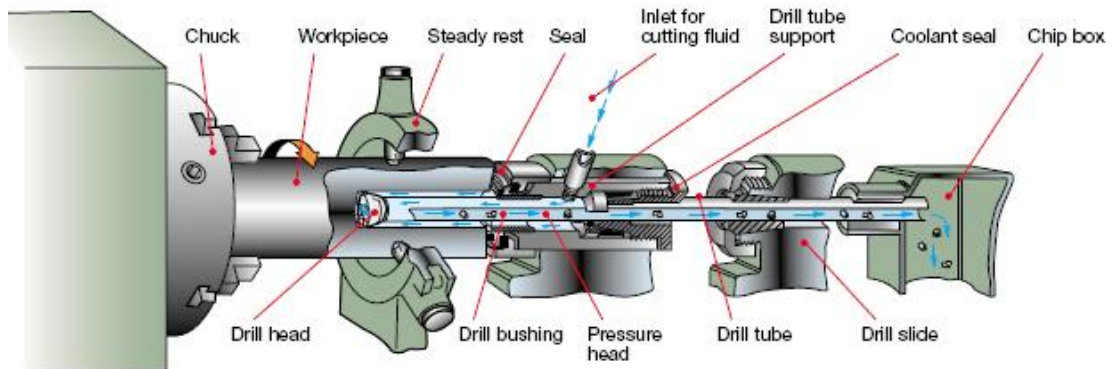


圖 1.2 BTA 之工作圖[1]

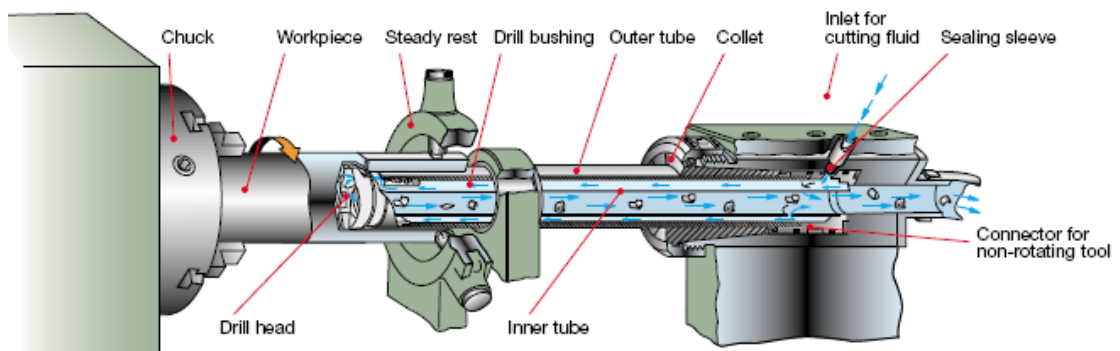


圖 1.3 噴吸鑽(Ejector Drill)之工作圖[1]

1.2 研究動機與目的

有鑒於工業界對於深孔加工製程的日趨重視，且對於加工品質的要求也日益提高，故本論文以 BTA 深孔鑽為研究的對象，並把加工後孔的表面粗糙度當成評斷加工品質的指標，探討孔的表面粗糙度與各種加工條件之間的關係，期望在特定的鑽削條件之下，加工出最好的加工品質。

鑽削的過程是一項非常複雜的加工過程，各項加工參數(例如：主軸轉速、刀具進給和切削劑的使用等)對最後加工結果都有很大的影響。如何選定好的加工參數以達到好的加工結果，往往是工程人員關心的課題。實務上，我們常依據操作手冊或是以往的經驗來決定各項加工參數，這樣的作法或許可以得到還不錯的加工結果，但是卻無法保證其結果是最佳的。

田口法(Taguchi method)是工業上常用的參數設計方法，它強調在設計階段考慮品質，並依成本效益的觀念找出最佳的因子水準組合，由於其計算簡單，實驗次數也比全因子實驗減少很多，因此田口法常被用來當作參數最佳化的工具。然而，田口法仍有一些不足的地方，那就是田口法只能在我們設定好的因子水準中，找出一組最佳的因子組合，而對於不在我們設定的因子水準範圍內，則無法探討。所以對於有連續性參數因子水準(例如：溫度)的問題時，田口法只能求得近似最佳的加工結果，而無法找出真正實際上最佳的加工結果。

類神經網路(Neural network)是一個很好用的經驗建模工具，可以把它當成是一種計算系統，它是由許多高度連結的節點(或處理單元)所組成，用來處理資訊

並對外部的輸入依網路動態來回應。只要我們給定一個特定的輸入，類神經網路就會自動地幫我們計算出系統最後的輸出。因此，我們可以利用它來預測有連續性參數因子的問題，並且可以進一步對該系統輸出的結果做最佳化設計。

本論文研究的方法即是結合田口法與類神經網路，首先利用田口法中的直交表進行加工參數的配置，接著實際進行深孔鑽削的實驗，再把所求得的實驗數據當作用來訓練類神經網路的樣本資料，然後我們就可以建構出符合此鑽削模式的類神經網路模型，最後我們可以依此類神經網路模型來做鑽削結果的預測，並且對控制因子作最佳化設計，以達到改進工件品質的目的。

1.3 文獻回顧

深孔鑽削的加工品質在不同的加工條件下會有不同的結果，EI-Khabeery 等 [2] 探討切削速度、進給率、孔徑大小這三種加工參數對孔壁粗糙度的影響。實驗結果顯示在高切削速度、低進給率、小孔徑加工的情況下，會有較佳的孔壁表面粗糙度。而刀具幾何對於深孔加工的品质影響也很大，Frazao 等 [3] 對三墊片 BTA 鑽頭與兩墊片 BTA 鑽頭做了比較，實驗證明使用三墊片鑽頭時會比使用兩墊片鑽頭有較好的加工品質，原因就在於三墊片鑽頭有較好的斷屑能力，因此使用三墊片鑽頭鑽削時會有較好的穩定性。另外，Osman 等 [4-6] 推導了 BTA 深孔鑽削的力學模式，並將刀具幾何做最佳化的設計，再以實驗證明經過最佳化後的刀具比傳統的刀具有較好的加工品質。鑽削過程中產生的切屑也是研究的重點，Chin

等[7-8]提出了用來模擬槍鑽中切屑流動的數學模式，再藉由觀測切屑流中的壓力，來預測最後產生的切屑型態，以達到在鑽削過程中對切屑即時監控的目的。有關於深孔鑽刀桿的力學模式，Chin 等[9]推導出 BTA 深孔鑽削時刀桿的側向和軸向的運動方程式，經由實驗發現刀桿側向振動的自然頻率遠低於刀桿軸向振動的自然頻率，這表示刀桿側向的振動對鑽削過程影響較大。Yumshtyk 等[10] 則是證明對槍鑽的刀桿提供一個固定的支承，可以有效抑制刀桿的側向振動。而 Perng 等[11]由漢彌頓原理(Hamilton Principal)推導出 BTA 深孔鑽刀桿的運動方程式，並解其方程式，最後得到動態系統的特徵值。

田口玄一博士在 1949 年發展一透過實驗進行系統參數最佳化設計的方法，稱為田口法。以下是一些關於運用田口法的研究，Su 等[12-13]曾探討 TiCN、TiN 與 TiCN + TiN 三種鍍膜結構，對碳化鎢刀具銑削 AISI1045 中碳鋼的影響。他們選用鍍膜結構、切削速度、進給速率、切削深度、工件硬度與銑削模式等控制因子，以田口法進行實驗設計與分析。其結果顯示，對刀具磨耗而言，鍍膜結構為最重要的控制因子，其次為銑削模式、切削速度、工件硬度。而鍍膜結構中又以 $3\mu\text{ m TiN} + 2\mu\text{ m TiCN}$ 鍍膜的效果最好。Juang 等[14]則是把田口法應用在不銹鋼氬鐸(GTA welding)製程的研究上，他們運用損失函數的觀念找出最佳的加工參數，最後獲得最佳的工件幾何。Deng 等[15]研究 BTA 深孔鑽上的導套對孔真直度的影響，他們選定刀具直徑、進給率、刀桿長度、主軸與支撐架間的距離、導套偏位與支撐架偏位等六個控制因子，再以田口法進行配置和實驗，討論控制因

子對孔品質的影響。田口法還有其它工程上的應用[16-18]，其運用田口法的目的都不外乎是可以節省實驗的時間、經費以及人力，對探討加工參數影響的實驗來說，田口法是有效率且方便的實驗方法。

Khaw 等[19]則是證明結合田口法和類神經網路的好處，首先，可使得類神經網路具有穩健性(robustness)，增加類神經網路設計的品質，其次，結合田口法中的直交表，將更有系統地設計類神經網路，並把類神經網路運算的時間降低。

Rowlands 等[20]也結合田口法和類神經網路來達成最佳的參數設計，類神經網路經由部分因子設計法的實驗數據訓練後，而此類神經網路可用來預測對全因子設計法的實驗作輸出回應。其它類神經網路結合田口法在工程上的應用[21-22]，也都顯示結合此兩法的實驗設計是有效率且方便的方法。



1.4 論文架構

本論文共分為六章，簡單介紹如下：第一章為緒論，包含深孔鑽簡介、實驗動機及目的、文獻回顧。第二章為田口法的概述，包含田口法的觀念、直交表、信號雜訊比(S/N 比)、變異數分析的公式、田口法的流程。第三章介紹類神經網路的觀念，包含演算法的介紹。第四章為實驗，規劃四組深孔鑽實驗，並介紹實驗設備器材。第五章為實驗的結果及分析，對實驗結果進行田口式參數設計及類神經最佳化設計，並比較兩者優劣。第六章為本研究的結論。

第二章

田口法

2.1 田口方法之概念

田口方法(Taguchi Methods)或稱田口式品質工程是由田口玄一博士所倡導的。田口方法是以工程的角度去事先了解品質問題，再利用社會損失成本作為衡量產品品質的依據。田口方法的兩個主要工具為直交表和 SN 比，田口有效的利用直交表及 SN 比的觀念，以參數設計方法求得一最佳參數水準組合，目的在降低系統對各種雜音之敏感度，以提升系統的穩健性。田口法強調的重點是在產品或製程設計時就考慮品質問題，亦即如何降低產品品質的變異。田口的最大貢獻，並不在於設計實驗的數學模式，而是提供了一個新的思考觀念，其基本理念有以下三點[23]:

1. 品質不是檢驗出來的，品質是必須設計到產品裡面去。
2. 品質是要最小化與目標值之間的偏差，並且免於不確定的環境因素之影響。
3. 品質成本應以與標準值偏移的函數關係來衡量。

每個商品化的產品都須歷經產品規劃、產品設計、製程設計、生產及維修等過程，而生產者對這些過程所採取的品管活動(如圖 2.1)，可分為兩種型態，一是線上(on-line)品質管制，另一為線外(off-line)品質管制。前者是發生在生產過程的品質活動，而後者是發生在產品發展與設計過程的品質活動。線上品管活動主要

在維持生產及裝配過程產品的一致性，使產品單位間的變異最小化，而線外品管活動主要在降低雜音因子對產品品質特性的干擾影響，此兩種品質管制對改善產品品質為不可或缺的工作。

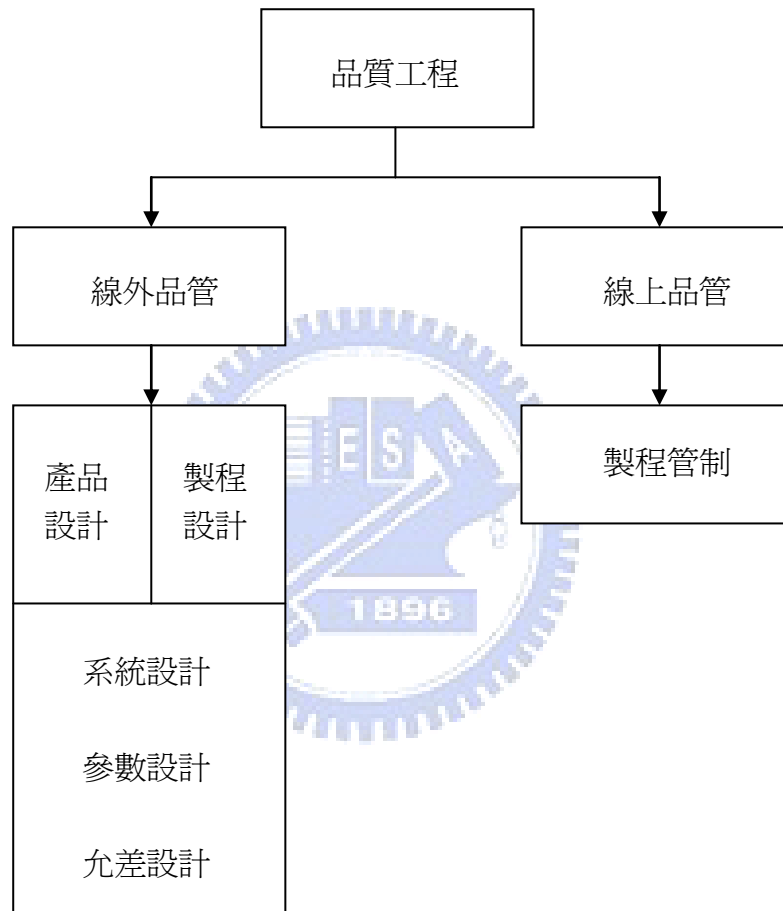


圖 2.1 品質工程圖

一般而言，田口所指的品質工程就是指線外品質管制而言，而此管制又可分為三個階段：系統設計(system design)、參數設計(parameter design)、允差設計(allowance design)。系統設計：根據相關技術作功能和性能設計，以及決定產品系統。參數設計：根據系統利用實驗設計法進行實驗分析，以找出有影響程度的

變數，並決定最佳操作狀況及改善製程能力。允差設計：依照合適的成本以決定任一參數的可容許操作範圍。系統設計是一種以觀念為主的活動，需要工程專業知識，而非統計方法，但在參數和允差設計方面，工程師們就可利用統計方法來改進產品的品質。田口式品質工程之研究，是以參數設計為主，此設計又稱為田口式實驗設計法，本論文進行實驗的方法即是以此為主。

田口方法是依成本效益的觀念，找出最佳的管理水準組合。這觀念和傳統的實驗設計完全依循統計原理，強調模式的確立，有很大的不同。田口方法是一種技術的改善而不是科學的研究，目前已成為業界用來提升品質的最佳方法之一。

2.2 田口式直交表

在切削加工之品質工程方面，由於切削過程中有很多因素影響工件的品質，所以一般採用多變數要因設計進行實驗以改善其品質[24][25]。此設計的優點是可以完全描述變數和所有交互作用效應的現象，在處理少量變數時，是一種好的設計方法。然而，在切削過程中，需要考慮很多變數才可以釐清複雜的現象，且得重複實驗以減少雜訊對分析的影響，因此，勢必花費很多人力、時間和材料，才能獲得變數和交互作用效應的資訊。

為了盡可能包含多變數和減少實驗次數，田口發展出一套利用直交表(orthogonal array)來進行實驗配置的方法，稱為田口式實驗設計法。此法不完全考

慮所有因子排列的組合，而是只透過少許實驗的次數，便可獲得與全因子設計相近的結果，而且還可以有效的探討各因子對系統影響的程度。

所謂的直交，即為平衡的(balanced)或可分的(separable)。我們說各因子水準為直交，表示各水準的組合都必須存在，且出現的次數都需相等。舉例來說，我們將因子 A 和 B 分別配置在直交表 $L_8(2^7)$ (如表 2.1)當中的第一行和第二行，那麼對於 A_1 ， B_1 個數與 B_2 個數之比例為 1：1，對於 A_2 ， B_1 個數與 B_2 個數之比例亦為 1：1。如此我們就可稱 A 和 B 為直交，我們也可確定 A_1 中的 B 效果和 A_2 中的 B 效果完全相同。

直交性是一種在評估因子效果時相當重要的特性，在直交表中，所有因子的平均效果互相之間為平衡的或可分的。利用直交性實驗，各行的效應不會互相混淆，即各因子效果是可分開的，因此我們可安全的進行實驗結果的比較。

田口建立了 18 個基本的直交表，稱為標準直交表[23](standard orthogonal arrays)。爲了要能直接使用標準直交表，所欲研究因子的水準數必須和直交表中行的水準數一致才行，而爲了儘量節省實驗的次數，我們通常使用合乎所需之可能的最小直交表來進行實驗。

表 2.1 $L_8(2^7)$ 直交表

Exp.	A	B	C	D	E	F	G
1.	1	1	1	1	1	1	1
2.	1	1	1	2	2	2	2
3.	1	2	2	1	1	2	2
4.	1	2	2	2	2	1	1
5.	2	1	2	1	2	1	2
6.	2	1	2	2	1	2	1
7.	2	2	1	1	2	2	1
8.	2	2	1	2	1	1	2

2.3 信號雜訊比

田口認為所謂好的品質必須符合：(1)品質特性的平均值與目標值一致，(2)品質特性之變異愈小愈好。信號雜訊比(Signal-to-Noise ratio)是用來衡量產品品質的一種統計量度，簡稱 S/N 比。S/N 比與產品損失函數有密切關係，S/N 比可衡量品質的穩定性，S/N 比愈大表示損失愈少，產品品質愈好。而依照問題的型態來區分，S/N 比有三種型態[26]：望目特性 S/N 比(nominal-the-best, NTB)、望大特性 S/N 比(larger-the-better, LTB)、望小特性 S/N 比(smaller-the-better, STB)。

$$SN_{NTB} = 10 \log_{10} \left[\frac{\bar{y}}{s} \right]^2 \quad (2.1)$$

$$SN_{LTB} = -10 \log_{10} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2} \right] \quad (2.2)$$

$$SN_{STB} = -10 \log_{10} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 \right] \quad (2.3)$$

其中，n 為單一實驗中量測的次數， \bar{y} 為量測的平均值，s 為量測值的變異數。當品質特性有一個理想的目標值時，我們採用望目特性 S/N 比；品質特性愈大愈

好，理想目標值是無限大時，採用望大特性 S/N 比；品質特性愈小愈好，理想目標值是零時，則採用望小特性 S/N 比。

本論文把鑽孔的表面粗糙度當成孔品質特性的指標，而孔的表面粗糙度愈小對孔的品質愈好，所以我們將採用望小特性的 S/N 比來作為衡量孔品質的依據。

2.4 變異數分析

變異數分析(Analysis of Variance, ANOVA)是統計上所運用的方法之一，由於實驗數據或資料會受到各種不同的因素所影響，因此常會利用變異數分析來探討各因素所造成的差異。利用田口方法中的 SN 比，只能做為評估各控制條件好壞的一項指標，但無法判斷各控制因子對於品質特性的差異程度，也無法得知各控制因子的影響程度，因此選擇利用變異數分析來了解各控制因子的貢獻度，藉此得知如何改善和變換何種控制因子，以得到最大的效益。

一般而言，各因子的自由度(degree of freedom)為因子水準數減一，整體系統的自由度則為整體評估之數據數目減一。在變異數分析中，常以 F 值來表示因子效果對誤差變異的關係。F 值越大，該因子對系統的影響越重要。因此，F 值可用來排列因子的重要順序，在統計學上，F 值通常配合著 F 分配來描述一特定因子的效果。F 值小於 1，表示因子效果算是小的。F 值大於 2，表示因子效果不算小。F 值大於 4，則表示因子效果相當大。以下是一些關於變異數分析的公式[27]：

$$SS_T = \sum_{i=1}^N (\eta_i)^2 - CF \quad (2.4)$$

$$CF = (\sum_{i=1}^N \eta_i)^2 / N \quad (2.5)$$

其中， SS_T 為總平方和(Total Sum of Squares)，CF 為校正數(correction factor)，而 η_i 為量測所得之孔壁粗糙度 SN 比， N 為總實驗組數。對於一因子 A，具有 p 個水準，且每一水準有 m 個 SN 比，則此因子 A 之主效果平方和 SS_A 為：

$$SS_A = \frac{(\eta_{A1})^2 + (\eta_{A2})^2 + \dots + (\eta_{Ap})^2}{m} - CF \quad (2.6)$$

另外，誤差項平方和(SSE)為總平方和減去各因子主效果平方和以及有交互作用因子平方和的總和。當使用某些直交表進行實驗的情況下，會造成沒有誤差項，同時為了避免過度的估計因子效果，田口建議結合一些平方和較小的因子成為合併誤差以估計誤差變異數，此方法稱為合併法(pooling)。誤差變異數(error variance)，也就是誤差均方(error mean square)由下式表示：

$$\text{誤差變異數} = \frac{\text{誤差平方和}}{\text{誤差自由度}} \quad (2.7)$$

2.5 確認實驗

確認實驗是參數設計的最後一個步驟，其主要的目的是要驗證參數設計所獲得的結果是否正確。當確認實驗的觀測結果與所預期的 SN 比相差很多時，即表示此實驗是失敗的，而失敗的原因可能有：控制因子間存有交互作用而互相干擾、SN 比選擇不當、控制因子水準設定不當或是實驗本身操作所造成的誤差等。如果確認實驗成功，那就表示此參數設計具有足夠的穩定性來克服雜音效應。依據下式[26]，我們可以對最佳因子組合下之 SN 比作預測：

$$\eta_{opt} = \bar{\eta} + \sum_{j=1}^T (\eta_j - \bar{\eta}) \quad (2.8)$$

其中， $\bar{\eta}$ 為所有實驗組數的平均 SN 比， η_j 為因子效果較強的最佳水準 SN 比，T 為因子效果較強的因子數目。

當確認實驗所觀測之 SN 比落在信賴區間之內，則表示實驗是成功的，反之則代表實驗失敗。為了有效估計各觀察值，必須計算信賴區間(confidence interval)[26]：

$$CI = \sqrt{F_{\alpha; 1; v_e} \times V_e \times \left(\frac{1}{n_{eff}} + \frac{1}{r} \right)} \quad (2.9)$$

$$n_{eff} = \frac{N}{1 + DOF_{opt}} \quad (2.10)$$

其中， $F_{\alpha; 1; v_e}$ 為具顯著水準 α 的 F 值，信賴水準為 $1 - \alpha$ ， v_e 為合併誤差變異數之自由度， V_e 為合併誤差變異數(pooled error variance)，r 為確認實驗重複次數， n_{eff} 為有效觀測數， DOF_{opt} 為用來預測最佳條件 SN 比之因子自由度總和。

2.6 田口式實驗計畫法流程

田口式實驗計畫法(如圖 2.2)包括五個步驟：(1)找出變數和其水準(2)決定直交表(3)收集數據(4)建立變異數分析表 (5)確認實驗並分析結果。這五個步驟補充敘述如下：(1)所選擇的變數取決於影響系統的特性，而每個變數的水準皆應決定，使它們能盡量涵蓋較大的範圍。(2)直交表的決定是依照變數的數目及其水準。(3)數據則是根據直交表，在隨機順序下收集。(4)由變異數分析表的結果中，可發現每一個顯著變數及其最佳操作狀況。(5)確認步驟是要確認變異數分析的結

果是否合理和計畫未來。總結來說，田口法是利用直交表以簡化實驗設計，然後再利變異數分析表來分析數據，最後利用驗證實驗來驗證分析結果的正確性。

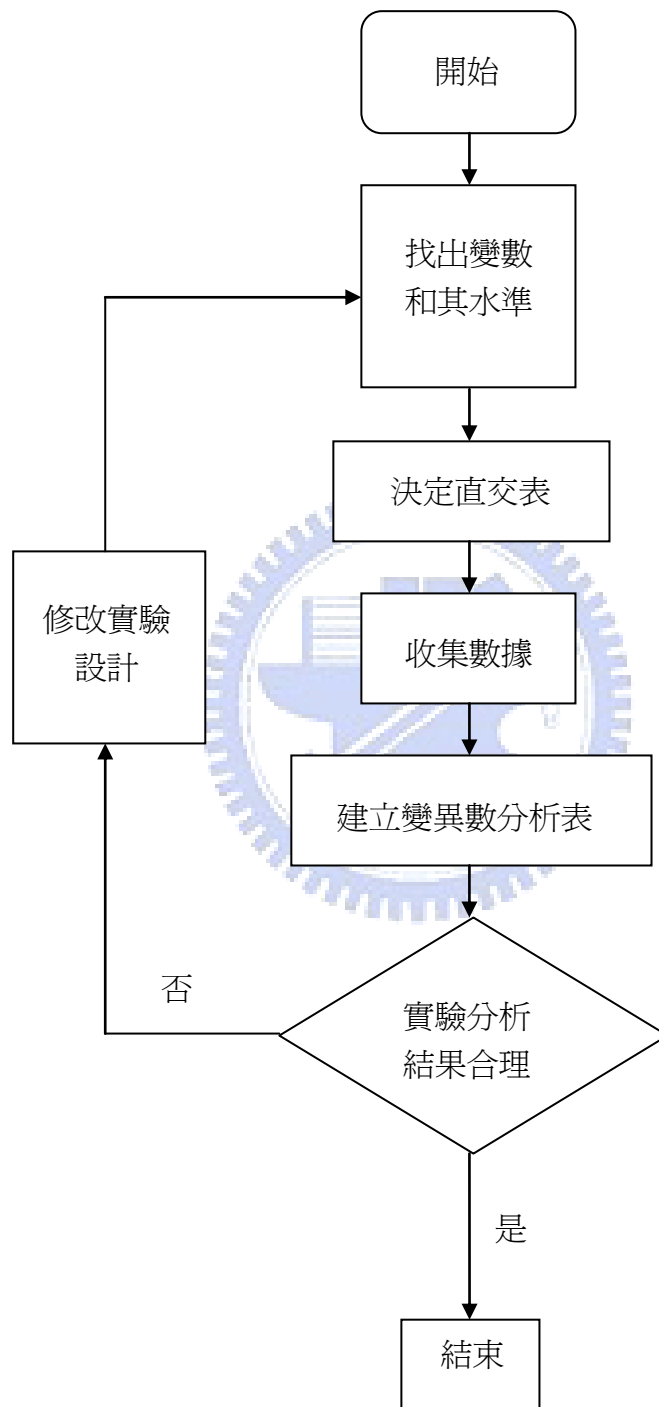


圖 2.2 田口式實驗計畫法之流程圖

第三章

類神經網路

3.1 類神經網路概述

類神經網路是使電腦的計算和記憶能模擬人腦神經元網路之運作方式，其為一平行處理(parallel processing)架構，且可以同時處理數個程序。類神經網路的基本元素為處理單元(processing elements)及連接鍵(connection)，它們分別類似人類神經系統中的神經元(neuron)和神經鍵(synapse)。處理單元主要的作用是接收和加總所有的輸入訊號，再經轉換函數(transfer function)處理後，隨即輸出訊號。連接鍵則是用於連接處理單元，其主要的作用是傳遞處理單元間輸入及輸出的訊號，其中又藉由權重值(weighed value)來控制訊號的大小。

類神經網路的架構(如圖 3.1)即是由層層並列的處理單元和連接鍵所組成的，典型的類神經網路有輸入層(input layer)、輸出層(output layer)和最少一層的隱藏層(hidden layer)。其中，輸入層是用來接受輸入訊號，輸出層是將類神經網路運算的結果輸出至外界，隱藏層則是介於輸入層和輸出層之間的並列處理單元。

整體類神經網路運作的模式即是經由不斷的輸入訊號，以調整權重值的大小，使其輸出的結果盡可能接近實際的輸出訊號。此調整權重值的程序，一般稱為類神經網路模式的學習過程(training process)。在學習過程中，它可以按照任何複雜的數據，自動調整至合適的模式，因此可以用來表示任何複雜的問題，且其最後確定的模式可用來作問題的預測。

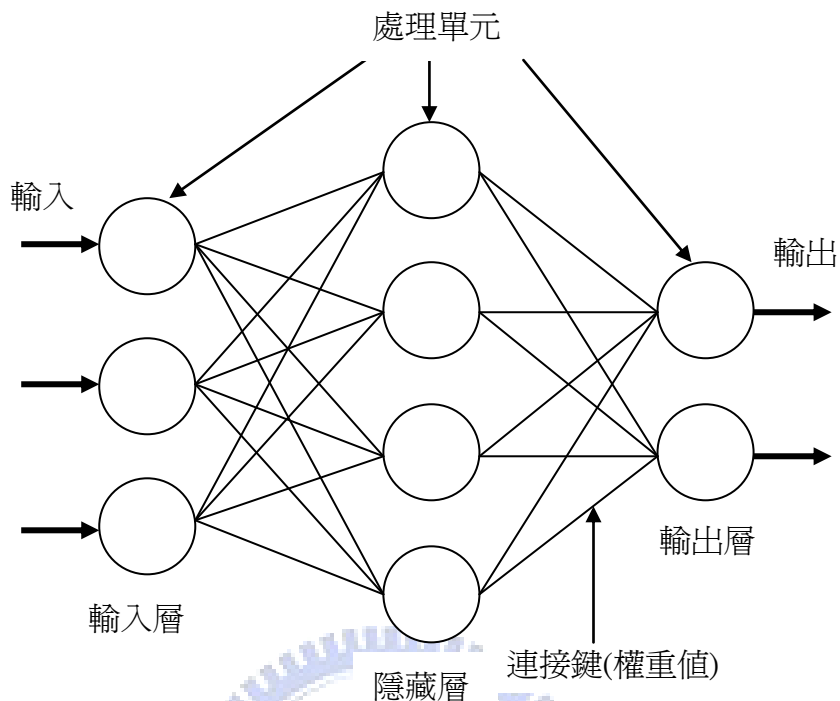


圖 3.1 類神經網路架構圖

3.2 倒傳遞類神經網路

類神經網路的學習方式可分為監督式學習(supervised learning)網路和非監督式學習(unsupervised learning)網路兩種。監督式學習網路輸入層的向量值有目標值與之對應，並可藉此來調整處理單元間的權重值，而非監督式學習網路則無對應的目標值，故本論文選擇了屬於監督式學習網路的倒傳遞類神經網路

(Back-Propagation Neural Network, BPN)當作我們建構的模式。

倒傳遞類神經網路的架構包括輸入、輸出與隱藏層。輸入層和輸出層的處理單元數目依問題而定，而隱藏層的數目與隱藏層裡處理單元的個數則沒有一定規

範。隱藏層的數目一至兩層即可解決大部分的問題，通常一層即可獲得良好的網路模式，隱藏層太多反而會造成網路太過複雜和不穩定。

倒傳遞類神經網路隱藏層處理單元的轉換函數為正切雙彎曲函數(tangent sigmoid function)：

$$f(x) = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)} \quad (3.1)$$

輸出層處理單元的轉換函數為線性函數(linear function)：

$$f(x) = x \quad (3.2)$$

BPN網路的計算過程分為向前(forward)與向後(backward)兩個階段。首先輸入層處理單元接收到輸入的樣本資料後直接將它傳給隱藏層，隱藏層中的處理單元會將加權過後的資料總和利用轉換函數轉成激發值輸出到輸出層，輸出層的處理單元再以同樣的方法，計算加權過後之總和的激發值，並利用轉換函數轉成激發值做為最終的輸出值，此階段為網路的向前階段；網路比較輸出值與目標值的差異後，再倒回去進行權重的調整，此為網路的向後階段。

決定倒傳遞類神經網路所建構的模式優劣，是由此模式經過訓練或測試處理後所得的均方誤差值(Mean Square Error, MSE)的大小來決定，誤差均方值計算公式為[28]：

$$MSE = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (t(k) - a(k))^2 \quad (3.3)$$

其中， $t(k)$ 為第 k 個目標值， $a(k)$ 為第 k 個網路輸出值， Q 為總樣本數。誤差均方值可當成倒傳遞類神經網路的性能指標，當此性能指標愈小時，我們就可說此網路

架構模式愈好。

3.3 牛頓演算法

類神經網路的強健性是建立在理想的網路權重值與相關參數，利用最佳化搜尋法來尋求誤差函數的最小值，以調整網路連結權重值與相關參數為類神經網路學習過程關鍵所在。

最簡單的倒傳遞演算法是在性能函數降低最快的方向中，即負梯度的方向中，學習更新網路的權重值與相關參數，此為梯度坡降演算法(Gradient descent algorithm)。梯度坡降法的疊代式如下[28]：

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \alpha_k \nabla F(\mathbf{x}_k) \quad (3.4)$$

其中， \mathbf{x}_k 為目前權重值向量， \mathbf{x}_{k+1} 為下一個權重值向量， α_k 為學習速率， $-\nabla F(\mathbf{x}_k)$ 表示性能函數負的梯度方向。學習速率 α_k 的大小會影響到疊代次數與搜尋穩定性，若 α_k 愈大，表示每次變化量就愈大，如果 α_k 太大，演算法將變得很不穩定，如果 α_k 太小，演算法將花很多時間才會收斂。

梯度坡降法在選擇搜尋方向時，使用函數的一階微分(梯度)來做為搜尋方向，但這種策略有的時候並非是最有效的搜尋策略，因此，若能使用高階微分項來做為疊代搜尋的方向，其搜尋效率與結果一般而言將較坡降法為佳。基於此觀念下，牛頓法(Newton method)就是使用目標函數的一階微分與二階微分來進行搜尋，如果搜尋的初始點在接近最小值解附近，此演算法會較坡降法有效率地搜尋

到最佳解。首先對性能函數 $F(x)$ 在 $\mathbf{x} = \mathbf{x}_k$ 附近作泰勒級數展開式(Taylor series expansion)，其一階與二階微分項展開如下式[28]：

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) \approx \mathbf{F}(\mathbf{x}_k) + (\mathbf{x} - \mathbf{x}_k)\mathbf{G}(\mathbf{x}_k) + \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_k)\mathbf{H}(\mathbf{x}_k)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_k) \quad (3.5)$$

其中， $\mathbf{G}(\mathbf{x}_k)$ 為性能函數的梯度，即性能函數的一階偏微分， $\mathbf{H}(\mathbf{x}_k)$ 為赫森矩陣(Hessian matrix)，即性能函數的二階偏微分； $\mathbf{G}(\mathbf{x}_k) = \nabla F(\mathbf{x}_k)$ ， $\mathbf{H}(\mathbf{x}_k) = \nabla^2 F(\mathbf{x}_k)$ 。

此時再對(3.5)式作 $(\mathbf{x} - \mathbf{x}_k)$ 的偏微分，可以得到下式：

$$\mathbf{0} = \mathbf{G}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{H}(\mathbf{x}_k)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_k) \quad (3.6)$$

\mathbf{x} 以 \mathbf{x}_{k+1} 代入(3.6)式，即可得到牛頓法的疊代式：

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \mathbf{H}(\mathbf{x}_k)^{-1} \mathbf{G}(\mathbf{x}_k) \quad (3.7)$$

牛頓法的收斂效能在搜尋的初始點接近最佳解附近的確是相當快速，但當搜尋初始點離最佳解較遠時，就無法保證能夠找到最佳解了。尤其是牛頓法的搜尋方向不一定是函數值下降的方向，也就是說，在搜尋的過程中也有可能發生 $F(\mathbf{x}_{k+1}) > F(\mathbf{x}_k)$ 。此外，牛頓法還有一個缺點就是需要計算 Hessian 矩陣，若遇到高維度的輸入向量時，此矩陣之計算量就耗費相當多的時間。

3.4 Levenberg-Marquardt 演算法

Levenberg-Marquardt 演算法是牛頓法的變形，用以最小化那些非線性函數平方和的函數，這非常適合於性能函數是均方誤差的類神經網路訓練。

首先假設性能函數 $F(x)$ 是誤差函數平方之和[28]：

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N e_i^2(\mathbf{x}) = \mathbf{e}^T(\mathbf{x})\mathbf{e}(\mathbf{x}) \quad (3.8)$$

其中， $e_i(\mathbf{x})$ 為誤差函數， $\mathbf{e}(\mathbf{x})$ 為誤差矩陣。

那麼 $F(\mathbf{x})$ 第 j 個梯度分量為：

$$[\nabla F(\mathbf{x})]_j = \frac{\partial F(\mathbf{x})}{\partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N e_i(\mathbf{x}) \frac{\partial e_i(\mathbf{x})}{\partial x_j} \quad (3.9)$$

我們再把梯度寫成矩陣型式：

$$\nabla F(\mathbf{x}) = \mathbf{G}(\mathbf{x}) = 2\mathbf{J}^T(\mathbf{x})\mathbf{e}(\mathbf{x}) \quad (3.10)$$

其中， $\mathbf{J}(\mathbf{x})$ 為雅可比矩陣(Jacobian matrix)：

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial e_N(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_N(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_N(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

接下來，我們計算赫森矩陣(Hessian matrix)，赫森矩陣的第 k 、 j 元素為：

$$[\nabla^2 F(\mathbf{x})]_{kj} = \frac{\partial^2 F(\mathbf{x})}{\partial x_k \partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{\partial e_i(\mathbf{x})}{\partial x_k} \frac{\partial e_i(\mathbf{x})}{\partial x_j} + e_i(\mathbf{x}) \frac{\partial^2 e_i(\mathbf{x})}{\partial x_k \partial x_j} \right\} \quad (3.12)$$

赫森矩陣於是表示為：

$$\nabla^2 F(\mathbf{x}) = \mathbf{H}(\mathbf{x}) = 2\mathbf{J}^T(\mathbf{x})\mathbf{J}(\mathbf{x}) + 2\mathbf{S}(\mathbf{x}) \quad (3.13)$$

其中，

$$\mathbf{S}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N e_i(\mathbf{x}) \nabla^2 e_i(\mathbf{x}) \quad (3.14)$$

如果假設 $\mathbf{S}(\mathbf{x})$ 很小，那麼赫森矩陣就可以近似為：

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) \cong 2\mathbf{J}^T(\mathbf{x})\mathbf{J}(\mathbf{x}) \quad (3.15)$$

若我們把(3.10)式和(3.15)式代回(3.7)式，就可以得到高斯--牛頓演算法的疊代式：

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{x}_k - [2\mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)\mathbf{J}(\mathbf{x}_k)]^{-1}2\mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)\mathbf{e}(\mathbf{x}_k) \\ &= \mathbf{x}_k - [\mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)\mathbf{J}(\mathbf{x}_k)]^{-1}\mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)\mathbf{e}(\mathbf{x}_k) \end{aligned} \quad (3.16)$$

高斯--牛頓演算法的優點是不必計算二階導數，但現有一問題為矩陣 $\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{x})\mathbf{J}(\mathbf{x})$ 可能不可逆，為了克服此一問題，可採用近似赫森矩陣的改進式：

$$\mathbf{H}'(\mathbf{x}) = \mathbf{H}(\mathbf{x}) + \mu\mathbf{I}(\mathbf{x}) \quad (3.17)$$

其中， $\mathbf{I}(\mathbf{x})$ 為單位矩陣(Identity matrix)， μ 為一數值，使得 $\mathbf{H}'(\mathbf{x})$ 為正定，且為可逆矩陣。為看出 $\mathbf{H}'(\mathbf{x})$ 是可逆的，可由以下說明：

我們先設 $\mathbf{H}(\mathbf{x})$ 的特徵值和特徵向量為 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 和 $\{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_n\}$ ，則有：

$$\begin{aligned} \mathbf{H}'(\mathbf{x})\mathbf{z}_i &= [\mathbf{H}(\mathbf{x}) + \mu\mathbf{I}(\mathbf{x})]\mathbf{z}_i = \mathbf{H}\mathbf{z}_i + \mu\mathbf{z}_i = \lambda_i\mathbf{z}_i + \mu\mathbf{z}_i \\ &= (\lambda_i + \mu)\mathbf{z}_i \end{aligned} \quad (3.18)$$

由上式可知， $\mathbf{H}'(\mathbf{x})$ 的特徵向量與 $\mathbf{H}(\mathbf{x})$ 的特徵向量相同，且 $\mathbf{H}'(\mathbf{x})$ 的特徵值為 $(\lambda_i + \mu)$ 。對所有*i*而言，增加 μ 就可保證 $(\lambda_i + \mu) > 0$ ，所以可使 $\mathbf{H}'(\mathbf{x})$ 成為正定，因此 $\mathbf{H}'(\mathbf{x})$ 為可逆。

最後把(3.17)改進式代入(3.16)疊代式中，我們就可以導出 Levenberg-Marquardt 演算法的疊代式：

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - [\mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k)\mathbf{J}(\mathbf{x}_k) + \mu_k \mathbf{I}(\mathbf{x}_k)]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k) \mathbf{e}(\mathbf{x}_k) \quad (3.19)$$

由上式可看出這個演算法有一特點，當 μ_k 增加至很大時，它就接近具有小的學習速率的梯度坡降演算法：

$$\mathbf{x}_{k+1} \cong \mathbf{x}_k - \frac{1}{\mu_k} \mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k) \mathbf{e}(\mathbf{x}_k) \quad (3.20)$$

而當 μ_k 下降到 0 的時候，它則成為高斯-牛頓演算法。

通常演算法開始時 μ_k 取小值(例如 $\mu_k = 0.01$)，如果某一步不能減少 $F(x)$ 值，則將 μ_k 乘以一因子 $\theta > 1$ (例如 $\theta = 10$)，然後重複這一步，因為使用最速下降方向的一小步，最後 $F(x)$ 會下降。然而，如果某一步產生了更小的 $F(x)$ 值，則 μ_k 在下一步會被除以 θ ，這樣演算法就接近於高斯-牛頓演算法，而高斯-牛頓法可以提供一個較快的收斂速度。Levenberg-Marquardt 演算法可算是提供了牛頓法的速度和保證收斂的梯度坡降法之間的一個折衷方法。

第四章

實驗

4.1 實驗背景

由於 BTA 深孔鑽的刀桿極長，在鑽削的過程中，刀桿會產生側向(lateral)振動和軸向(longitudinal)振動，而這些振動對加工品質會造成嚴重的傷害，例如：圓孔真圓度、圓孔真直度以及工件表面的粗糙度等，都會受到刀桿振動的影響，因此若可以找出抑制振動的方法，那麼對加工品質的提升則會有大大的幫助。

磁流變液體(Magneto- rheological fluid，簡稱 MR)，具有隨外加磁場改變其剛性與阻尼的特性，而這個特性正可利用於抑制振動的阻尼器上，稱為磁流變液體阻尼器(MR damper)，這種阻尼器具有良好的可控制性，無須複雜的裝置即可達到主動控制、連續控制與被動控制的優點，故可取代傳統的機械避振裝置。

另外，切削加工時，由於切削力的作用會產生高溫、高熱的現象，進而造成刀具的磨損或工件的熱變形，最後影響加工的精度與品質，所以傳統上，加工時會輔以大量切削油的使用，利用切削油潤滑的特性，降低刀具與工件間的摩擦力，也降低切削過程中切削力作用所產生的高溫、高熱。然而，切削油的使用有其缺點，其中使用後回收的問題最為困難。切削油的成分會對環境造成污染，故往往工廠須投以大量的金錢在回收的處理上，甚至所花費的金額比刀具的消耗還大，且還無法做到真正的完全回收。另外，大量使用切削油之下，亦會對加工者本身造成健康的影響。因此，先進國家中，已有部份國家對切削油的使用訂下嚴

格的用量標準。所以，基於環保的趨勢下，貧油(Minimal quantity of lubricant，簡稱 MQL)法切削，就成為最新改進研究的方向。

本研究內含兩個領域，即 BTA 深孔鑽的制振和貧油實驗。在制振實驗上，我們自行在鑽床上裝設一台 MR damper 以作為抑制刀桿振動的方法。而在貧油實驗上，我們把輸油管線與氣壓機的輸氣管線作連結，以達到省油的目的。而為了區別制振與貧油對實驗結果的影響，我們分別在**單純供油、貧油、制振和貧油與制振混合**的情況下，做了一系列的實驗。欲探討在這四種不同的鑽削情況下，鑽孔表面粗糙度值與各項加工參數之間的關係。

4.2 實驗設備

本研究主要的設備是深孔鑽床，鑽頭、鑽軸與其它各項器具及設備的規格型號簡單介紹如下：

- 1.鑽床：SAN SHING SK26120 高精度深孔鑽床(如圖 4.1、圖 4.2)。
- 2.鑽頭：SANDVIK 420.6-0014D 24.11 70，直徑：24.11mm(如圖 4.3)。
- 3.鑽軸：SANDVIK 420.5-800-2，長度：1600mm。
- 4.工件：AISI 1020 鑄鐵圓棒，直徑：50mm，長度：300mm。
- 5.油壓機：VCM-SF-30D-20，工作壓力：5kg/cm²(如圖 4.4)。
- 6.氣壓機：H80T-50150，最大輸出壓力：16kg/cm²(如圖 4.5)。
- 7.切削油：R32。

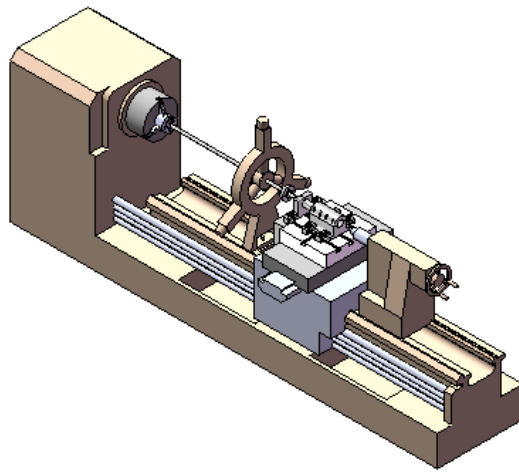


圖 4.1 深孔鑽床 3D 示意圖

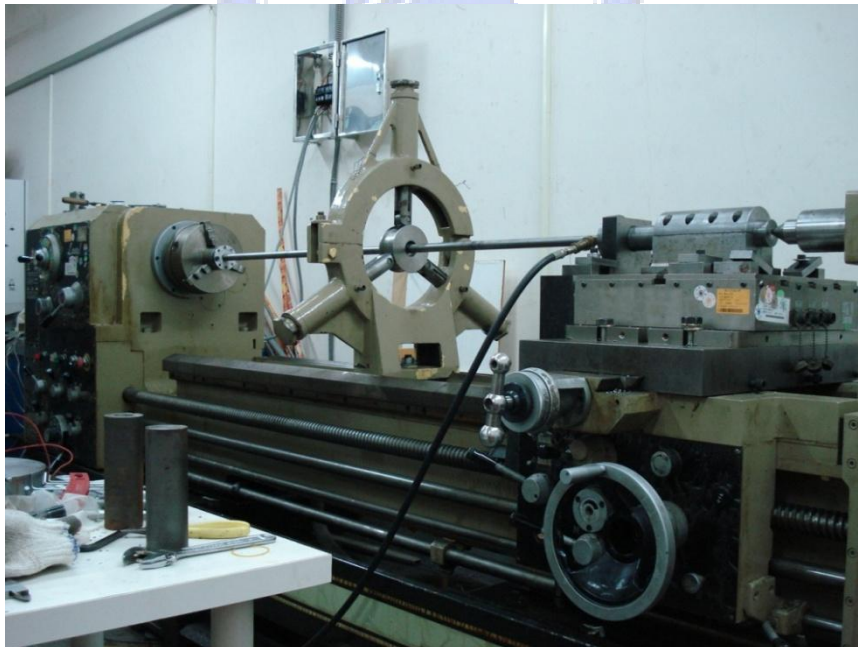


圖 4.2 BTA 深孔鑽床實景圖



圖 4.3 直徑 24.11mm BTA 鑽頭



圖 4.4 油壓機

圖 4.5 氣壓機

4.3 實驗規劃

4.3.1 單純供油實驗

在單純供油實驗中(如圖 4.6)，在考量到可能會影響圓孔粗糙度最大的因素後，我們選定主軸轉速 $N(\text{rpm})$ 、刀具進給率 $S(\text{mm}/\text{sec})$ 及中間支承位置 $L(\text{mm})$ 這三項加工參數來當作我們的控制因子。其中，轉速與進給率被視為切削加工中影響工件品質的重要因素，而中間支承的位置會影響到刀桿的振動，所以也把它納入加工參數之一。

再來就是決定各項加工參數進行實驗的水準值，N 和 S 這兩項加工參數為參考本實驗室歷來實際鑽削時所採用之數值，選取的原則是以鑽削時不發生明顯顫振的現象為原則。L 為自行假設裝置於刀桿左右等距兩端和中點(註)。這三個加工參數各取三個水準值，表 4.1 為單純供油實驗各項控制因子與其設定之水準表。(註)：刀桿由左至右起算位置，總長 1600mm。

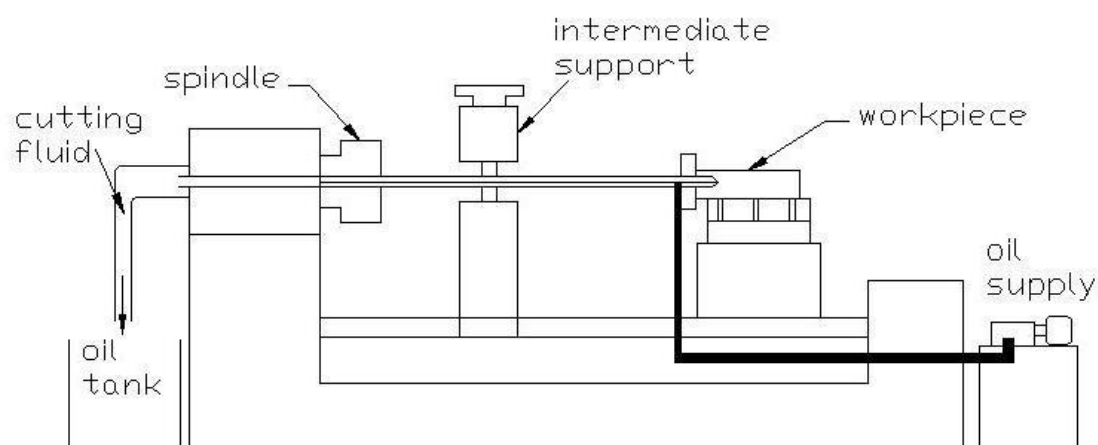


圖 4.6 單純供油實驗示意圖

表 4.1 單純供油實驗各項控制因子與其設定之水準表

代號	控制因子	水準 1	水準 2	水準 3
A	主軸轉速 N	390(rpm)	585(rpm)	855(rpm)
B	刀具進給率 S	0.05(mm/rev)	0.07(mm/rev)	0.10(mm/rev)
C	支承位置 L	400(mm)	800(mm)	1200(mm)

理論上，我們有三項控制因子，而每項因子又有三個水準，所以會有 3^3 組實驗組數，如果要把全部的實驗做完可謂是相當繁瑣又耗時耗力。因此我們這裡採用田口式直交表 $L_9(3^4)$ (如表 4.2)作為其實驗因子的配置，故可把整個實驗縮減為 9 組實驗。表 4.3 為單純供油實驗完整的實驗因子配置圖。

表4.2 $L_9(3^4)$ 直交表

Exp.	A	B	C	D
1	1	1	1	1
2	1	2	2	2
3	1	3	3	3
4	2	1	2	3
5	2	2	3	1
6	2	3	1	2
7	3	1	3	2
8	3	2	1	3
9	3	3	2	1

表 4.3 單純供油實驗完整的實驗因子配置圖

Exp.	N(rpm)	S(mm/rev)	L(mm)
1	390	0.05	400
2	390	0.07	800
3	390	0.10	1200
4	585	0.05	800
5	585	0.07	1200
6	585	0.10	400
7	855	0.05	1200
8	855	0.07	400
9	855	0.10	800

4.3.2 貧油實驗

在貧油實驗中(如圖 4.7)，爲了要達到節省切削油的目的，所以我們把輸油管與輸氣管經由油氣混合器(如圖 4.8)連接在一起之後，再一同注入工件裡進行鑽削。我們選定了主軸轉速 $N(\text{rpm})$ 、刀具進給率 $S(\text{mm/sec})$ 、中間支承位置 $L(\text{mm})$

及壓縮氣壓 $P(\text{kg}/\text{cm}^2)$ 這四項加工參數來當作我們的控制因子，這四個加工參數各取三個水準值，表 4.4 為貧油實驗各項控制因子與其設定之水準表。

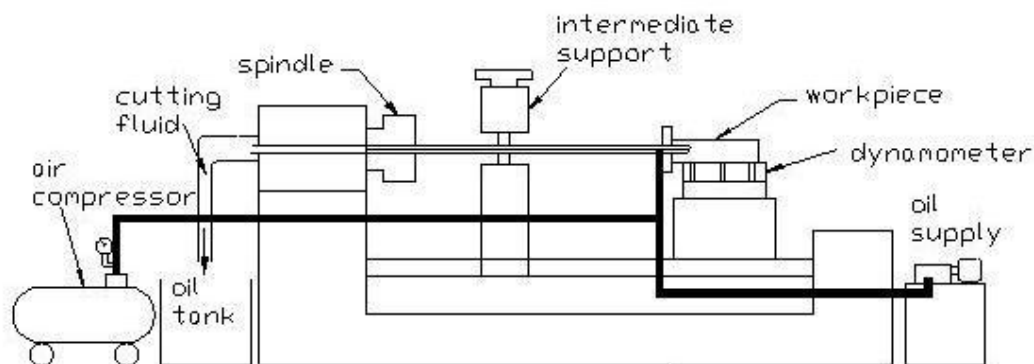


圖 4.7 貧油實驗 MQL 示意圖

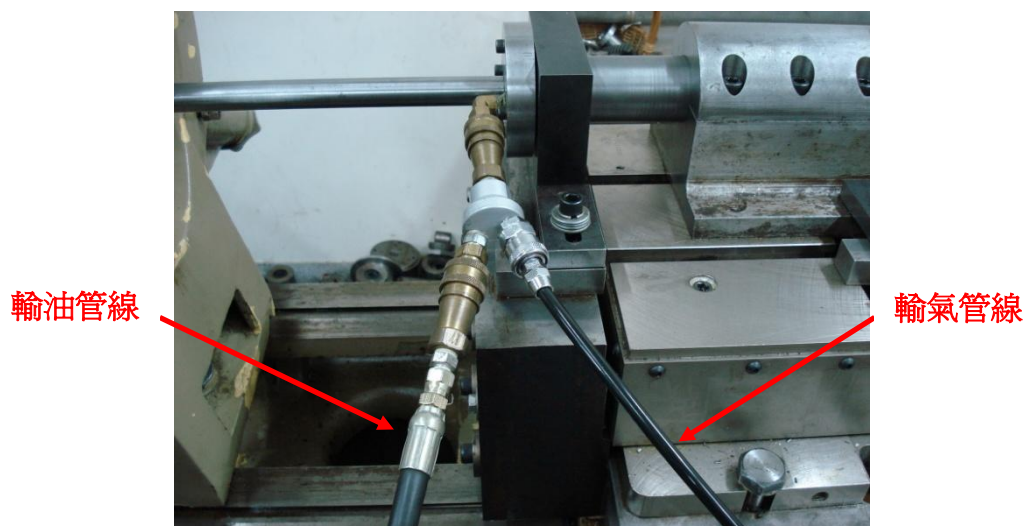


圖 4.8 油氣混合器

表 4.4 貧油實驗各控制因子與其設定之水準表

代號	控制因子	水準 1	水準 2	水準 3
A	主軸轉速 N	390(rpm)	585(rpm)	855(rpm)
B	刀具進給率 S	0.05(mm/rev)	0.07(mm/rev)	0.10(mm/rev)
C	支承位置 L	400(mm)	800(mm)	1200(mm)
D	壓縮氣壓 P	7(kg/cm ²)	10(kg/cm ²)	12(kg/cm ²)

理論上，我們有四項控制因子，而每項因子又有三個水準，所以會有 3^4 組實驗組數，這裡我們同樣採用田口式直交表 $L_9(3^4)$ 作為其實驗因子的配置，表 4.5 為貧油實驗完整的實驗因子配置圖。

表4.5 貧油實驗完整的實驗因子配置圖

Exp.	N(rpm)	S(mm/rev)	L(mm)	P(kg/cm ³)
1	390	0.05	400	7
2	390	0.07	800	10
3	390	0.10	1200	12
4	585	0.05	800	12
5	585	0.07	1200	7
6	585	0.10	400	10
7	855	0.05	1200	10
8	855	0.07	400	12
9	855	0.10	800	7

4.3.3 制振實驗

在制振實驗中(如圖 4.9)，考量刀桿的振動會直接地影響工件的品質，因此我們把原先的中間支承換裝成 MR damper(如圖 4.10、圖 4.11)，欲藉由控制 MR damper 的電流值，來改變 MR damper 的阻尼性。在此實驗中，我們選定主軸轉速 N(rpm)、刀具進給率 S(mm/sec)、MR damper 位置 H(mm)及 MR damper 電流 I(A)這四項加工參數來當作我們的控制因子，這四個加工參數各取三個水準值，表 4.6 為制振實驗各項控制因子與其設定之水準表。

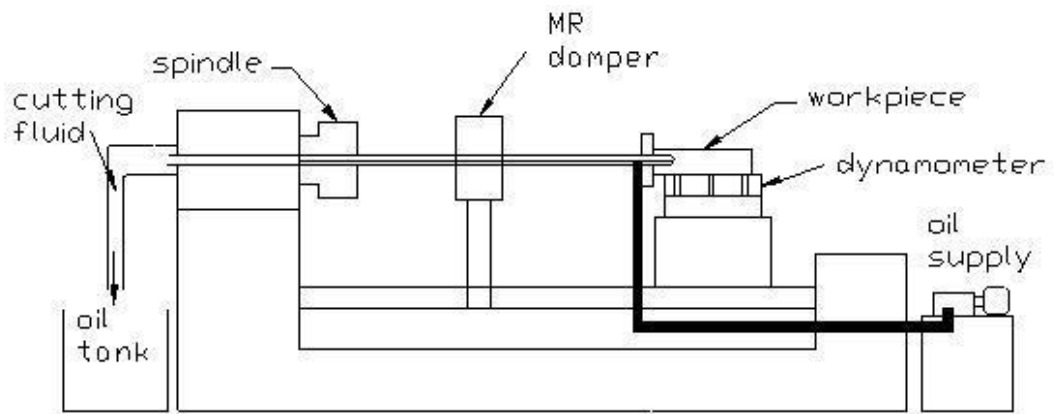


圖 4.9 制振實驗示意圖

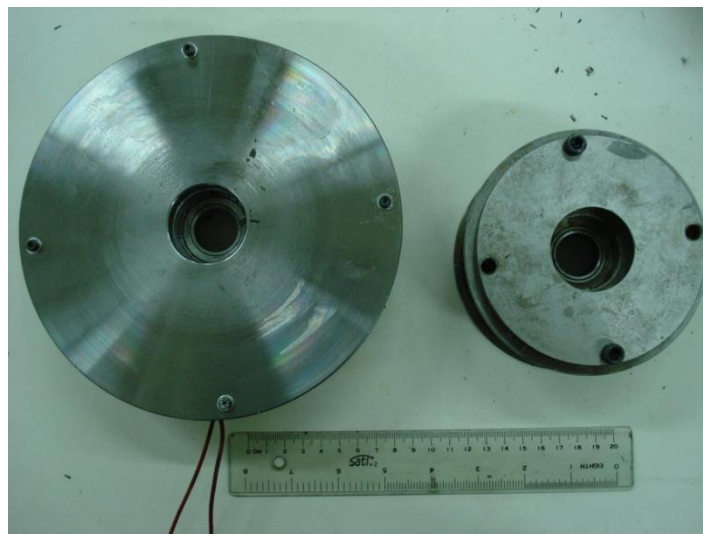


圖 4.10 MR damper(左)與中間支承(右)圖



圖 4.11 MR damper 裝於 BTA 鑽床圖

表4.6 制振實驗各控制因子與其設定之水準表

代號	控制因子	水準1	水準2	水準3
A	主軸轉速N	390(rpm)	585(rpm)	855(rpm)
B	刀具進給率S	0.05(mm/rev)	0.07(mm/rev)	0.10(mm/rev)
C	Damper位置H	400(mm)	800(mm)	1200(mm)
D	Damper電流I	0	0.5	1

理論上，我們有四項控制因子，而每項因子又有三個水準，所以會有 3^4 組實驗組數，這裡我們同樣採用田口式直交表 $L_9(3^4)$ 作為其實驗因子的配置，表 4.7 為貧油實驗完整的實驗因子配置圖。

表 4.7 制振實驗完整的實驗因子配置圖

Exp.	N(rpm)	S(mm/rev)	H(mm)	I(A)
1	390	0.05	400	0
2	390	0.07	800	0.5
3	390	0.10	1200	1
4	585	0.05	800	1
5	585	0.07	1200	0
6	585	0.10	400	0.5
7	855	0.05	1200	0.5
8	855	0.07	400	1
9	855	0.10	800	0

4.3.4 貧油與制振混合實驗

在貧油與制振混合實驗中(如圖 4.12)，融合了貧油與制振實驗的內容，因此我們選定主軸轉速 N(rpm)、刀具進給率 S(mm/sec)、MR damper 位置 H(mm)、MR damper 電流 I(A)及壓縮氣壓 P(kg/cm²)這五項加工參數來當作我們的控制因子，這

五個加工參數各取三個水準值，表 4.8 為貧油與製振混合實驗各項控制因子與其設定之水準表。

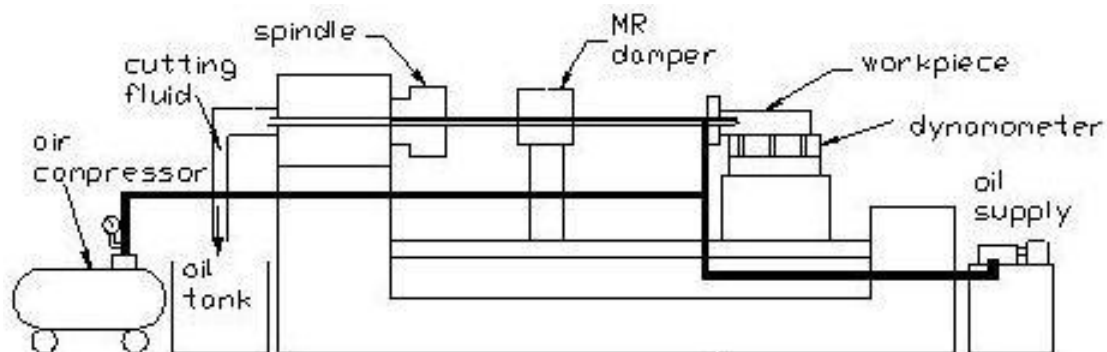


圖 4.12 貧油與製振混合實驗示意圖

表 4.8 貧油與制振混合實驗各控制因子與其設定之水準表

代號	控制因子	水準 1	水準 2	水準 3
A	主軸轉速 N	390(rpm)	585(rpm)	855(rpm)
B	刀具進給率 S	0.05(mm/rev)	0.07(mm/rev)	0.10(mm/rev)
C	Damper 位置 H	400(mm)	800(mm)	1200(mm)
D	Damper 電流 I	0	0.5	1
E	壓縮氣壓 P	7(kg/cm ²)	10(kg/cm ²)	12(kg/cm ²)

理論上，我們有五項控制因子，而每項因子又有三個水準，所以會有 3^5 組實驗組數，這裡我們採用田口式直交表 $L_{18}(2^1 \times 3^7)$ (如表4.9)作為其實驗因子的配置。

表4.9 $L_{18}(2^1 \times 3^7)$ 直交表

Exp.	A	B	C	D	E	F	G	H
1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	2	2	2	2	2	2
3	1	1	3	3	3	3	3	3
4	1	2	1	1	2	2	3	3
5	1	2	2	2	3	3	1	1
6	1	2	3	3	1	1	2	2
7	1	3	1	2	1	3	2	3
8	1	3	2	3	2	1	3	1
9	1	3	3	1	3	2	1	2
10	2	1	1	3	3	2	2	1
11	2	1	2	1	1	3	3	2
12	2	1	3	2	2	1	1	3
13	2	2	1	2	3	1	3	2
14	2	2	2	3	1	2	1	3
15	2	2	3	1	2	3	2	1
16	2	3	1	3	2	3	1	2
17	2	3	2	1	3	1	2	3
18	2	3	3	2	1	2	3	1

雖然在本實驗中選定了 $L_{18}(2^1 \times 3^7)$ 直交表，但由於它既定的獨立因子數為八項，而本實驗所訂出的控制因子數目只有五項，故必須對此直交表進行修改。修改的方式即是將第一行兩個水準的因子以及第七、八行多出來的因子去掉，使此直交表中只存有五項獨立因子數。最後本實驗以此修改過的 $L_{18}(3^5)$ 直交表(如表4.10)進行實驗因子的配置，可把整個實驗縮減為18組實驗。表4.11為貧油與制振混合實驗完整的實驗因子配置圖。

表4.10 修改過的 $L_{18}(3^5)$ 直交表

Exp.	A	B	C	D	E
1	1	1	1	1	1
2	1	2	2	2	2
3	1	3	3	3	3
4	2	1	1	2	2
5	2	2	2	3	3
6	2	3	3	1	1
7	3	1	2	1	3
8	3	2	3	2	1
9	3	3	1	3	2
10	1	1	3	3	2
11	1	2	1	1	3
12	1	3	2	2	1
13	2	1	2	3	1
14	2	2	3	1	2
15	2	3	1	2	3
16	3	1	3	2	3
17	3	2	1	3	1
18	3	3	2	1	2

表4.11 貧油與制振混合實驗完整的實驗因子配置圖

Exp.	N(rpm)	S(mm/rev)	H(mm)	I(A)	P(kg/cm ²)
1	390	0.05	400	0	7
2	390	0.07	800	0.5	10
3	390	0.10	1200	1	12
4	585	0.05	400	0.5	10
5	585	0.07	800	1	12
6	585	0.10	1200	0	7
7	855	0.05	800	0	12
8	855	0.07	1200	0.5	7
9	855	0.10	400	1	10
10	390	0.05	1200	1	10
11	390	0.07	400	0	12
12	390	0.10	800	0.5	7
13	585	0.05	800	1	7
14	585	0.07	1200	0	10
15	585	0.10	400	0.5	12
16	855	0.05	1200	0.5	12
17	855	0.07	400	1	7
18	855	0.10	800	0	10

4.4 實驗量測

配置好各實驗的加工參數後，就直接進行鑽削的實驗。我們規劃每組實驗鑽孔 30mm 深，且在每根長 300mm 的鑄鐵圓棒上鑽出 9 組實驗，合計 270mm 深的圓孔。故單純供油、貧油、制振這三項實驗可分別由 3 根 300mm 的鑄鐵圓棒加工完成，而貧油與制振混合實驗可由 2 根 300mm 的鑄鐵圓棒加工完成。

鑽孔完成後，再把各工件從中間剖開(如圖 4.13)，以便進行粗糙度值的量測。

爲了避免工件上的雜質干擾數值量測的精確度，故量測前皆以酒精擦拭圓孔的表

面。每組實驗預計量取 4 個數值，由表面粗度儀 HOMMEL TESTER T500(如圖 4.14)

量測，並採取中心線平均粗糙度 Ra 值當作我們的數據。

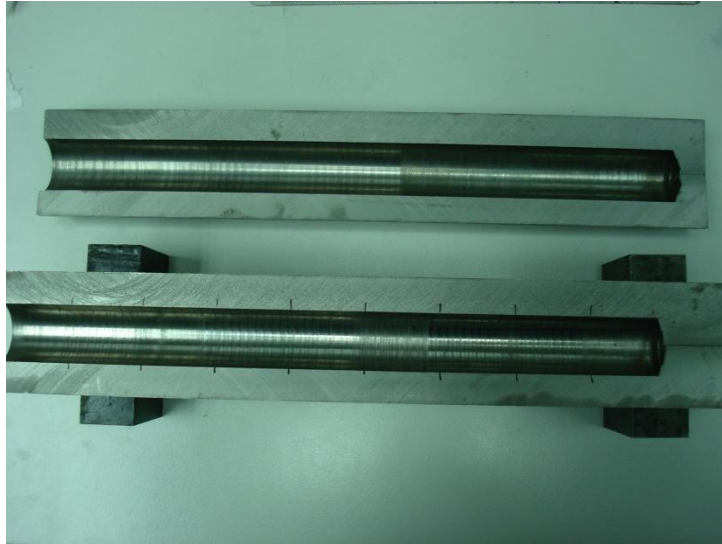


圖 4.13 剖開後之工件

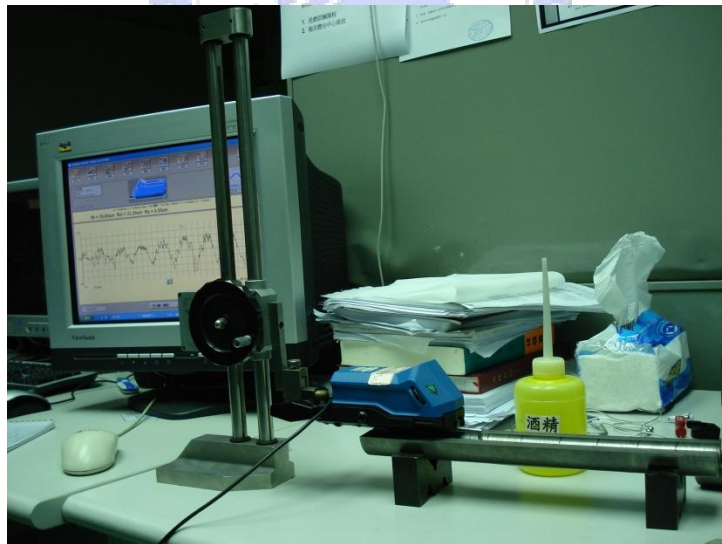


圖 4.14 表面粗度儀 HOMMEL TESTER T500

第五章

實驗結果與分析

5.1 田口參數設計

5.1.1 單純供油實驗之參數設計

依照表4.3進行實驗，並量取粗糙度值。因為粗糙度值越小越好，所以我們依據(2.3)式望小特性來計算各組實驗之SN比。所得數據結果如表5.1所示：

表5.1 單純供油實驗之粗糙度值及S/N比

實驗 編號	粗糙度 Ra 值(μm)				平均值	S/N 比
	y_1	y_2	y_3	y_4		
1	4.87	4.62	4.50	4.18	4.54	-13.16
2	3.82	3.94	4.05	3.67	3.87	-11.76
3	4.92	4.68	5.02	4.74	4.84	-13.70
4	3.05	2.87	2.65	3.19	2.94	-9.39
5	3.59	3.44	3.61	3.38	3.51	-10.90
6	4.27	5.09	4.83	4.92	4.78	-13.60
7	3.12	3.05	2.86	2.91	2.99	-9.50
8	3.62	3.49	3.27	3.65	3.51	-10.91
9	3.54	3.23	3.40	3.38	3.39	-10.60

以上 9 組實驗的平均 S/N 比為：-11.50(dB)，而一個因子水準的效果是定義為自總平均值的離差。各因子水準的平均 S/N 比如表 5.2 所示：

表5.2 單純供油實驗各因子水準的平均S/N比

代號	控制因子	水準1	水準2	水準3
A	主軸轉速	-12.87	-11.30	-10.34
B	刀具進給率	-10.68	-11.19	-12.63
C	支承位置	-12.56	-10.58	-11.37

以上數據可繪製成因子效果圖(如圖5.1)：

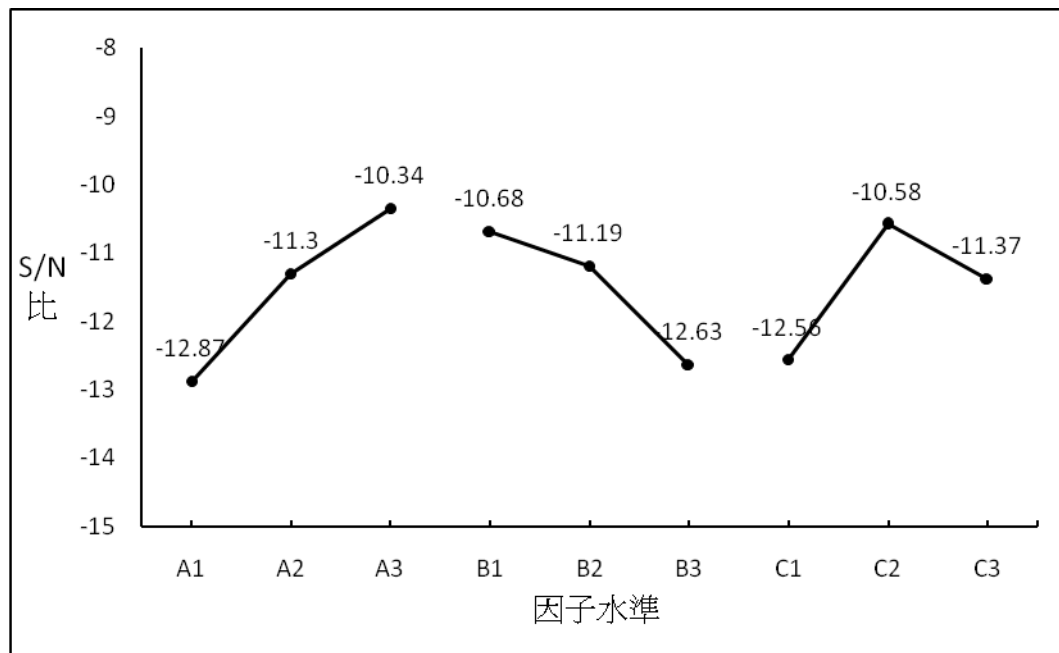


圖5.1 單純供油實驗因子效果圖

根據 S/N 比的定義，S/N 比愈大代表品質愈佳，因此我們可以決定出單純供油實驗的最佳參數水準組合為 $A_3B_1C_2$ ，也就是主軸轉速 855(rpm)、刀具進給率 0.05(mm/rev)及中間支承位置 800(mm)，為最佳的參數組合。

為了更進一步了解控制因子對實驗的影響性，可對各控制因子進行變異數分析(ANOVA)，表5.3為單純供油實驗的變異數分析表：

表5.3 單純供油實驗之變異數分析表

代號	控制 因子	自由度	平方和	均方 變異	F 值	淨平 方和	貢獻率 (%)
A	主軸 轉數	2	9.842	4.921	73.45	9.708	44.041%
B	刀具 進給率	2	6.143	3.072	45.85	6.090	27.628%
C	支承 位置	2	5.924	2.962	44.21	5.790	26.267%
誤差		2	0.134				
合併 誤差		2	0.134	0.067		0.455	2.064%
總和		8	22.043			22.043	100%

接下來進行田口式參數設計的最後一步，也就是確認實驗。首先由(2.8)式預測最佳因子組合下之 SN 比：

$$\eta_{opt} = -11.5 + (-10.34 + 11.5) + (-10.68 + 11.5) + (-10.58 + 11.5) = -8.6(\text{dB})$$

再由(2.9)式、(2.10)式計算 95%信賴區間：

$$F_{0.05; 1; 2} = 18.51, V_e = 0.067, N = 9, DOF_{opt} = 6, n_{eff} = 1.286, \text{ 且我們預計確}$$

認實驗做兩次，故 $r=2$ 。因此 $CI=1.259(\text{dB})$ ，意即我們有 95%信心認為確認實驗

之期望 S/N 比的範圍為： $-8.6 \pm 1.259(\text{dB})$ 。表 5.4 為單純供油實驗以最佳參數組

合所進行確認實驗之結果：

表 5.4 單純供油實驗之確認實驗結果

實驗 編號	粗糙度 Ra 值(μm)				平均值	S/N 比
	y_1	y_2	y_3	y_4		
10	2.37	2.37	2.48	2.28	2.38	-7.52
11	2.36	2.38	2.34	2.30	2.35	-7.40

由上表顯示，兩組實驗結果之 S/N 比皆落在信賴區間之內，表示此單純供油實驗的田口式參數設計是成功的。

5.1.2 貧油實驗之參數設計

依照表 4.5 進行實驗，並量取粗糙度值，所得數據結果如表 5.5 所示：

表 5.5 貧油實驗之粗糙度值及 S/N 比

實驗 編號	粗糙度 Ra 值(μm)				平均值	S/N 比
	y_1	y_2	y_3	y_4		
1	4.02	3.93	3.88	4.12	3.99	-12.02
2	3.56	3.48	3.72	3.96	3.68	-11.33
3	4.23	4.17	4.68	3.98	4.27	-12.61
4	3.02	2.87	3.13	2.77	2.95	-9.40
5	3.13	3.04	2.85	2.94	2.99	-9.52
6	3.88	4.19	4.07	4.26	4.10	-12.26
7	2.53	2.87	2.39	2.18	2.49	-7.98
8	2.84	2.81	2.99	2.73	2.84	-9.08
9	3.12	3.33	3.08	3.24	3.19	-10.09

以上 9 組實驗的平均 S/N 比為：-10.48(dB)，各因子水準的平均 S/N 比如表

5.6 所示：

表5.6 貧油實驗各因子水準的平均S/N比

代號	控制因子	水準1	水準2	水準3
A	主軸轉速	-11.99	-10.39	-9.05
B	刀具進給率	-9.80	-9.98	-11.65
C	支承位置	-11.12	-10.27	-10.04
D	壓縮氣壓	-10.54	-10.52	-10.36

以上數據可繪製成因子效果圖(如圖5.2)：

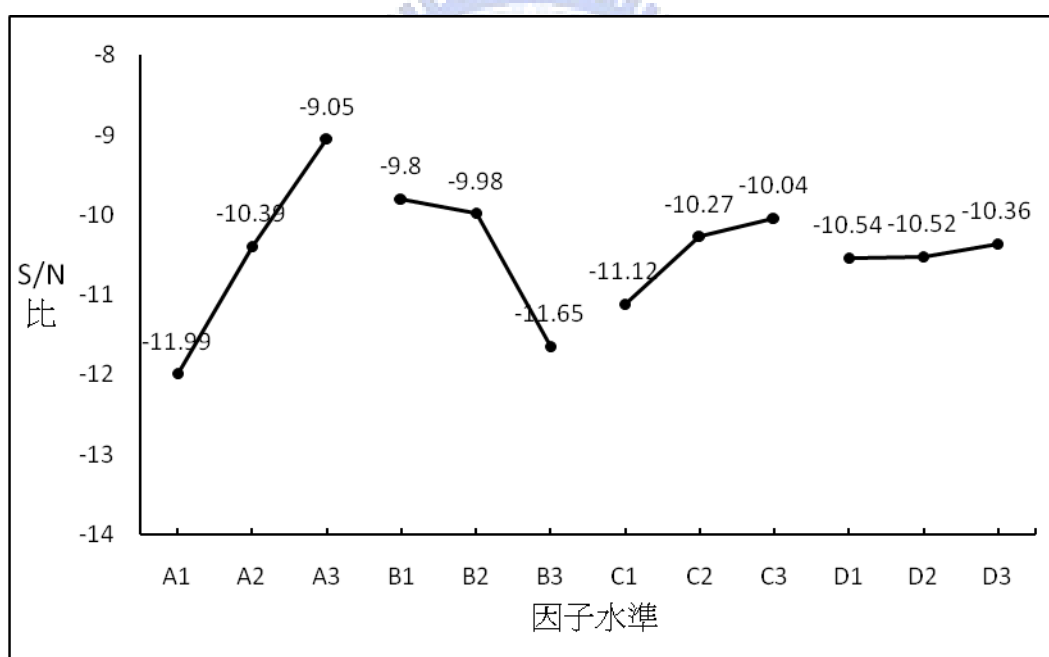


圖5.2 貧油實驗因子效果圖

根據 S/N 比的定義，S/N 比愈大代表品質愈佳，因此我們可以決定出貧油實驗的最佳參數水準組合為 $A_3B_1C_3D_3$ ，也就是主軸轉速 855(rpm)、刀具進給率 0.05(mm/rev)、中間支承位置 1200(mm)及壓縮氣壓 $12(\text{kg}/\text{cm}^2)$ ，為最佳的參數組合。

爲了更進一步了解控制因子對實驗的影響性，可對各控制因子進行變異數分析(ANOVA)，表5.7爲貧油實驗的變異數分析表：

表5.7 貧油實驗之變異數分析表

代號	控制因子	自由度	平方和	均方變異	F 值	淨平方和	貢獻率 (%)
A	主軸轉數	2	12.967	6.484	223.59	12.909	60.75%
B	刀具進給率	2	6.277	3.139	108.24	6.219	29.27%
C	支承位置	2	1.946	0.973	33.55	1.888	8.89%
D	壓縮氣壓	2	0.058*				
合併 誤差		2	0.058	0.029		0.233	1.09%
總和		8	21.249			21.249	100%

*表示合併爲誤差項，接下來進行確認實驗。首先由(2.8)式預測最佳因子組合下之 SN 比：

$$\eta_{opt} = -10.48 + (-9.05 + 10.48) + (-9.8 + 10.48) + (-10.04 + 10.48) = -7.93(\text{dB})$$

再由(2.9)式、(2.10)式計算 95%信賴區間：

$$F_{0.05; 1; 2} = 18.51, V_e = 0.029, N = 9, DOF_{opt} = 6, n_{eff} = 1.286, \text{ 且我們預計確}$$

認實驗做兩次，故 $r=2$ 。因此 $CI=0.828(\text{dB})$ ，意即我們有 95%信心認爲確認實驗

之期望 S/N 比的範圍為： $-7.93 \pm 0.828(\text{dB})$ 。表 5.8 為貧油實驗以最佳參數組合所進行確認實驗之結果：

表 5.8 貧油實驗之確認實驗結果

實驗 編號	粗糙度 Ra 值(μm)				平均值	S/N 比
	y_1	y_2	y_3	y_4		
10	2.32	2.27	2.33	2.18	2.28	-7.14
11	2.35	2.36	2.25	2.24	2.30	-7.24

由上表顯示，兩組實驗結果之 S/N 比皆落在信賴區間之內，表示此貧油實驗的田口式參數設計是成功的。

5.1.3 制振實驗之參數設計

依照表 4.7 進行實驗，並量取粗糙度值，所得數據結果如表 5.9 所示：

表 5.9 制振實驗之粗糙度值及 S/N 比

實驗 編號	粗糙度 Ra 值(μm)				平均值	S/N 比
	y_1	y_2	y_3	y_4		
1	4.34	4.31	4.57	4.42	4.41	-12.89
2	3.51	4.02	3.85	2.98	3.59	-11.15
3	4.93	5.11	4.72	4.88	4.91	-13.83
4	3.22	2.63	2.69	3.17	2.93	-9.37
5	2.83	2.47	3.52	2.68	2.88	-9.25
6	5.14	4.86	5.05	4.96	5.00	-13.99
7	2.69	2.46	2.33	2.44	2.48	-7.90
8	3.23	3.11	3.15	3.30	3.20	-10.10
9	3.09	3.44	2.81	3.05	3.10	-9.84

以上 9 組實驗的平均 S/N 比為：-10.92(dB)，各因子水準的平均 S/N 比如表

5.10 所示：

表5.10 制振實驗各因子水準的平均S/N比

代號	控制因子	水準1	水準2	水準3
A	主軸轉速	-12.62	-10.87	-9.28
B	刀具進給率	-10.05	-10.17	-12.55
C	damper位置	-12.33	-10.12	-10.33
D	damper電流	-10.66	-11.01	-11.10

以上數據可繪製成因子效果圖(如圖5.3)：

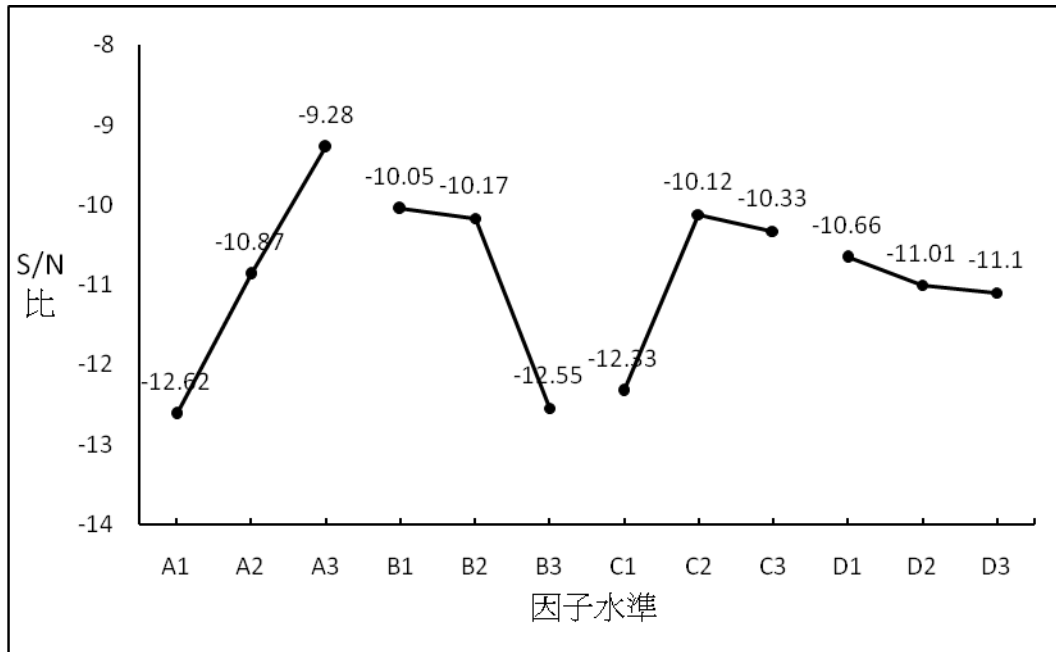


圖 5.3 制振實驗因子效果圖

根據 S/N 比的定義，S/N 比愈大代表品質愈佳，因此我們可以決定出制振實驗的最佳參數水準組合為 $A_3 B_1 C_2 D_1$ ，也就是主軸轉速 855(rpm)、刀具進給率 0.05(mm/rev)、damper 位置 800(mm)及 damper 電流 0(A)，為最佳的參數組合。

為了更進一步了解控制因子對實驗的影響性，可對各控制因子進行變異數分析(ANOVA)，表5.11為制振實驗的變異數分析表：

表5.11 制振實驗之變異數分析表

代號	控制因子	自由度	平方和	均方變異	F 值	淨平方和	貢獻率 (%)
A	主軸轉數	2	16.780	8.390	51.47	16.454	43.33%
B	刀具進給率	2	11.960	5.980	36.69	11.634	30.63%
C	damper 位置	2	8.912	4.456	27.34	8.586	22.61%
D	Damper 電流	2	0.326*				
合併誤差		2	0.326	0.163		1.304	3.43%
總和		8	37.978			37.978	100%

*表示合併為誤差項，接下來進行確認實驗。首先由(2.8)式預測最佳因子組合下之 SN 比：

$$\begin{aligned} \eta_{opt} &= -10.92 + (-9.28 + 10.92) + (-10.05 + 10.92) + (-10.12 + 10.92) \\ &= -7.61(\text{dB}) \end{aligned}$$

再由(2.9)式、(2.10)式計算 95%信賴區間：

$F_{0.05; 1; 2} = 18.51$ ， $V_e = 0.163$ ， $N = 9$ ， $DOF_{opt} = 6$ ， $n_{eff} = 1.286$ ，且我們預計確認實驗做兩次，故 $r = 2$ 。因此 $CI = 1.963(\text{dB})$ ，意即我們有 95%信心認為確認實驗

之期望 S/N 比的範圍為： $-7.61 \pm 1.963(\text{dB})$ 。表 5.12 為制振實驗以最佳參數組合所進行確認實驗之結果：

表 5.12 制振實驗之確認實驗結果

實驗 編號	粗糙度 Ra 值(μm)				平均值	S/N 比
	y_1	y_2	y_3	y_4		
10	2.18	2.24	2.15	2.10	2.17	-6.72
11	2.26	2.13	2.19	2.25	2.21	-6.88

由上表顯示，兩組實驗結果之 S/N 比皆落在信賴區間之內，表示此制振實驗的田口式參數設計是成功的。

5.1.4 貧油與制振混合實驗之參數設計

依照表 4.11 進行實驗，並量取粗糙度值，所得數據結果如表 5.13 所示：

表 5.13 貧油與制振混合實驗之粗糙度值及 S/N 比

實驗 編號	粗糙度 Ra 值(μm)				平均值	S/N 比
	y_1	y_2	y_3	y_4		
1	2.51	2.67	2.43	2.64	2.56	-8.18
2	2.37	2.45	2.26	2.60	2.42	-7.69
3	2.25	2.30	2.29	2.28	2.28	-7.16
4	3.08	3.26	3.17	3.29	3.20	-10.11
5	2.09	2.06	2.15	2.24	2.14	-6.59
6	2.37	2.41	2.22	2.23	2.31	-7.27
7	2.18	2.14	2.21	2.22	2.19	-6.80
8	2.83	2.95	2.99	2.78	2.89	-9.21
9	3.88	3.79	4.02	3.94	3.91	-11.84
10	2.14	2.07	2.13	2.05	2.10	-6.44
11	4.09	4.27	4.15	4.25	4.19	-12.45
12	2.83	2.62	2.54	2.73	2.68	-8.57
13	2.51	2.49	2.37	2.42	2.45	-7.78
14	2.63	2.42	2.19	2.40	2.41	-7.66
15	3.27	2.95	3.14	3.23	3.15	-9.97
16	2.63	2.56	2.83	2.72	2.69	-8.59
17	3.96	4.44	3.98	4.29	4.17	-12.41
18	3.05	3.27	3.16	3.42	3.23	-10.18

以上 18 組實驗的平均 S/N 比為：-8.83(dB)，各因子水準的平均 S/N 比如表

5.14 所示：

表5.14 貧油與制振混合實驗各因子水準的平均S/N比

代號	控制因子	水準1	水準2	水準3
A	主軸轉速	-8.42	-8.23	-9.84
B	刀具進給率	-7.98	-9.34	-9.17
C	damper位置	-10.83	-7.94	-7.72
D	damper電流	-8.76	-9.02	-8.7
E	壓縮氣壓	-8.9	-8.99	-8.59

以上數據可繪製成因子效果圖(如圖5.4)：

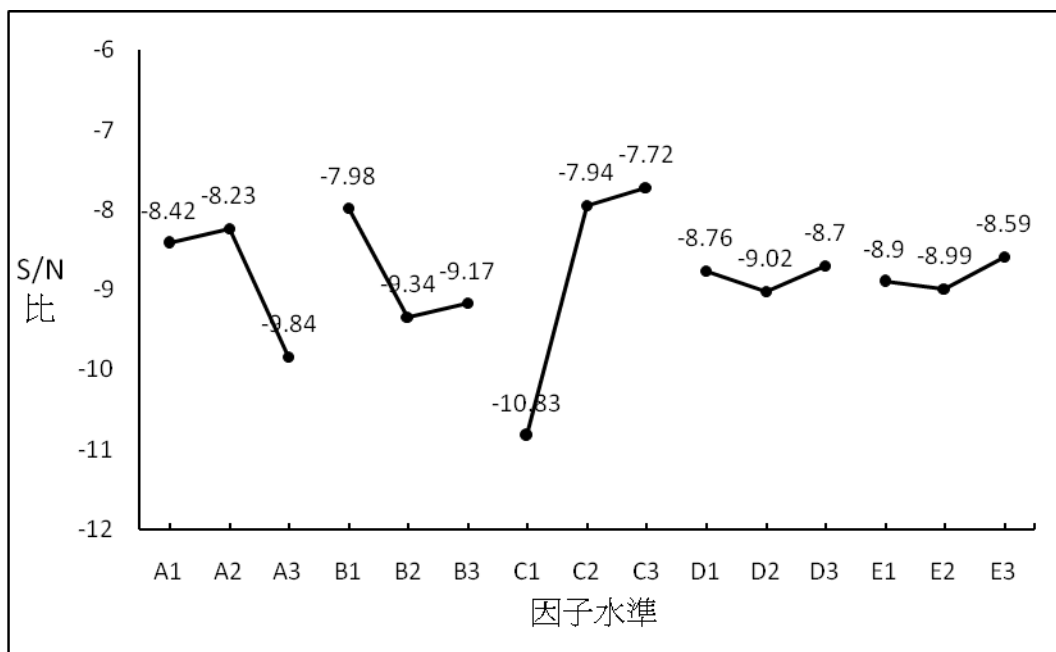


圖5.4 貧油與制振混合實驗因子效果圖

根據 S/N 比的定義，S/N 比愈大代表品質愈佳，因此我們可以決定出貧油與制振混合實驗的最佳參數水準組合為 $A_2B_1C_3D_3E_3$ ，也就是主軸轉速 585(rpm)、刀具進給率 0.05(mm/rev)、damper 位置 1200(mm)、damper 電流 1(A)及壓縮氣壓 $12(\text{kg}/\text{cm}^2)$ ，為最佳的參數組合。

為了更進一步了解控制因子對實驗的影響性，可對各控制因子進行變異數分

析(ANOVA)，表5.15為貧油與制振混合實驗的變異數分析表：

表5.15 貧油與制振混合實驗之變異數分析表

代號	控制 因子	自由度	平方和	均方 變異	F 值	淨平 方和	貢獻率 (%)
A	主軸 轉數	2	9.294	4.647	4.13	7.042	10.96%
B	刀具 進給率	2	6.504	3.252	2.89	4.252	6.62%
C	damper 位置	2	36.097	18.049	16.03	33.845	52.65%
D	Damper 電流	2	0.353*				
E	壓縮 氣壓	2	0.515*				
誤差		7	11.514				
合併 誤差		11	12.382	1.126		19.138	29.77%
總和		17	64.277			64.277	100%

*表示合併為誤差項，接下來進行確認實驗。首先由(2.8)式預測最佳因子組

合下之 SN 比：

$$\eta_{\text{opt}} = -8.83 + (-8.23 + 8.83) + (-7.98 + 8.83) + (-7.72 + 8.83) = -6.27(\text{dB})$$

再由(2.9)式、(2.10)式計算 95%信賴區間：

$F_{0.05; 1; 11} = 4.84$ ， $V_e = 1.126$ ， $N = 18$ ， $DOF_{opt} = 6$ ， $n_{eff} = 2.571$ ，且我們預計確認實驗做兩次，故 $r = 2$ 。因此 $CI = 2.201(\text{dB})$ ，意即我們有 95% 信心認為確認實驗之期望 S/N 比的範圍為： $-6.27 \pm 2.201(\text{dB})$ 。表 5.16 為貧油與制振混合實驗以最佳參數組合所進行確認實驗之結果：

表 5.16 貧油與制振混合實驗之確認實驗結果

實驗 編號	粗糙度 Ra 值(μm)				平均值	S/N 比
	y_1	y_2	y_3	y_4		
19	1.97	2.11	1.97	1.98	2.01	-6.06
20	2.02	1.95	1.90	2.02	1.97	-5.90

由上表顯示，兩組實驗結果之 S/N 比皆落在信賴區間之內，表示此貧油與制振混合實驗的田口式參數設計是成功的。

5.2 類神經網路最佳化

5.2.1 建構類神經網路

比較四組實驗之田口式最佳化參數設計(如表 5.4、表 5.8、表 5.12、表 5.16)，貧油與制振混合實驗有最好的工件品質表現，因此我們對貧油與制振混合實驗進行類神經網路設計，以便最佳化該組實驗的加工參數，期望能獲得更良好的加工品質。

現使用 matlab 軟體中的類神經網路工具箱進行網路的設計，在這個網路中，主軸轉速、刀具進給率、damper 位置、damper 電流及壓縮氣壓這 5 項加工參數的

數值就當成是該網路的輸入資料，而網路的輸出目標就是 18 組實驗所量得的粗糙度值(如表 5.13)。圖 5.5 為在 matlab 軟體中進行類神經網路的設計，網路的型態設定為前饋式倒傳遞類神經網路，演算法選擇 Levenberg-Marquardt 演算法，性能函數為 MSE，網路的訓練參數 $\mu_k=0.001$ ， $\theta = 10$ 。

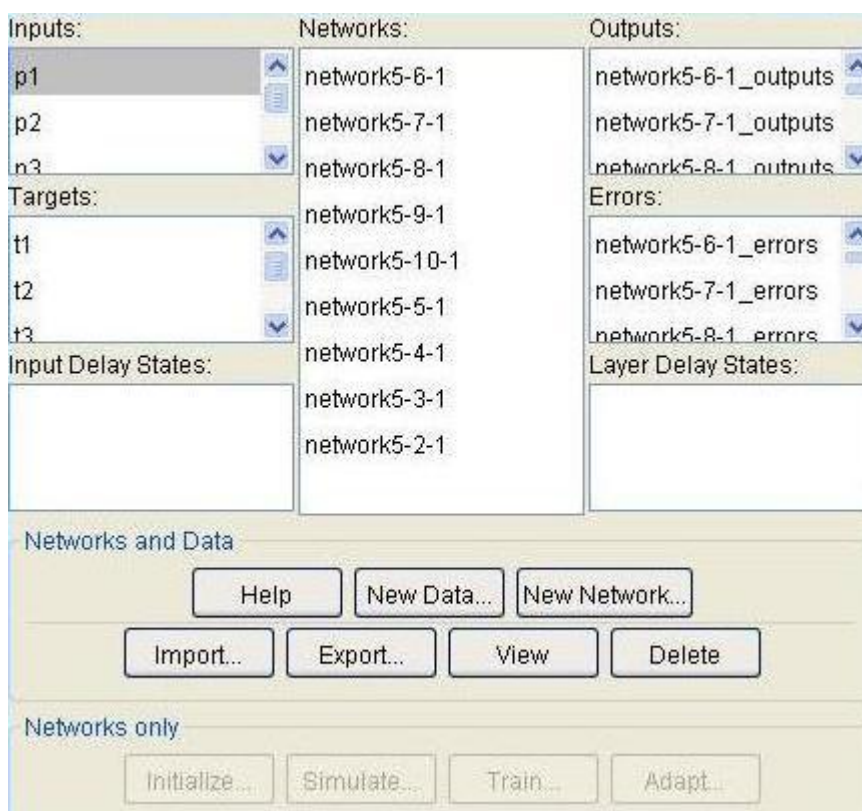


圖 5.5 以 matlab 軟體進行類神經網路的設計

爲了決定最適合本實驗的網路模型，表 5.17 列出 9 種不同網路架構的 MSE 值，並與確認實驗的結果(如表 5.16)比較。

表 5.17 9 種類神經網路架構之比較

網路架構	均方誤差 (MSE)	模擬確認 實驗結果	與(表 5.16)結果 相較之誤差(%)
5-2-1	0.1313600	2.3857	19.88%
5-3-1	0.0987457	2.3274	16.95%
5-4-1	0.0399275	2.0953	5.29%
5-5-1	0.0451046	2.2771	14.43%
5-6-1	0.1286940	2.1649	8.79%
5-7-1	0.0282296	2.0365	2.34%
5-8-1	0.0254494	2.0784	4.44%
5-9-1	0.0872198	2.1342	7.25%
5-10-1	0.1300630	2.2983	15.49%

由上表可知，5-7-1網路架構有最小的誤差，且也有次好的MSE值，故此貧油與制振混合實驗的網路模型就採用5-7-1的網路架構。圖5.6為5-7-1網路架構在訓練過程中MES值的變化，由圖中可知此網路在經過約第30次的疊代運算後，MSE會收斂於一固定數值。圖5.7為在matlab軟體中所建立之5-7-1倒傳遞類神經網路架構。

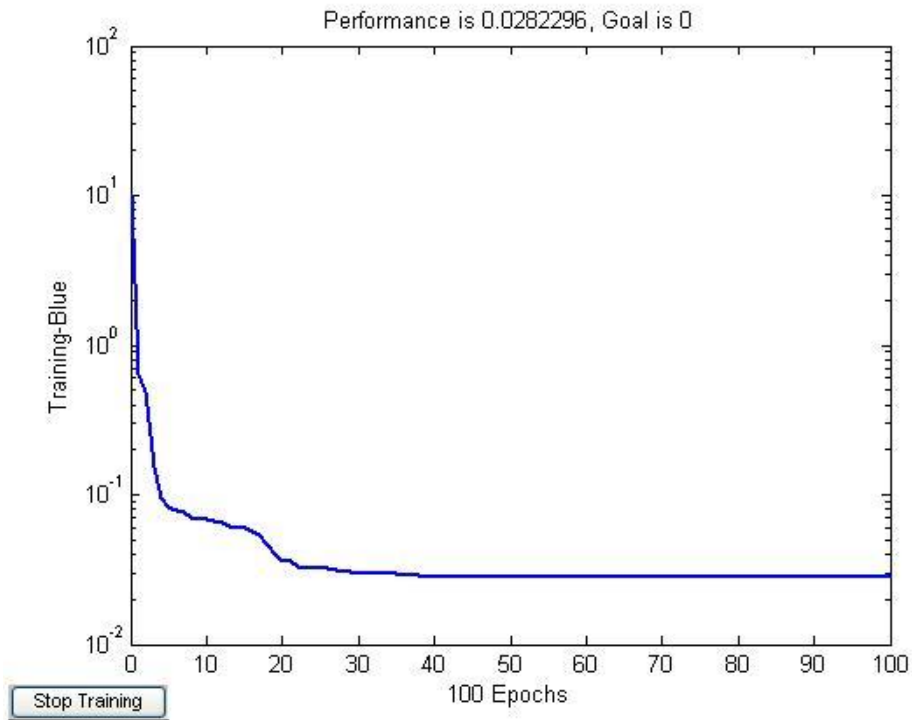


圖5.6 5-7-1網路訓練過程

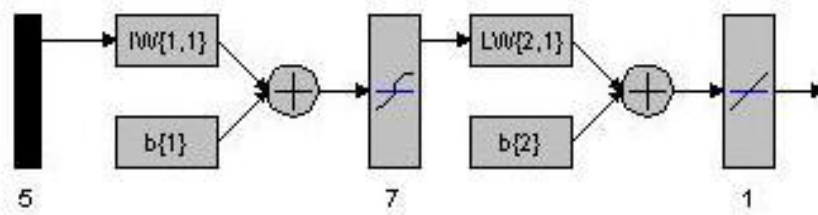


圖5.7 倒傳遞類神經網路5-7-1架構圖

5.2.2 控制因子最佳化

建立好本實驗的網路模型後，就可開始對各個加工參數進行最佳化的設計。

由圖5.4知貧油與制振混合實驗的最佳參數水準組合為 $A_2 B_1 C_3 D_3 E_3$ ，現在我們就

對此參數組合進行因子最佳化的設計，並且從對實驗影響最小的因子開始最佳化，

再到影響最大的因子，依序為：damper電流、壓縮氣壓、刀具進給率、主軸轉速、

damper位置。

首先最佳化damper電流這個參數，在主軸轉速585(rpm)、刀具進給率0.05(mm/rev)、damper位置1200(mm)、及壓縮氣壓12(kg/cm²)的情形下，利用5-7-1類神經網路針對不同damper電流作實驗的模擬(如圖5.8)。可由結果發現，在damper電流為0.8(A)時，有最小的粗糙度值。

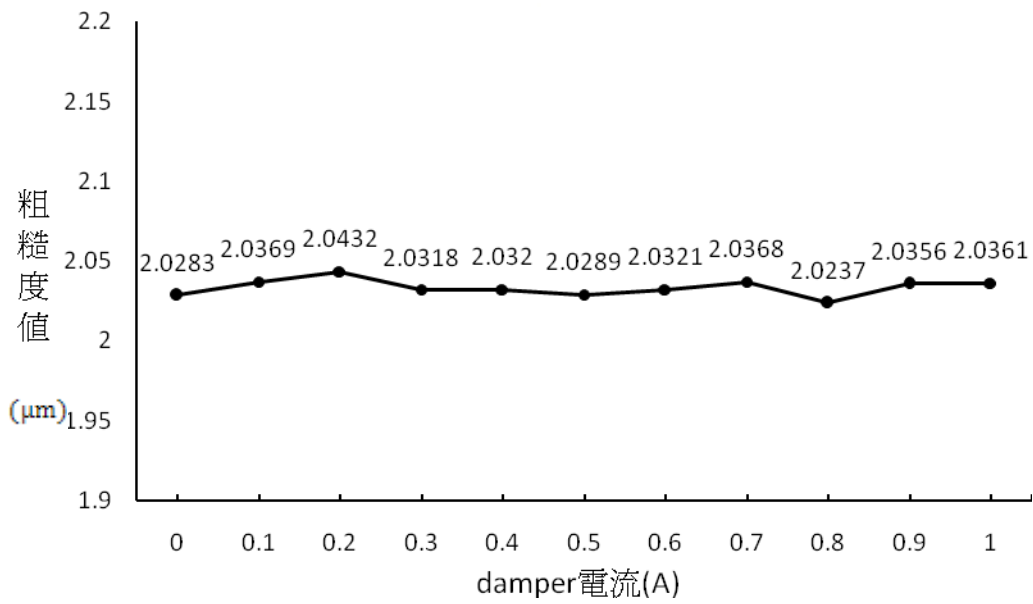


圖5.8 類神經網路對不同damper電流模擬實驗結果

再來最佳化壓縮氣壓這個參數，在主軸轉速585(rpm)、刀具進給率0.05(mm/rev)、damper位置1200(mm)及damper電流0.8(A)的情形下，利用5-7-1類神經網路針對不同壓縮氣壓作實驗的模擬(如圖5.9)。可由結果發現，在壓縮氣壓為11(kg/cm²)時，有最小的粗糙度值。

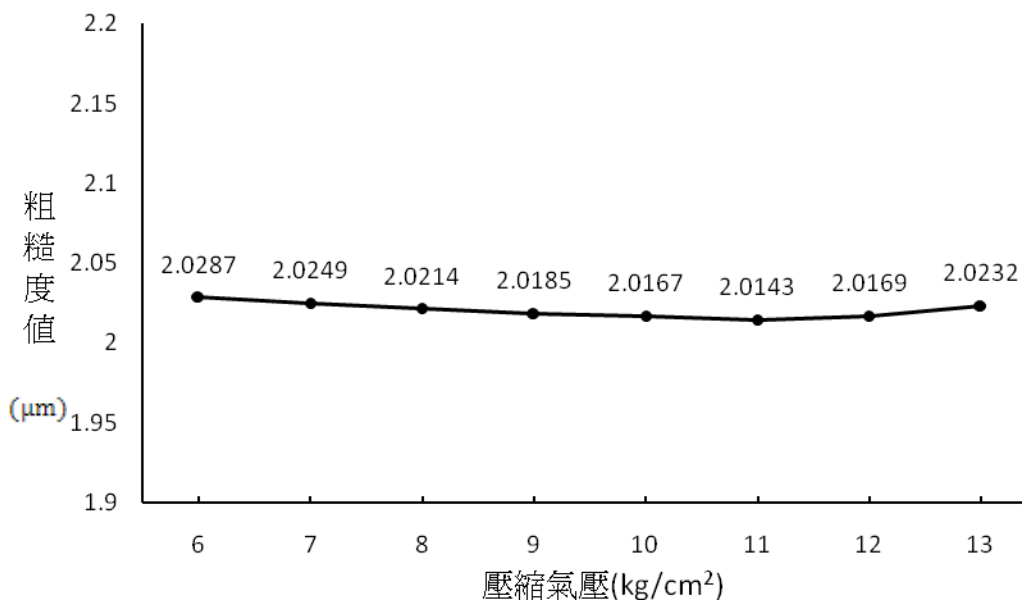


圖5.9 類神經網路對不同壓縮氣壓模擬實驗結果

再來最佳化刀具進給率這個參數，在主軸轉速585(rpm)、damper位置1200(mm)、damper電流0.8(A)及壓縮氣壓11(kg/cm²)的情形下，利用5-7-1類神經網路針對不同刀具進給率作實驗的模擬(如圖5.10)。可由結果發現，在刀具進給率為0.05(mm/rev)時，有最小的粗糙度值。

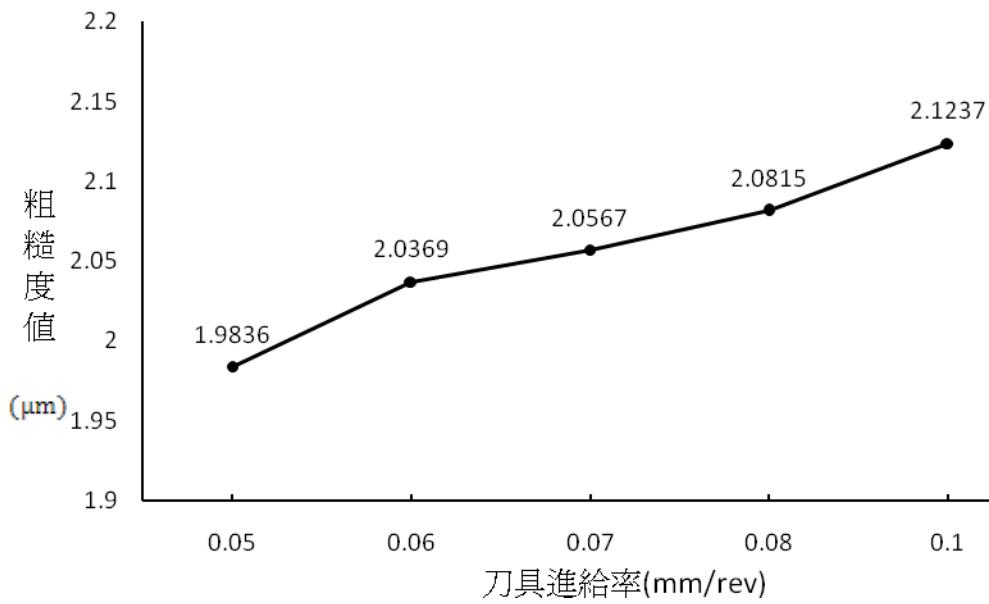


圖5.10 類神經網路對不同刀具進給率模擬實驗結果

再來最佳化主軸轉速這個參數，在刀具進給率0.05(mm/rev)、damper位置1200(mm)、damper電流0.8(A)及壓縮氣壓11(kg/cm²)的情形下，利用5-7-1類神經網路針對不同主軸轉速作實驗的模擬(如圖5.11)。可由結果發現，在主軸轉速為585(rpm)時，有最小的粗糙度值。

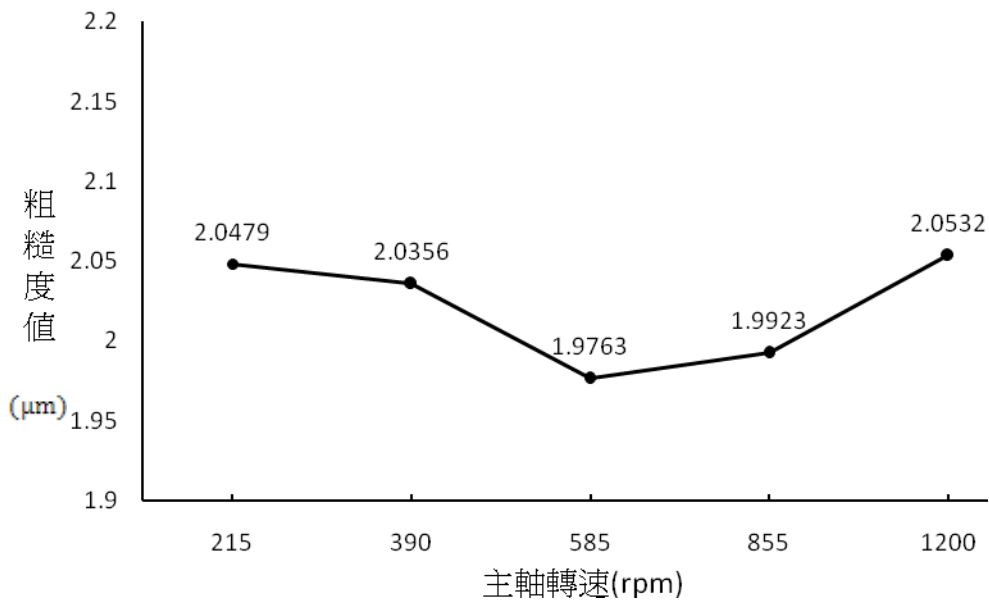


圖5.11 類神經網路對不同主軸轉速模擬實驗結果

最後最佳化damper位置這個參數，在主軸轉速585(rpm)、刀具進給率0.05(mm/rev)、damper電流0.8(A)及壓縮氣壓11(kg/cm²)的情形下，利用5-7-1類神經網路針對不同damper位置作實驗的模擬(如圖5.12)。可由結果發現，在damper位置為1000(mm)時，有最小的粗糙度值。

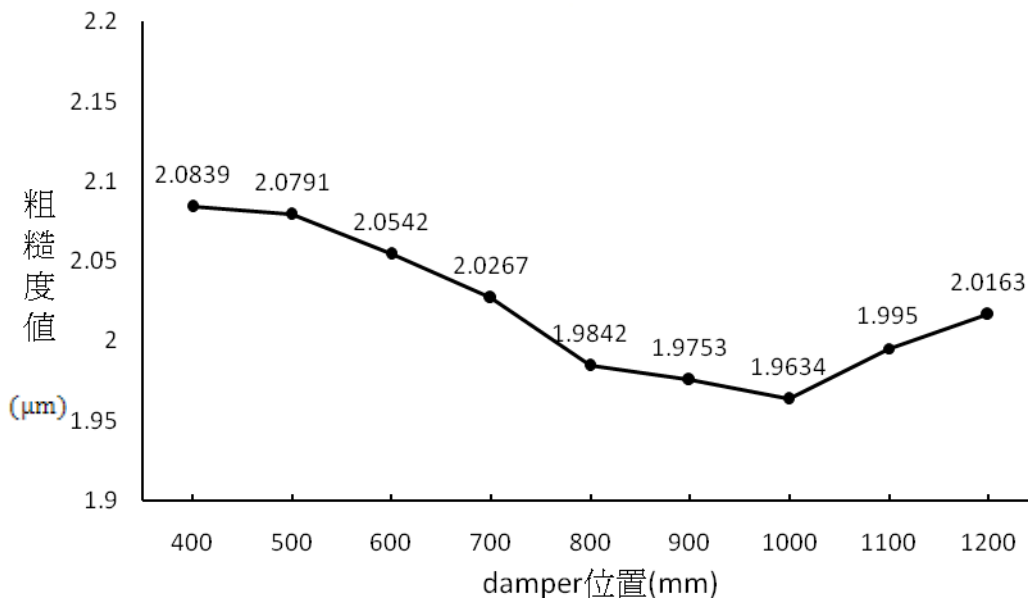


圖5.12 類神經網路對不同damper位置模擬實驗結果

5.2.3 類神經網路最佳化實驗結果

由前一小節可知，主軸轉速 585(rpm)、刀具進給率 0.05(mm/rev)、damper 位置 1000(mm)、damper 電流 0.8(A)及壓縮氣壓 11(kg/cm²)是經由類神經網路最佳化後的參數因子，現就以此參數組合作鑽削實驗，表 5.18 為其實驗結果，圖 5.13~圖 5.16 為表面粗度儀 HOMMEL TESTER T500 在此實驗所量得之粗糙度曲線圖。

表 5.18 類神經網路參數最佳化後之實驗結果

實驗 編號	粗糙度 Ra 值(μm)				平均值	S/N 比
	y_1	y_2	y_3	y_4		
21	1.60	1.66	1.88	2.10	1.81	-5.20



圖 5.13 1.60 μ m 之粗糙度曲線圖

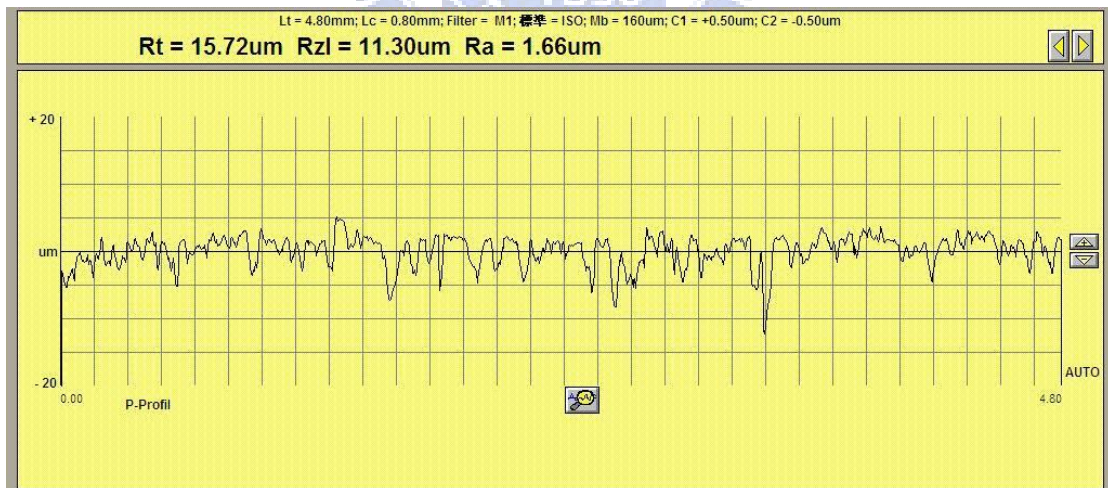
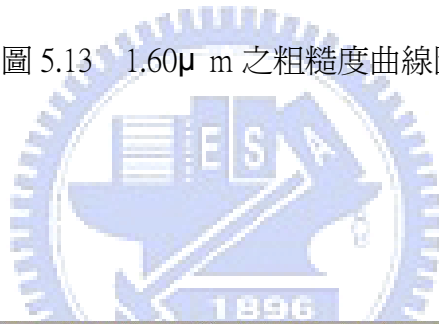


圖 5.14 1.66 μ m 之粗糙度曲線圖

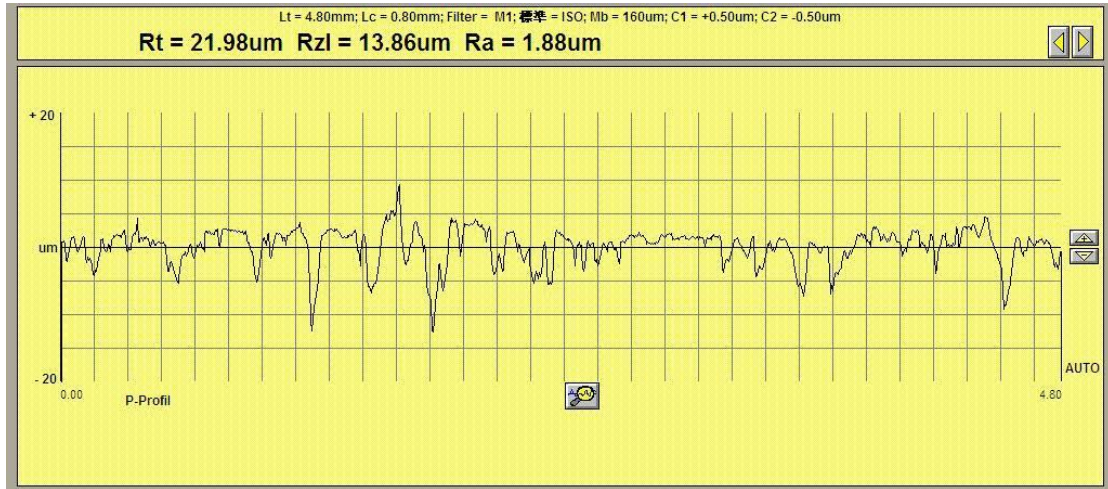


圖 5.15 1.88 μ m 之粗糙度曲線圖

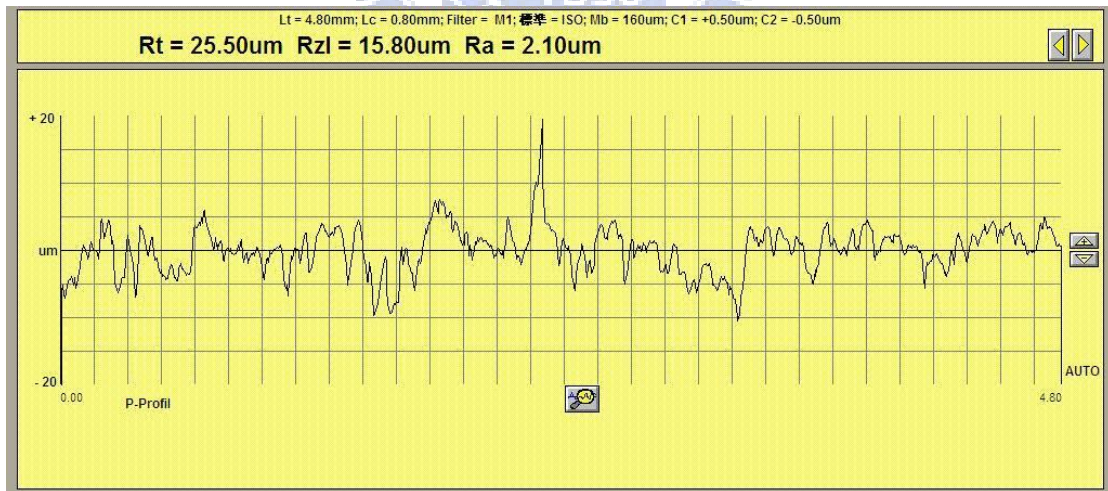


圖 5.16 2.10 μ m 之粗糙度曲線圖

5.2.4 切屑的觀察

本研究最後針對貧油與制振混合實驗，進行實驗後切屑的觀察。分別觀察田口式參數設計最佳化後的切屑(如圖 5.17)與類神經網路最佳化後的切屑(如圖 5.18)。觀察結果可知，經由類神經網路最佳化後的切屑會比田口式參數設計最佳化後的切屑來得細小，這或許可以解釋為什麼類神經網路最佳化的實驗結果(如表 5.18)比田口式參數設計最佳化的實驗結果(如表 5.16)來得好了。





圖 5.17 田口式參數設計最佳化後的切屑



圖 5.18 類神經網路最佳化後的切屑

第六章

結論

本研究把深孔鑽削實驗依加工情況區分為單純供油、貧油、制振及貧油與制振混合四組實驗，並對各組的加工參數進行田口式的參數設計，最後再進一步針對貧油與制振混合實驗作類神經網路最佳化的設計，最後可以得到以下幾項結論：

1.比較表 5.4、表 5.8、表 5.12、表 5.16 的實驗結果可知，貧油與制振混合實驗可以加工出最好的工件品質，而再來依序是制振實驗、貧油實驗，最後則是單純供油實驗。

2.由單純供油與制振實驗的結果比較，MR damper 的裝設確實達到了制振的效果，改善了工件的品質。

3.由單純供油與貧油實驗的結果比較，經由油氣混合後，所加工出來的工件品質獲得了一定的提升。

4.類神經網路模擬的最佳粗糙度值 $1.9634\mu\text{m}$ (如圖 5.12)與實驗結果(如表 5.18)粗糙度平均值 $1.81\mu\text{m}$ 相較，誤差為 8.48%，屬於可接受的範圍之內。故類神經 5-7-1 的架構，可以合理用來預測貧油與制振混合實驗鑽削的結果。

5.由表 5.18 與表 5.16 比較，類神經網路最佳化後的粗糙度平均值 $1.81\mu\text{m}$ 比起田口式參數最佳化後的粗糙度平均值 $1.99\mu\text{m}$ ，減少了 $0.18\mu\text{m}$ ，大約為 9.05%，故結合田口法與類神經網路可作為製程上提升品質的一個好方法。

參考文獻

- [1] Catalog,Drilling Tools,HV-1200:2-ENG,SANDVIK Coromant,1983.
- [2] EI-Khabeery, M. M., Saleh, M. M., and Ramadan, M. R., “Some observations of surface integrity of deep drilling holes” , *Wear*, 142, pp. 331-349, 1991.
- [3] Frazao, J., Chandrashekhara, S., Osman, M. O. M., and Sankar, T. S., “On the design and development of a new BTA tool to increase productivity and workpiece accuracy in deep hole machining” , *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 4, pp. 3-23, 1986.
- [4] Osman, M. O. M., and Latinovic, V., “On the development of multi-edge cutting tools for BTA deep-hole machining” , *ASME Journal of Engineering for Industry*, 98, pp. 474-480, 1976.
- [5] Latinovic, V., Blakely, R., and Osman, M. O. M., “Optimal design of multi-edge cutting tools for BTA deep-hole machining” , *ASME International Journal of Mechanical Design*, 101, pp. 281-290, 1979.
- [6] Latinovic, V. N., and Osman, M. O. M., “Optimal design of BTA deep-hole cutting tools with staggered cutters” , *International Journal of Production Research*, 27(1), pp. 153-173, 1989.
- [7] Chin, J. H., Wu, J. S., and Young, R. S., “The computer simulation and experimental analysis of chip monitoring for deep hole drilling” , *ASME Journal of Engineering*

for Industry, 115, pp. 184-192, 1993.

- [8] Chin, J. H., and Wu, J. S., “Mathematical models and experiments for chip signals of single-edge deep hole drilling” , International Journal of Machine Tools and Manufacture, 33(3), pp. 507-519, 1993.
- [9] Chin, J. H., and Lee, L. W., “A study on the eignproperties of BTA deep hole drill-theory and experiments” , International Journal of Machine Tools and Manufacture, 35(1), pp. 29-49, 1995.
- [10] Yumshtyk, M. G., and Kedrov, S. S., “Gun drill vibration in deep drill” ,Machines and Tooling, 39(5), pp. 34-36, 1968.
- [11] Perng, Y. L., and Chin, J. H., “Theoretical and experimental investigations on the spinning BTA deep-hole drill shafts containing fluids and subject to axial forces” , International Journal of Mechanical Sciences, 41, pp. 1301-1322, 1999.
- [12] Su, Y. L., Yao, S. H., Wei, C.S., and Wu, C. T., “Analyses and design of a WC milling cutter with TiCN coating” , Wear, 215, pp. 59-66, 1998.
- [13] Su, Y. L., Tao, S. H., Wei, C.S., Kao, W. H., and Wu, C. T., “Design and performance analysis of TiCN-coated cemented carbide milling cutter” , Journal of Materials Processing Technology, 87, pp. 82-89, 1999.
- [14] Juang, S. C., and Tarng, Y. S., “Process parameter selection for optimizing the pool geometry in the tungsten inert gas welding of stainless steel” , Journal of Materials

Processing Technology, 122, pp. 33-37, 2002.

- [15] Deng, C. S., Huang, J. C., and Chin, J. H., “Effects of support misalignments in deep-hole drill shafts on hole straightness” , International Journal of Machine Tools and Manufacture, 41, pp.1165-1188, 2001.
- [16] Youssef, Y. A., Beauchamp, Y., and Theomas, M., “Comparison of a full factorial experiment to fractional and Taguchi designs in a lathe day turning operation” , Computers and Industrial Engineering, 27, pp. 59-62, 1994.
- [17] Tam, S. C., Lim, L. E. N., and Quek, K. Y., “Application of Taguchi methods in the optimization of the laser-cutting process” , Journal of Materials Processing Technology, 29, pp. 63-74, 1992.
- [18] Hui, Y. V., and Leung, L. C., “Optimal economic tool regrinding with Taguchi quality loss function” , The Engineering Economist, 39, pp. 313-331, 1994.
- [19] Khaw, John F. C., Lim, B. S., and Lim, Lennie E. N., “Optimal design of neural networks using Taguchi method” , Neurocomputing, 7, pp. 225-245, 1995.
- [20] Rowlands, H., Packianather, M. S., and Oztemel, E., “Using artificial neural networks for experimental design in off-line quality” , Journal of Systems Engineering, 6, pp. 46-59, 1996.
- [21] Chiu, C. C., Su, C. T., Yang, G. H., Huang, J. S., Chen, S. C., and Cheng, N. T., “Selection of optimal parameters in gas-assisted injection moulding using a neural

- network model and Taguchi method” , International Journal of Quality Science, 2, pp. 106-120, 1997.
- [22] Teshima, T., Shibasaka, T., Takuma, M., and Yamamoto, A., “Estimation of cutting tool life by processing tool image data with neural network” , Annals of the CIRP, 42(1), pp. 59-62, 1993.
- [23] Phadke, M. S., Quality Engineering Using Robust Design, Prentice-Hall, 1989.
- [24] Levi, R., “Evaluation of machining conditions by factorial experiment” , International Journal of Machine Tool Design Research, 5, pp. 217-221, 1965
- [25] Zdeblick, W. J., and Devor, R. E., “An experimental strategy for designing tool life experiments” , ASME Journal of Engineering for Industry, 100, pp. 441-451, 1978
- [26] Ross, P. J., Taguchi Techniques for Quality Engineering, McGraw-Hill, New York, 1989.
- [27] Montgomery, D. C., Introduction to Statistical Quality Control, John Wiley & Sons, New York, 1985.
- [28] Hagan, M.T., Demuth, H., and Beale, M., Neural Network Design, PWS Publishing co., Boston, 1996.