

國立臺灣大學工學院土木工程學系

碩士論文

Department of Civil Engineering

College of Engineering

National Taiwan University

Master Thesis

以類神經網路預估建築工程造價之研究

Application of Artificial Neural Network
on Cost Estimate of Architectural Construction

黃廷堅

Huang, Ting-Chien

指導教授：王明德 博士

曾惠斌 博士

Advisor: Wang, Ming-Teh

Tserng, Hui-Ping

中華民國 99 年 7 月

July, 2010

中文摘要

工程造價預估在專案初期佔著相當重要的地位，精確的造價預估可有效地協助投資者做出正確的決策。然而，由於建築專案初期的資訊不完整，對產品的定位也僅有一些概念性的需求，如果能從這些資訊中推估出較為準確的工程造價，將有助於降低投資者的風險。

建築工程專案在預估工程造價時，需仰賴歷史資料及經驗回饋，過去常用的方法有經驗判斷法、因素估價法、統計理論等；近年來由於資訊的發達，利用電腦模擬人類思考模式，而發展出類神經網路演算法，被廣泛運用於各種不同層面的研究，在營建工程上的應用則多用於預測及推估。

本研究應用類神經網路中的「倒傳遞演算法」以建立一個工程造價預估模式。收集業界建築工程造價實際案例，將工程直接成本劃分為十個工程主項，並依專案初期可取得或預測的 12 筆資訊作為輸入變數，分析檢討與各主項工程相關的輸入變數，透過網路的學習訓練及參數改進修正，進行工程造價的預估。研究結果顯示倒傳遞類神經網路模式可得到快速、精確的預估成果，因此適合作為建築專案初期投資效益的決策評估使用。

關鍵詞：類神經網路、倒傳遞、造價預估

ABSTRACT

During initial phase of construction project, accuracy of cost estimate, which plays greatly important role, can be beneficially crucial along decision-making process among interest bodies. Accurate cost estimate may lower risk provided incomplete scope of information as well as undefined project goal.

Cost estimation on construction project relies substantially on experiential base of information, such as experience judgment method, factor estimation method, statistical theory..., etc. Until recent years, neural network algorithms, which represents thinking ways of human beings achieved by computational simulation, has been widely applied on research on extensive fields, including cost estimation on construction project.

This thesis established one cost estimate model with application of "back propagation algorithm" of artificial neural networks. Based on existing construction project cases, from which initial phase twelve informal variables were defined as input along computation whereas the project cost were divided into ten main items. Cost estimate can be fast and accurately achieved facilitated by self-analytical development of artificial neural networks and through amendment of the input variables. In conclusion, the application of artificial neural networks satisfies the accuracy of cost estimation and the assessment of rate of profit during initial phase of construction project.

Keyword : Artificial Neural Network 、 Back-propagation 、 Cost Estimate

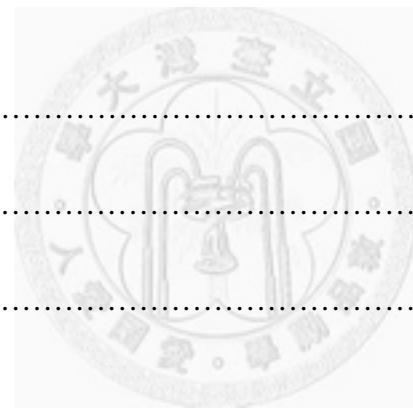
目 錄

中文摘要	I
英文摘要	II
目錄	III
圖目錄	VII
表目錄	IX
第一章 緒論	1
1.1 研究動機	1
1.2 研究目的	2
1.3 研究範圍與限制	3
1.4 研究方法與流程	4
1.5 論文架構	5
第二章 文獻回顧	6
2.1 工程造價的概念	6
2.1.1 工程造價的含義	6
2.1.2 工程造價的特點	6
2.2 工程估算的類型	8
2.2.1 工程專案生命週期	8

2.2.2 工程估算精細程度	10
2.2.3 專案初期的估算工作	12
2.3 可行性分析階段的工程造價預估方法	13
2.3.1 定性預估方法	13
2.3.2 定量預估方法	14
2.4 類神經網路於工程估價之研究	17
2.4.1 類神經網路概述	17
2.4.2 類神經網路應用之相關文獻	19
2.5 其他方法於工程估價之研究	23
2.5.1 參數估價應用於造價預估之研究	23
2.5.2 統計理論應用於造價預估之研究	23
2.5.3 迴歸分析應用於造價預估之研究	24
2.5.4 資訊系統應用於造價預估之研究	25
第三章 倒傳遞類神經網路模型建立	27
3.1 建築工程造價架構建立	27
3.1.1 影響工程造價之因素	27
3.1.2 工程成本構成要素	31
3.1.3 可行性分析階段工程造價預估流程	34

3.2	類神經網路的種類及其應用	35
3.2.1	類神經網路的種類	35
3.2.2	類神經網路的應用	36
3.3	倒傳遞類神經網路模型設計	37
3.3.1	倒傳遞類神經網路架構	37
3.3.2	倒傳遞類神經網路參數設定方式	38
3.4	倒傳遞類神經網路變數選擇	41
3.4.1	倒傳遞類神經網路輸入變數說明	41
3.4.2	主項工程輸入變數分析	43
第四章 工程造價預估案例分析		54
4.1	案例資料來源	54
4.2	案例資料分析	55
4.2.1	案例資料建檔	55
4.2.2	案例資料前處理	56
4.2.3	網路參數設定	57
4.3	倒傳遞類神經網路預測結果	68
4.3.1	測試範例各主項工程造價預測結果	68
4.3.2	測試範例總工程造價預測結果	76
4.4	小結	80

第五章 工程造價預估模式驗證與比較	81
5.1 倒傳遞類神經網路預估模型檢核	81
5.1.1 驗證範例造價預測結果	81
5.1.2 未知範例造價預測結果	83
5.2 其他預測方法比較	84
5.2.1 以重要變數直接求取工程總價	84
5.2.2 以統計方法預測結果	93
5.3 小結	95
第六章 結論與建議	96
6.1 結論	96
6.2 後續研究建議	97
參考文獻	98



附錄

附錄一：案例輸入變數資訊	附錄-1
附錄二：營造工程物價指數（建築工程類）銜接表	附錄-3
附錄三：案例輸出變數資訊	附錄-4
附錄四：類神經網路誤差收斂圖	附錄-6
附錄五：類神經網路預測結果散佈圖	附錄-11

圖目錄

圖 1-1 專案成本影響與投入水準	2
圖 1-2 研究流程圖	4
圖 2-1 建築工程造價的架構	7
圖 2-2 工程生命週期與估價關連圖	10
圖 2-3 專案各階段估算作業	12
圖 2-4 人工神經元模型	17
圖 2-5 多層感知器(Multilayer Perceptron, MLP)之類神經網路模型	19
圖 3-1 建築工程可行性分析階段之造價預估作業流程	34
圖 3-2 假設工程各輸入變數的反應權值	43
圖 3-3 基礎工程各輸入變數的反應權值	44
圖 3-4 結構工程各輸入變數的反應權值	45
圖 3-5 建築平面形狀與外牆數量比值	46
圖 3-6 外牆裝修工程各輸入變數的反應權值	47
圖 3-7 室內裝修工程各輸入變數的反應權值	48
圖 3-8 門窗工程各輸入變數的反應權值	49
圖 3-9 設備工程各輸入變數的反應權值	50
圖 3-10 雜項工程各輸入變數的反應權值	52

圖 3-11 景觀工程各輸入變數的反應權值	52
圖 3-12 機電工程各輸入變數的反應權值	52
圖 4-1 延建工程物價指數（建築工程類）	54
圖 4-2 PCNeuron 網路執行流程	55
圖 4-3 測試範例網路參數改進前後的平均絕對誤差百分比	76
圖 4-4 測試範例網路改進前後工程主項佔總造價百分比	77
圖 4-5 測試範例工程主項佔總造價平均百分比	77
圖 5-1 各類型變數組合之誤差均方根	87
圖 5-2 TYPE 4 網路改進後誤差收斂圖	89
圖 5-3 TYPE 4 網路改進後預測結果散佈圖	89
圖 5-4 TYPE 9 網路改進後誤差收斂圖	90
圖 5-5 TYPE 9 網路改進後預測結果散佈圖	90

表目錄

表 2-1 各階段估算作業對照表	11
表 3-1 工程主項及其相關細項明細表	32
表 3-1 工程主項及其相關細項明細表(續)	33
表 3-2 本研究倒傳遞類神經網路之參數設定值	40
表 3-3 倒傳遞類神經網路輸入變數	42
表 3-4 假設工程各輸入變數的反應權值	43
表 3-5 基礎工程各輸入變數的反應權值	44
表 3-6 結構工程各輸入變數的反應權值	45
表 3-7 外牆裝修工程各輸入變數的反應權值	47
表 3-8 室內裝修工程各輸入變數的反應權值	48
表 3-9 門窗工程各輸入變數的反應權值	48
表 3-10 設備工程各輸入變數的反應權值	49
表 3-11 雜項工程各輸入變數的反應權值	50
表 3-12 景觀工程各輸入變數的反應權值	51
表 3-13 機電工程各輸入變數的反應權值	51
表 3-14 各工程主項之輸入變數及輸出變數	53

表 4-1 原始範例統計資料	56
表 4-2 網路參數預設值	57
表 4-3 假設工程網路參數設定	58
表 4-4 基礎工程網路參數設定	59
表 4-5 結構工程網路參數設定	60
表 4-6 外牆裝修工程網路參數設定	61
表 4-7 室內裝修工程網路參數設定	62
表 4-8 門窗工程網路參數設定	63
表 4-9 設備工程網路參數設定	64
表 4-10 雜項工程網路參數設定	65
表 4-11 景觀工程網路參數設定	66
表 4-12 機電工程網路參數設定	67
表 4-13 假設工程測試範例輸出變數	69
表 4-14 基礎工程測試範例輸出變數	69
表 4-15 結構工程測試範例輸出變數	70
表 4-16 外牆裝修工程測試範例輸出變數	71
表 4-17 室內裝修工程測試範例輸出變數	72
表 4-18 門窗工程測試範例輸出變數	72
表 4-19 設備工程測試範例輸出變數	73

表 4-20 雜項工程測試範例輸出變數	74
表 4-21 景觀工程測試範例輸出變數	75
表 4-22 機電工程測試範例輸出變數	75
表 4-23 測試範例網路改進前後造價預估誤差百分比及權重	78
表 4-24 測試範例網路改進前後造價預估值及誤差百分比	79
表 5-1 驗證範例網路改進前後造價預估值及誤差百分比	82
表 5-2 未知範例網路改進前後造價預估值及誤差百分比	83
表 5-3 各類型變數組合及類神經網路反應權值	86
表 5-4 倒傳遞類神經網路輸入變數對照表	86
表 5-5 各類型變數組合之誤差均方根及判定係數	87
表 5-6 TYPE 4 及 TYPE 9 變數組合網路修正後之誤差均方根及判定係數	88
表 5-7 工程主項、TYPE 4 及 TYPE9 測試範例網路改進前後造價及誤差 ...	91
表 5-8 工程主項、TYPE 4 及 TYPE9 驗證範例網路改進前後造價及誤差 ...	92
表 5-9 文獻資料之迴歸方程式	93
表 5-10 回歸方程式預估造價及誤差	94

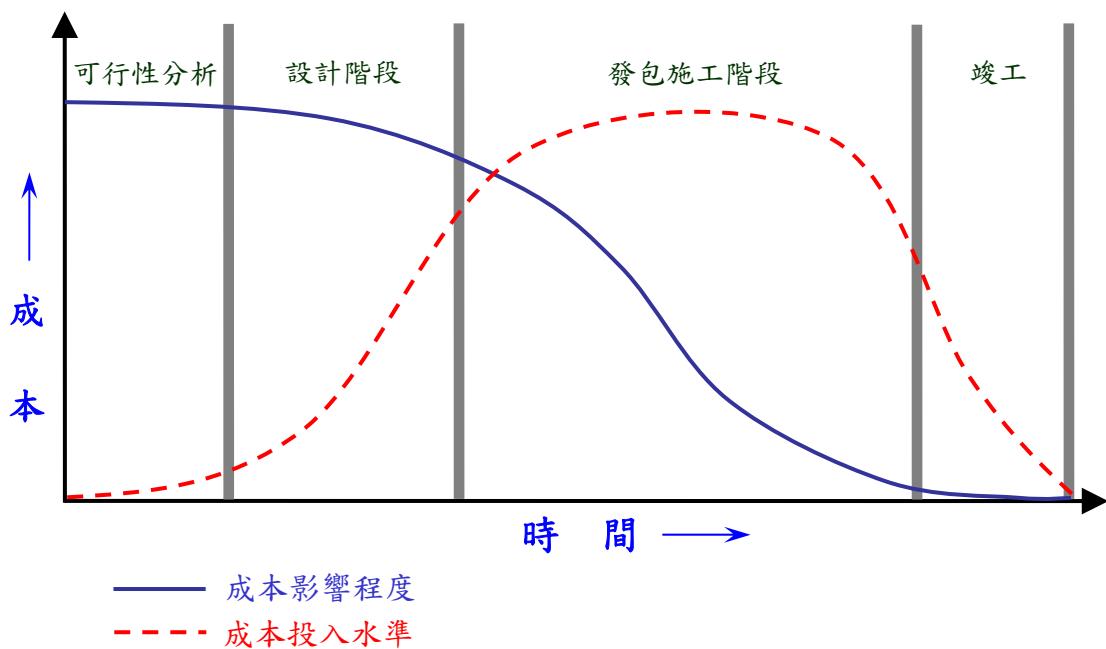
第一章 緒論

1.1 研究動機

營建工程因其獨特的性質，每件個案均屬於專案的形式。工程專案係依據投資者的期望，指定於某一地點、時間生產某一項工程，無法像製造業可以在生產線大量複製同一產品。由於營造工程投資金額龐大，利息負擔沉重，從可行性分析、設計到發包施工，其作業時間相當短促；依據專案成本影響與投入水準(圖 1-1)得知，雖然在可行性分析階段時所投入的成本比率雖然較低，但其對專案的成本影響卻最大，如何能在專案初期快速且準確地預估工程成本，對投資者或開發單位而言，皆是相當重要的課題。

國內營建業於工程可行性分析階段之工程成本預估，大多憑著規模相似之工程經驗資料，對工程成本進行投資估算。估算的方法常仰賴經驗豐富的專家，以本身的工程經驗，參考既有的工程資訊，主觀地推估工程成本；或是採用過去類似的工程案例，依其主要工程項目的成本百分比，或是單位經驗參數值，進行工程造價的推估。而近年來在探討成本預估的研究中，有參數估價法、統計理論、案例式推理、基因演算法、迴歸分析法等，這些方法在某種特定的工程類型及環境下，有其合理成分，但是在估算精度及應用範圍上有局限性。

90年代初期，由於資訊產業的快速成長，利用電腦模擬人類思考模式，而發展出類神經網路(Artificial Neural Networks, ANN)演算法，被廣泛運用於各種不同層面的研究。為了驗證在可行性分析階段所預測的工程成本誤差能否掌控，本研究將運用類神經網路模型分析建築工程造價實例個案，並探討類神經網路在工程成本預估的表現。



【資料來源：53、本研究整理】

圖 1-1 專案成本影響與投入水準

1.2 研究目的

建築工程成本預估的目的在於估算出合理、確實的成本數值。在營建專案可行性分析階段，由於設計內容尚未確定、圖說尚未建全等資訊缺乏的因素，如果能在這個階段得到一個較為確切的成本預估，將有助於投資者在決策分析上評估其成本效益。

本研究主要目的旨在利用建築工程可行性分析階段所能取得之專案資訊，根據所收集到的工程估價案例資料，運用人工智慧領域中的「類神經網路（Artificial Neural Network）」加以訓練及改進，希望能建立一個工程造價預估模式，以提供投資者在進行可行性分析決策時，能應用在建築工程成本預估上的一個快速且準確的有效工具。

1.3 研究範圍與限制

為使本研究所得成果具體且合理，針對研究範圍加以限制與規範，期能使實際成果與所預期相符，研究範圍與限制包括如下：

- 一、估價階段：依據工程專案生命週期之不同，分為可行性分析階段、初步設計階段、細部設計階段、招標發包階段、施工階段及竣工驗收階段，本研究之工程造價預估階段設定為可行性分析階段。
- 二、使用區分：建築工程依其使用區分可分為住宅、辦公室、工廠等，每種使用區分在結構、裝修及機電設計上各有不同之處，本研究以建築工程中之集合住宅為研究對象。
- 三、結構型式：一般工程專案依據結構型式可分為 RC 結構、SC 結構及 SRC 結構，以目前業界的住宅工程案例而言，仍以 RC 結構居多，考量歷史案例收集來源，本研究將以 RC 結構為研究對象。
- 四、結構工法：結構施作順序，可分為順打工法、逆打工法及雙順打工法等，不同之施工順序會影響假設、基礎及結構工程之造價，一般工程專案多以順打工法施作，故本研究將以順打工法為研究對象。
- 五、樓層數量：地上層樓高超過 50M，其消防設備規定不同，影響機電工程造價，以標準層樓高在 3.0M~3.4M 之間，一般 50M 以下建築地上樓層數多在 15F 以下，故本研究以 15F 以下之住宅建築為研究對象。
- 六、區域因素：營建造價會因區域不同，工資及材料費用均有差異，本研究採用大台北地區(台北市、台北縣)之建築個案作為研究對象。
- 七、裝修形式：裝修材質選擇的不同會對造價產生影響，如外牆及室內全棟石材等。本研究所採用的案例屬一般住宅建築，外牆立面裝修材料為「基座石材+標準層貼磁磚」，室內主要裝修材料為「拋光石英磚+石英磚」，設備標準亦採用一般標準。

1.4 研究方法與流程

本論文之研究分為四大部分，第一部分文獻回顧與探討；第二部分為文獻回顧、資料收集與工具理論研讀；第三部分為倒傳遞類神經網路訓練、網路改進、測試與驗證，並與其他方法做比較；最後針對實證結果提出結論與建議。

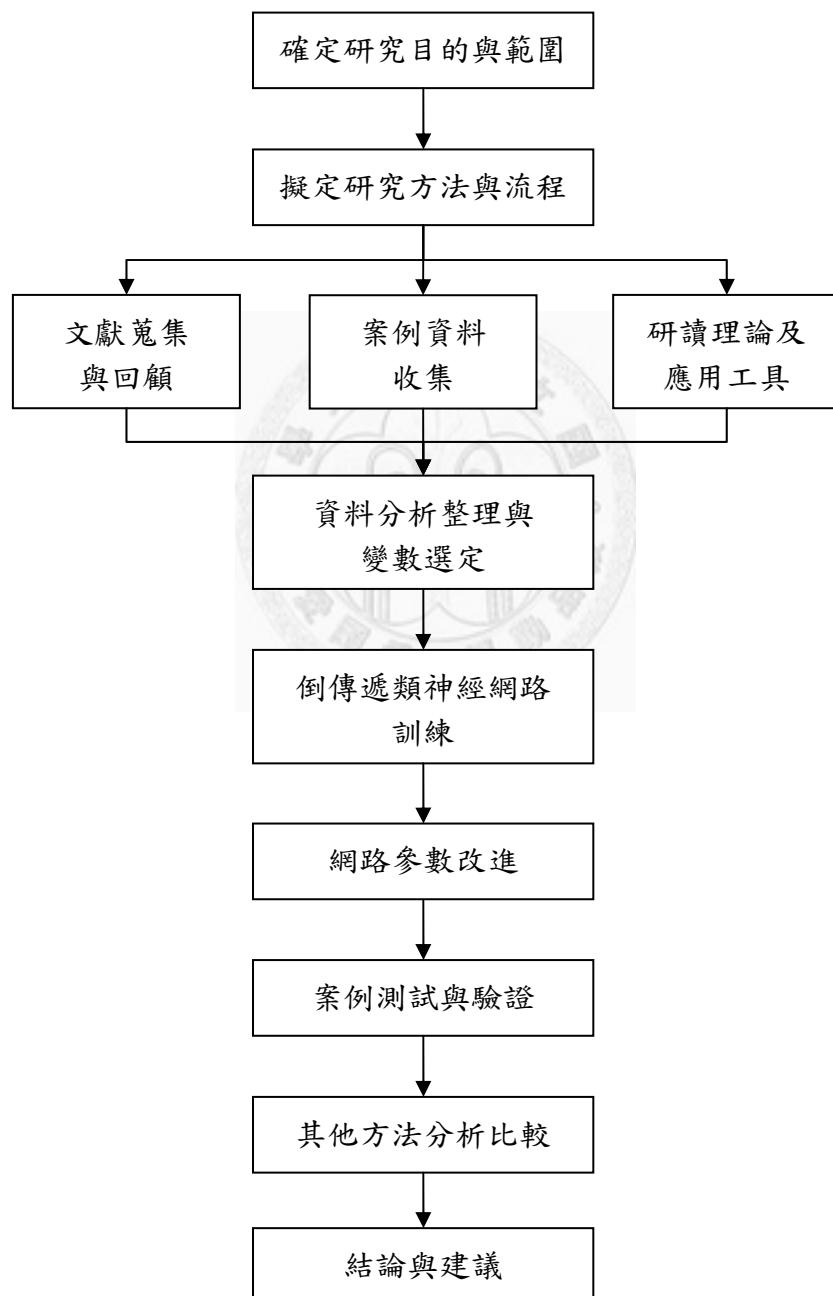


圖 1-2 研究流程圖

1.5 論文架構

本論文共分為六個章節，各章節內容敘述如下：

第一章 緒論

說明本研究之研究動機、研究目的、範圍與限制、方法與流程。

第二章 文獻回顧

探討工程造價的類型、預估的方法及應用時機，並回顧過去文獻資料應用類神經網路及其他方法於工程造價預估之研究。

第三章 倒傳遞類神經網路模型建立

說明本研究倒傳遞類神經網路模型設計之架構及參數之設定，並探討成本構成要素及影響工程造價之因素，以作為變數選擇之依據。

第四章 工程造價預估案例分析

說明本研究案例資料的來源，應用類神經網路進行案例資料分析，並說明倒傳遞類神經網路訓練及工程造價預估的結果。

第五章 工程造價預估模式驗證與比較

將第四章的案例分析結果加以檢核及驗證，說明驗證結果。再以其他預估方法分析比較，並說明比較的結果。

第六章 結論與建議

結論本研究之初步成果，並提供相關建議予後續研究者參考。

第二章 文獻回顧

本章內容主要在探討工程造價預估的文獻，首先針對工程造價的意義加以說明，並以工程生命週期的觀點分析各階段估算的目的，再從文獻資料中探討有關工程造價預估的方法，以作為本研究造價預估模式的參考。

2.1 工程造價的概念

2.1.1 工程造價的含義

工程造價是指建設專案從籌建到竣工驗收所花費的全部費用總合，或指建設一項工程預期開支或實際開支的全部固定資產投資費用^{【21】}。其中又可分為廣義的造價及狹義的造價兩種，前者是指建築專案的建設成本，即完成一個建築專案所需費用的總和，它包括用地取得費用、設計費、工程建造費及其他相關費用；後者是建築工程的建造費用(或稱承包價格)^{【14】【36】}。建築工程造價架構如圖 2-1。

2.1.2 工程造價的特點

工程造價的兩種含義反映了工程造價的特點，專案建設成本對應的是工程投資費用，而承包價格對應的是工程建造費用^{【14】}，兩者的區別如下所述：

一、性質不同：工程建造費用即承攬合約價，屬價格性質，而如果業主執行工程專案不是為了出賣、交換，則工程投資不具有價格性質；在某些情況下，投資額是價格的基本組成部分。

二、對合理性的要求不同：工程投資的合理性主要取決於專案決策的正確與否、建設標準是否適用，以及設計方案是否優化；而工程價格的合理性在於是否

反映其價值、是否符合價格形成機制的要求，以及是否具有合理的利稅率。

三、形成的機制不同：工程投資形成的基礎是專案決策、工程設計，然後是進行材料設備的採購並進行建築工程施工，最後形成工程投資；而工程價格的基礎是價值，他的形成受市場價值規律、供需規律以及競爭規律的支配和影響。

四、存在的問題以及產生的原因不同：工程投資存在的問題主要是工程決策失誤、盲目投資、重複建設、設計標準脫離實情；而工程價格存在的問題主要是價格偏離價值。

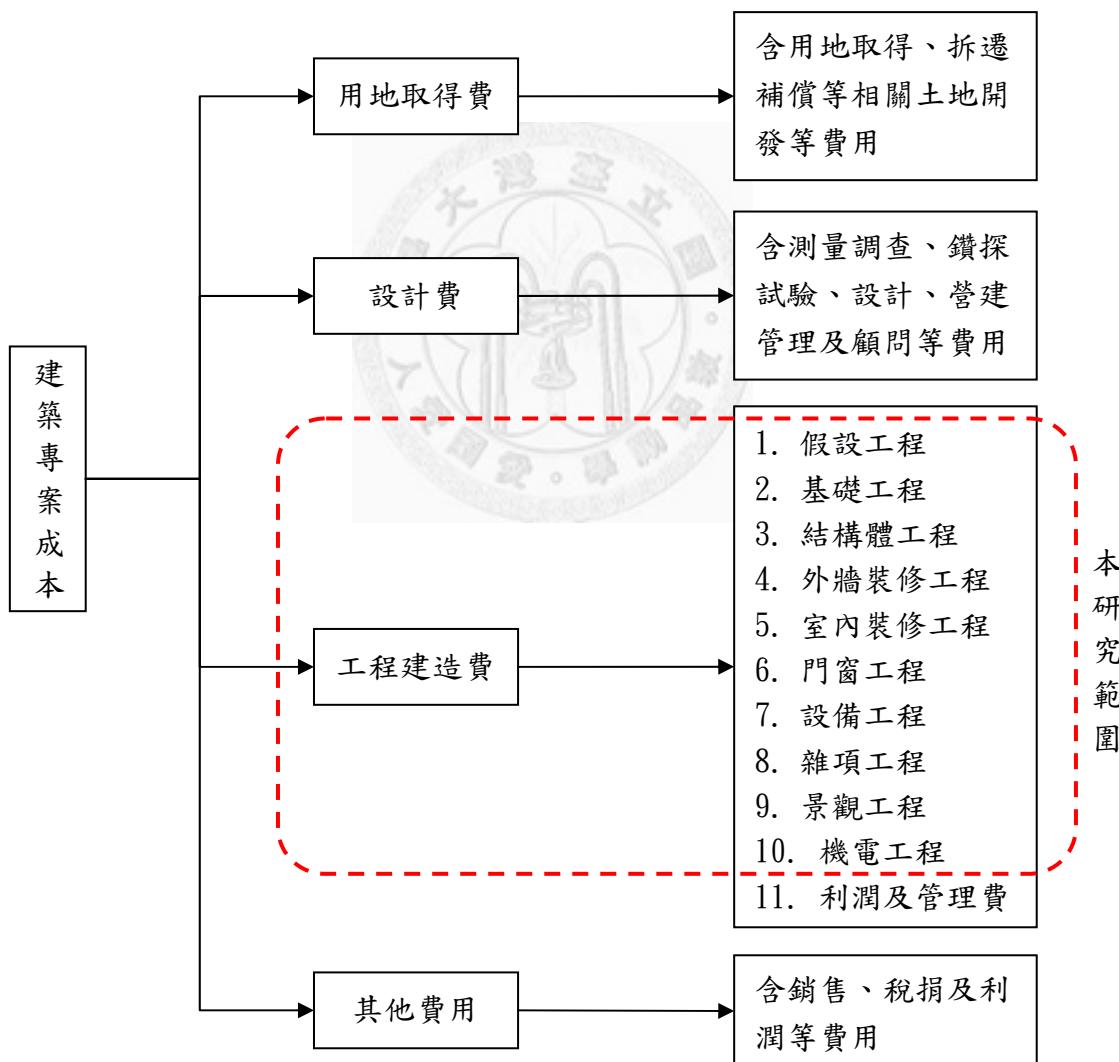


圖 2-1 建築工程造價的架構

2.2 工程估算的類型

工程估算的類型，可以從工程生命週期中各階段的估算需求而得知，而各階段的估算屬性則取決於資訊取得的完整程度，也相對地影響到估算的精確程度。以下將從工程生命週期的構面來探討估算的類型。

2.2.1 工程專案生命週期

工程建設專案，無論國內還是國外，都需要經過以下幾個階段：先期規劃(可行性分析)階段、初步設計階段、細步設計階段、招標發包階段、專案施工階段、竣工驗收階段等，各階段的工程估價過程由淺入深、由簡入繁、由粗估至細估，各階段工程估價的名稱及用途不一【5】。

一、可行性分析

可行性分析就是為了取得最佳經濟效果，對建設專案的技術先進性和經濟合理性進行全面系統的分析和科學的論證，以使決策者做出投資決策的一種方法。投資估算是建設專案在可行性分析階段，依據現有的資料和一定的方法，對建設專案的投資費用進行預估【21】。

二、初步設計

在初步設計階段，必須了解設計要求，進行面積檢討(可建最大面積)，並繪製出各樓層初略平面圖、剖面圖、立面圖及使用分析，有必要時甚至要繪出透視圖，使業主能更了解設計理念，如果方案確定，就可以進入細部設計階段。設計概算是在初步設計階段編製，透過初步設計圖說，計算工程初步數量及合理單價資料之分析，估算總工程費【17】。

三、細部設計

當初步設計定案後，就可針對建築的使用空間、外觀、量體、材料、結構及設備進行細部設計。在這個階段各系統之細部空間配置、高程、尺寸、規格等都將被設計出來。此階段之估算乃從設計圖說及施工規範等資料，進行詳細的工程項目分類，評估其合理之單價資料，進行詳細預算估算，此時的估算的成本可作為發包預算【12】。

四、招標發包

在細部設計完成後，業主籌備招標文件，對外公開投標資訊或邀請廠商參與投標，各廠商完成初部投標分析評估後，針對圖說規範及合約內容進行瞭解，並勘查工地以衡量工地狀況對施工及工程費用之影響，計算各工程項目之詳細工程數量，依市場行情進行投標估算。業主依據發包預算做最後投標價格及廠商的選定【12】。

五、專案施工

專案施工階段的目標就是要依據設計圖面及施工規範，在預算及時程限制下完成該專案。得標廠商後，會依據施工方法、施工程序及可能產生之損耗，計算可能發生之實計施工數量，並編列工程執行預算，藉以作為施工過程之成本控管依據【35】【52】。

六、竣工驗收

工程完工驗收後，依據施工過程實際發生之數量進行完工結算，如屬總價承攬，則結算金額與合約金額的差異就是廠商的盈虧，如屬實做實算合約，廠商則賺取定額或比例之利潤，結算金額則為與業主預算的差異。

圖 2-2 顯示工程專案生命週期各階段之估價，會受限於估價資訊的完整性，使得各階段估價結果產生一定程度的落差。

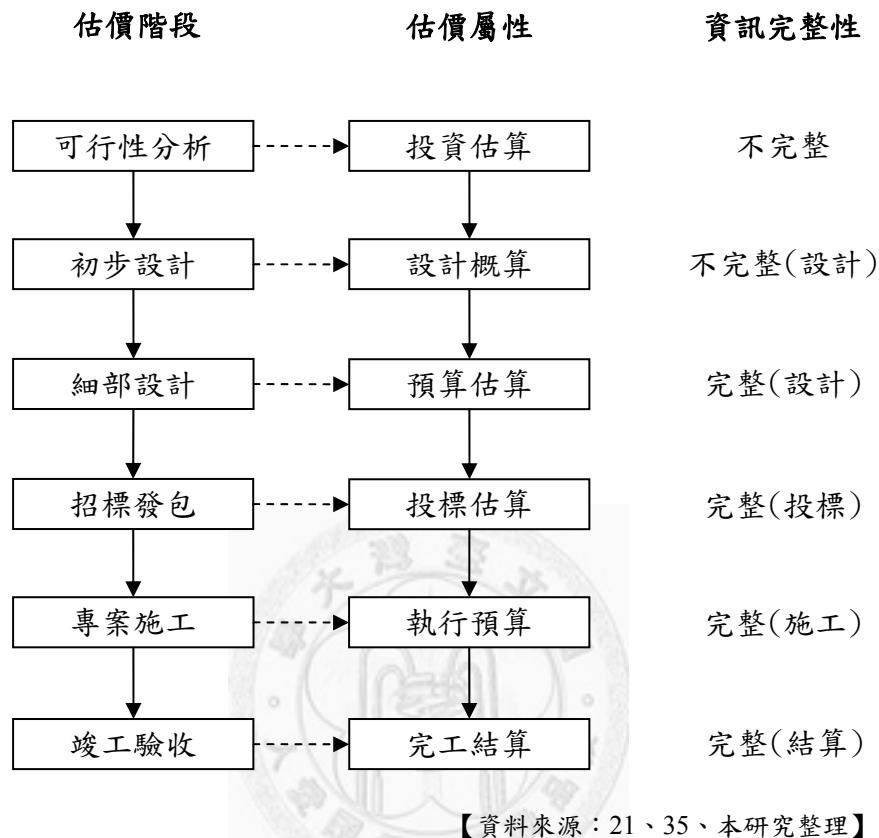


圖 2-2 工程生命週期與估算關連圖

2.2.2 工程估算精細程度

工程估算依精細程度及工程生命週期等構面差異，估算種類也會有所不同，估算過程受限於資訊確定性、時間迫切性及估算目的等需求差異，一般可將估算分為概算估算及明細估算兩種【35】。

一、概算估算：在工程可行性分析及初步設計階段時，由於專案能取得的資訊非常有限，無法針對建築細目詳細編列，僅能利用以往的數據資料、類似的建案經驗或草圖，推估可能之建築成本；由於估算過程考慮之細節並不周全，

因此，估算結果與實際狀況可能會產生較大的落差，精確度為 $\pm 15\% \sim \pm 20\%$ 。

概算估算又可依資訊取得的多寡，分為粗估及概估。

二、明細估算：當工程細部設計完成後，依據完整的設計圖說及施工規範，詳細計算出全部工程之材料、人力、機械設備等各種工程數量，再依市場行情核算其總價，其估價精確度為 $\pm 5\% \sim \pm 10\%$ 。

依據工程專案生命週期與估算階段性，可歸納出各階段估算作業的資訊依據、估算屬性及目的，如表 2-1 所列。

表 2-1 各階段估算作業對照表

工程生命週期	可行性分析	初步設計	細部設計	招標發包	施工階段	竣工驗收
圖說資料	無草圖	草圖和細部但不完整之設計圖	設計圖說和細部設計圖	設計圖說及規範	設計圖說及規範	竣工圖說及變更
資訊依據	過去舊有資料和記錄	過去舊有資料和記錄	過去舊有資料和記錄	過去舊有資料和記錄	合約及發包資料	合約及發包資料
估價者	業主	顧問公司或建築師	顧問公司或建築師	業主、顧問公司或建築師	營造廠	業主或營造廠
估算屬性	投資估算	設計概算	預算估算	投標估算	執行預算	完工結算
估算目的	成本概估 資本預算 初步財務計畫	初步造價 成本估算	定案造價 成本估算	投標金額	施工預算制定	結算金額
估算精細程度	概算估算 (粗估)	概算估算 (概估)	明細估算	明細估算	明細估算	明細估算
精確度	$\pm 20\%$	$\pm 15\%$	$\pm 10\%$	$\pm 5\%$	$\pm 5\%$	$\pm 0\%$

【資料來源：39、本研究整理】

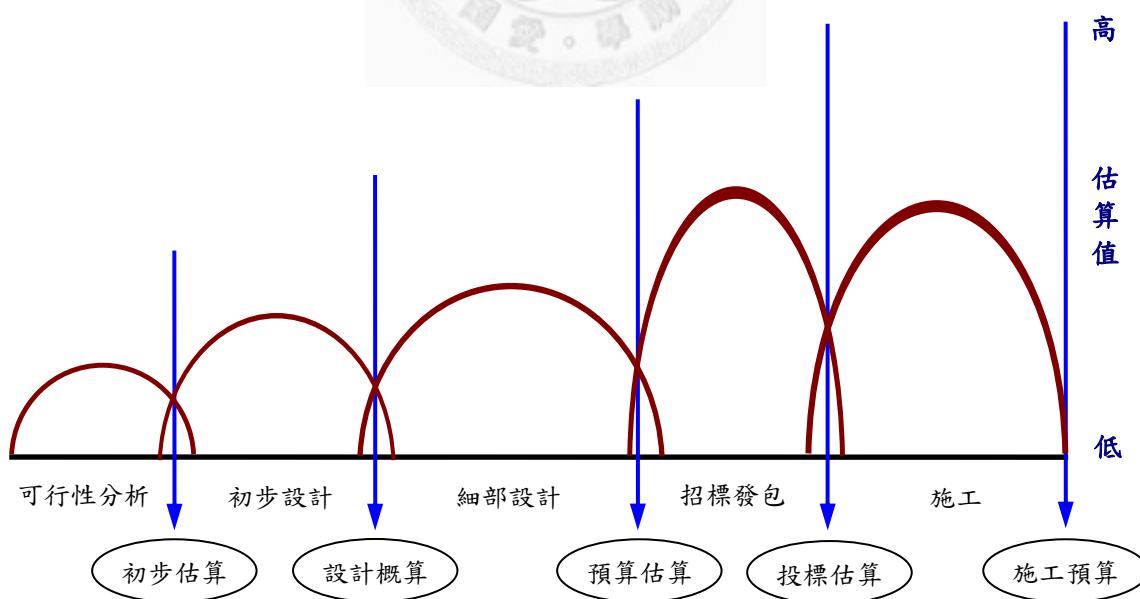
2.2.3 專案初期的估算工作

一、投資(初步)估算的重要性

對工程專案而言，可行性分析階段正確的估算對投資興建者是相當重要的【52】。投資估算通常是資產評估策略、潛在獲利、未來的專案發展方向等商業決策的基礎。不正確的預算值會導致錯失良機、浪費專案發展階段的人力，以及低度的預期回收率等等。

二、初步估算的分類

在專案發展的不同階段中，通常會有許多估算和重新估價的步驟【52】。估算法會出現在專案計畫的整個執行過程當中，該過程從初步概算到不同的設計階段再到施工階段為止，如圖 2-3 所示。初步成本估算的基礎必須和所有未來的估算工作互相比較，而隨後的估算工作也必須和初步估算值做比較(如：相等或比較小)。然而，在大多數的情況之下，專案的最終成本都會超過最初的估算值。



【資料來源：52、本研究整理】

圖 2-3 專案各階段估算作業

2.3 可行性分析階段的工程造價預估方法

預估是指用科學的方法估計、推斷事物發展的必然性或可能性的行為，即根據過去和現在預計未來，由已知推斷未知的過程^{【14】}，工程造價預估是指根據現有的經濟條件、已掌握的歷史資料及客觀事物的內在關係，對投資活動的前景進行預計和測算。可行性分析階段的工程造價預估方法一般可分為定性預估方法和定量預估方法。

2.3.1 定性預估方法

定性預估是靠人的主觀經驗和綜合分析能力對未來的發展狀況做出預測，這種方法比較主觀，且簡單易行^{【14】}。當歷史資料不全或社會環境因素影響較大時，可用此法。以下說明定性預估的三種方法：

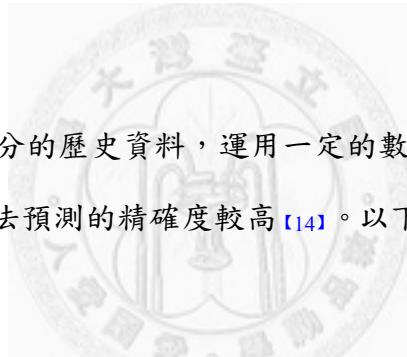
一、個人判斷法：根據個人的經驗、知識和判斷能力作出預估判斷，整個預估過程從統計資料的分析到最後預估的結論都靠個人經驗。個人判斷法受個人主觀因素的影響比較大，容易出現精確度不高的問題，在缺乏預估資料的情況下，常採用這種方法^{【13】}。

二、專家會議法：由相關專家所組成的會議，針對預估的內容進行討論，然後歸納整理各專家的意見，得出預估結論的方法。專家會議法具有資訊量大、考慮因素多、提供的方案較充足等優點。但參與的專家中，部分專家的意見容易被權威人士左右，出現一種意見壓制另一種意見的情況，甚至不願公開修正已發表的意見等^{【17】}。

三、德爾菲法：也稱專家徵詢法，是專家會議法的改進與發展，具有以下特點 [【1】](#)。

1. 匿名性：德爾菲法對被選擇的專家要保密，不讓彼此碰面，使專家們不受到權威性、資歷等方面的影响。
2. 反饋性：一般徵詢調查要三至四輪，將各輪的徵詢意見彙整反饋給各位專家，再進行下一輪的意見徵詢，如此反覆三至四次，使專家們的意見趨向一致。
3. 收斂性：經過數輪的徵詢後，專家們的意見相對收斂，趨向一致，得出比較接近實際的預測結果。

2.3.2 定量預估方法



定量預估是依靠充分的歷史資料，運用一定的數學模型，計算出未來事件可能出現的結果，這類方法預測的精確度較高 [【14】](#)。以下介紹定量預估常用的幾種方法：

一、因素估價法：依據過去類似工程案例，選擇成本百分比較顯著之工程項目或材料為基準項，再依其佔總成本百分比，作為估算參考因素。因素估價法又分為價格比例法、數量比例法 [【15】](#)[【20】](#)。

1. 價格比例法：每一工程分成若干主要項目，並統計各項目費用總計，以各工程項目佔工程總價之比例為基準，依此比例推算另一類似工程之各項目所需費用。
2. 數量比例法：將類似之建築物每一單位面積所需主要材料及人工之數量作為比例基準，以推算建築物材料人工所需用量。

二、參數估價法：依據過去類似案例之經驗數值來推估造價，又分為單位面積法、單位體積法、單位柱間法、單位設備法及指數估價法【2】【15】【39】。

1. 單位面積法：以建築物之建築面積(m^2 或坪)乘以與此相似建築物之單位造價(每 m^2 或坪之造價)，即得其建築總價。
2. 單位體積法：計算出建築物之體積(m^3)乘以同種性質之建築物之統計單價(每 m^3 之造價)，再加土方、基礎及附屬設備等工程費，即得其建築總價。
3. 單位柱間法：如建築物之立柱間距離相等時，計算每一等柱間樓面積之單價，乘以其等柱間之數量，即得建築總價。
4. 單位設備法：將建築物之單位設備或收容人數，乘以其統計單位造價，以求得全部建築費用。
5. 指數估價法：依據已完成之類似建築造價，乘上變動指數，得到建築總價。變動指數的考量是基於二建築物間因時間、地點、氣候、勞力、運輸及環境狀況等不同變因所決定之數值，使估算金額能符合現況。

三、迴歸分析法：迴歸分析是一種統計工具，用來表示兩個或兩個以上計量變數之關係，從一群變數中可以預測某一變數所需要的資料，透過對實際數據的分析，可以發現數據變化的規律性，找出變量之間的關係【43】。

1. 簡單迴歸：僅使用一個自變數，來預測另一個因變數，基本公式如下

$$Y = b_0 + b_1 X$$

Y ---因變數

X ---自變數

b_0, b_1 ---迴歸係數

2. 多元迴歸：使用兩個或兩個以上的自變數，來預測一個因變數，因考慮的變量較簡單迴歸多，其求得的預測值較準確。

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$$

Y ---因變數

X_1, X_2, \dots, X_n ---自變數

b_0, b_1, \dots, b_n ---迴歸係數

四、蒙地卡羅模擬法：在無法取得足夠的經驗數據來推估工程造價時，可藉由虛擬的方式來自行產生足夠信賴程度的資料數據，進行成本估算作業，而產生這些虛擬數值的方法之一，就是蒙地卡羅模擬法 [\[26\]](#)。應用這種方法在成本預估作業，首先需決定變數本身的機率分佈型態，可利用最小值、最有可能值及最大值三種數據來描述，這三個數據的決定方法如下。

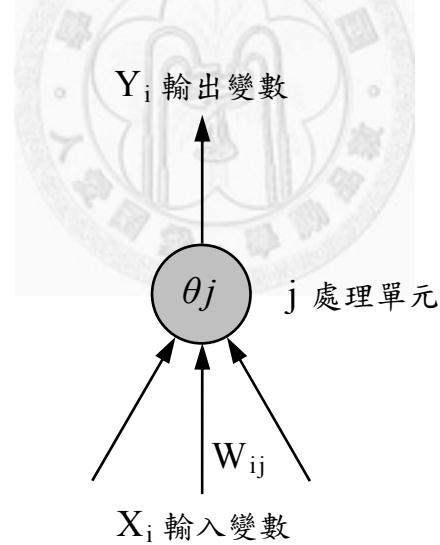
1. 直接指定法：由估價者依據其經驗及專業素養，直接主觀地指定這三個值的大小，此種方法最簡單、最直接，但卻倍受爭議。
2. 繪圖法：將實際資料繪製成曲線圖，再由估價者依據其經驗及專業，根據區線圖的類型與走勢，決定所需的三個值。
3. 工程分項統計分析法：運用統計學的方法，將已有的實際成本資料，求出 5%、50%、95% 機率時，所相對應的數值即為此三個數值，這種方法適用於資料量較足夠之情況。

2.4 類神經網路於工程估價之研究

2.4.1 類神經網路概述

類神經網路(Artificial Neural Networks, ANN)，或稱為人工神經網路，是指模擬生物神經網路的資訊處理系統。它使用大量簡單的人工神經元來模仿生物神經網路的能力。人工神經元是生物神經的簡單模擬。它從外界環境或其他人工神經元取得資訊，並加以非常簡單的運算，將輸出結果傳送到外界或其他人工神經元【33】。

類神經網路是由許多人工神經細胞(artificial neuron)所組成，人工神經細胞又稱類神經元、人工神經元、處理單元(processing element)(圖 2-4)。類神經網路具有下列特性：高速計算力、高容記憶能力、學習能力及容錯力【33】。



【資料來源：33】

圖 2-4 人工神經元模型

類神經網路其網路架構主要有三層：處理單元(processing element, PE)、層(layer)及網路(network)。所謂處理單元為類神經網路的基本組成單位。處理單元與其輸出值與輸入值的關係式，一般以輸入值的加權乘積和之函數表示【28】。如下所示：

$$Y_j = f(\text{net}_j)$$

$$\text{Net}_j = \sum (W_{ij}X_i - \theta_j)$$

Y_j = 輸出層第 j 個輸出單元的推論值

$f()$ = 轉換函數。是將處理單元輸入的加權值轉換成處理單元輸出值的數學公式。

W_{ij} = 第 i 個隱藏層單位元與第 j 個隱藏層單位元間的連結加權值，為第 i 個處理單元對第 j 個處理單元之影響強度。

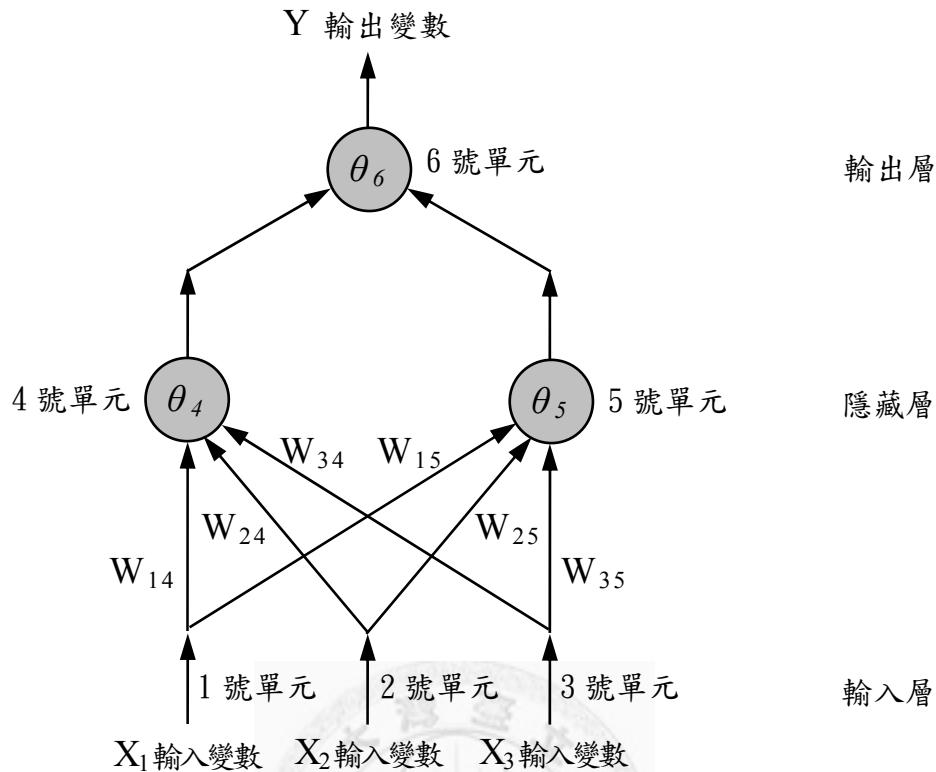
X_i = 輸入層第 i 個輸入單元之輸入值

θ_j = 第 j 個隱藏單位的偏權值(或稱閾值)

一個類神經網路是由許多個人工神經元與其連結所組成，並且可以組成各種網路模式(network model)，其中以多層感知器(Multilayer Perceptron, MLP)最為普遍。一個 MLP 包含許多層(圖 2-5)，每一層包含若干個處理單元，輸入層處理單元用以輸入外在環境的訊息，輸出層處理單元用以輸出訊息給外在環境。此外，一個 MLP 經常包含若干層隱藏層(hidden layer)，隱藏層的存在提供類神經網路表現處理單元之間的交互作用，與問題的內在結構能力。通常每一層處理單元均有連結與相鄰層的處理單元連接【33】。

倒傳遞類神經網路(back-propagation network, BPN)是目前類神經網路學習模式中應用最普遍的學習方式之一。其學習步驟包含向前(forward)及反向(backward)二種運算程序，根據目標輸出值(真實值)與推論值之間的差異，可得一誤差函數，用來表示其學習品質，然後利用最陡坡法(gradiant steepest decent method)觀念將誤差函數予以最小化【28】。亦即經由修正網路連結上的權重值來使其誤差函數最小化。

換言之，倒傳遞網路演算法是利用誤差均方根(root mean square, RMS)作為訓練網路的基準，利用這基準調整加強權值與偏權值，使推論輸出值與目標值之間的誤差最小化，它是廣義化的 Delta 規則(generalize delta rule)【28】。



【資料來源：33】

圖 2-5 多層感知器(Multilayer Perceptron, MLP)之類神經網路模型

基本上，使用此方法一開始要先確認類神經網路之輸入層(影響造價之因素)、神經單元數與輸出層神經單元(造價)數目。一般而言，我們可以根據問題複雜度決定隱藏層層數多寡，一般是以一層為主。當這些基本資料予以決定後，模型即可開始進行試算，也就是進行學習。

2.4.2 類神經網路應用之相關文獻

自從 1957 年，Rosenblatt 提出第一代類神經網路系統——感知器(Perceptron)模式之後，類神經網路的研究發展，歷經挫折、重生、起飛到目前的蓬勃發展階段，除了理論不斷推陳出新、時時改進之外，其運用的領域與成果也日益豐富【33】。以下針對類神經網路應用的相關文獻進行探討。

一、Creese and Li (1995) [\[45\]](#) 收集了北美地區十二座木製橋樑的成本資料，利用類神經網路中的倒傳遞網路系統，估算這些木製橋樑的工程成本。選擇其中十座橋樑為訓練範例，其餘兩座做為測試範例，輸入變數為 Web、Deck and Steel weight 三項，輸出變數為估計的總成本，一層隱藏層，反覆學習 15,000 次直到收斂為止。由兩個測試範例的測試結果顯示，網路系統所估計的成本與實際的成本有 10.94% 的差距。

二、陳信夫(1996) [\[26\]](#) 將工程造價預估設定在工程構想階段(可行性分析)，蒐集台灣地區建築工程九個實際案例，分成四種不同狀況(訓練範例與測試範例的數量調整)，比較倒傳遞類神經網路與統計理論、專家經驗、蒙地卡羅模擬及迴歸分析這四種方法在工程造價預估的表現。其研究成果顯示，應用倒傳遞類神經網路預估模式，在誤差平方和的平均值方面，均小於其他四種預估模式，而其誤差的標準差及誤差比率亦優於其他方法，在訓練範例足夠的情況下，倒傳遞類神經網路有較好的預測能力。

三、Hojjat and Mingyang(1998) [\[46\]](#) 基於高速公路成本估算誤差之不確定因素影響，以調整式類神經網路(Regularization neural network)來處理蒐集資料之雜訊，並解決模式曲線 Overfitting 及 Underfitting 的問題，繼而建立適當之成本預測模式。該研究蒐集俄亥俄州交通部 242 筆剛性路面成本案例，以數量及厚度為輸入變數，藉以推估每單位造價。經實際測試後，調整式類神經網路確能有效提升估算之準確性。

四、郭炳煌(2002) [\[23\]](#) 利用迴歸分析方法與類神經網路模式，探討這兩種方法運用於建廠工程『直接成本』預測的可行性，並比較這兩種方法的預測結果。該研究以「混凝土澆置數量」為自變數(輸入變數)，工程『直接成本』為應變數(輸出變數)，顯示以「混凝土澆置數量」來進行工程『直接成本』的預測是可行的；經比較迴歸分析與倒傳遞類神經網路的預測結果，發現倒傳遞類神經

網路可獲得較小之 RMS，若再增加「模板組立數量」為輸入變數，可獲得較小之 RMS 增加預測精確度。

五、李昱儒(2004)[\[8\]](#)結合主項比例估價法(PIREM)與類神經模糊網路系統(Neuro-fuzzy system)之應用，考量單價成本隨時間波動的影響，依據所收集的大陸地區住宅建築工程案例資料來加以訓練，並提出了適合幅員廣闊的大陸地區住宅建築工程快速成本概估系統。該研究採用主項比例法之工項數量、單價分離訓練的方式，經過案例驗證與物價波動實驗後，平均精確度可達 90%，因此適用於工程投資決策評估階段。

六、葉怡成等(2005)[\[32\]](#)應用經驗公式與類神經網路比較高性能混凝土抗壓強度預測，以混凝土七種配比成份做為強度模型輸入變數，混凝土抗壓強度做為輸出變數，採用判定係數(R^2)做為基準來比較模型的準確度。其研究結果顯示類神經網路可以建立遠比經驗公式更精確之高性能混凝土強度預測模型，預測值比經驗公式更為精確。

七、李惠妍等(2006)[\[9\]](#)有鑑於類神經網路的資訊處理技術，近年來在金融財務方面快速竄起，嘗試運用類神經網路及迴歸分析來預測台股指數期貨隔日收盤價格，以尋求適宜的預測模式。研究發現，變數較多不一定預測效果較好，可能反而造成一些雜訊，減少了部分變數的影響效果，而改良式類神經網路就是將變數精簡，減少變數間的抵銷效果，而達到較佳的預測效果。

八、翁祖忻及林利國等(2007)[\[25\]](#)使用複迴歸及倒傳遞網路，建立適用於南投地區之排水溝工程成本預測模式。該研究採用 80 個工程案例，其工程預算與土方開挖數量、廢方運棄數量、預拌混凝土數量、施工機具搬運數量、排水溝斷面積、排水溝長度等六個依變數之相關係數皆呈現高度相關，同時複迴歸模式與倒傳遞網路模式皆呈現高度精確度。

九、賴碧瑩(2007)[\[38\]](#)運用特徵價格及倒傳遞類神經網路，預測高雄市不動產價格時發現，當採用相同變數、相同樣本時，類神經網路模型之預測效果較精準，但是如果區隔 90%樣本內及 10%樣本外，則特徵價格模型較佳。

十、湯騫武(2007)[\[31\]](#)指出，BP(Back Propagation)類神經網路是模擬人的神經系統結構，由許多並行的神經元組成，具有學習、記憶計算和智能處理能力的非線性自適應動態系統，非常適用於難以建立數學模型但易於收集學習樣本的問題。該研究收集 20 個已建典型工程造價進行預測，從測試結果來看，總體誤差比率較小(1.4~5.7%)，已經可滿足工程可行性研究階段的投資估算需求。

十一、傅鴻源等(2008)[\[30\]](#)利用 BP(Back Propagation)類神經網路的基本原理建立工程估算模型，以 15 個建築工程造價案例，將部分定性化特徵的輸入變數依工程造價相對大小進行定量化處理，採用 10 個輸入變數及 3 個輸出變數(造價、砂及鋼筋用量)，其研究顯示測試範例在單位造價的預測精度都在 $\pm 10\%$ 內，但砂及鋼筋用量精確度較差，主要原因可能是案例中結構設計細節處差異較大導致，且樣本數較小，隨著樣本數的增加，精度會進一步的提高。

十二、唐俊(2008)[\[19\]](#)運用動態模糊類神經網路系統(DFNN)提出了一種建築工程前期造價估算的方法，經過專家分析討論過後，選出建築類型、面積、層數及樓層高度為確定因素，基礎形式、外牆裝飾、室內裝飾及房間組合為模糊因素，採用 25 組訓練範例及 5 組測試範例，預估結果誤差在 $\pm 5\%$ 以內，對同一時期的建設工程成本估算具有較高的估計精度。

十三、高國棟等(2009)[\[16\]](#)指出 BP 類神經網路預測模型可對線性及非線性的工程造價進行合理的預測，該研究採用 8 個工程特徵因素作為輸入變數，單位造價為輸出變數，透過類神經網路內部的推理機制，解決工程特徵因素和工程造價之間的複雜關係問題。研究實例證實採用 BP 類神經網路模型進行工程造價預測，有較好的收斂度和較高的精度，誤差值在 2.3%~6.9%之間。

2.5 其他方法於工程估價之研究

其他應用於工程造價預估的理論，有參數估價、統計理論、迴歸分析及資訊系統等，以下針對歷年工程估價方式的文獻加以回顧分析。

2.5.1 參數估價應用於造價預估之研究

一、Koenigseker(1982)[\[51\]](#)認為參數估價法是以單位面積、體積或高度等影響工程造價之重要參數為考量，依據過去案例數據進行統計分析，以做為未來工程案例之依據。

二、Karshenas(1984)[\[48\]](#)提出由於工程性質不同，所需選擇之工程參數亦不相同，例如高層建築專案多以單位面積、體積或高度做為估價的參數，但在其他工程，則可能改採單位設備容量以做為估價的參數。因此，在估價過程中，不論所考量之工程種類以及所採用之估價參數為何，參數估價法準確與否之重要關鍵在於建立參數與工程造價之間的關係式。

三、郭坤池(1994)[\[22\]](#)利用過去工程經驗數據的資料庫，歸納出不同類型建物所需的材料、人工、機具之數量與費用，透過「樣本空間」之數據，以類比法預測相似建物造價。工程項目以「維次分析」得到相關參數，並將收集之數據資料統計求得其單位參數值平均數量，經由各不同規劃設計階段已知數據來作估算，其結果可比一般概算更為精確。

2.5.2 統計理論應用於造價預估之研究

一、Saeed Karshenas(1984)[\[49\]](#)應用最小平方法，以 24 個案例，以標準層面積、建築高度為自變數，造價為應變數，建立迴歸分析方程式來預測建造成本。其判定係數 $R^2=90\%$ ，顯示其自變數對工程成本推估的解釋能力很高。

二、李學能(1995)[\[10\]](#)從規劃設計階段之建築工程、設備工程觀點，檢討分析高雄地區中高層國民住宅造價現況及變動趨勢，以建立國宅工程造價之各項統計資料及提供相關單位預算編列之參考。該研究收集 80~82 年間高雄地區 12 層及 16 層中高層國民住宅 10 個案例，依據各分項工程之造價百分比與單位用量比，探討國宅工程造價與用量的影響因素，經統計分析結果提出工程造價架構與單位用量之建議。

三、王儀婷(2006)[\[3\]](#)採用 ADF 檢定法進行單根檢定，探討鋼筋工程、混凝土工程及模板工程之工料成本與建築造價及物價指數的長期均衡(Johansen 最大概似法)與短期領先或回饋之關聯性(Granger 因果關係法)。實證分析結果顯示三者成本之間及分別與物價指數間並不具有長期均衡關係，但具有短期領先或回饋關連性

2.5.3 迴歸分析應用於造價預估之研究

迴歸分析是一種統計工具，用來表示兩個或兩個以上計量變數之關係，從一群變數中可以預測某一變數所需要的資料[\[43\]](#)。在所有統計工具中，迴歸分析是最被廣泛應用的一種，主要用於預測工程數量並推估工程造價。在歷年文獻中採用迴歸分析預估工程造價的研究概述如下：

一、謝明恕(1996)[\[42\]](#)利用迴歸分析模式來推估高雄地區住宅類建築工程之數量，將影響工程數量的因素歸納出 18 個自變數，並選用變動性較小的項目如結構體工程進行直接迴歸，而變動性較大的部分如假設、內外裝等則依材料別、部位別及空間別來進行分類，簡化為 32 項因變數。該研究採用工程數量的推估模式，可避免因地區因素及物價指數的波動而需調整預測參數，僅需針對變動較大之價格進行工料分析或訪價即可進行造價概估。

二、張俊利(2004)[\[29\]](#)收集大台北地區 9~16 層 RC 集合住宅的 25 個案例，以總樓地板面積為自變數，9 大分項工程造價為因變數，迴歸分析得出 9 大工項之線性迴歸方程式，藉以推估工程總價。

三、Christian Stoy 等人(2008)[\[54\]](#)以半對數迴歸模式為基礎，選取緊密程度、電梯數量、樓地板面積、建築期間、開孔比例及區域因素這 6 個自變數，探討在專案早期階段設計尚未明確時的造價推估，以及各變數之間的因果關係。該研究使用了德國從 1975 年到 1999 年的 75 個住宅建築案例，採用 70 個案例進行迴歸分析，並隨機選取 5 個驗證案例，其研究結果顯示出實際及預測成本的誤差百分比界於-12%~13%，具有相當好的預測準確性

四、徐玉政(2008)[\[18\]](#)透過複迴歸分析，依粗估階段投資者所持有的相關資料作工程造價推估。該研究採用二種模型，一為主觀需求因素，係基於專案需求及規劃初步構想，以基地面積、地下室面積、地上層面積、總面積、每戶面積及樓高等比值作為自變數進行複迴歸分析，來推估工程造價；二為現地環境因素，係指影響專案的現地條件及週邊環境等，如工程地點、地質狀況、擋土措施等變數，建立第二個迴歸方程式。研究結果顯示二種預估模型，其準確度均優於其他估算方式。

2.5.4 資訊系統應用於造價預估之研究

估價作業電腦化已經發展了很長的時間，在國內、外的軟體市場及公營工程機關或單位中，發展出許多套估價軟體，而電腦化後的估價作業軟體其目的即在達到計算精確、可以儲存相關資料及減少人工作業的功能。利用電腦作業快速、精確的優點，來增進估價作業的效能，是估價系統普遍應用的原因。以下針對應用估價資訊系統的相關文獻進行探討。

一、鍾恕(1992)[\[39\]](#)利用個體導向的觀念重新分析估價行為，推導出估算流程與連結表的理論模式，設計出能提供不同使用者使用的估價系統。該研究以簡單的估算分析流程來設計系統，使得原本分散操作的功能可以集中來處理，增加系統自動化的流程，並且兼具資料及運作考量的分析結果，減少系統設計時轉換分析結果產生的資料流失，建構出之系統更符合真實世界中估價作業的實際情況。

二、楊栢榮(1994)[\[34\]](#)為探討支援規劃設計之估價資訊系統，期望經由物件導向資料模式建立整合性單價資訊系統，以提供不同使用者對單價資訊的需求。研究發現藉由物件導向資料模式中的鏈結(Links)，能提供更豐富的語意及資訊，經由成本單元與彼此關係的清楚定義，能提供使用者不同層級的資訊需求。

三、余家祥(2001)[\[6\]](#)透過資料發掘技術，建構以案例式推理(CBR)作為知識擷取的方法，運用先前的經驗來解決問題。該研究指出以程式結合演算法，案例代表專家知識與經驗，經實際測試結果顯示案例式推理在建築工程估價之可行性，解決估算作業之經驗累積與傳承之部份問題，協助專案參與成員編列資金預算、就不同方案分別進行成本評估。

四、謝文山(2001)[\[41\]](#)考量工程成本粗估、概估方法過於簡略，未能依據專案特性有效整合，因而以 EFNIM 為估價模式核心，發展建築工程成本概算系統。該研究結合 EFNIM 所建立的建築工程成本概算模式，有效地透過歷史案例中粹取經驗、歸納估價規則，解決了傳統成本概算方法僅以重要工程項目類推成本的方式，同時亦改善了人為主觀判斷之影響；投過 EFNIM 之應用，有效地提升估價作業之準確性，將粗略估價之誤差降低至 $\pm 15\%$ 以下，而概略估價之誤差亦可控制於 $\pm 10\%$ 以內。

第三章 倒傳遞類神經網路模型建立

本章主要在建立類神經網路的模型架構，首先探討建築工程造價的影響因素，進而分析其構成要素為何；其次說明類神經網路的選用原則，並建立網路架構及各項輸入變數分析，以作為後續工程造價預估的模式。

3.1 建築工程造價架構建立

廣義的工程造價是指建築專案的建設成本，即完成一個建築專案所需費用的總和，它包括用地取得費用、設計費、工程建造費及其他相關費用；狹義的工程造價則是指建築工程的建造費用(或稱承包價格)[\[37\]](#)。本研究所探討的造價預估即為後者，不含土地取得、設計監造、利息或管理等費用，僅包含工程之勞務、材料及假設等直接工程成本。

3.1.1 影響工程造價之因素

確定影響建築工程造價的因素，是構造類神經網路結構模型的關鍵。不同的工程其影響造價的因素也不同，在此研究領域，部分學者透過對一定數量住宅建築的造價資料分析研究，並訂定了其中影響工程造價的主要因素，如平面形狀、電梯數、建築規模、建築期望壽命、外牆/窗戶面積比例、建築區域等，並建立估算模型，一定程度提高了估算的準確率[\[27\]](#)；或通過探討建築設計過程中影響工程造價的主要因素，包括層高、平面形狀、建築面積、建築材料設備的選擇等，提出建築設計過程中大力推廣限額設計、標準設計等控制造價的對策措施。

影響建築造價的特徵因素有：層數、樓高、柱距、跨度、總建築面積、結構型式、屋架型式、門窗類型、裝修標準、屋面做法、牆體材料及地面類型等；其中前項為定量因素，其餘為定性因素[\[7\]](#)。針對影響工程造價的因素探討如下：

一、建築物功能

每棟建築物都有本身特定的功能要求，如住宅、辦公、商場等功能，在設計這些建築物時，設計師應從滿足人的基本需要進行考慮。建築物建成後，功能太低則不能滿足使用者需要，功能過高則不實用，且會因為增加投資成本卻無法提高銷售金額時，得不到應有的報酬。因此，不切合實際的功能設計，其後果會造成成本增加，影響建築成本的控制【24】。

在建築物功能的選擇部分，不同的使用區分對建築物的平面配置、設備規格及法規要求均不相同，相對地影響到工程造價的差異，故本研究採用住宅建築進行工程造價的探討。

二、建築物大小

當建築物的外型相同時，如果建築物的尺寸縮小，就會增加建築面積的單位造價，反之，加大建築物的尺寸，一般能使建築面積的單位造價降低。這是因為建築物外牆與建築面積的比例增大或縮小，會使得內部隔牆、裝飾、設備等的工程數量成比例增加或縮小，同時基礎、屋面、門窗及施工架等費用也會相對增加或縮小【27】。

三、平面形狀

一般來說，在相同的建築面積條件下，建築物的外型越簡單，外牆長度就越短，單位造價也就越低；反之，建築平面外形複雜而且不規則，則外牆周長和建築面積之間的比例將會增加，這將引起單位造價的提高。不規則的建築外牆，不但使牆體增加，而且室內、外管線工程及基礎費用也會增加【36】。另外，由於地上層棟數的不同，也會造成外牆造價的差異。本研究將依據收集案例的棟數及外牆邊長比分別進行探討。

四、建築物層數

不同類型的建築物，由於規範要求不同，建築成本必然不同，特別是介於中高層和高層之間的建築物；在設計時，設計規範對高層建築必須執行更高的設計要求時，將增加其成本^{【4】}。地上層樓高超過 50M，其消防設備規定不同，影響機電工程造價，一般 50M 以下建築地上樓層數多在 15F 以下，故本研究以 15F 以下之住宅建築為研究對象。

五、建築物層高

建築物層高的增加，意味著工程數量的增加，例如結構體、內外裝修、設備等。這些增加的數量分攤在建築面積上會增加單位建築面積的造價。因此，除了底層或公共設施等特別需求之外，在滿足設計規範以後，一般不會盲目地增加層高^{【11】}。本研究標準層樓高在 3.0M~3.4M 之間。

六、建築材料、設備標準

一般而言，建築成本會隨著建材設備標準而有所變化，採用較高等級的建材設備時，其造價成本也會隨之增高。如外牆裝修或室內裝修材料，採用石材施作或貼磁磚，對工程造價的影響很大。住宅建築的外牆施作方式，除了頂級豪宅會採用全棟立面施作石材以外，一般的住宅建築多採用基座(低樓層 1F 或 2F)施作石材，標準層以上則採用貼磁磚的方式。室內牆面及地坪裝修建材也多採用拋光石英磚施作，除少部分進口品之外，國產材料的價格差異性不大。設備的選用如廚具、衛浴設備等也因品牌差異而有價差，但其所佔工程整體造價的比例較低，對造價影響相對降低。

本研究所採用的案例屬一般住宅建築，外牆立面裝修材料為「基座石材+標準層貼磁磚」，室內主要裝修材料為「拋光石英磚+石英磚」，設備標準亦採用一般標準。

七、區域環境因素

基地所在位置之地形、地質、氣候及鄰近建築物等因素。如山區地形施工效率較低、因地質條件對基礎工程之施工選擇性、地區氣候屬多雨型氣候、鄰房基礎及結構型式等，均會影響施工進度與造價^{【13】}。

本研究案例位置屬台北盆地範圍內之大台北地區，其地質狀況除少部分區域為岩層外，大多為軟弱黏土層，氣候因素及鄰近建築物狀況亦屬相似狀況。

八、物價指數

上面的分析中，還忽略了一個很重要的因素—時間因素。由於不同時期，各種材料及工資價格都隨市場不斷地變化，物價的上漲與下跌都會影響工程的造價。因此在預估工程造價時需要綜合考慮到營建物價的變化趨勢，並且對未來在工程建設過程中的價格變化進行預測^{【7】}。本研究將各案例的開工年度物價指數修正為98年度物價指數的基準。

九、工期因素

施工工期對工程造價的影響，主要是因為時間的增加或減少，而衍生的相關費用，會因為業主對工期的訂定而有不同的結果。過長的工期，表示業主必須支付較多的利息以及管理費的增加，另外如假設費用的臨時水電、鄰損風險期間的延長，都會增加造價。而若業主為了縮短工期，則會因為部分工法的調整，如採用逆打工法，亦會使得工程造價的增加。

因本研究所探討的工程造價為不含土地取得、設計監造、利息或管理等費用，僅包含工程之勞務、材料及假設等直接工程成本，工法亦採用順打工法，各階段工期也採用一般合理性的工期，無趕工或延遲之因素，對工程造價並無顯著影響，故而工期的長短並未列入本研究探討的範圍。

十、業主經驗

業主本身的工程專業知識與需求，會影響到工程專案的產品定位、施工期間的設計變更、管理方式等，這些因素均會影響工程造價。例如工程專案如屬業主自用的辦公大樓建築或自用住宅建築，可能會因為不斷的變更產品而提高造價；且因為業主對建築工程專業的不足，需仰賴專業顧問協助整個建築專案的進行，亦會影響工程造價。

本研究所設定的工程造價預估需求，是針對建設公司(投資者)在專案初期評估投資效益的造價預估方法；一般建設公司在專案初期進行的造價預估，也是為了將專案成本設定在一個預算金額，再依此費用控制後續的產品定位、細部設計到招標發包。另外，建設公司對建築專案的管理，也會尋求相關的專業人員，如自聘規劃及營建管理人員。故而針對業主經驗對造價的影響將不在本研究探討範圍。

3.1.2 工程成本構成要素

本研究所探討的工程成本為不含土地取得、設計監造、利息或管理等費用，僅包含工程之勞務、材料及假設等工程直接成本。直接成本為建造工程標的物所需之費用，成本架構依工程性質劃分為若干主項，如假設、結構、裝修等，各個主項內又依其分包類型或施工種類分為若干中項或細項明細，一般稱為工程估價表或明細表。工程估價表為細部設計完成後，依據施工圖說進行詳細估算項目、數量及單價，加總所得出的工程造價，屬明細估算，此部分不屬本研究探討範圍。

一般民間工程之明細表，其工程分類不盡相同，為使本研究之細項分類能趨於一致，將蒐集之案例資料各細部工項彙整入其相關主項，並將工程直接成本劃分為十個主項，針對可行性分析階段所能取得的專案資訊，與各個主項相關的變數進行探討。有關本研究預估造價之工程主項及其涵蓋之細項範圍詳表 3-1。

表 3-1 工程主項及其相關細項明細表

【資料來源：本研究整理】

項次	主 項	明 細
一	假設工程	安全圍籬及施工大門
		臨時工務所及設備
		臨時水電(含設備)
		基地整地
		鄰損、鑑定及公關費
		公共設施維修保養費
		勞工安全衛生費
二	基礎工程	材料試驗費
		擋土設施工程(連續壁、排樁)
		地質改良工程
		安全支撐工程
		土方及抽水工程
		安全觀測工程
三	結構體工程	鄰房保護工程
		放樣工程
		模板工程
		鋼筋工程
		混凝土工程
四	外牆裝修工程	施工架工程
		外牆石材工程
		外牆泥作工程(磁磚、洗石子、抿石子)
		外牆金屬工程(鋁包板、鋁格柵、金屬欄杆)
五	室內裝修工程	外牆防水工程(外牆防水、屋面防水及鋪面)
		隔間牆工程(輕隔間牆、磚牆)
		石材工程(牆面、地坪)
		泥作工程(牆面及地坪粉刷、磁磚)
		油漆工程(牆面及平頂油漆)
		防水工程(牆面、地坪)
		木作工程(平頂、牆面、地坪)

續 表 3-1 工程主項及其相關細項明細表

【資料來源：本研究整理】

項次	主 項	明 細
六	門窗工程	鋁門窗(鋁窗、落地窗、鋁門)
		百葉窗(鋁百葉、不鏽鋼百葉)
		金屬門(防火門、硫化銅門、鋼板門)
		木門(實木門、機制夾板門)
		鐵捲門(不鏽鋼防火捲門、車道快速捲門)
七	設備工程	電梯工程
		廚具工程
		停車設備工程
		衛浴設備
		檯面鏡箱工程
八	雜項工程	鐵作工程(扶手、爬梯、信箱)
		停車場系統(含劃線、標誌等)
		雜項工料(五金工具等)
		清潔及點工費(含交屋清潔)
九	景觀工程	圍牆工程
		中庭鋪面工程
		景觀裝修工程
		綠化植栽工程
		噴灌系統工程
十	機電工程	電氣工程
		給水工程
		排水工程
		污水處理系統
		消防工程
		弱電工程
		監控系統工程
		空調工程

3.1.3 可行性分析階段工程造價預估流程

在建築工程可行性分析階段，因專案所能取得的資訊相當有限，在土地調查並取得土地基本資料後(地籍圖、土地謄本等)，可依據基地面積及使用區分概算建築物完成後之容積率。再從容積樓地板面積，依法定之開挖率、建蔽率來推測該建築的產品定位如建築形狀、地下室層數、地上層層數、樓高、棟別等資訊，這時便可進行各層樓地板面積試算，最後得出總樓地板面積。最後，就可利用這些資料來進行造價推估。有關建築工程可行性分析階段之造價預估作業流程詳圖3-1。

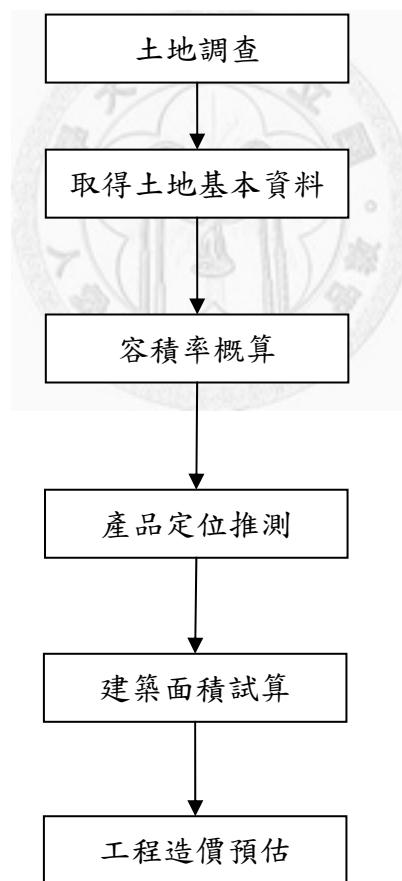


圖 3-1 建築工程可行性分析階段之造價預估作業流程

3.2 類神經網路的種類及其應用

類神經網路的應用極為廣泛，該如何依問題的特性及應用領域，選擇適合的類神經網路模式。以下說明類神經網路的種類及本研究選用的原則。

3.2.1 類神經網路的種類

類神經網路依應用問題的特性，可分成四大類【33】：

一、監督式學習網路

監督式學習網路是自問題領域中取得訓練範例(有輸入及輸出變數值)，並從中學習輸入變數與輸出變數的內在對應規則，以應用於新的案例，即利用輸入變數以推估輸出變數。監督式學習網路較具代表性、實用性的種類為多層感知器(MLP)、徑向基函數網路(RBFN)。

二、無監督式學習網路

無監督式學習網路是自問題領域中取得訓練範例(只有輸入變數值)，並從中學習範例的內在聚類規則，以應用於新的案例，即利用輸入變數以推論它與哪些訓練範例屬同一聚類。無監督式學習網路較具代表性、實用性的種類為自組織映射圖網路(SOM)、自適應共振理論網路(ART)。

三、聯想式學習網路

聯想式學習網路是自問題領域中取得訓練範例(狀態變數值)，並從中學習範例的內在記憶規則，以應用於新的案例，即利用不完整的狀態變數以推論完整的狀態變數。聯想式學習網路較具代表性、實用性的種類為霍普菲爾網路(HNN)、雙向聯想記憶網路(BAM)。

四、最佳化應用網路

類神經網路除了「學習」外，還有一類特殊應用—最佳化應用。最佳化應用是對一問題決定其設計變數值，使其在滿足設計限制下，使設計目標達最佳狀態的應用。此類應用的網路架構大多與聯想式學習網路的架構相似。最佳化應用網路較具代表性、實用性的種類為霍普菲爾—坦克網路(HTN)、退火神經網路(ANN)。

3.2.2 類神經網路的應用

一、監督式應用，可分為分類型及預測型。分類是指期望輸出值為邏輯的二元值者，例如診斷、決策、識別，應用範圍包括：設備故障原因診斷、語音識別等。預測則為期望輸出值為計量連續值，例如函數合成、經濟預測，通常使用類神經網路預測問題時，只用一個輸出單元，預測的應用範圍包括：股票漲跌幅預測、匯率預測、材料性質預測等【40】。本研究主要在探討工程造價的預估模式，屬監督式學習網路，故類神經網路的應用採用多層感知器(MLP)中的倒傳遞(Back-propagation, BP)演算法。

二、無監督式學習的應用屬於「聚類分析」，可作為監督式應用的前端處理，例如工廠的設備故障診斷，一開始可能連故障原因有多少種都不清楚，可將各種故障特徵作聚類分析，再分別對各聚類加以檢討【40】。

三、聯想式學習可應用於資料處理，依其特性可分成二類：自聯想與異聯想。自聯想為由一個式樣聯想同一個式樣，異聯想為由一個式樣聯想另一個式樣。目前這類的應用尚不普遍【40】。

四、目前類神經網路最佳化應用主要是用於組合最佳化問題，即設計變數是離散值者，如旅行推銷員問題、車輛路徑問題等。解決最佳路徑問題，雖不能得到最佳解，但要得到最近似解卻不難【40】。

3.3 倒傳遞類神經網路模型設計

倒傳遞類神經網路(Back-propagation neural network, BPN)，是目前類神經網路學習方式中最具代表性且應用最普遍的學習方式之一^{【28】}。其學習步驟包含向前(forward)及反向(backward)二種運算程序，執行時輸入值經由輸入層及隱藏層的計算，主要是為了修正網路的加權值，來降低網路輸出值與期望值的差距。

3.3.1 倒傳遞類神經網路架構

由於倒傳遞類神經網路在運算時，類似一個黑箱作業，在經由不斷學習訓練時，對網路中具有較大影響力的處理單元賦與較大權重值，而對網路中較無影響力的處理單元則賦予較小的權重值，藉此找出輸入單元與輸出單元間的關係^{【33】}。因此倒傳遞類神經網路不需要考慮輸入變數間是否具有共線性(co linearity)存在，相反地，如果給予網路訊息愈多，其預測的能力就會愈好。有關倒傳遞類神經網路模型建立架構說明如下：

一、輸入層：用以表示網路的輸入處理單元，其處理單元數目則依處理問題而定。

二、隱藏層：用以表示輸入處理單元間的交互影響，其處理單元數目並無標準方法可以決定，經常需以試驗方法決定其最佳數目。網路可以不只一層隱藏層，一般簡單的問題用一層隱藏層即可，較複雜的問題可用到二層或更多層之隱藏層。

三、輸出層：用以表示網路的輸出變數，其處理單元數目依問題而定。使用非線性轉換函數，以表示結果之輸出。

3.3.2 倒傳遞類神經網路參數設定方式

利用類神經網路進行預測，除了原始資料收集須堆費心思外，網路參數為網路學習收斂效果優劣之重要關鍵。網路參數之設定雖有一定之規則可循，但隨著案例本身的特性不同，一定的參數並不能同時適合各個案例，最適合的網路架構須藉調整學習參數值做搜尋，探討各種學習狀況不同或設定參數不同時對網路學習之影響。倒傳遞類神經網路影響學習過程與結果的幾個重要參數說明如下：

一、隱藏層層數

通常隱藏層之數目為一層或二層有最好的收斂效果，而少於一層或是多於兩層時誤差會逐漸升高，原因在於網路中缺乏隱藏層時網路結構就不能表達課題中輸入因子和輸出值之非線性關係，固有較大之誤差存在，而一層或是二層已經足以反應輸入因子間的交互作用。依據過去有關類神經網路之相關研究中顯示，範例較少、雜訊較多、非線性程度較低的問題可取單一隱藏層；反之，則可取二層隱藏層。一般來說，一層隱藏層已足夠達到所要求之準確度，且近似複雜之非線性函數，因此本研究隱藏層層數之設定以一層為之。

二、隱藏層處理單元數目

一般而言，隱藏層處理單元的數目越多收斂越慢，但是可以達到更小的誤差值，當隱藏層處理單位過多時，對於降低測試範例之誤差值幾乎沒有任何助益，同時有可能會有過度學習狀況。因此，隱藏層處理單元數目以取適當為宜，或是採取試誤法決定。以下為過去研究較常採用之方法：

$$1. \text{ 隱藏層處理單元數目} = (\text{輸入單元數目} + \text{輸出單元數目}) \div 2$$

$$2. \text{ 隱藏層處理單元數目} = \sqrt{\text{輸入單元數目} \times \text{輸出單元數目}}$$

$$3. \text{ 隱藏層處理單元數目} = \frac{\sqrt{\text{輸入單元數目} \times \text{輸出單元數目}}}{2}$$

本研究擬參考以上方法進行測試並採用試誤法，試圖找出最佳模型。本研究輸入單元利用類神經網路中的反應權值分析後，各主項工程介於 3~5 個，輸出單元為 1 個，隱藏層處理單位採用 1~5 個，再觀察個別之誤差。

三、學習循環次數

在類神經網路參數之設定方面，主要是在網路學習演算法之選擇，網路學習過程中一次一個訓練範例方式進行直到學習完所有的訓練範例樣本，稱為一個學習循環(learning cycle)。過程中對於所有的訓練範例必須不斷地反覆學習到達收斂為止，訓練停止標準為當一推論目標輸出值與目標輸出值間誤差為小於 0.1 時，停止該筆學習樣本訓練，進行下一筆樣本訓練，直到所有的樣本訓練完成。為瞭解是否有過度學習現象以及學習循環次數對網路學習效果的影響，本研究採用的學習循環次數分別為 1,000、4,000、7,000 及 10,000 次，希望可以觀察到各種學習循環次數下之誤差均方根，以使得訓練範例之誤差小於測試範例誤差，同時避免產生過度學習現象。

四、學習速率

通常學習速率太大或太小對網路的收斂性質均不利，較大的學習速率有較大的網路加權值修正量，可較快逼近誤差函數最小值，但過大的學習速率將導致網路加權值修正過量，而生誤差震盪現象。通常在學習過程中，學習速率可先採取較大的初始值，再於訓練過程中逐漸減小，以兼顧收斂速度及避免震盪現象。本研究嘗試以 0.1、0.5、1、5、10 做為學習速率初始值，並觀察個別之誤差均方根，以調整學習速率。

五、慣性因子

慣性因子的大小也會對網路的收斂造成不利的影響，通常在學習的過程中，慣性因子可採用與學習速率相同的策略來調整。一般建議值為 0.1~0.8，本研究分別採用 0.1、0.3、0.5、0.8 作為慣性因子初始值，觀察個別之誤差均方根。

六、樣本設定

倒傳遞類神經網路輸入單元樣本筆數可以分為二種：訓練範例及測試範例，樣本分佈對於整個網路學習效果有很大的影響，當訓練範例分佈均勻時，類神經網路的學習能力佳，反之分佈不均衡時類神經網路的學習能力會跟著降低。為了使得訓練範例分佈均勻且取樣客觀，過去研究採取之方式有以 4:1 或是 7:3 比例分成訓練範例與測試範例筆數。為求取較小誤差因此本研究採取 4:1 分配樣本比例。

表 3-2 本研究倒傳遞類神經網路之參數設定值

參數設定	假設	基礎	結構	外裝	內裝	門窗	設備	雜項	景觀	機電
輸入單元	5	4	5	5	4	4	3	3	3	3
隱藏層層數	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
隱藏層處理單元	1~5	1~4	1~5	1~5	1~4	1~4	1~3	1~3	1~3	1~3
輸出單元	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
學習循環次數	1,000 10,000									
學習速率	0.1 10									
慣性因子	0.1 0.8									
訓練範例	21	21	21	21	21	21	21	21	21	21
測試範例	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
驗證範例	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
未知範例	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

3.4 倒傳遞類神經網路變數選擇

為了進行各工程主項之倒傳遞類神經網路訓練，首先需探討可作為各工程主項的輸入變數。本研究依據 3.1.3 節中「可行性分析階段工程造價預估流程」所能取得並推估出的專案資訊中，分析並選擇各主項工程適用之輸入變數。

3.4.1 倒傳遞類神經網路輸入變數說明

3.4.1.1 用語定義

依據「建築技術規則」建築設計施工篇，有關建築工程相關之用語定義如下：

- 一、集合住宅：具有共同基地、空間或設備。並有三個住宅單位以上之建築物。
- 二、建築基地面積：建築基地之水平投影面積。
- 三、建築面積：建築物外牆中心線或其代替柱中心線以內之最大水平投影面積。
- 四、建蔽率：建築面積占基地面積之比率。
- 五、樓地板面積：建築物各層樓地板或其一部分，在該區劃中心線以內之水平投影面積。
- 六、總樓地板面積：建築物各層包括地下層、屋突及夾層等樓地板面積之總和。
- 七、建築物高度：自基地地面計量至建築物最高部分之垂直高度。(不含屋頂突出物、水箱、女兒牆、樓梯間等)
- 八、樓層高度：自室內地板面至其直上層地板面之高度；最上層之高度，為至其天花板高度。
- 九、建築物層數：基地地面以上樓層數之和。建築物內層數不同者，以最多之層數作為該建築物層數。
- 十、地下層：地板面在基地地面以下之樓層。但天花板高度有三分之二以上在基地地面上者，視為地面層。

十一、 墓：建築物地面層以上結構獨立不與其他建築物相連，地面層以上其使用機能可獨立分開者

十二、 棟：具有單獨或共同之出入口並以無開口之防火牆及防火樓板區劃分開者

另外，針對本研究需求之其他變數用語說明如下：

一、開挖面積：地下室單層面積或基地開挖率*基地面積。

二、地下室面積：約為地下室單層面積*設計地下室樓層數，即為地下室之總面積。

三、地上層面積：依設定之地下室層數及地上層層數，並進行面積試算後，可得出地上層總面積。

四、戶數：地上層面積求得後，依產品定位設定各樓層戶數，再加總後之總戶數。

五、外牆形狀係數：依基地形狀規劃平面配置，平面規劃後可概估其平面與外牆之形狀係數。

3.4.1.2 輸入變數

依建築工程可行性分析階段所能取得之專案資訊，本研究設定之變數有：基地面積、總樓地板面積、地上層面積、地下室面積、地上層層數、地下室層數、擋土形式、開挖面積、建蔽率、戶數、棟數及外牆形狀係數等 12 個輸入變數。

表 3-3 倒傳遞類神經網路輸入變數

編號	X1	X2	X3	X4	X5	X6
變數名稱	基地面積	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積	地上層層數	地下室層數
編號	X7	X8	X9	X10	X11	X12
變數名稱	擋土形式	開挖面積	建蔽率	戶數	棟數	外牆形狀係數

3.4.2 主項工程輸入變數分析

本研究將工程直接成本依 3.1.2 節劃分為十個主項，以各主項內與相關工種有關的資訊，如基地面積、總樓地板面積等，訂定影響造價之輸入變數(X_n)，透過 3.3.2 節設定之網路參數，以倒傳遞類神經網路加以訓練，求得各工程主項的造價 (Y_n)。為瞭解輸入變數與輸出變數之間的重要程度及關係，本研究利用類神經網路中的反應權值分析來找出各主項工程的重要變數，以作為輸入變數選擇的依據。

一、假設工程：

經測試後選擇 5 個與假設工程相關的變數作反應權值分析：基地面積($X1$)、總樓地板面積($X2$)、地上層面積($X3$)、地上層層數($X5$)、地下室層數($X6$)，其中地上層面積($X3$)及地下室層數($X6$)對輸出變數成正比，其餘變數皆對輸出變數成微小反比。假設工程輸出變數為假設工程造價($Y1$)。

表 3-4 假設工程各輸入變數的反應權值

編號	$X1$	$X2$	$X3$	$X5$	$X6$
變數名稱	基地面積	總樓地板面	地上層面積	地上層數	地下層數
反應權值	-0.0861	-0.0184	0.3419	-0.0839	0.0524



圖 3-2 假設工程各輸入變數的反應權值

二、基礎工程：

基礎工程造價會受到開挖率、擋土措施形式及地下室層數不同而有所影響。

一般地下室平面車位樓高約為 3.2M~3.6M，擋土措施深度約開挖深度之 1.5~2 倍之間，支撐層數多半依據地下室層數加一層之方式設置。大台北地區屬軟弱土層，擋土措施多為排樁或連續壁。擋土形式及開挖面積說明如下：

擋土形式(X1)：排樁—1，連續壁—2

開挖面積(X2)=基地面積(m^2)×開挖率(%)

經測試後選擇 4 個與基礎工程相關的變數作反應權值分析：總樓地板面積(X2)、地下室層數(X6)、擋土形式(X7)、開挖面積(X8)，所有輸入變數皆對輸出變數成正比，顯示這 4 個輸入變數具有解釋基礎工程造價的能力；輸出變數為基礎工程造價(Y2)。

表 3-5 基礎工程各輸入變數的反應權值

編號	X2	X6	X7	X8
變數名稱	總樓地板面積	地下室層數	擋土形式	開挖面積
反應權值	0.1226	0.0445	0.0652	0.0483

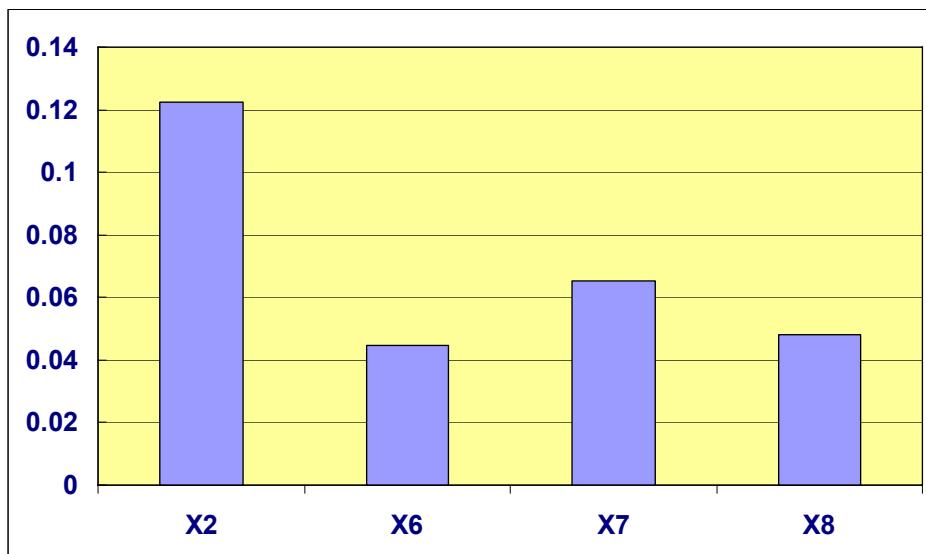


圖 3-3 基礎工程各輸入變數的反應權值

三、結構體工程：

結構體工程主要分為鋼筋、模板、混凝土及施工架之工料成本，其造價會因樓地板面積的大小及樓高而不同，而地上層結構體與地下室結構體的單位造價，又會因單位用量不同而有差異。

經測試後選擇 5 個與結構工程相關的變數作反應權值分析：總樓地板面積(X2)、地上層面積(X3)、地下室面積(X4)、地上層層數(X5)、地下室層數(X6)，發現除了地上層面積(X3)對輸出變數成微小反比之外(-0.0012)，其餘變數皆對輸出變數成正比，顯示這 5 個輸入變數具有解釋結構工程造價的能力。故本研究之結構工程輸入變數設定為總樓地板面積(X2)、地上層面積(X3)、地下室面積(X4)、地上層層數(X5)、地下室層數(X6)，輸出變數為結構工程造價(Y3)。

表 3-6 結構工程各輸入變數的反應權值

編號	X2	X3	X4	X5	X6
變數名稱	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積	地上層層數	地下室層數
反應權值	0.1396	0.15	0.0674	-0.0011	0.0121

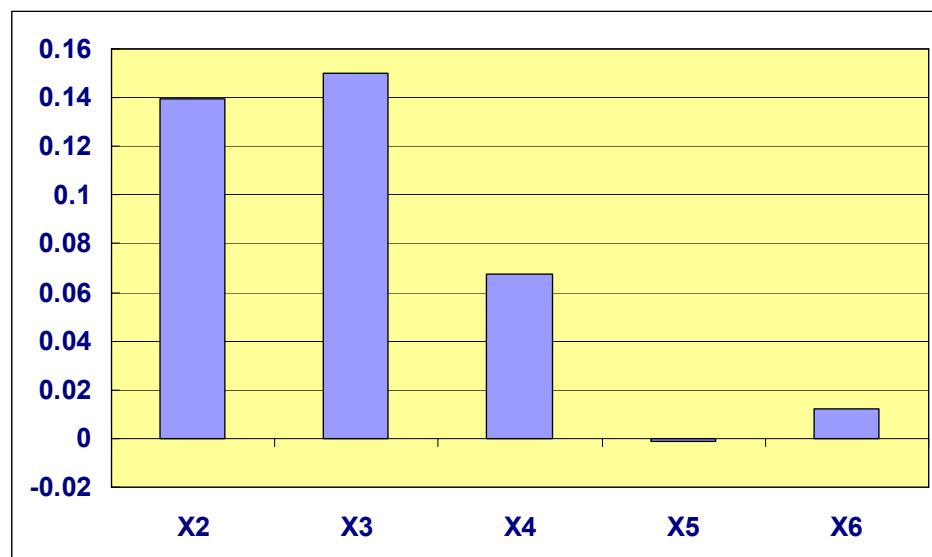
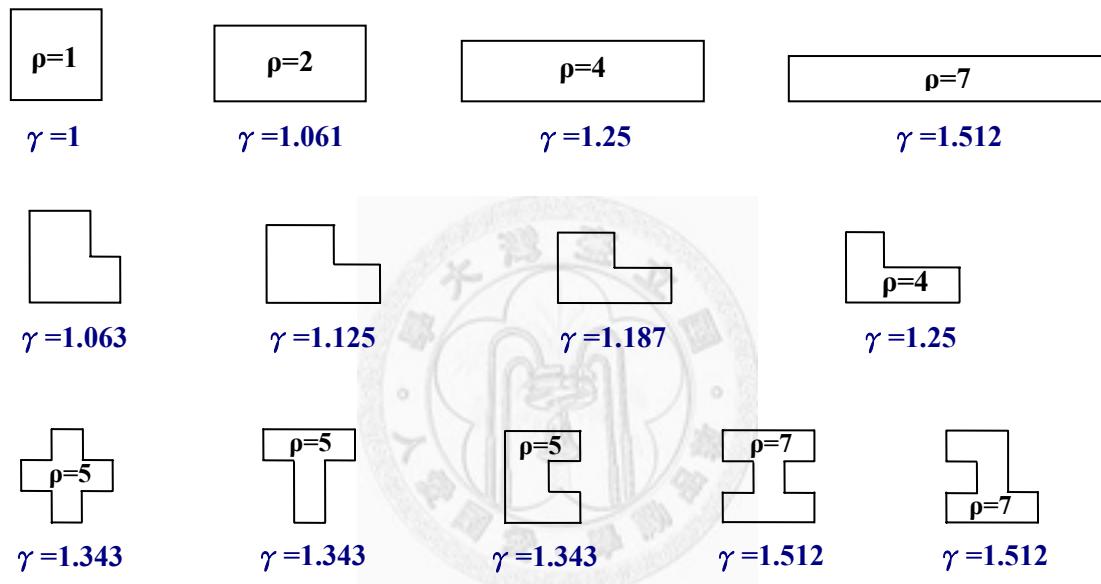


圖 3-4 結構工程各輸入變數的反應權值

四、外牆裝修工程：

外牆裝修主要為地上層外牆除結構體及鋁窗以外之裝修完成面所需任何工種，包括石材、泥作、金屬及防水等。與外牆裝修有關之變數，除地上層樓地板面積(X3)及地上層層數(X5)外，尚有因建築平面形狀(X12)造成之因素，平面形狀與外牆數量之關係，以正方形外牆數量最小，依邊長比值越大，則外牆數量越多(詳圖 3-5)，而地上層建築棟數(X11)也會對外牆裝修造價造成影響。



ρ ：各邊長的比值

γ ：各平面形狀之外牆長與正方形外牆長之比值(等面積)

【資料來源：22】

圖 3-5 建築平面形狀與外牆數量比值

經測試後採上述 4 種與外牆裝修工程相關的輸入變數，再加上總樓地板面積(X2)作反應權值分析，發現除了地上層層數(X5)及棟數(X11)對輸出變數成微小反比之外，其餘變數皆對輸出變數成正比，顯示這 5 個輸入變數具有解釋外牆裝修工程造價的能力。

表 3-7 外牆裝修工程各輸入變數的反應權值

編號	X2	X3	X5	X11	X12
變數名稱	總樓地板面積	地上層面積	地上層層數	棟數	外牆形狀係數
反應權值	0.3263	0.1122	-0.0719	-0.0292	0.1221



圖 3-6 外牆裝修工程各輸入變數的反應權值

五、室內裝修工程：

室內裝修主要包含了地下及地上層的室內裝修材，如石材、泥作、防水、油漆及木作等，施工範圍從天花板、牆面到地坪。影響室內裝修的變數除總樓地板面積外(X2)，因地上層室內裝修形式會與地下室室內裝修有所差異，故須分別針對地上層面積(X3)及地下室面積(X4)這兩項變數作探討，另外戶數(X10)的多寡亦會影響到室內裝修的造價。

經測試後上述 4 種輸入變數皆與室內裝修工程造價成正比，顯示其對室內裝修工程造價具有解釋能力。故本研究之室內裝修工程輸入變數設定為總樓地板面積(X2)、地上層面積(X3)、地下室面積(X4)及戶數(X10)，輸出變數為室內裝修工程造價(Y5)。

表 3-8 室內裝修工程各輸入變數的反應權值

編號	X2	X3	X4	X10
變數名稱	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積	戶數
反應權值	0.1453	0.1272	0.0931	0.0213

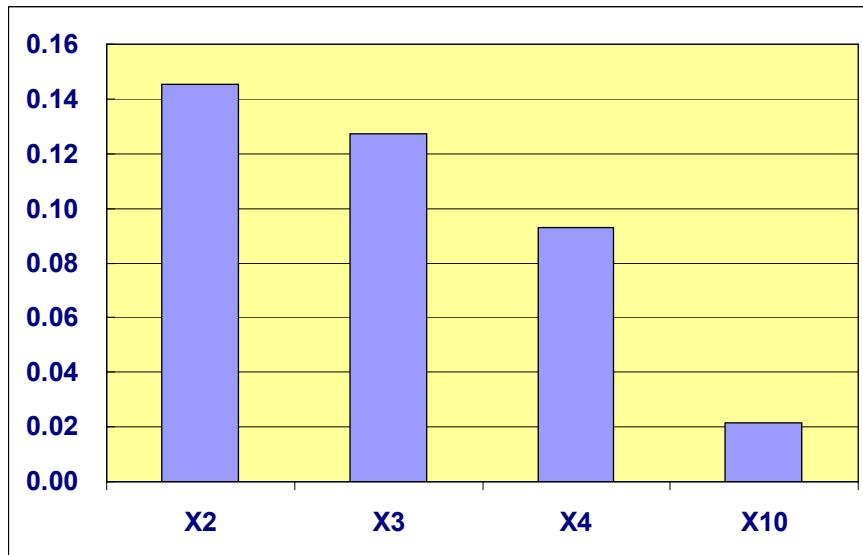


圖 3-7 室內裝修工程各輸入變數的反應權值

六、門窗工程：

門窗工程為所有室內外之鋁門窗、金屬門窗及木門等，影響其造價的變數分別為總樓地板面積(X2)、地上層面積(X3)及地下室面積(X4)；另外，戶數(X10)的多寡也會對門窗數量造成影響。經測試以上變數後，發現除戶數對輸出變數成微小反比之外，其餘變數皆成正比，顯示其對門窗工程造價具有解釋能力。輸出變數為門窗工程造價(Y6)。

表 3-9 門窗工程各輸入變數的反應權值

編號	X2	X3	X4	X10
變數名稱	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積	戶數
反應權值	0.1381	0.0684	0.1385	-0.0232



圖 3-8 門窗工程各輸入變數的反應權值

七、設備工程：

設備工程內容主要為電梯、廚具及衛浴等設備，除可從樓地板面積(X2)推估造價之外，其影響造價之因素尚有因戶數(X10)及棟數(X11)之不同而有差異，唯經反覆測試後，發現這兩項變數的反應權值不如預期，反倒地是地上層面積(X3)及地下室面積(X4)對輸出變數成明顯正比。故本研究之設備工程輸入變數設定為樓地板面積(X2)、地上層面積(X3)及地下室面積(X4)，輸出變數為設備工程造價(Y7)。

表 3-10 設備工程各輸入變數的反應權值

編號	X2	X3	X4
變數名稱	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積
反應權值	0.1405	0.0733	0.1870

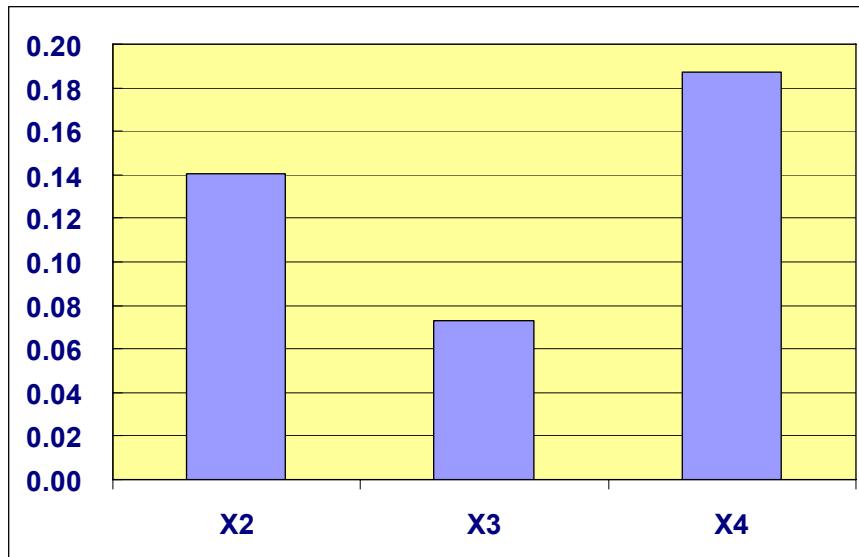


圖 3-9 設備工程各輸入變數的反應權值

八、雜項工程：

雜項工程為除了內外裝修、門窗及設備工程以外較難界定範圍之工項，如鐵作工程、雜項工料、清潔及點工等費用，其造價影響因素除總樓地板面積外(X2)，依地上層面積(X3)及地下室面積(X4)的差異，也會對造價產生影響，故須針對這三項變數作探討。

經測試上述三項輸入變數，除地上層面積(X3)對輸出變數成微小反比之外，其餘變數皆成正比，顯示其對雜項工程造價具有解釋能力。故本研究之雜項工程輸入變數設定為總樓地板面積(X2)、地上層面積(X3)、地下室面積(X4)，輸出變數為雜項工程造價(Y8)。

表 3-11 雜項工程各輸入變數的反應權值

編號	X2	X3	X4
變數名稱	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積
反應權值	0.1310	-0.0735	0.3645

九、景觀工程：

景觀工程主要分為景觀裝修工程及綠化植栽工程兩個部分，影響其工程造價的因素除了基地面積(X1)及總樓地板面積(X2)以外，建蔽率(X9)對景觀工程的造價也會產生影響。基地面積×建蔽率(%)=建築面積，基地扣除建築面積後的數量就是景觀工程施工的範圍，故景觀工程的造價須對以上三種變數作探討。

經測試上述三項輸入變數，建蔽率(X9)對輸出變數成反比關係，其餘變數皆成正比，顯示其對景觀工程造價具有解釋能力。故本研究之雜項工程輸入變數設定為基地面積(X1)、總樓地板面積(X2)、建蔽率(X9)，輸出變數為景觀工程造價(Y9)。

表 3-12 景觀工程各輸入變數的反應權值

編號	X1	X2	X9
變數名稱	基地面積	總樓地板面積	建蔽率
反應權值	0.1314	0.0477	-0.0320

十、機電工程：

機電工程主要分為電氣、給排水(含污水)、消防、弱電及空調等項目，其造價影響因素除總樓地板面積外(X2)，依建築戶數(X10)的多寡以及棟別數量(X11)的差異，對機電工程的系統設備、幹管路徑及各戶管路的配置，也會對機電工程造價產生影響，故須針對這三項輸入變數作分析探討。

經測試以上變數後，發現除棟數對輸出變數成微小反比之外，其餘變數皆成正比，顯示其對機電工程造價具有解釋能力。故本研究之機電工程輸入變數設定為總樓地板面積(X2)、戶數(X10)、棟數(X11)，輸出變數為機電工程造價(Y10)。

表 3-13 機電工程各輸入變數的反應權值

編號	X2	X10	X11
變數名稱	總樓地板面積	戶數	棟數
反應權值	0.2015	0.0134	-0.0247

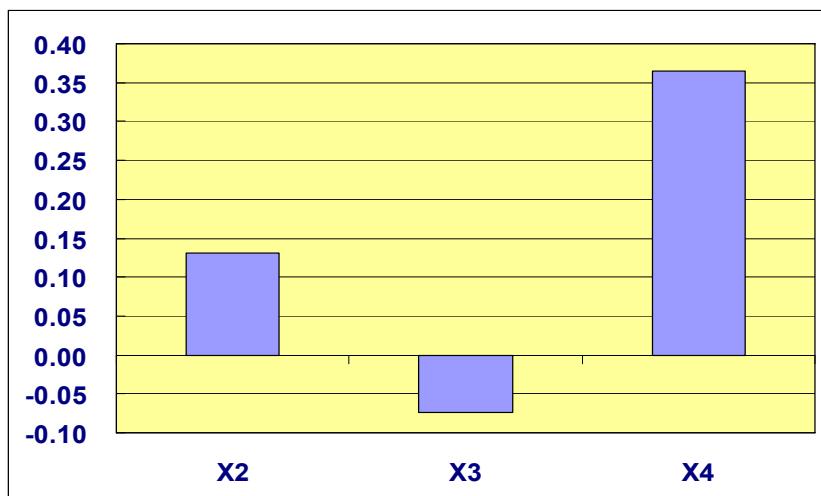


圖 3-10 雜項工程各輸入變數的反應權值

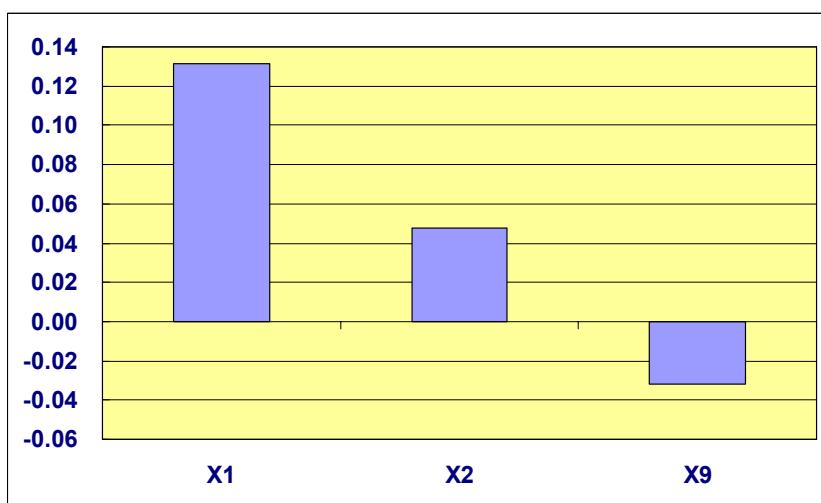


圖 3-11 景觀工程各輸入變數的反應權值

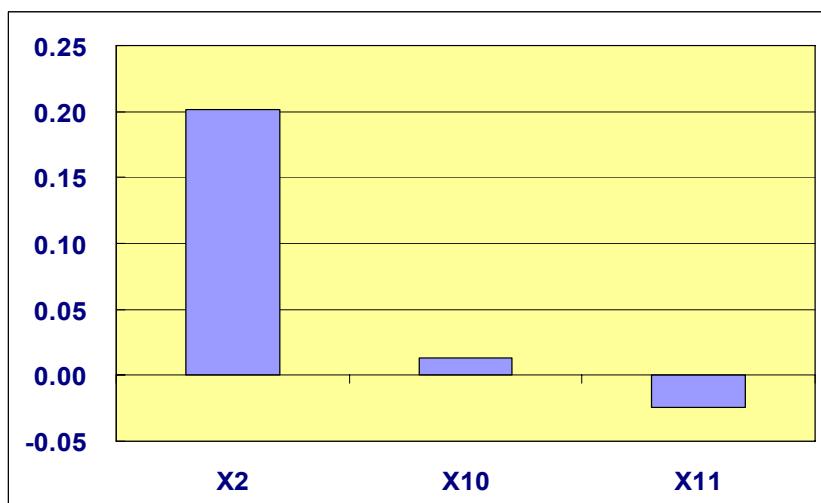


圖 3-12 機電工程各輸入變數的反應權值

利用本研究所收集之案例資料，針對各個輸入變數與主項工程之間的關係作反應權值分析之後，找出各主項工程的輸入變數。在第四章將各主項工程設定之輸入變數 X_n 及各主項工程造價輸出變數 Y_n ，透過倒傳遞類神經網路加以訓練、測試，以期能獲得一個較佳之訓練結果。

表 3-14 各工程主項之輸入變數及輸出變數

工程主項	輸入變數					輸出變數
假設工程	X1	X2	X3	X5	X6	Y1
	基地面積	總樓地板面積	地上層面積	地上層層數	地下室層數	假設費用
基礎工程	X2	X6	X7	X8		Y2
	總樓地板面積	地下室層數	擋土形式	開挖面積		基礎費用
結構體工程	X2	X3	X4	X5	X6	Y3
	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積	地上層層數	地下室層數	結構體費用
外牆裝修工程	X2	X3	X5	X11	X12	Y4
	總樓地板面積	地上層面積	地上層層數	棟數	外牆形狀係數	外牆裝修費用
室內裝修工程	X2	X3	X4	X10		Y5
	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積	戶數		室內裝修費用
門窗工程	X2	X3	X4	X10		Y6
	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積	戶數		門窗費用
設備工程	X2	X3	X4			Y7
	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積			設備費用
雜項工程	X2	X3	X4			Y8
	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積			雜項費用
景觀工程	X1	X2	X9			Y9
	基地面積	總樓地板面積	建蔽率			景觀費用
機電工程	X2	X10	X11			Y10
	總樓地板面積	戶數	棟數			機電費用

$$\text{總工程造價} = Y1 + Y2 + Y3 + Y4 + Y5 + Y6 + Y7 + Y8 + Y9 + Y10$$

第四章 工程造價預估案例分析

4.1 案例資料來源

本研究案例資料收集數家建設公司或營造廠於大台北地區 30 個 RC 住宅建築個案的詳細預算書、面積表及平立面圖等資料，收集案例的開工時間自 94 年至 98 年間。為使收集之案例資料內容有相同之比較基準，將案例的工程預算書(合約標單或預算書明細表)各主要工項之內容細項依表 3-1 分別作歸類，並彙整個案相關資訊如基地面積、樓地板面積、擋土型式、形狀係數等，以作為輸入變數之依據(本研究各案例之輸入變數詳附錄一)。

為使本研究案例之成本數據建立於相同基準上，以便於衡量推估工程造價，依據行政院主計處定期發布之「營造工程物價指數」的建築工程類定基指數之年指數作為調整基準(詳圖 4-1)，各年度所發布的物價指數以 95 年之物價指數 100 為基準(營造工程物價指數詳附錄二)。為反映本研究進行時間點(98 年)之市場價格，將各案例之工程造價換算成 98 年度之物價指數基準，調整方式如下：(依 98 年度物價指數修正後之各案工程造價詳附錄三)

$$98 \text{ 年度工程造價} = \text{開工當年工程造價} \times (98 \text{ 年度物價指數} \div \text{工程開工當年物價指數})$$

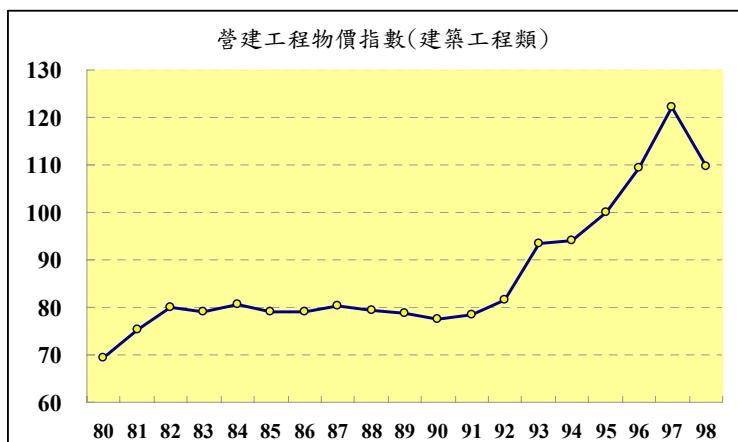


圖 4-1 營建工程物價指數(建築工程類)

4.2 案例資料分析

本研究使用的類神經網路程式軟體為 Super PCNeuron 5.0 版。類神經網路執行的流程為資料載入→前處理→參數設定→模式執行→後處理→儲存。(圖 4-2)

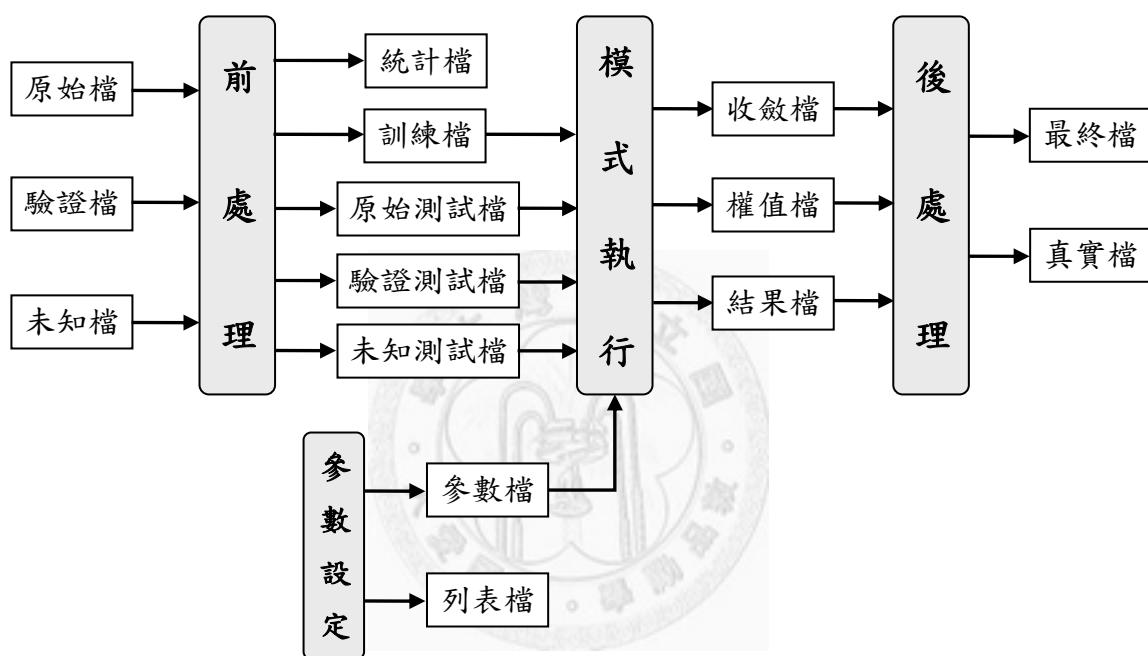


圖 4-2 PCNeuron 網路執行流程

4.2.1 案例資料建檔

依第參章所設定各主項工程之輸入變數及輸出變數，彙整 30 筆工程造價案例資料之各項輸入變數及各主項工程造價(附錄三)，分別儲存成原始範例檔(*.ori)、驗證範例檔(*.ver)、及未知資料檔(*.unk)，以供類神經網路程式執行時讀取。

以隨機取樣的方式，將 30 筆工程造價案例資料依主項工程各自分成 21 組訓練案例、5 組測試案例、3 組驗證案例及 1 組未知案例。

4.2.2 案例資料前處理

一、原始範例變數統計：為各輸入變數的統計值，求取最大值、最小值、平均值、標準差、機率對映法的映射區間，以作為處理「變數尺度化」的輸入資料。

表 4-1 原始範例統計資料

輸入變數		統計資料					
		最大值	最小值	平均值	標準差	下界值	上界值
X1	基地面積	4533.00	463.00	2013.65	1017.42	-0.7776	1.2634
X2	總樓地板面積	25734.89	2289.96	10846.22	7079.79	-0.6166	1.0729
X3	地上層面積	18305.92	1526.28	7213.31	4680.38	-0.6199	1.2092
X4	地下室面積	11539.27	427.07	3632.90	2602.59	-0.6285	1.5499
X5	地上層數	15.00	5.00	11.31	2.19	-1.4717	0.8615
X6	地下層數	4.00	1.00	2.35	0.75	-0.9216	1.1322
X7	擋土形式	2.00	1.00	1.54	0.51	-0.5404	0.4632
X8	開挖面積	3932.23	425.55	1461.84	821.11	-0.6439	1.5350
X9	建蔽率	0.79	0.24	0.39	0.11	-0.7235	1.8712
X10	戶數	187.00	16.00	58.65	38.52	-0.5650	1.7000
X11	棟數	4.00	1.00	1.69	0.74	-0.4800	1.6000
X12	外牆形狀係數	1.45	1.02	1.10	0.11	-0.3936	1.6790

二、變數尺度化：將原始範例檔中的輸出入變數映射到合理的區間內。

- 輸入變數：採機率對映法，取 1.96 倍標準差，將 95%的資料對映到 $[-1, +1]$ 區間。
- 輸出變數：採區間對映法，尺度化後之最大值 = 0.8，最小值 = 0.2。

三、範例取樣法：將原始範例分成「訓練範例」與「測試範例」，採隨機取樣法，亂數種子 0.456。本研究的原始範例計 26 筆，其中訓練範例為 21 筆，測試範例為 5 筆，皆由系統隨機取樣產生。

4.2.3 網路參數設定

參數設定的功能為建立或修改各種網路模式的網路參數檔，一般倒傳遞類神經網路執行的程序會依程式內定的設定值先執行網路模式，當執行的模式其準確度不滿意時，再行修正網路參數來改進舊網路。

4.2.3.1 網路預設參數

除了輸入、輸出變數、訓練及測試範例數目自訂之外，其餘皆採用網路預設值執行網路訓練。學習循環次數一般問題可採用 1,000 次，困難問題採用 1,000 次以上，為測試是否有過度學習的情況，本研究初始訓練採用 10,000 次學習循環。

表 4-2 網路參數預設值

序號	參數名稱	參數值限制	預設值
1	輸入變數數目	≤ 150	3~5
2	第一隱藏層單元數目	≤ 30	=輸入變數數目
3	第二隱藏層單元數目	≤ 30	0
4	輸出變數數目	≤ 10	1
5	訓練範例數目	≤ 500	21
6	測試範例數目	≤ 300	5
7	學習循環次數	1~30000	10000
8	測試週期	學習循環次數/100	100
9	是否使用批次學習	0=否 1=是	0
10	是否使用已學習加權值	0=否 1=是	0
11	初始加權值範圍	0.1~0.5	0.3
12	加權值亂數種子	0.1~0.9	0.456
13	學習速率初始值	0.1~10.0	1.0
14	學習速率折減係數	0.9~1.0	0.95
15	學習速率下限值	0.01~1.0	0.1
16	慣性因子初始值	0.0~0.8	0.5
17	慣性因子折減係數	0.9~1.0	0.95
18	慣性因子下限值	0.0~0.1	0.1
19	執行模式	1=訓練 2=驗證或應用	1

4.2.3.2 改進舊網路

倒傳遞類神經網路有幾個重要參數會影響學習的過程與結果，包括(1)隱藏層處理單元數目、(2)學習循環次數、(3)學習速率、(4)慣性因子。為了檢驗網路改進後的成果，本研究利用誤差均方根(RMS)作為評定預測值誤差程度的基準。

一、假設工程

將上述四種重要參數，以不同的數值代入倒傳遞類神經網路加以訓練，並觀察個別之誤差均方根(RMS)。經測試後之結果，隱藏層處理單元數 1 個、學習循環次數 10,000 次、學習速率 5、慣性因子 0.1 時，可得到最低的誤差均方根 0.05228。

表 4-3 假設工程網路參數設定

設定參數	因數 (次數)	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度 學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層 處理 單元數	1	0.04157	0.05275	0.9097	0.9167	✓	無
	2	0.03496	0.06574	0.9361	0.8706		無
	3	0.02981	0.08054	0.9536	0.8058		無
	4	0.03739	0.08755	0.9270	0.7706		無
	5	0.03254	0.06166	0.9447	0.8862		無
學習循環 次數	1000	0.04873	0.07145	0.8759	0.8472		無
	4000	0.04426	0.05767	0.8976	0.9005		無
	7000	0.04231	0.05443	0.9064	0.9113		無
	10000	0.04157	0.05275	0.9097	0.9167	✓	無
學習速率	0.1	0.04169	0.05306	0.9092	0.9157		無
	0.5	0.04164	0.05293	0.9094	0.9161		無
	1	0.04157	0.05275	0.9097	0.9167		無
	5	0.04124	0.05232	0.9111	0.9181	✓	無
	10	0.04099	0.05298	0.9122	0.9160		無
慣性因子	0.1	0.04130	0.05228	0.9109	0.9182	✓	無
	0.3	0.04128	0.05230	0.9110	0.9181		無
	0.5	0.04124	0.05232	0.9111	0.9181		無
	0.8	0.04109	0.05247	0.9118	0.9176		無

二、基礎工程

基礎工程的輸入變數為 4 個，當學習循環次數超過 7,000 次之後，有「過度學習」的情況發生。將學習循環次數控制在 7,000 次，經整體測試後之結果，當隱藏層處理單元數 4 個、學習循環次數 7,000 次、學習速率 10、慣性因子 0.3 時，可得到最低的誤差均方根 0.04928。

表 4-4 基礎工程網路參數設定

設定參數	因數 (次數)	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度 學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層 處理 單元數	1	0.02979	0.05583	0.9634	0.9232		無
	2	0.02840	0.05386	0.9667	0.9286		無
	3	0.02155	0.05236	0.9808	0.9325		無
	4	0.02131	0.05236	0.9813	0.9325	✓	無
學習循環 次數	1000	0.03205	0.06508	0.9576	0.8957		無
	4000	0.02493	0.05347	0.9744	0.9296		無
	7000	0.02131	0.05236	0.9813	0.9325	✓	無
	10000	0.01923	0.05317	0.9847	0.9304		有
學習速率	0.1	0.02223	0.05229	0.9796	0.9327		無
	0.5	0.02190	0.05229	0.9802	0.9327		無
	1	0.02131	0.05236	0.9813	0.9325		無
	5	0.01678	0.05331	0.9884	0.9300		有
	10	0.01551	0.05190	0.9901	0.9337	✓	無
慣性因子	0.1	0.01641	0.05038	0.9889	0.9375		無
	0.3	0.01696	0.04928	0.9881	0.9402	✓	無
	0.5	0.01551	0.05190	0.9901	0.9337		有
	0.8	0.01677	0.05076	0.9884	0.9366		有

三、結構工程

結構工程的學習循環次數在 10,000 次時並無過度學習的情況，經測試各參數值加以訓練後，除學習速率改進為 10，其餘參數皆為原系統預設值。

網路修正結果為，當隱藏層處理單元數 5 個、學習循環次數 10,000 次、學習速率 10、慣性因子 0.5 時，可得到最低的誤差均方根 0.02724。

表 4-5 結構工程網路參數設定

設定參數	因數 (次數)	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度 學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層 處理 單元數	1	0.01368	0.03782	0.9930	0.9680		無
	2	0.01330	0.03567	0.9934	0.9715		無
	3	0.01303	0.03482	0.9937	0.9728		無
	4	0.01293	0.03452	0.9938	0.9733		無
	5	0.01281	0.03359	0.9939	0.9747	✓	無
學習循環 次數	1000	0.01527	0.04121	0.9913	0.9619		無
	4000	0.01337	0.03590	0.9934	0.9711		無
	7000	0.01294	0.03433	0.9938	0.9736		無
	10000	0.01281	0.03359	0.9939	0.9747	✓	無
學習速率	0.1	0.01283	0.03375	0.9939	0.9745		無
	0.5	0.01282	0.03369	0.9939	0.9746		無
	1	0.01281	0.03359	0.9939	0.9747		無
	5	0.01259	0.03213	0.9941	0.9769		無
	10	0.01193	0.02724	0.9947	0.9834	✓	無
慣性因子	0.1	0.01220	0.02921	0.9945	0.9809		無
	0.3	0.01208	0.02827	0.9946	0.9821		無
	0.5	0.01193	0.02724	0.9947	0.9834	✓	無
	0.8	0.01176	0.03095	0.9949	0.9785		無

四、外牆裝修工程

學習循環次數在 10,000 次時仍未有過度學習的情況發生，且持續收斂，50,000 次時收斂情況最佳，測試範例誤差均方根達 0.02966，最高測試到 60,000 次時才有過度學習的情形。一般學習循環次數在 10,000 次時收斂效果就很好，故選用的 10,000 次作為網路改進的數據。慣性因子在 0.8 時雖然有較低的誤差均方根，但因有過度學習的情況，未避免造成誤差，故選用慣性因子 0.5 作為網路改進的數值。

網路修正結果為，當隱藏層處理單元數 5 個、學習循環次數 10,000 次、學習速率 10、慣性因子 0.5 時，可得到最低的誤差均方根 0.03652。

表 4-6 外牆裝修工程網路參數設定

設定參數	因數 (次數)	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層 處理 單元數	1	0.05148	0.07299	0.9024	0.8161		有
	2	0.02087	0.05303	0.9840	0.9029		有
	3	0.02026	0.05045	0.9849	0.9122		有
	4	0.02032	0.04233	0.9848	0.9381		無
	5	0.01960	0.03971	0.9859	0.9456	✓	無
學習循環 次數	1000	0.04219	0.05876	0.9344	0.8808		無
	4000	0.02525	0.05266	0.9765	0.9043		無
	7000	0.02029	0.04276	0.9848	0.9369		無
	10000	0.01960	0.03971	0.9859	0.9456	✓	無
學習速率	0.1	0.01977	0.04162	0.9856	0.9402		有
	0.5	0.01970	0.04091	0.9857	0.9422		無
	1	0.01960	0.03971	0.9859	0.9456		無
	5	0.01974	0.03876	0.9856	0.9481		無
	10	0.01875	0.03652	0.9870	0.9540	✓	無
慣性因子	0.1	0.01986	0.04266	0.9855	0.9372		無
	0.3	0.01943	0.03941	0.9861	0.9464		無
	0.5	0.01875	0.03652	0.9870	0.9540	✓	無
	0.8	0.02020	0.03261	0.9850	0.9633		有

五、室內裝修工程

30,000 次時收斂情況最佳，測試範例誤差均方根達 0.00963，測試範例判定係數更高達 0.9978。慣性因子在 0.8 時雖然有較低的誤差均方根，但因有過度學習的情況，未避免造成誤差，故選用慣性因子 0.5 作為網路改進的數值。

網路修正結果與預設值相同，隱藏層處理單元數 4 個、學習循環次數 10,000 次、學習速率 1、慣性因子 0.5 時，可得到最低的誤差均方根 0.01527。

表 4-7 室內裝修工程網路參數設定

設定參數	因數 (次數)	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度 學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層 處理 單元數	1	0.03784	0.01917	0.9561	0.9912		無
	2	0.03566	0.01595	0.9610	0.9939		無
	3	0.03647	0.01603	0.9592	0.9939		無
	4	0.03655	0.01527	0.9591	0.9944	✓	無
學習循環 次數	1000	0.03820	0.02120	0.9553	0.9893		無
	4000	0.03765	0.01819	0.9566	0.9921		無
	7000	0.03719	0.01662	0.9576	0.9934		無
	10000	0.03655	0.01527	0.9591	0.9944	✓	無
	30000	0.03103	0.00963	0.9705	0.9978	○	無
學習速率	0.1	0.03682	0.01575	0.9584	0.9941		無
	0.5	0.03673	0.01556	0.9587	0.9942		無
	1	0.03655	0.01527	0.9591	0.9944	✓	無
	5	0.03467	0.01515	0.9632	0.9945		有
	10	0.03203	0.02142	0.9686	0.9890		有
慣性因子	0.1	0.03664	0.01540	0.9589	0.9943		無
	0.3	0.03661	0.01535	0.9589	0.9943		無
	0.5	0.03655	0.01527	0.9591	0.9944	✓	無
	0.8	0.03632	0.01503	0.9596	0.9946		有

六、門窗工程

隱藏層處理單元數在 3 個時可達到最低的測試範例誤差均方根 0.03953，且沒有過度學習的狀況出現，其餘的參數皆與預設值相同。

網路修正結果為，當隱藏層處理單元數 3 個、學習循環次數 10,000 次、學習速率 1、慣性因子 0.5 時，可得到最低的誤差均方根 0.03953。

表 4-8 門窗工程網路參數設定

設定參數	因數	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層處理單元數	1	0.05541	0.04562	0.8976	0.9394		有
	2	0.05039	0.04187	0.9153	0.9490		有
	3	0.04999	0.03953	0.9167	0.9545	V	無
	4	0.05399	0.04614	0.9028	0.9380		無
學習循環次數	1000	0.05563	0.04281	0.8968	0.9466		無
	4000	0.05414	0.04308	0.9022	0.9460		無
	7000	0.05235	0.04076	0.9086	0.9516		無
	10000	0.04999	0.03953	0.9167	0.9545	V	無
學習速率	0.1	0.05079	0.03972	0.9139	0.9541		無
	0.5	0.05048	0.03960	0.9150	0.9543		無
	1	0.04999	0.03953	0.9167	0.9545	V	無
	5	0.04881	0.04202	0.9269	0.9486		有
	10	0.04020	0.05081	0.9461	0.9248		有
慣性因子	0.1	0.05022	0.03955	0.9159	0.9545		無
	0.3	0.05014	0.03954	0.9161	0.9545		無
	0.5	0.04999	0.03953	0.9167	0.9545	V	無
	0.8	0.04946	0.03962	0.9184	0.9543		有

七、設備工程

學習循環次數在 10,000 次時有過度學習的情況，直到 2,000 次時收斂情況較佳。隱藏層處理單元數 2 個時，誤差均方根較低。慣性因子在 0.8 時雖然有較低的誤差均方根，但因有過度學習的情況，故選用慣性因子 0.5 作為網路改進的數值

網路修正結果，當隱藏層處理單元數 2 個、學習循環次數 2,000 次、學習速率 1、慣性因子 0.5 時，可得到最低的誤差均方根 0.05065。

表 4-9 設備工程網路參數設定

設定參數	因數 (次數)	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度 學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層 處理 單元數	1	0.07116	0.05181	0.7960	0.9008		無
	2	0.07134	0.05065	0.7950	0.9052	✓	無
	3	0.07126	0.05133	0.7955	0.9026		無
學習循環 次數	1000	0.07136	0.05155	0.7949	0.9018		無
	2000	0.07126	0.05133	0.7955	0.9026	✓	無
	3000	0.07120	0.05140	0.7958	0.9024		有
	4000	0.07116	0.05155	0.7960	0.9018		有
	7000	0.07105	0.05211	0.7967	0.8996		有
	10000	0.07095	0.05264	0.7973	0.8976		有
學習速率	0.1	0.07147	0.05095	0.7943	0.9041		無
	0.5	0.07141	0.05077	0.7946	0.9047		無
	1	0.07134	0.05065	0.7950	0.9052	✓	無
	5	0.07111	0.05221	0.7963	0.8993		有
	10	0.07068	0.05606	0.7988	0.8838		有
慣性因子	0.1	0.07136	0.05068	0.7949	0.9051		無
	0.3	0.07135	0.05067	0.7949	0.9051		無
	0.5	0.07134	0.05065	0.7950	0.9052	✓	無
	0.8	0.07129	0.05061	0.7953	0.9053		有

八、雜項工程

隱藏層處理單元數 2 個時，誤差均方根較低。學習循環次數在 10,000 次以及慣性因子 0.8 時，無過度學習情況，且收斂效果最好。

網路修正結果，當隱藏層處理單元數 2 個、學習循環次數 10,000 次、學習速率 1、慣性因子 0.8 時，可得到最低的誤差均方根 0.05070。

表 4-10 雜項工程網路參數設定

設定參數	因數	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層處理單元數	1	0.06752	0.07805	0.8550	0.7724		有
	2	0.06383	0.05148	0.8704	0.9010	✓	無
	3	0.06471	0.05154	0.8668	0.9008		無
學習循環次數	1000	0.07259	0.07781	0.8323	0.7738		無
	4000	0.06652	0.06210	0.8592	0.8559		無
	7000	0.06540	0.05637	0.8639	0.8813		無
	10000	0.06383	0.05148	0.8704	0.9010	✓	無
學習速率	0.1	0.06446	0.05304	0.8678	0.8949		無
	0.5	0.06424	0.05242	0.8687	0.8973		無
	1	0.06383	0.05148	0.8704	0.9010	✓	無
	5	0.06378	0.05186	0.8706	0.8995		無
	10	0.06138	0.05335	0.8801	0.8936		無
慣性因子	0.1	0.06402	0.05189	0.8696	0.8994		無
	0.3	0.06395	0.05174	0.8699	0.9000		無
	0.5	0.06383	0.05148	0.8704	0.9010		無
	0.8	0.06341	0.05070	0.8721	0.9040	✓	無

九、景觀工程

學習循環次數在 7,000 次及 10,000 次均有過度學習的情況，直到 4,000 次時收斂情況較佳。隱藏層處理單元數 2 個及慣性因子 0.8 時，無過度學習情況，且收斂效果最好。

網路修正結果，當隱藏層處理單元數 2 個、學習循環次數 4,000 次、學習速率 1、慣性因子 0.8 時，可得到最低的誤差均方根 0.03699。

表 4-11 景觀工程網路參數設定

設定參數	因數	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層處理單元數	1	0.05688	0.04000	0.8755	0.9595		無
	2	0.05709	0.03700	0.8766	0.9653	✓	無
	3	0.05658	0.03892	0.8788	0.9616		無
學習循環次數	1000	0.05853	0.04116	0.8703	0.9571		無
	4000	0.05658	0.03892	0.8788	0.9616	✓	無
	7000	0.05570	0.04074	0.8826	0.9579		有
	10000	0.05450	0.04415	0.8876	0.9506		有
學習速率	0.1	0.05720	0.03734	0.8761	0.9647		無
	0.5	0.05715	0.03717	0.8763	0.9650		無
	1	0.05709	0.03700	0.8766	0.9653	✓	無
	5	0.05562	0.03948	0.8829	0.9605		有
	10	0.05088	0.04987	0.9020	0.9370		無
慣性因子	0.1	0.05712	0.03704	0.8765	0.9652		無
	0.3	0.05711	0.03702	0.8765	0.9653		無
	0.5	0.05709	0.03700	0.8766	0.9653		無
	0.8	0.05703	0.03699	0.8769	0.9653	✓	無

十、機電工程

依預設值先行檢測是否過度學習，在 10,000 次的學習循環次數沒有過度學習的情況。而在 2 個處理單元數及學習速率 10 的時候會有最佳的收斂效果。

網路修正結果，當隱藏層處理單元數 2 個、學習循環次數 10,000 次、學習速率 10、慣性因子 0.5 時，可得到最低的誤差均方根 0.01407。

表 4-12 機電工程網路參數設定

設定參數	因數	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)		選用	過度學習
		訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例		
隱藏層 處理 單元數	1	0.02600	0.01765	0.9803	0.9928		無
	2	0.02449	0.01549	0.9826	0.9945	✓	無
	3	0.02438	0.01555	0.9827	0.9944		無
學習循環 次數	1000	0.02666	0.02295	0.9793	0.9879		無
	4000	0.02571	0.01729	0.9808	0.9931		無
	7000	0.02517	0.01637	0.9816	0.9938		無
	10000	0.02449	0.01549	0.9826	0.9945	✓	無
學習速率	0.1	0.02458	0.01562	0.9824	0.9944		無
	0.5	0.02455	0.01558	0.9825	0.9944		無
	1	0.02449	0.01549	0.9826	0.9945		無
	5	0.02386	0.01475	0.9834	0.9950		無
	10	0.02312	0.01407	0.9845	0.9954	✓	無
慣性因子	0.1	0.02339	0.01427	0.9841	0.9953		無
	0.3	0.02327	0.01417	0.9843	0.9954		無
	0.5	0.02312	0.01407	0.9845	0.9954	✓	無
	0.8	0.02160	0.02075	0.9864	0.9901		有

4.3 倒傳遞類神經網路預測結果

本研究之倒傳遞類神經網路系統架構，依工程直接成本劃分為十個主項，各工程主項為單一網路，共計為十組網路。輸入變數依據工程可行性分析階段所能取得的資訊，共計 12 個輸入變數($X1 \sim X12$)，經過反應權值分析之後，每組網路的輸入變數為 3~5 個；倒傳遞類神經網路訓練後的輸出變數則為各主項工程的造價($Y1 \sim Y10$)，將各主項工程造價加總後即為工程總價。

4.3.1 測試範例各主項工程造價預測結果

經過案例資料建檔、前處理、網路參數設定及修正，在執行倒傳遞類神經網路訓練後，從誤差均方根收斂圖(詳附錄四)的訓練範例、測試範例誤差均方根收斂曲線可以看出是否有過度學習的情況發生，一般在修正參數時可排除過度學習的情形；另外可從預測結果散佈圖(詳附錄五)看出訓練範例及測試範例的實際值與預測值是否接近對角線，或是過度離散。以下為觀察網路改進前後的差異，並從輸出變數的誤差百分比看網路修正前後的結果。

一、假設工程

(一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 $5 - 5 - 1$ ，網路改進後 $5 - 1 - 1$

(二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.03254，網路改進後 0.04130

(三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.06166，網路改進後 0.05228

預設值的網路有過度學習的情況，網路改進後的假設工程隱藏層處理單元數從 5 個修正為 1 個，測試範例的誤差均方根也較原預設值網路訓練的結果為低，從輸出變數的誤差百分比來看，除測試範例 C,M 誤差有稍微增加之外，其餘測試範例的預測誤差值都有明顯的降低，顯示網路改進後提升了造價預測的精準度。

表 4-13 假設工程測試範例輸出變數

(單位：元)

測試範例	C	E	L	M	T
原造價	7120376	7068072	5185768	22497245	9652480
預設	7065849	4647161	3354495	20652970	6541538
誤差 %	-0.77%	-34.25%	-35.31%	-8.20%	-32.23%
改進後	7035943	5274254	4442744	20049720	7150362
誤差 %	-1.19%	-25.38%	-14.33%	-10.88%	-25.92%

二、基礎工程

(一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 4-4-1，網路改進後 4-4-1

(二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.01923，網路改進後 0.01696

(三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.05317，網路改進後 0.04928

預設值的網路一樣有過度學習的情況，網路改進後的基礎工程隱藏層處理單元數維持 4 個不變，訓練範例及測試範例的誤差均方根也較原預設值網路訓練的結果為低，從輸出變數(造價預測值)的誤差百分比來看，測試範例 C,E,L 的造價預測誤差有明顯的增加，僅測試範例 M,T 有降低的情形，顯示網路改進後對提升造價預測精準度的成效有限。

表 4-14 基礎工程測試範例輸出變數

(單位：元)

測試範例	C	E	L	M	T
原造價	39280061	22844426	11966429	109000603	33663895
預設	50387800	19262480	10877590	95915970	23818660
誤差 %	28.28%	-15.68%	-9.10%	-12.00%	-29.25%
改進後	52998070	17166230	14173000	99020100	28811760
誤差 %	34.92%	-24.86%	18.44%	-9.16%	-14.41%

三、結構工程

- (一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 5-5-1，網路改進後 5-5-1
- (二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.01281，網路改進後 0.01193
- (三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.03359，網路改進後 0.02724

網路改進後的結構工程所有參數幾乎都是原設定值，也沒有過度學習的情況發生，僅學習速率由 1.0 改為 10.0，但對造價推估並沒有太大改變，因為原本結構工程的預估值誤差就很低，故改進舊網路對預估結果差異不大。從結構工程造價的預測值來看，測試範例預測誤差百分比均在 $\pm 10\%$ 以下，顯示輸入變數(X2~X6)對輸出變數(Y3)具有較佳的解釋能力。

表 4-15 結構工程測試範例輸出變數

(單位：元)

測試範例	C	E	L	M	T
原造價	117785208	38880715	29766153	216835554	83123175
預設	114735600	40170020	29875690	194747800	74194540
誤差 %	-2.59%	3.32%	0.37%	-10.19%	-10.74%
改進後	116082700	40241540	29856950	199616800	74229990
誤差 %	-1.45%	3.50%	0.31%	-7.94%	-10.70%

四、外牆裝修工程

- (一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 5-5-1，網路改進後 5-5-1
- (二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.01960，網路改進後 0.01875
- (三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.03971，網路改進後 0.03652

網路改進後的外牆裝修工程所有參數幾乎都是原設定值，也沒有過度學習的情況發生，僅學習速率由 1.0 改為 10.0。訓練範例及測試範例的誤差均方根也較原預設值網路訓練的結果為低，從輸出變數(造價預測值)的誤差百分比來看，僅測試範例 M 的預測誤差百分比有稍微增加之外，其餘測試範例的預測誤差值都有明顯的降低，顯示網路改進後提升了造價預測的精準度。

表 4-16 外牆裝修工程測試範例輸出變數

(單位：元)

測試範例	C	E	L	M	T
原造價	58570377	19743689	11160224	58976903	29690658
預設	49133940	17121090	10699730	61509690	31700290
誤差 %	-16.11%	-13.28%	-4.13%	4.29%	6.77%
改進後	50413820	17391760	11174940	63084580	30788430
誤差 %	-13.93%	-11.91%	0.13%	6.96%	3.70%

五、室內裝修工程

(一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 4-4-1，網路改進後 4-4-1

(二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.03655，網路改進後 0.03103

(三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.01527，網路改進後 0.00963

依原預設值的網路收斂效果最佳，顯示已無需再改進網路，因網路仍持續收斂中，為求最佳效果，將學習循環次數增加到 30,000 次，也沒有過度學習的情況發生，訓練範例及測試範例的誤差均方根也較原預設值網路訓練的結果為低，從輸出變數(造價預測值)的誤差百分比來看，僅測試範例 L 的預測誤差百分比有稍微增加之外，其餘測試範例的預測誤差值都有明顯的降低，顯示網路改進後提升了造價預測的精準度。

表 4-17 室內裝修工程測試範例輸出變數

(單位：元)

測試範例	C	E	L	M	T
原造價	53504048	21812783	12664930	90849824	28809895
預設	51769120	18204680	14460370	89687230	30019790
誤差%	-3.24%	-16.54%	14.18%	-1.28%	4.20%
改進後	52094600	20509650	14733850	91157300	29655780
誤差%	-2.63%	-5.97%	16.34%	0.34%	2.94%

六、門窗工程

(一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 4-4-1，網路改進後 4-3-1

(二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.05399，網路改進後 0.04999

(三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.04614，網路改進後 0.03953

網路改進後的門窗工程所有參數幾乎都是原設定值，僅路隱藏層處理單元數改成 3 個，也沒有過度學習的情況發生，訓練範例及測試範例的誤差均方根也較原預設值網路訓練的結果為低。從輸出變數(造價預測值)的誤差百分比來看，測試範例 L,T 的預測誤差百分比較預設值增加，且差距較大，雖然其餘測試範例的預測誤差值都有明顯的降低，整體造價預測的誤差值卻增加，顯示網路改進後無法提高造價預測的精準度。

表 4-18 門窗工程測試範例輸出變數

(單位：元)

測試範例	C	E	L	M	T
原造價	23802327	7736051	6790066	28752686	12234230
預設	19574300	8689509	6650108	30682810	13534270
誤差%	-17.76%	12.32%	-2.06%	6.71%	10.63%
改進後	20056990	8298449	5955203	28750150	13886920
誤差%	-15.74%	7.27%	-12.30%	-0.01%	13.51%

七、設備工程

- (一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 3-3-1，網路改進後 3-2-1
- (二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.07095，網路改進後 0.07134
- (三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.05264，網路改進後 0.05065

測試範例的學習循環次數在 10,000 次有過度學習的情況，到 2,000 次以下才有較低的收斂狀況，測試範例的誤差均方根也較原預設值網路訓練的結果為低。雖然訓練範例的誤差均方根較預設值高，但測試範例的造價預估誤差百分比卻有降低的情況，網路的改進對造價預估的精準度有提升的效果。

表 4-19 設備工程測試範例輸出變數

(單位：元)

案例	C	E	L	M	T
原造價	30865246	11775590	6213512	35882655	18979040
預設	24624010	8916577	7121247	33962460	15441940
誤差 %	-20.22%	-24.28%	14.61%	-5.35%	-18.64%
改進後	24772500	8803800	6859370	34558780	15624820
誤差 %	-19.74%	-25.24%	10.39%	-3.69%	-17.67%

八、雜項工程

- (一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 3-3-1，網路改進後 3-2-1
- (二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.06471，網路改進後 0.06341
- (三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.05154，網路改進後 0.05070

網路改進後隱藏層處理單元數改為 2 個，雖然無過度學習的情況，訓練範例及測試範例的誤差均方根也較原預設值網路訓練的結果為低，但各測試範例的造價預估誤差百分比差異較大，從輸出變數的誤差百分比來看，測試範例 E,L,T 的造價預測誤差百分比增加，顯示網路改進後無法提高造價預測的精準度。

表 4-20 雜項工程測試範例輸出變數

(單位：元)

案例	C	E	L	M	T
原造價	9400744	2803267	1944290	8081695	5180347
預設	7413796	2862286	2290277	8207810	4914013
誤差 %	-21.14%	2.11%	17.80%	1.56%	-5.14%
改進後	7465039	2899884	2363886	7976042	4896584
誤差 %	-20.59%	3.45%	21.58%	-1.31%	-5.48%

九、景觀工程

(一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 3 – 3 – 1，網路改進後 3 – 2 – 1

(二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.05450，網路改進後 0.05703

(三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.04415，網路改進後 0.03699

採預設值網路訓練有過度學習的情況，測試範例的誤差均方根在隱藏層處理單元數 2 個，以及學習次數 4,000 次的收斂效果最好，輸出變數(造價預測值)的誤差百分比除了測試範例 L 外都有明顯的降低，但因為測試範例 L 的差距過大，無法對改進後的網路提升造價預測的精準度。

表 4-21 景觀工程測試範例輸出變數

(單位：元)

案例	C	E	L	M	T
原造價	20763080	3653004	2064028	15404143	5828794
預設	18985730	3192827	2024781	18510400	6061919
誤差%	-8.56%	-12.60%	-1.90%	20.17%	4.00%
改進後	19453470	3417493	2772527	18031720	5821577
誤差%	-6.31%	-6.45%	34.33%	17.06%	-0.12%

十、機電工程

(一) BPN 倒傳遞網路架構：預設值 3-3-1，網路改進後 3-2-1

(二) 訓練範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.02438，網路改進後 0.02312

(三) 測試範例的誤差均方根(RMS)：預設值 0.01555，網路改進後 0.01407

預設值及改進後的網路訓練均未過度學習，且收斂狀況良好，經過網路的改進，測試範例的輸出變數(造價預測值)的誤差百分比均有明顯降低的情況，顯示輸入變數對輸出變數的解釋能力佳，造價預估的誤差百分比大多在±10%以下的水準。

表 4-22 機電工程測試範例輸出變數

(單位：元)

案例	C	E	L	M	T
原造價	54515646	20515321	12714132	93223508	36000000
預設	51778380	20653730	15285300	92131720	38769570
誤差%	-5.02%	0.67%	20.22%	-1.17%	7.69%
改進後	51916860	20523220	14580090	92038420	38676540
誤差%	-4.77%	0.04%	14.68%	-1.27%	7.43%

4.3.2 測試範例總工程造價預測結果

雖然經過倒傳遞類神經網路對各主項工程進行的訓練及改進，但從以上的各主項工程造價預估中仍無法看出類神經網路的整體造價預估成效。從圖 4-3 得知，本研究測試範例各主項工程預估造價的平均絕對誤差百分比 MAPE 值，在網路參數改進後均獲得明顯的改善，僅門窗工程、雜項工程及景觀工程的 MAPE 值較網路參數改進前高，但仍在 3%~7% 之間，屬可接受之誤差範圍。而假設工程及設備工程雖然在網路改進後之 MAPE 值有明顯降低，卻仍在 12%~15% 的誤差範圍。

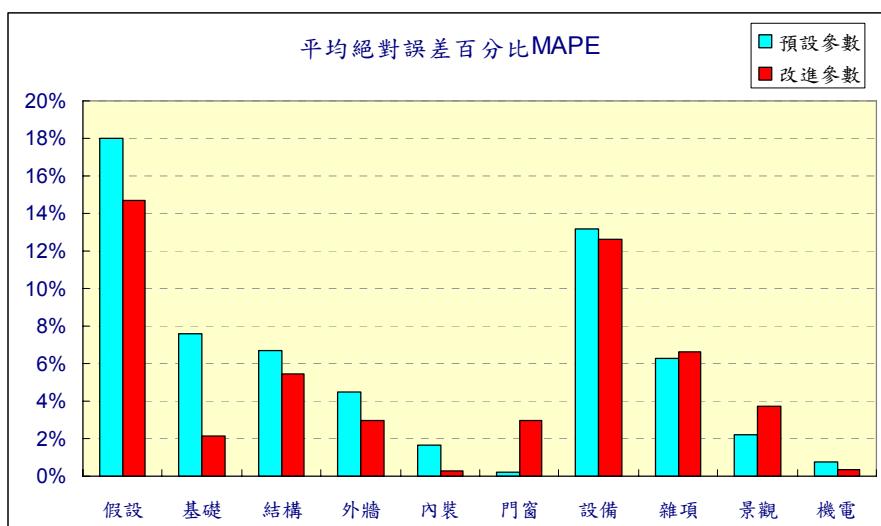


圖 4-3 測試範例網路參數改進前後的平均絕對誤差百分比

如果從工程總價百分比來看，本研究測試範例的平均造價百分比如圖 4-4 及圖 4-5 所示，雖然假設工程及設備工程在網路改進後的平均絕對誤差百分比 MAPE 值在 12%~15% 的誤差範圍，這二個工項佔工程總造價的比例分別為 2.93% 及 6.04%，其誤差對總工程造價的影響為 0.43% 及 0.76%。反觀基礎工程、結構工程、外牆裝修工程、室內裝修工程及機電工程的工程總造價比，加總起來超過 80%，這五項工程的造價預估誤差佔比加總起來，對總工程的造價預估誤差也僅貢獻了 2.14% 而已。從圖 4-3 得知，這五項工程的造價預估誤差百分比，網路修正後僅 +0.35% ~ -5.42%，準確度相對較高。

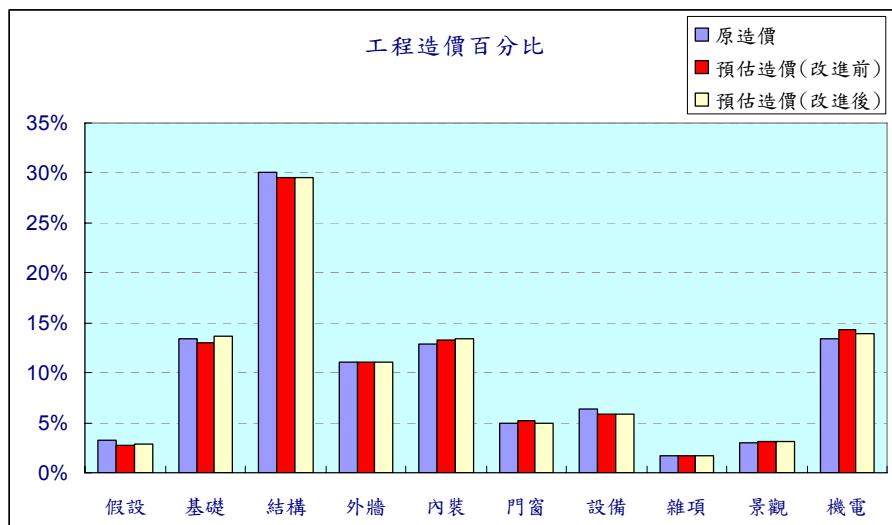


圖 4-4 測試範例網路改進前後工程主項佔總造價百分比

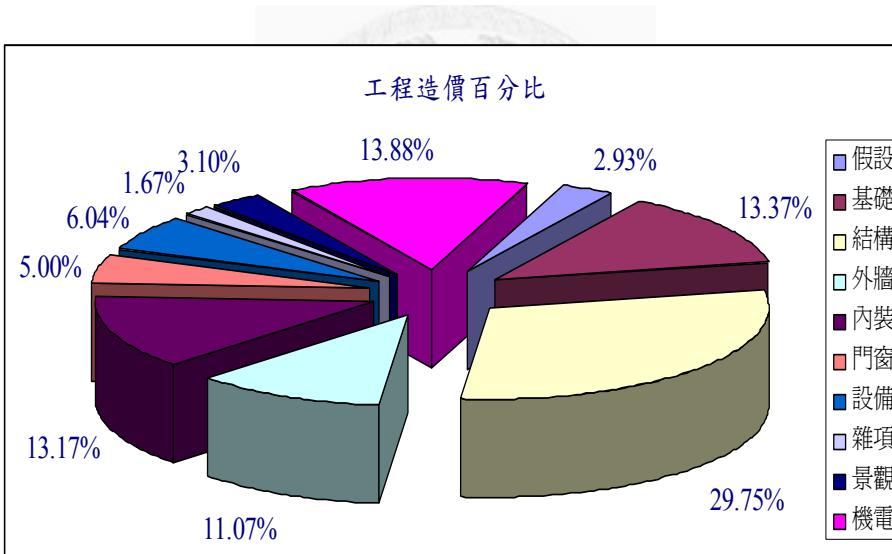


圖 4-5 測試範例工程主項佔總造價平均百分比

表 4-23 是測試範例的各主項工程平均造價百分比、預設參數值預估造價差異百分比、網路參數改進後的預估造價差異百分比，以及各主項工程誤差百分比值佔總工程造價誤差百分比的權重。可以看出部分主項工程的造價預估誤差雖然較大，但因其在總工程造價所佔比例相對較低，故對總工程造價的影響性也較低。反觀在主項工程造價百分比較高的項目，其預估的精準度對造價的影響程度較高。

表 4-23 測試範例網路改進前後造價預估誤差百分比及權重

(單位：萬)

主項	假設	基礎	結構	外牆	內裝	門窗	設備	雜項	景觀	機電	總計
造價%	2.93%	13.37%	29.75%	11.07%	13.17%	5.00%	6.04%	1.67%	3.10%	13.88%	100.00%
預設值	誤差	-17.98%	-7.61%	-6.72%	-4.48%	-1.69%	-0.23%	-13.16%	-6.28%	2.23%	0.76%
	權重	-0.53%	-1.02%	-2.00%	-0.50%	-0.22%	-0.01%	-0.80%	-0.11%	0.07%	0.11%
改進後	誤差	-14.69%	-2.12%	-5.42%	-2.97%	0.25%	-2.99%	-12.63%	-6.60%	3.74%	0.35%
	權重	-0.43%	-0.28%	-1.61%	-0.33%	0.03%	-0.15%	-0.76%	-0.11%	0.12%	0.05%

表 4-24 是從原始 26 個範例中隨機選取的 5 個測試範例(C,E,L,M,T)原始造價、網路預設參數預估造價、網路參數改進預估造價，以及預估造價的誤差百分比。從此表格可以看出，測試範例 C 的預估造價誤差百分比從預設參數的-4.85%，經過網路改進後，預估造價誤差百分比降到-3.2%；測試範例 E 的預估造價誤差百分比在網路改進前後分別為-8.36%、-7.85%；測試範例 M 的預估造價誤差百分比在網路改進前後分別為-4.93%、-3.71%；測試範例 T 的預估造價誤差百分比在網路改進前後分別為-6.9%、-5.18%；顯示倒傳遞類神經網路在經過學習訓練、網路改進之後，確實能達到降低預估誤差的效果。

測試範例 L 的預估造價誤差百分比雖然從網路改進前的 2.16%，到網路改進後增加至 6.41%，但其在網路改進前的造價預估已相當精確，誤差百分比僅 2.16%，即使網路改進後增加到 6.41%，卻仍在預測誤差可接受的範圍內，不會對整體預估誤差造成太大影響；研判測試範例 L 誤差百分比增加的原因為網路改進後，因修正部分誤差較大的預估值，整體數據平差所造成的結果。

表 4-24 測試範例網路改進前後造價預估值及誤差百分比

(單位：萬)

案例	主項	假設	基礎	結構	外牆	內裝	門窗	設備	雜項	景觀	機電	總計
C	原造價	712	3928	11779	5857	5350	2380	3087	940	2076	5452	41561
	預設 造價 誤差	707	5039	11474	4913	5177	1957	2462	741	1899	5178	39547
	改進 後 造價 誤差	704	5300	11608	5041	5209	2006	2477	747	1945	5192	40229
	原造價	707	2284	3888	1974	2181	774	1178	280	365	2052	15683
E	預設 造價 誤差	465	1926	4017	1712	1820	869	892	286	319	2065	14372
	改進 後 造價 誤差	527	1717	4024	1739	2051	830	880	290	342	2052	14453
	原造價	519	1197	2977	1116	1266	679	621	194	206	1271	10047
	預設 造價 誤差	335	1088	2988	1070	1446	665	712	229	202	1529	10264
L	改進 後 造價 誤差	444	1417	2986	1117	1473	596	686	236	277	1458	10691
	原造價	519	1197	2977	1116	1266	679	621	194	206	1271	10047
	預設 造價 誤差	335	1088	2988	1070	1446	665	712	229	202	1529	10264
	改進 後 造價 誤差	444	1417	2986	1117	1473	596	686	236	277	1458	10691
M	原造價	2250	10900	21684	5898	9085	2875	3588	808	1540	9322	67950
	預設 造價 誤差	2065	9592	19475	6151	8969	3068	3396	821	1851	9213	64601
	改進 後 造價 誤差	2005	9902	19962	6308	9116	2875	3456	798	1803	9204	65428
	原造價	2250	10900	21684	5898	9085	2875	3588	808	1540	9322	67950
T	預設 造價 誤差	654	2382	7419	3170	3002	1353	1544	491	606	3877	24500
	改進 後 造價 誤差	715	2881	7423	3079	2966	1389	1562	490	582	3868	24954
	原造價	965	3366	8312	2969	2881	1223	1898	518	583	3600	26316
	預設 造價 誤差	654	2382	7419	3170	3002	1353	1544	491	606	3877	24500

4.4 小結

本研究工程造價案例經過倒傳遞類神經網路訓練及分析後，可得到以下結果：

一、參數設定可先採用預設值，再透過網路改進來修正參數值。

二、為測試是否有過度學習的情況發生，初始訓練可採用 10,000 次學習循環，如有過度學習的狀況再逐次降低，以求取最低的誤差均方根。

三、隱藏層處理單元數目建議可採輸入變數數目。

四、主項工程的造價在總工程造價所佔比例較低時，其造價預估誤差對總工程造價的影響性也較低。故可從主項工程造價佔比較高的項目，控制其造價預估的精準度，建議以佔比 80% 的主項工程來控制預估精準度。

五、倒傳遞類神經網路在經過學習訓練、網路改進之後，確實能達到降低預估誤差的效果。

六、本研究測試範例的造價預估誤差百分比，在預設參數值的網路訓練下，平均絕對誤差百分比 MAPE 值為 5.0%，經過網路改進後的平均絕對誤差百分比 MAPE 值可降低至 3.48%。

七、過去文獻資料在探討工程造價預估時，多採用不同輸入變數直接求取工程總價的方法，本研究採用十個主項工程分別求取造價，除了能分別檢討各主項工程的預估誤差外，亦能有效降低總工程造價的預估誤差。

第五章 工程造價預估模式驗證與比較

為了驗證倒傳遞類神經網路的訓練及改善後的網路模式是否可以準確的推估工程造價，本研究從 30 個案例中隨機選取 4 個案例做為驗證網路使用，其中 3 個為驗證範例，1 個為未知範例；由於這 4 個案例並未參予 26 個原始範例建立之網路模型訓練，僅作為倒傳遞類神經網路訓練後測試驗證用，故而其推估的工程造價，應能作為驗證網路訓練的成效，以及日後其他相關個案工程造價推估使用。

5.1 倒傳遞類神經網路預估模型檢核

本研究將所收集的 30 筆工程造價案例分成訓練範例 21 筆、測試範例 5 筆、驗證範例 3 筆及未知範例 1 筆，利用 26 筆原始範例建立之網路模型，對驗證範例及未知範例進行預測，再比較造價預估的結果與實際造價的差異，以確認倒傳遞類神經網路應用在建築工程可行性分析階段的工程造價預估是否可行。

5.1.1 驗證範例造價預測結果

從表 5-1 可以看出，驗證範例 T-1 在假設工程、基礎工程、室內裝修工程及機電工程的造價預估在網路改進後誤差增加，但增加比例及其相對佔總造價的權值較低，故而改進前後的誤差百分比差異不大；預設參數值網路訓練後推估的造價誤差百分比為 6.14%，網路改進後為 6.25%。

驗證範例 T-2 的造價預估誤差百分比，在網路改進前後也有明顯的差異，從預設參數值網路訓練後推估的造價誤差百分比-1.33%，到網路改進後為 0.99%。雖然網路改進後的造價預估值較網路改進前更接近原造價，但誤差百分比的差距達 2.32%，且基礎工程、結構工程、外牆裝修工程、室內裝修工程、門窗工程及機電工程的造價預估誤差百分比明顯地增加，顯見網路改進對驗證範例的造價預估誤

差並沒有太大的效益。

驗證範例 T-3 的造價預估誤差百分比在網路改進前後分別為-6.9%及-6.78%。

其中在假設工程、基礎工程、門窗工程、設備工程、景觀工程及機電工程的造價預估誤差百分比都有增加的趨勢，但因為差距不大，故而網路改進前後的誤差百分比差異相對較低。

整體而言，在經過 26 個原始範例所建立之網路模型訓練後，以 3 個驗證範例所驗證的結果，工程造價預估誤差百分比在 $\pm 6\%$ 左右。在建築工程可行性分析階段的造價預估如能獲得 $\pm 10\%$ 以內的預估誤差，即可作為投資者評估的依據，本研究證實了倒傳遞類神經網路應用在建築工程造價預估確實可行。

表 5-1 驗證範例網路改進前後造價預估值及誤差百分比

(單位：萬)

案例	主項	假設	基礎	結構	外牆	內裝	門窗	設備	雜項	景觀	機電	總計
T-1	原造價	1308	7279	13664	4902	6540	2419	2700	875	1547	6797	48031
	預設值	1232	7541	14764	5150	7037	2570	3166	1060	1638	6822	50982
	誤差	-5.83%	3.61%	8.05%	5.06%	7.61%	6.27%	17.27%	21.20%	5.86%	0.38%	6.14%
	修正後	1095	7553	14652	5078	7601	2551	3083	1056	1634	6729	51033
T-2	原造價	986	5615	8145	3124	3416	1938	1769	646	805	4048	30490
	預設值	1092	4747	8477	2779	3522	1672	2031	744	618	4401	30084
	誤差	10.78%	-15.45%	4.09%	-11.04%	3.10%	-13.71%	14.83%	15.16%	-23.20%	8.72%	-1.33%
	修正後	1012	4676	8568	3607	3628	1606	1928	732	619	4414	30791
T-3	原造價	1932	11817	22344	7442	10277	3740	3210	1099	2642	9831	74335
	預設值	1962	10791	20294	6834	9225	3274	3476	1068	2473	9806	69203
	誤差	1.59%	-8.69%	-9.17%	-8.17%	-10.24%	-12.46%	8.27%	-2.77%	-6.42%	-0.25%	-6.90%
	修正後	1966	10365	20505	6861	9391	3237	3519	1069	2426	9957	69295
	誤差	1.78%	-12.29%	-8.23%	-7.81%	-8.63%	-13.47%	9.62%	-2.68%	-8.20%	1.28%	-6.78%

5.1.2 未知範例造價預測結果

為了進一步驗證倒傳遞類神經網路應用於建築工程造價預估的可行性，於 30 個案例中隨機選取 1 個作為未知範例，以推估造價的準確性。

從表 5-2 可以看出，未知範例 unk 的造價預估誤差百分比在網路改進前後分別為 4.42% 及 3.63%，網路改進對未知範例的造價預估的誤差百分比差異不大，因為網路改進前的預估值精確度的表現已經不錯，故網路改進後最整體造價預估的誤差影響有限。

從以上的驗證範例到未知範例的工程造價推估誤差百分比都能控制在 $\pm 10\%$ 以內，再次驗證了倒傳遞類神經網路應用於工程造價預估的準確性。

表 5-2 未知範例網路改進前後造價預估值及誤差百分比

(單位：萬)

案例	主項	假設	基礎	結構	外牆	內裝	門窗	設備	雜項	景觀	機電	總計	
unk	原造價	1001	5524	8691	3798	3513	2034	1966	695	979	4803	33005	
	預設值	造價	1054	5277	9633	3609	4040	1867	2318	837	839	4991	34464
	誤差		5.34%	-4.48%	10.83%	-4.97%	14.99%	-8.22%	17.92%	20.34%	-14.26%	3.91%	4.42%
	修正後	造價	934	5221	9645	3756	3999	1821	2201	824	805	4996	34202
	誤差		-6.66%	-5.49%	10.97%	-1.12%	13.82%	-10.49%	11.98%	18.52%	-17.76%	4.02%	3.63%

5.2 其他預測方法比較

本研究的工程造價預估方法，是將建築工程分成十個工程主項，利用可行性分析階段所能取得的工程資訊，設定 12 個輸入變數(X1~X12)，採用反應權值分析挑選出與各工程主項相關的變數 3~5 個，分別作為倒傳遞類神經網路的輸入變數，建立 10 個網路模式，推估各主項工程的造價，並將各工程主項的推估造價加總後得出總工程造價，其目的就是希望藉由探討與各主項工程相關的變數，透過各自的網路學習訓練及改進，能使造價預估更趨精確。然而，這種方法需要較多的時間來進行，在專案可行性分析階段若是沒有充分的時間進行各主項工程的分析，或是取得資訊有限時，是否能有更簡便的方法推估工程造價，又能將誤差控制在可接受的範圍內。本節將採用第三章變數選擇的方式，找出能用最少變數推估精確造價的方法。

5.2.1 以重要變數直接求取工程總價

從第三章的變數選擇中，可以發現到幾個重要的輸入變數，如果能用這幾個變數來直接推估工程總價，就可簡化造價預估的流程與時間。為瞭解輸入變數與輸出變數之間的重要程度及關係，本研究利用 3.4.2 節的類神經網路反應權值分析以及最小誤差均方根，試圖找出影響工程總價的重要輸入變數，並加以分析比較其差異性。

茲列舉以下十種輸入變數組合型式，並列出表 5-3 分析比較各類型變數組合及類神經網路反應權值的關係，輸出變數為總工程造價。

一、TYPE 1：選用五個輸入變數 X1、X2、X3、X4、X5，全部的輸入變數皆對輸出變數成正比，基地面積(X1)及地上層層數(X5)的反應權值較低。

二、TYPE 2：另外再選用 X2、X3、X4、X5、X6 這五個輸入變數，除了地上層層數(X5)及地下室層數(X6)對輸出變數成微小反比之外，其餘變數皆對輸出變數成正比，且反應權值較高。

三、TYPE 3：選用三個輸入變數 X2、X3、X4，皆呈明顯的正相關。

四、TYPE 4：選用四個輸入變數 X1、X2、X3、X4，再將基地面積(X1)加入，發現其正相關反應權值仍偏低。

五、TYPE 5：選用另外五個輸入變數 X7、X8、X9、X10、X11，擋土形式(X7)相關性較低，棟數(X11)成負相關，其餘皆明顯正相關。

六、TYPE 6：再將組合調整成 X7、X8、X9、X10、X12 這五個輸入變數，雖然全部屬正相關，但僅開挖面積(X8)及建蔽率(X9)相關係數較高。

七、TYPE 7：選用五個輸入變數 X1、X2、X3、X4、X8，發現基地面積(X1)的反應權值較開挖面積(X8)為低。

八、TYPE 8：選用五個輸入變數 X2、X3、X4、X8、X9，全部為正相關，建蔽率(X9)相關係數較低。

九、TYPE 9：選用五個輸入變數 X2、X3、X4、X8、X10，除戶數(X10)為負相關外，其餘皆為正相關。

十、TYPE 10：選用四個輸入變數 X2、X3、X4、X8，反應權值均呈正相關從表 5-3 及以上輸入變數組合分析後，可以發現影響工程總價的重要輸入變數有：基地面積(X1)、總樓地板面積(X2)、地上層面積(X3)、地下室面積(X4)、開挖面積(X8)，與這幾個重要變數相關的組合有 TYPE 1、TYPE 3、TYPE 4、TYPE 7、TYPE 8、TYPE 9。為進一步驗證何種組合為最佳的倒傳遞類神經網路模式，必須再從各組合類型的誤差均方根及判定係數來比較其對造價預估的準確性。

表 5-3 各類型變數組合及類神經網路反應權值

類型	變數組合及反應權值				
TYPE 1	X1	X2	X3	X4	X5
	0.0298	0.1136	0.1233	0.1192	0.0015
TYPE 2	X2	X3	X4	X5	X6
	0.1492	0.1252	0.1299	-0.0002	-0.0086
TYPE 3	X2	X3	X4		
	0.1265	0.0892	0.1061		
TYPE 4	X1	X2	X3	X4	
	0.0265	0.1063	0.1468	0.1193	
TYPE 5	X7	X8	X9	X10	X11
	0.0522	0.2953	0.1552	0.1634	-0.1587
TYPE 6	X7	X8	X9	X10	X12
	0.0239	0.2811	0.1565	0.0704	0.0533
TYPE 7	X1	X2	X3	X4	X8
	0.0014	0.1140	0.1429	0.0856	0.0498
TYPE 8	X2	X3	X4	X8	X9
	0.1245	0.1330	0.0636	0.0509	0.0125
TYPE 9	X2	X3	X4	X8	X10
	0.1307	0.1416	0.0612	0.0702	-0.0321
TYPE 10	X2	X3	X4	X8	
	0.1421	0.1215	0.0710	0.0602	

表 5-4 倒傳遞類神經網路輸入變數對照表

編號	X1	X2	X3	X4	X5	X6
變數名稱	基地面積	總樓地板面積	地上層面積	地下室面積	地上層層數	地下室層數
編號	X7	X8	X9	X10	X11	X12
變數名稱	擋土形式	開挖面積	建蔽率	戶數	棟數	外牆形狀係數

從表 5-5 及圖 5-1 可以看出，TYPE 9 無論是在訓練範例及測試範例的誤差均方根(RMS)皆為最低，判定係數(R^2)最高，說明這個輸入變數的組合對全部範例的離散程度最低，精準度最高；另外，TYPE 4 在測試範例的 RMS 與 R^2 的表現也僅次於 TYPE 9，故選擇 TYPE 4 及 TYPE 9 的變數組合來做進一步的網路改進。

表 5-5 各類型變數組合之誤差均方根及判定係數

類型	誤差均方根(RMS)		判定係數(R^2)	
	訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例
TYPE 1	0.01623	0.02783	0.9914	0.9827
TYPE 2	0.01752	0.02776	0.9900	0.9827
TYPE 3	0.01853	0.03010	0.9888	0.9797
TYPE 4	0.01615	0.02672	0.9915	0.9840
TYPE 5	0.02784	0.10298	0.9748	0.7624
TYPE 6	0.03018	0.07863	0.9704	0.8615
TYPE 7	0.01533	0.02874	0.9924	0.9815
TYPE 8	0.01433	0.02841	0.9933	0.9819
TYPE 9	0.01377	0.02339	0.9938	0.9877
TYPE 10	0.01556	0.02992	0.9921	0.9799

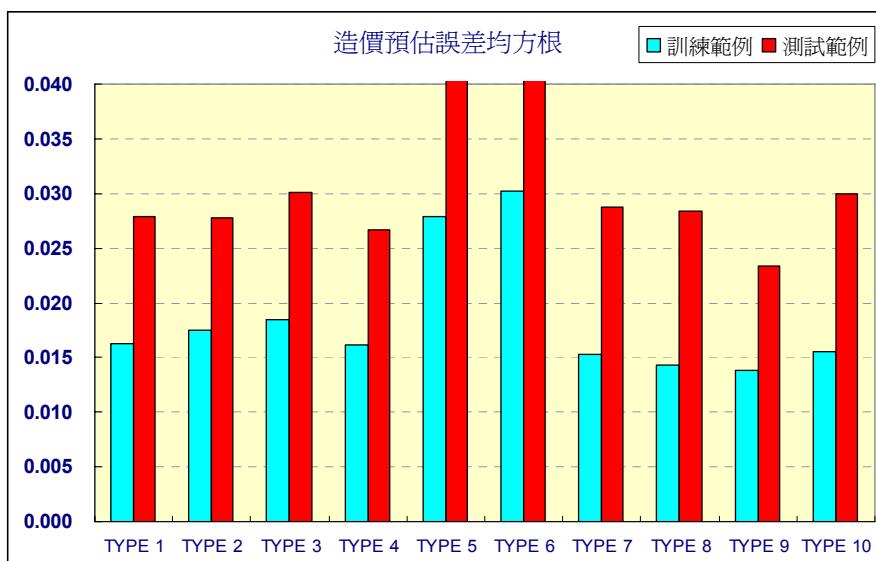


圖 5-1 各類型變數組合之誤差均方根

TYPE 4 及 TYPE 9 變數組合所訓練的倒傳遞類神經網路，經過網路改進後的參數設定詳表 5-6，從表中可以看出經過改進後的網路參數，誤差均方根均已大幅下降，顯示網路改進後的預測誤差有集中且縮小的情況。

表 5-6 TYPE 4 及 TYPE 9 變數組合網路修正後之誤差均方根及判定係數

設定參數	類型	因數 (次數)	誤差均方根		判定係數	
			訓練範例	測試範例	訓練範例	測試範例
隱藏層 處理單元數	TYPE 4	4	0.01615	0.02672	0.9915	0.9840
	TYPE 9	5	0.01377	0.02339	0.9938	0.9877
學習循環 次數	TYPE 4	50000	0.01304	0.01155	0.9945	0.9970
	TYPE 9	50000	0.01211	0.01885	0.9952	0.9920
學習速率	TYPE 4	5	0.01286	0.01071	0.9946	0.9974
	TYPE 9	10	0.01036	0.01505	0.9965	0.9949
慣性因子	TYPE 4	0.1	0.01282	0.01060	0.9947	0.9975
	TYPE 9	0.5	0.01036	0.01505	0.9965	0.9949

一般而言學習循環次數設定為 10,000 次即可達到所需的預測模式，但如果誤差均方根仍持續在收斂中，則可嘗試 15,000 次、20,000 次、30,000 次，甚至是 50,000 次的學習循環次數。這兩種類型的學習循環次數設定到 50,000 次仍無過度學習的情況發生，但因為測試範例的誤差均方根已接近訓練範例，且訓練時間過長，對造價預估的差異不大，故選用 50,000 次作為學習循環次數。

另外，從圖 5-2 到圖 5-5 可以看出這兩種類型的網路誤差收斂狀況及預測結果散佈圖。TYPE 4 的網路誤差收斂圖測試範例已低於訓練範例，顯示網路訓練的效果良好；而 TYPE 9 的網路誤差收斂圖測試範例也已接近訓練範例，且判定係數均已超過 0.99，顯示這兩種模式的造價預估已相當精準。從預測結果散佈圖中可以看出，訓練範例及測試範例均趨近於對角線，表示誤差相當低。

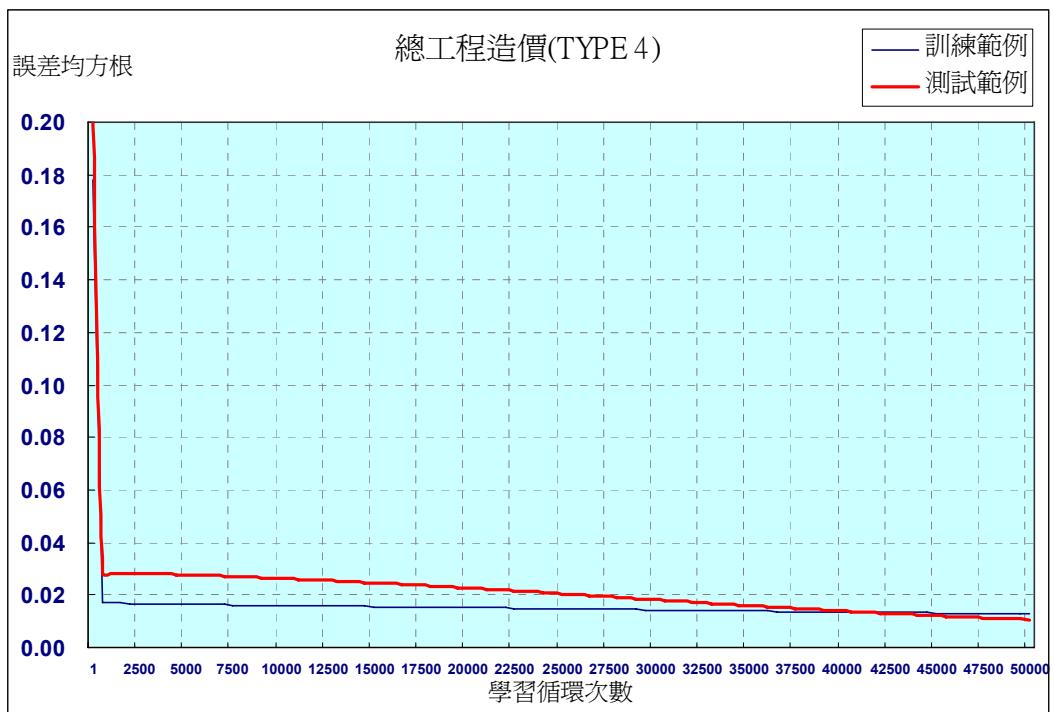


圖 5-2 TYPE 4 網路改進後誤差收斂圖

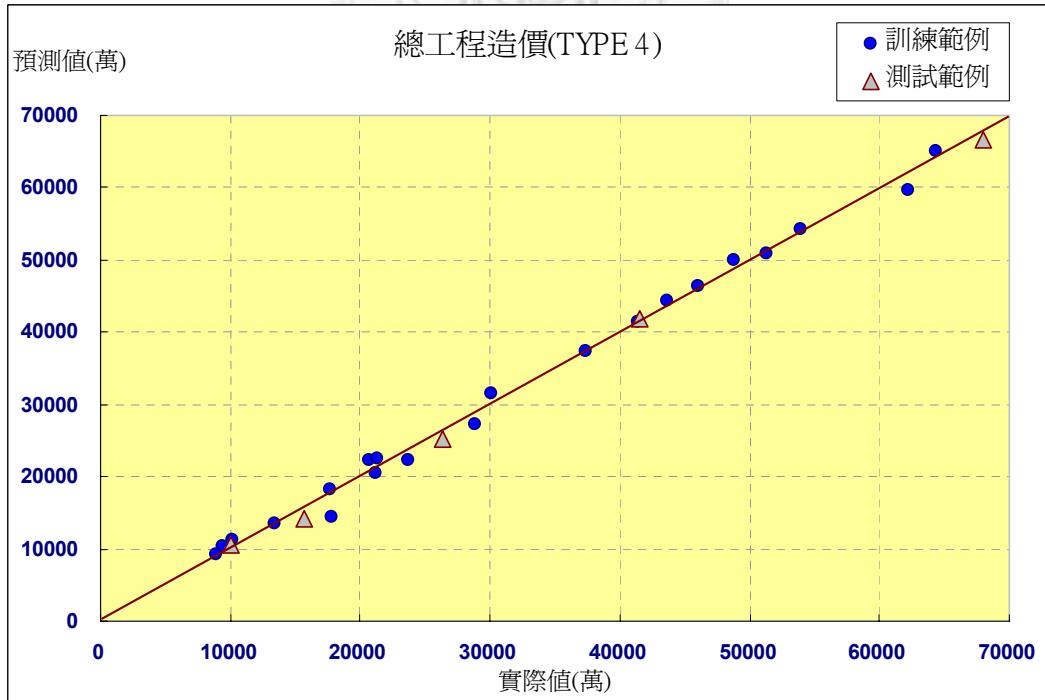


圖 5-3 TYPE 4 網路改進後預測結果散佈圖

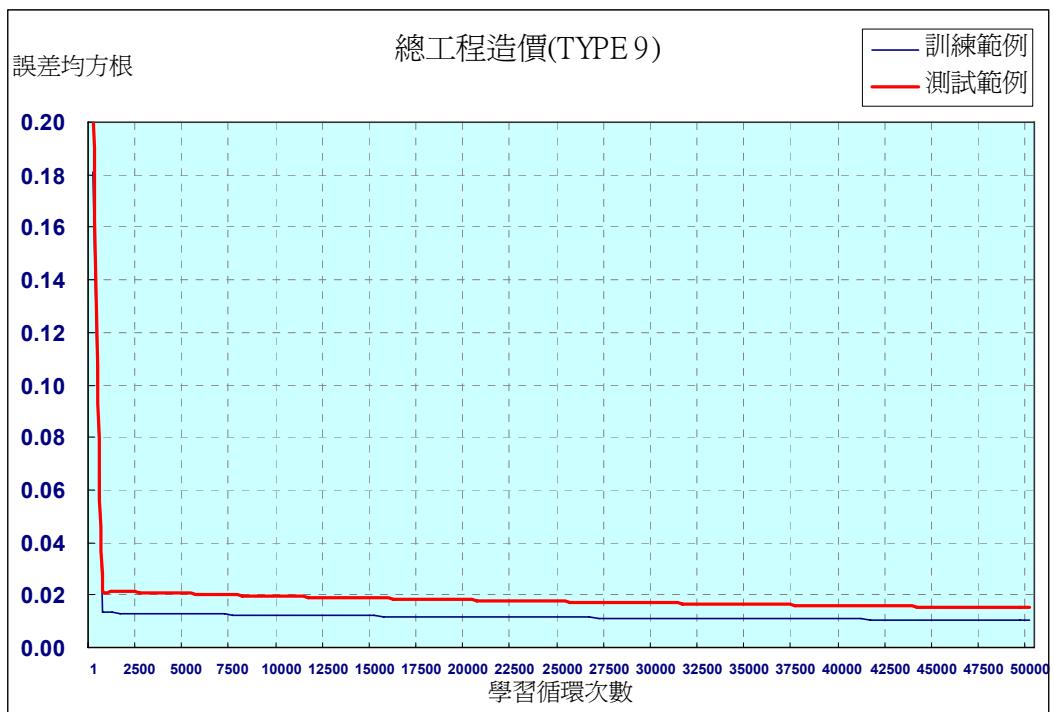


圖 5-4 TYPE 9 網路改進後誤差收斂圖

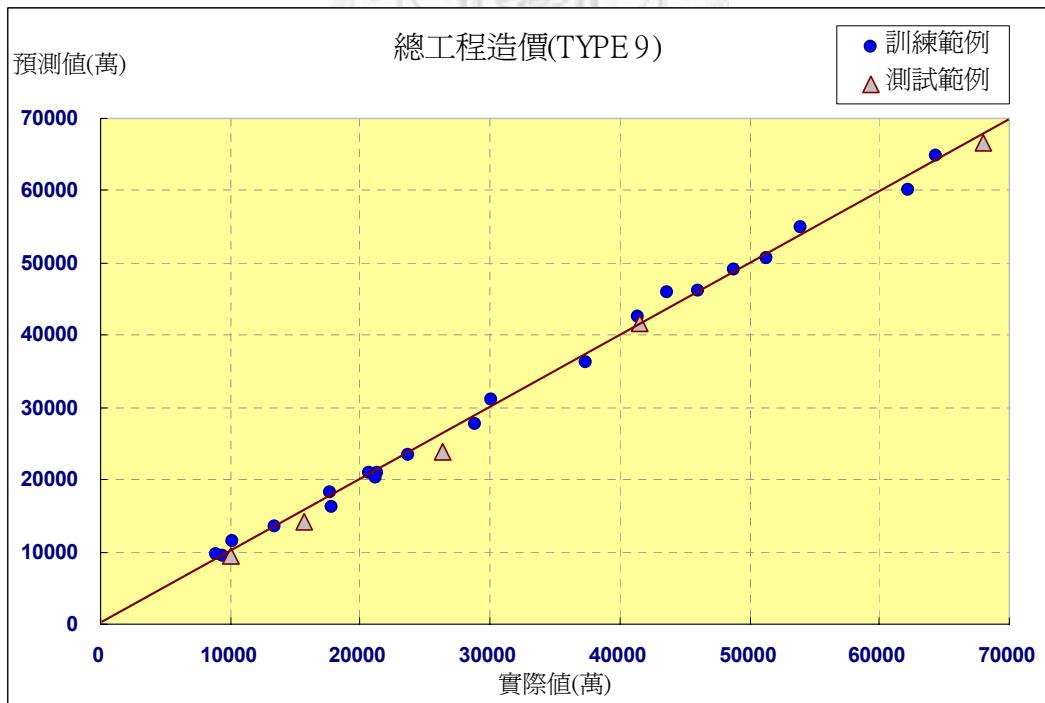


圖 5-5 TYPE 9 網路改進後預測結果散佈圖

表 5-7 及 5-8 分別說明了本研究以工程主項各自預估工程造價的加總金額(以下簡稱主項工程)及採用重要輸入變數所建立的兩種網路模式(TYPE 4 及 TYPE 9)直接推估工程總價的結果，以下針對這三種網路推估模式進行分析比較。

表 5-7 工程主項、TYPE 4 及 TYPE9 測試範例網路改進前後造價及誤差

(單位：萬)

案 例	網路類型	主項工程	TYPE4	TYPE9
	輸入變數	X1~X12	X1X2X3X4	X2X3X4X8X10
C	原造價	41561	41561	41561
	預設值 造價	39547	41539	41236
	誤差	-4.85%	-0.05%	-0.78%
	修正後 造價	40229	41942	41620
E	原造價	15683	15683	15683
	預設值 造價	14372	13187	13708
	誤差	-8.36%	-15.92%	-12.60%
	修正後 造價	14453	14160	14154
L	原造價	10047	10047	10047
	預設值 造價	10264	9687	9416
	誤差	2.16%	-3.58%	-6.28%
	修正後 造價	10691	10530	9354
M	原造價	67950	67950	67950
	預設值 造價	64601	63002	64013
	誤差	-4.93%	-7.28%	-5.79%
	修正後 造價	65428	66686	66656
T	原造價	26316	26316	26316
	預設值 造價	24500	24376	23747
	誤差	-6.90%	-7.37%	-9.76%
	修正後 造價	24954	25244	23771
	誤差	-5.18%	-4.07%	-9.67%

表 5-8 工程主項、TYPE 4 及 TYPE9 驗證範例網路改進前後造價及誤差

(單位：萬)

案 例	網路類型	主項工程	TYPE4	TYPE9
	輸入變數	X1~X12	X1X2X3X4	X2X3X4X8X10
T-1	原造價	48031	48031	48031
	預設值 造價	50982	51647	50146
	誤差	6.14%	7.53%	4.40%
	修正後 造價	51033	49980	49262
T-2	原造價	30490	30490	30490
	預設值 造價	30084	29278	29750
	誤差	-1.33%	-3.98%	-2.43%
	修正後 造價	30791	28962	30475
T-3	原造價	74335	74335	74335
	預設值 造價	69203	66669	65573
	誤差	-6.90%	-10.31%	-11.79%
	修正後 造價	69295	70934	66085
unk	原造價	33005	33005	33005
	預設值 造價	34464	33642	34461
	誤差	4.42%	1.93%	4.41%
	修正後 造價	34202	32767	34473
	誤差	3.63%	-0.72%	4.45%

從加入倒傳遞類神經網路訓練的 5 個測試範例所推估的工程造價來看，主項工程預估的修正後工程造價誤差百分比在-7.85%~+6.41%(誤差均方根 0.05541)，TYPE 4 網路預估的誤差百分比在-9.71%~+4.80%(誤差均方根 0.05260)，TYPE 9 網路預估的誤差百分比在-9.75%~+0.14%(誤差均方根 0.06926)；顯示 TYPE 4 及 TYPE 9 網路與主項工程的預估值精確度相當。

另外，從 3 個驗證範例及 1 個未知範例的推估造價來看，主項工程預估的修正後工程造價誤差百分比在-6.78%~+6.25%(誤差均方根 0.04979)，TYPE 4 網路預估的誤差百分比在-5.01%~+4.06%(誤差均方根 0.03970)，TYPE 9 網路預估的誤差百分比在-11.10%~+4.45%(誤差均方根 0.06114)；在驗證及未知範例這三種網路模式的推估都優於訓練及測試範例，TYPE 4 及 TYPE 9 網路的預估值精確度仍與主項工程所預估的結果相差不大。

由以上分析內容可知，在建築工程可行性分析階段，若是沒有充分的時間進行各主項工程的分析，或是取得資訊有限時，在選擇少數關鍵重要的輸入變數直接推估工程總價是可行的。

5.2.2 以統計方法預測結果

根據文獻資料張俊利(2004)[\[29\]](#)的線性迴歸分析法預測本研究案例中 5 個測試範例及 3 個驗證範例之結果如下：

表 5-9 文獻資料之迴歸方程式

項次	項目	迴歸方程式
1	假設工程	$Y=1056.8X+867300$
2	基礎工程	$Y=6837.74X+6047535.01$
3	結構體工程	$Y=14533.53X+2419425.74$
4	裝修工程	$Y=12736.4X+7352093.22$
5	門窗工程	$Y=2450.9629X+3405353.1938$
6	設備工程	$Y=1908.19X+2526490.14$
7	景觀工程	$Y=0.0003X^3-3.1699X^2+10490.5024X-7320219.2683$
8	景觀工程	$Y=7476.54X+4786126.88$
9	雜項工程	$Y=0.0001X^3-0.9074X^2+3543.2443X-940910.1953$

【資料來源：29】

因變數 Y：各案例分項工程造價

自變數 X：各案例總樓地板面積

建筑工程總價=假設工程+基礎工程+結構體工程+裝修工程+門窗工程+設備工程+景觀工程+景觀工程+雜項工程

表 5-10 迴歸方程式預估造價及誤差

案例	C	E	L	M	T	T-1	T-2	T-3
原造價	41561	15683	10047	67950	26316	48031	30490	74335
總樓地板面積(m^2)	13190.95	4108.37	2360.70	25387.47	8340.80	16975.82	9629.52	27670.60
總樓地板面積(坪)	3990.26	1242.78	714.11	7679.71	2523.09	5135.18	2912.93	8370.36
假設工程	720	309	230	1272	501	892	559	1376
基礎工程	4721	2060	1548	8295	3300	5830	3678	8964
結構體工程	8557	2901	1813	16152	5537	10914	6339	17574
裝修工程	8240	3283	2330	14896	5593	10306	6297	16142
門窗工程	1868	914	730	3149	1358	2265	1494	3388
設備工程	1436	694	551	2434	1040	1746	1145	2620
景觀工程	443	198	94	3140	536	508	532	4863
景觀工程	4904	1994	1434	8811	3350	6116	3763	9542
雜項工程	723	319	165	2556	542	973	588	3369
預估總價	31613	12673	8895	60706	21758	39549	24395	67839
誤差%	-23.94%	-19.20%	-11.47%	-10.66%	-17.32%	-17.66%	-19.99%	-8.74%

註：各案例之工程造價換算成 98 年度之物價指數基準

5.3 小結

本研究工程造價預估模式經驗證與比較後，得到以下結果：

一、未參予原始範例建立之網路模型訓練的 3 個驗證範例(T-1、T-2、T-3)，經測試的結果，工程造價預估誤差百分比在 $\pm 6\%$ 左右。

二、未知範例(unk)的造價預估誤差百分比在網路改進前後分別為 4.42% 及 3.63%，因為網路改進前的預估值已相當精確，網路改進後對未知範例造價預估的誤差影響有限。

三、在建築工程可行性分析階段的造價預估如能獲得 $\pm 10\%$ 以內的預估誤差即可作為投資者評估的依據，本研究證實了倒傳遞類神經網路可應用在建築工程造價預估。

四、經測試十種輸入變數組合型式直接求取工程總價，其中 TYPE 4 及 TYPE 9 網路的預估值與主項工程網路法所預估的工程造價精確度差距不大。

五、在建築專案初期，若沒有充分的時間進行各分項工程的分析，或是取得資訊有限時，在選擇少數關鍵重要的輸入變數直接推估工程總價是可行的。

六、經測試文獻資料線性迴歸分析法預估的結果，誤差百分比為-8.74%~-23.94%。

第六章 結論與建議

建築工程專案在可行性分析階段，往往需要針對專案投資成本進行分析及評估，以作為投資者判斷是否可執行此專案的決策依據。建築工程造價的預估在專案中佔有一定的重要性，但由於專案初期所能取得的資訊相當有限，如何能利用有限的資訊，快速且準確的預估工程造價，實為投資者或開發人員需注重的課題。

本研究利用過去的歷史個案資訊，以倒傳遞類神經網路發展出預估建築工程造價的模式，希望藉由這個網路系統，能提供投資者或開發人員在建築專案可行性分析階段時，一個投資決策上有用的工程造價預估模式。

6.1 結論

本研究應用類神經網路中的「倒傳遞演算法」，建構出一套住宅建築工程造價預估模式，並彙整前述之研究過程及成果，提出以下幾點結論：

一、各主項工程造價佔總工程造價比例的高低，會影響總工程造價的預估誤差，若能從佔比超過 80%的幾個主項工程來控制其造價預估的精準度，將可有效提高總工程造價的預估準確率。

二、透過倒傳遞類神經網路對案例資料的學習訓練，並改進網路參數後，可有效降低預估值的誤差百分比。

三、本研究利用建築工程在可行性分析階段所能取得之專案資訊來預估工程造價，經由研究成果分析顯示，測試範例的平均絕對誤差百分比 MAPE 值為 3.48%，驗證範例及未知範例的 MAPE 值為 6.78% 及 3.48%，因此適合作為建築專案投資效益的決策評估使用。

四、影響工程造價的重要輸入變數有：基地面積、總樓地板面積、地上層面積、地下室面積，在專案初期如果受限於時間或取得資訊時，可利用本研究的預估模式，用以上的重要輸入變數快速且直接地推估總工程造價。

五、根據文獻資料的線性迴歸分析法預測本研究案例中 5 個測試範例及 3 個驗證範例，其預測誤差高於本研究的預估結果，顯示類神經網路有較好的預測能力，可以成為建築工程造價預估的有利工具。

6.2 後續研究建議

為使案例的資料內容能有相同的比較基準，以及造價的預估能較為精確，本研究所收集的案例資料為詳細預算書、建築面積表及平立面圖等，在研究範圍上亦做了部分限制，僅針對大台北地區的 RC 結構住宅建築造價進行比較研究。若能將研究範圍及類型加以擴大，將可作為後續研究的參考：

一、本研究所收集的案例資料為建設公司或營造廠的成本預算，受限於時間以及資料的取得不易，若能擴大案例的樣本數量，以類神經網路的效能而言，相信仍有許多可供深入探討的價值。

二、本研究所提出之工程造價預估模式，僅針對住宅建築工程。於未來實際應用時，可考慮依照本研究發展之方法及架構，對不同類型之工程，以綜合彙整或分別建構之方式，建立工程造價預估模式。

三、本研究案例屬一般型式住宅建築，針對裝修形式較為特殊的住宅建築，例如近年來興起的豪宅，其所選用的裝修建材設備標準不同，若能針對不同的裝修等級進行探討，將是值得進一步研究的課題。

參考文獻

[中文文獻]

1. 丁建智，營建成本及財務管理，詹氏書局，93 年。
2. 王杰琴，工程造價基本參數研究，四川理工學院學報(自然科學版)，Vol. 20，No. 4，pp.77-81，Aug，2007。
3. 王儀婷，工料成本與房屋建築造價關係之探討，臺灣海洋大學河海工程學系碩士論文，2006。
4. 史天興、劉仲宜，土木建築工程估價，五洲出版社，71 年。
5. 行政院公共工程委員會，公共建設工程經費估算編列手冊，台北市：工程會，87 年。
6. 余家祥，以案例式推理建構建築工程成本估算系統，中央大學土木工程研究所碩士論文，2001。
7. 何德全，淺談提高工程造價的真實性和準確性，黑龍江：油氣田地面工程，Vol. 27，No. 6，pp.72，Jun，2008。
8. 李昱儒，主項比例估價法於大陸地區住宅建築工程快速成本估價系統之應用，中華大學營建管理研究所碩士論文，2004。
9. 李惠妍、吳宗正、溫敏杰，迴歸模式與類神經網路在台股指數期貨預測之研究，經營管理論叢，Vol. 2，No. 1，pp.83-99，May，2006。
10. 李學能，高雄地區中高層國民住宅工程造價調查與分析，成功大學建築研究所碩士論文，1995。
11. 李健雄，建築估價，詹氏書局，79 年。
12. 林秉毅，工程專案生命週期成本估價方法之探討，交通大學土木工程學系碩士論文，2004。

13. 林金面，施工估價，文笙書局，90 年。
14. 周述發、李清和，建築工程造價管理，武漢理工大學出版社，2002。
15. 洪憶萬，建築工程估價學(上冊)，大中國圖書，62 年。
16. 高國棟、劉寶、武曉娟，基于神經網路的工程造價模型的建立，北京：現代商業，第 5 期，pp.178，2009。
17. 袁建新、遲曉明，建築工程預算(第二版)，中國建築工業出版社，2004。
18. 徐玉政，建築工程造價推估之迴歸模型研究，銘傳大學管理研究所碩士在職專班碩士論文，2008。
19. 唐俊，基于動態模糊神經網路的建設工程造價估算系統，湖南城市學院學報(自然科學版)，Vol. 17，No. 4，pp.63-66，Dec，2008。
20. 黃春田，工程估價精確度預測之分析，台灣科大營建技術系碩士論文，1993。
21. 許程洁、周曉靜，建築工程估價，北京：機械工業出版社，2004。
22. 郭坤池，規劃設計階段使用之參數估價研究---以八十二年度台中市之十三、十四層 R C 造集合住宅為例，淡江大學建築(工程)學系碩士論文，1994。
23. 郭炳煌，以統計方法與類神經網路模式預估工程直接成本之研究，高雄第一科技大學營建工程系碩士論文，2001。
24. 郭福云，層次分析法在投資決策階段控制工程造價的應用與實踐，河北工業科技，Vol. 26，No. 5，pp.362-365，Sep，2009。
25. 翁祖忻、林利國、呂騏竹，應用複迴歸與倒傳遞類神經網路模式探討排水溝工程成本預測之相依性—以南投地區為例，台灣公路工程，Vol. 33，No.2，pp.2-18，Feb，2007。
26. 陳信夫，建築工程成本估算法之比較研究---與類神經網路估算法之研究，台灣大學土木工程研究所碩士論文，1996。
27. 陳小龍、王立光，基于建築設計參數分析模型的工程造價估算，上海：同濟大學學報(自然科學版)，Vol. 37，No. 8，pp.1115-1121，Aug，2009。

28. 陳耀茂、殷純淵，類神經網路 PCNeuron 使用手冊，鼎茂圖書出版，93 年。
29. 張俊利，建築工程造價之預測與探討---以大台北地區 RC 集合住宅為例，中央大學土木工程研究所碩士論文，2004。
30. 傅鴻源、楊毅，BP 神經網路在建築工程估算中的應用分析，重慶大學學報，Vol. 31，No. 9，pp.1078-1082，Sep，2008。
31. 湯騫武，試論建築工程造價的估算與分析，山東：科技信息，第 1 期，pp.105 & pp.81，2007。
32. 葉怡成、彭釗哲、連立川，類神經網路與經驗公式在高性能混凝土抗壓強度預測之比較，技術學刊，Vol. 20，No. 3，pp.261-268，Jul，2005。
33. 葉怡成，應用類神經網路，儒林圖書，93 年。
34. 楊柏榮，支援規劃設計階段之估價資訊系統，台灣科技大學營建工程技術系碩士論文，1994。
35. 楊秉蒼，建築概算估價應用實務，詹氏書局，98 年。
36. 歐文雄，台灣地區中高層集合住宅造價之研究，成功大學建築研究所碩士論文，1987。
37. 潘銘達，土木施工規劃與估價，行政院國軍退除役官兵輔導委員會，80 年。
38. 賴碧瑩，應用類神經網路於電腦輔助大量估價之研究，住宅學報，Vol. 16，No. 2，pp.43-65，Dec，2007。
39. 鍾恕，工程估價系統個體導向模式之分析，台灣大學土木工程研究所碩士論文，1992。
40. 謝邦昌、邱志洲，類神經網路分析，曉園出版社，89 年。
41. 謝文山，演化式建築工程成本概算模式之研究，台灣科技大學營建工程系碩士論文，2001。
42. 謝明恕，高雄地區集合住宅工程數量推估模式之研究，成功大學建築研究所碩士論文，1996。

[英文文献]

43. Anderson, Sweeney, Williams , Statistics for business and Economics 9th ed. , South Western, a division of Thomson Learning, Inc. , 2007 。
44. Bell, Lansford C. and Albert Kaminsky, DATA BASE FOR PRELIMINARY COST ESTIMATING , *Journal of Transportation Engineering*, Vol. 113, No. 4, July, 1987.
45. Creese, R.C. and Li,L. Cost Estimation of Timber Bridges Using Neural Network , *Cost Engineering* , Vol. 37(5), pp.17-22, 1995.
46. Hojjat, Adeli., and Mingyang, Wu., Regularization Neural Network for Construction Cost Estimation , *Journal of Construction Engineering and Management*, Vol.124, pp18-24. 1998.
47. Ji, Sae-Hyun; Moonseo Park ; Hyun-Soo Lee ; and Jong-San Lee, Data Preprocessing Based Parametric Cost Model for Building Projects: With Case Studies of Korean Construction Projects , *Journal of Construction Engineering and Management*. January 15, 2010.
48. Karshenas, S., Predesign cost estimating method for multistory building , *Journal of Construction Engineering and Management.*, Vol. 100, No. 1, pp.79-86, 1984.
49. Karshenas, Saeed, PREDESIGN COST ESTIMATING METHOD FOR MULTISTORY BUILDINGS , *Journal of Construction Engineering and Management*, Vol. 110, No. 1, March, 1984.
50. Kim, G. H.; D. S. Seo; and K. I. Kang, Hybrid Models of Neural Networks and Genetic Algorithms for Predicting Preliminary Cost Estimates , *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 19, No. 2, April 1, 2005.
51. Koenigseker, N. A., Parametric estimating of buildings , *Cost Engineering*, Vol. 24, No. 6, pp. 327-332, 1982.

52. Oberlender , Garold D. , Project management for engineering and construction,2nd ed. , McGraw-Hill,Inc , 2006 。
53. Project management Institute , A Guide to project management body of knowledge,4th ed. , 2009 。
54. Stoy, Christian; Spiro Pollalis; and Hans-Rudolf Schalcher, Drivers for Cost Estimating in Early Design: Case Study of Residential Construction ,*Journal of Construction Engineering and Management*,Vol. 134, No. 1, January 1, 2008.

[網頁部分]

55. 行政院主計處網頁 : <http://www.dgbas.gov.tw>



附錄一 案例輸入變數資訊

案例	輸入變數					
	X1	X2	X3	X4	X5	X6
	基地面積	總樓地板面積	地上層總面積	地下室總面積	地上層數	地下層數
	m ²	m ²	m ²	m ²	層	層
A	1702.66	4348.79	2647.01	1701.78	9	2
B	1504.00	21038.68	15658.91	5379.77	15	4
C	3418.00	13190.95	8950.69	4240.26	13	2
D	1119.33	2289.96	1730.40	559.56	5	1
E	755.00	4108.37	2717.23	1391.14	9	2
F	4533.00	25734.89	14195.62	11539.27	12	3
G	869.74	3008.24	2306.79	701.45	11	1
H	1499.50	7430.60	4756.30	2674.30	12	2
I	2575.00	17467.73	11212.81	6254.92	15	3
J	1174.00	7235.34	4028.64	3206.70	10	3
K	2214.50	7446.11	5486.46	1959.65	10	2
L	463.00	2360.70	1526.28	834.42	9	2
M	3206.66	25387.47	18305.92	7081.55	12	3
N	2458.75	10310.78	6853.50	3457.28	13	2
O	2673.50	14665.94	8784.94	5881.00	11	3
P	1582.33	4650.66	3256.68	1393.98	9	2
Q	1877.50	6879.02	4812.38	2066.64	12	2
T-1	3021.50	16975.82	9815.04	7160.78	11	3
R	3444.74	20475.97	13519.60	6956.37	14	3
S	1716.50	16191.20	11502.39	4688.81	12	3
T-2	1622.20	9629.52	5353.92	4275.60	7	3
T	1467.80	8340.80	5631.59	2709.21	14	3
U	610.34	2494.35	2067.28	427.07	10	1
T-3	4967.63	27670.60	17907.20	9763.40	11	4
V	2156.86	12312.13	7970.55	4341.58	12	3
W	1345.95	5895.08	3884.66	2010.43	10	2
X	2779.64	16788.06	10614.79	6173.28	12	3
Y	1776.30	8990.45	6118.79	2871.66	11	2
Z	3430.19	12959.35	9005.98	3953.37	12	2
unk	1817.53	10962.16	6098.66	4863.50	9	3

驗證案例：T-1、T-2、T-3

未知案例：unk

案例	輸入變數					
	X7	X8	X9	X10	X11	X12
	擋土形式	開挖面積	建蔽率	戶數	棟數	外牆形狀係數
		m ²	%	戶	棟	
A	1	903.57	26.98%	60	2	1.030
B	2	1274.45	78.50%	115	2	1.050
C	2	2074.43	23.97%	71	3	1.160
D	1	626.48	34.95%	20	2	1.025
E	2	661.91	40.68%	16	1	1.050
F	2	3932.23	41.79%	187	4	1.030
G	1	715.50	33.68%	19	1	1.250
H	2	1285.40	32.74%	86	2	1.020
I	1	2115.17	31.70%	83	1	1.450
J	2	1026.29	45.00%	18	1	1.060
K	2	945.96	34.94%	46	2	1.110
L	1	425.55	45.00%	24	1	1.030
M	2	2178.02	52.74%	87	2	1.045
N	2	1679.92	28.36%	79	2	1.110
O	2	2311.69	38.87%	52	2	1.040
P	1	1052.03	39.98%	24	1	1.030
Q	2	1006.80	28.00%	42	2	1.060
T-1	2	2352.70	41.20%	93	3	1.050
R	1	2830.67	32.70%	102	1	1.343
S	2	1481.33	51.40%	62	2	1.030
T-2	2	1380.42	45.00%	25	1	1.600
T	1	892.00	38.95%	37	1	1.160
U	1	439.07	37.30%	19	1	1.040
T-3	2	2381.30	34.11%	135	1	1.040
V	2	1600.10	42.52%	72	2	1.060
W	1	957.25	34.46%	36	1	1.160
X	2	2056.54	39.99%	68	2	1.030
Y	1	1303.44	37.23%	35	1	1.110
Z	1	2231.94	46.12%	65	2	1.160
unk	2	1564.36	35.60%	22	1	1.343

驗證案例：T-1、T-2、T-3

未知案例：unk

附錄二 建築工程物價指數（建築工程類）銜接表

營造工程物價指數（建築工程類）銜接表														
基期：民國 95 年=100														
時 間	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月	年指數	
民國 80 年	69.65	69.83	69.65	69.64	69.50	69.18	69.20	69.07	69.06	69.23	69.42	69.49	69.41	
民國 81 年	69.80	70.38	73.65	74.96	75.09	75.32	76.10	76.08	76.89	77.26	77.49	79.17	75.18	
民國 82 年	79.48	78.99	79.46	80.19	80.16	80.17	80.24	80.35	80.05	80.00	79.80	79.53	79.87	
民國 83 年	79.27	79.44	79.45	79.43	79.11	78.79	78.57	78.49	78.74	79.13	78.97	78.75	79.01	
民國 84 年	79.40	80.28	80.70	80.86	80.65	80.62	80.32	80.57	80.81	80.79	80.63	80.29	80.49	
民國 85 年	80.09	79.82	79.60	79.42	79.30	78.81	78.63	78.66	78.68	78.58	78.46	78.69	79.06	
民國 86 年	78.65	78.78	78.94	79.28	79.28	79.21	79.20	79.17	79.10	78.97	79.29	79.77	79.14	
民國 87 年	80.31	80.62	80.69	80.37	80.25	80.24	80.20	80.08	79.93	79.97	79.82	79.55	80.17	
民國 88 年	79.43	79.35	79.43	79.64	79.71	79.54	79.49	79.27	79.11	79.29	79.29	79.27	79.40	
民國 89 年	78.81	78.97	79.16	79.23	79.22	79.16	78.98	78.74	78.47	78.48	78.25	78.11	78.80	
民國 90 年	77.96	77.80	77.69	77.53	77.42	77.48	77.35	77.54	77.25	77.22	77.13	77.10	77.46	
民國 91 年	77.15	77.37	77.57	77.91	78.31	79.41	79.48	79.32	78.74	78.63	78.76	78.96	78.47	
民國 92 年	79.75	81.10	81.99	81.69	80.96	80.68	81.29	81.68	81.82	81.79	82.34	84.09	81.60	
民國 93 年	86.80	91.49	94.29	93.54	92.88	92.23	93.98	95.06	94.95	95.60	94.93	94.39	93.35	
民國 94 年	93.92	94.53	94.95	94.86	94.09	93.02	92.95	93.29	94.00	94.11	93.84	93.87	93.95	
民國 95 年	94.25	94.72	95.79	97.62	100.59	101.44	101.81	101.79	102.22	102.92	103.39	103.47	100.00	
民國 96 年	103.88	104.90	106.72	108.38	109.29	110.12	110.03	110.11	110.64	112.06	112.37	114.08	109.38	
民國 97 年	116.52	119.12	122.54	125.27	127.47	130.36	130.33	127.88	123.04	118.52	113.17	111.30	122.13	
民國 98 年	110.53	110.57	108.94	108.86	108.91	108.92	109.35	110.10	110.81	110.03	109.70	109.97	109.72	
民國 99 年	111.26	111.71	112.80	115.57	115.40									

資料來源：行政院主計處

附錄三 案例輸出變數資訊

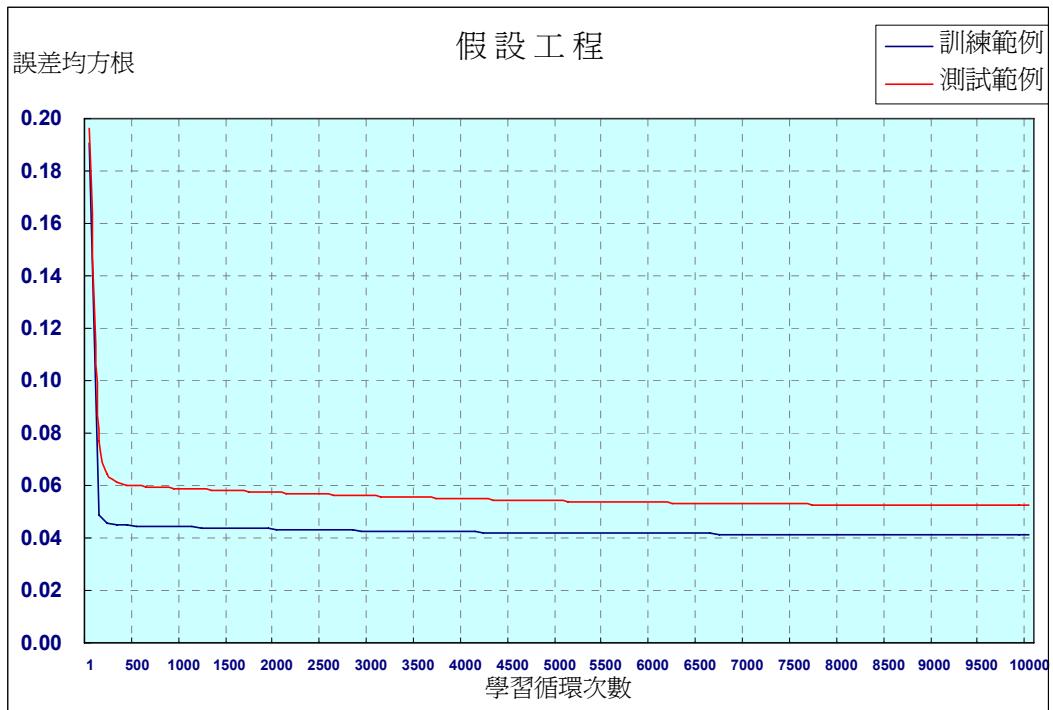
案例	輸出變數					
	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6
	假設	基礎	結構	外牆	內裝	門窗
A	2776940	18954598	39406817	11697398	17471380	6519900
B	19720304	90046006	177428737	47279505	73378444	22232786
C	7120376	39280061	117785208	58570377	53504048	23802327
D	1949180	7370189	24705159	12934540	11602775	6495995
E	7068072	22844426	38880715	19743689	21812783	7736051
F	11963182	99322296	194415558	58226368	86679108	32716484
G	4718118	11354588	29897897	10298885	14149829	4633226
H	5306155	33072638	62466572	18315913	26317789	9550216
I	8700267	37243335	146203761	69294319	79427248	28418981
J	7253721	38284034	67125976	28299768	25890204	10903517
K	4684995	29434512	56913713	27020930	24387823	13651885
L	5185768	11966429	29766153	11160224	12664930	6790066
M	22497245	109000603	216835554	58976903	90849824	28752686
N	5997874	34988128	86562887	36671391	38292421	15956252
O	12302859	69333957	125457258	45926585	50320552	19860438
P	6962272	18683699	52282703	22948904	20239825	12710586
Q	4015700	23355237	59532178	29174389	26551724	12750803
T-1	13083568	72787069	136639499	49021895	65398000	24187017
R	13570452	52399894	177297690	80053513	94169240	33252259
S	16652106	74394788	139688200	46630890	59402122	20032367
T-2	9856953	56148331	81445647	31237888	34164899	19375932
T	9652480	33663895	83123175	29690658	28809895	12234230
U	3183445	7569029	27928050	10901264	14303666	5779079
T-3	19318521	118174688	223438002	74422243	102773574	37404629
V	10050736	55280519	111178921	39781489	48306346	18604728
W	4418252	16741630	51158340	21655822	24916062	9998301
X	14302013	74342673	148902694	48434931	62256333	22184206
Y	8342162	28079129	85157904	34648585	39380656	15994038
Z	9470795	40507719	118146484	55095410	54123101	22748443
unk	10009744	55242933	86914399	37982867	35132235	20341260

案例	輸出變數					
	Y7	Y8	Y9	Y10	Σy_n	單位造價
	設備	雜項	景觀	機電	總計	坪/元
A	11559904	2032470	7812590	16620159	134852156	102509.49
B	24322751	6049225	2201230	76603349	539262337	84733.71
C	30865246	9400744	20763080	54515646	415607114	104155.34
D	6620312	2764889	1533172	12696649	88672859	128008.09
E	11775590	2803267	3653004	20515321	156832918	126195.04
F	30274911	11821556	23507717	94372445	643299627	82635.30
G	4864457	1939377	4243820	16132622	102232818	112344.67
H	11930626	5428848	6570103	33737265	212696125	94625.96
I	40586886	10084832	14276763	78630179	512866570	97060.50
J	12554893	4236850	9429187	33404510	237382659	108458.77
K	9624915	2317186	4923347	34138705	207098013	91943.52
L	6213512	1944290	2064028	12714132	100469530	140691.61
M	35882655	8081695	15404143	93223508	679504815	88480.53
N	20464262	7130424	13038508	42477357	301579504	96690.80
O	23679577	9209313	15708238	64735312	436534090	98397.23
P	11625985	4464240	3461378	24285996	177665586	126288.37
Q	13828517	4006028	8782804	30165533	212162913	101957.11
T-1	26998850	8747549	15473487	67969010	480305944	93532.37
R	45688811	12103325	18673826	95407505	622616515	100519.60
S	23711949	6398344	9247803	64190721	460349292	93990.33
T-2	17686005	6458414	8046206	40482725	304903000	104672.28
T	18979040	5180347	5828794	36000000	263162514	104301.59
U	6096597	1486913	3408405	13150964	93807411	124323.83
T-3	32101785	10988900	26422065	98310000	743354407	88807.97
V	20125307	6362997	10542500	53973288	374206831	100473.84
W	13170815	3526659	5778602	25732597	177097078	99310.69
X	27484754	8250669	12936569	69220062	488314904	96155.48
Y	20597608	5808706	7843101	42211116	288063006	105920.72
Z	28583762	9072097	20005520	56518614	414271945	105676.12
unk	19656584	6951921	9787946	48026703	330046592	99529.95

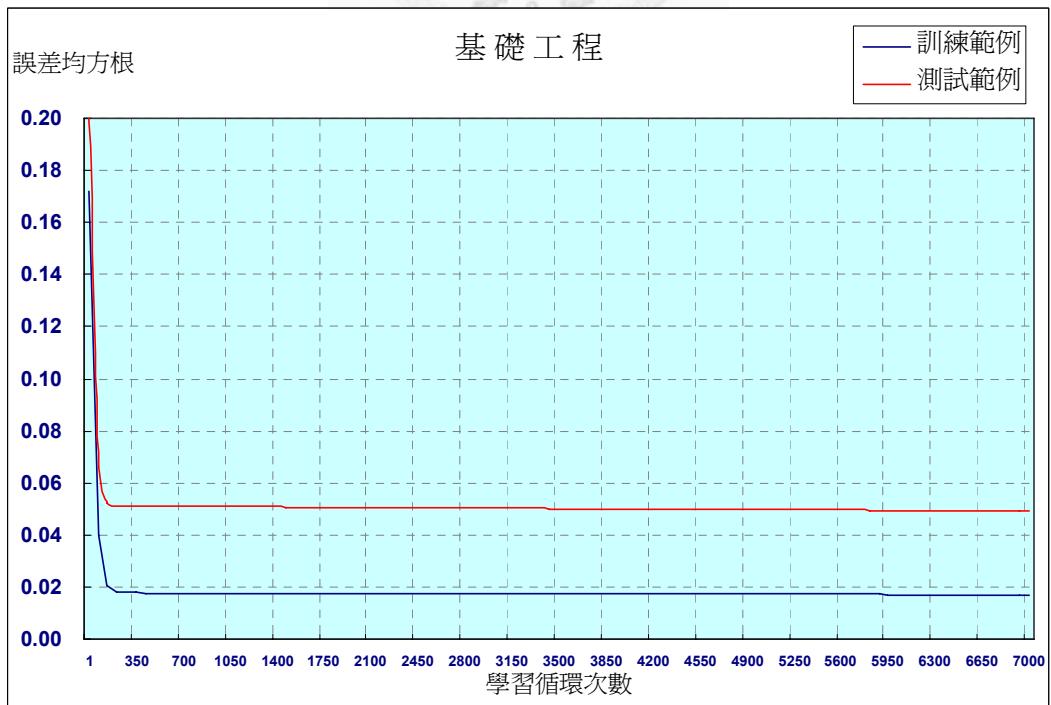
註：各案例之工程造價換算成 98 年度之物價指數基準

附錄四 類神經網路誤差收斂圖

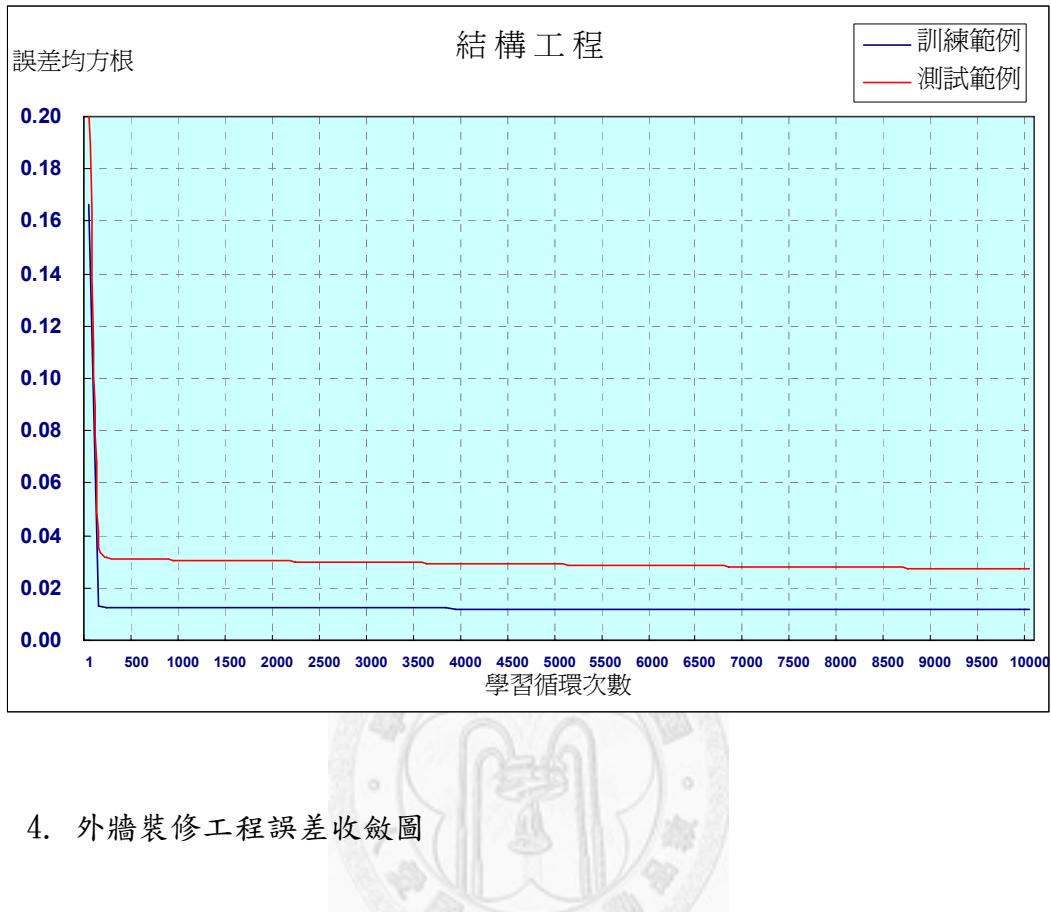
1. 假設工程誤差收斂圖



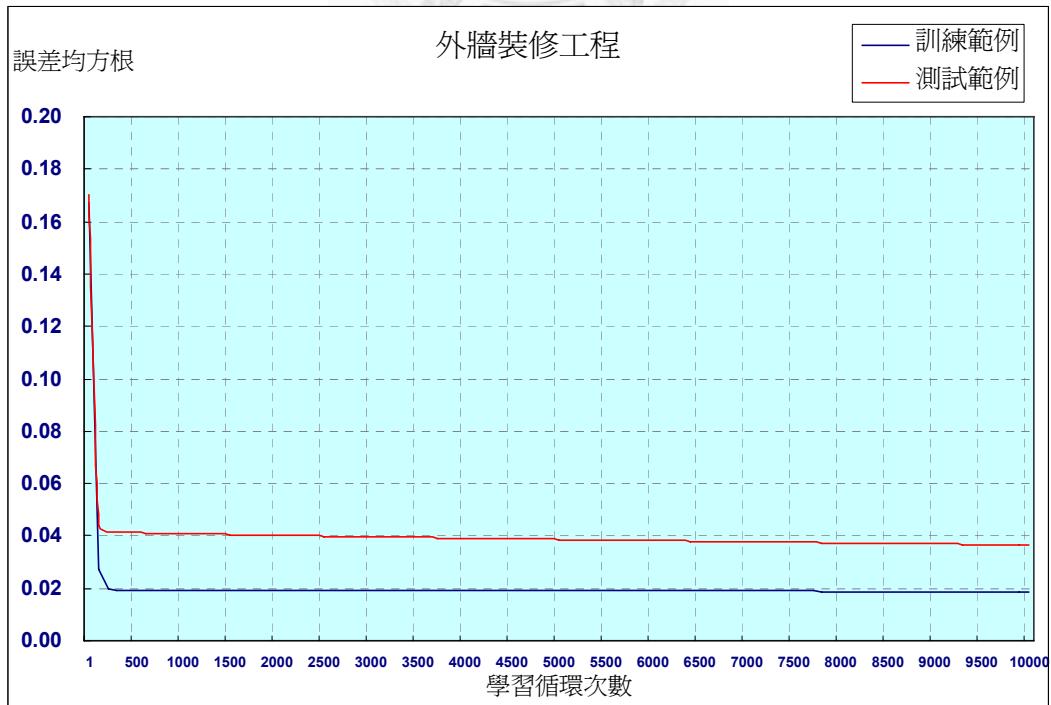
2. 基礎工程誤差收斂圖



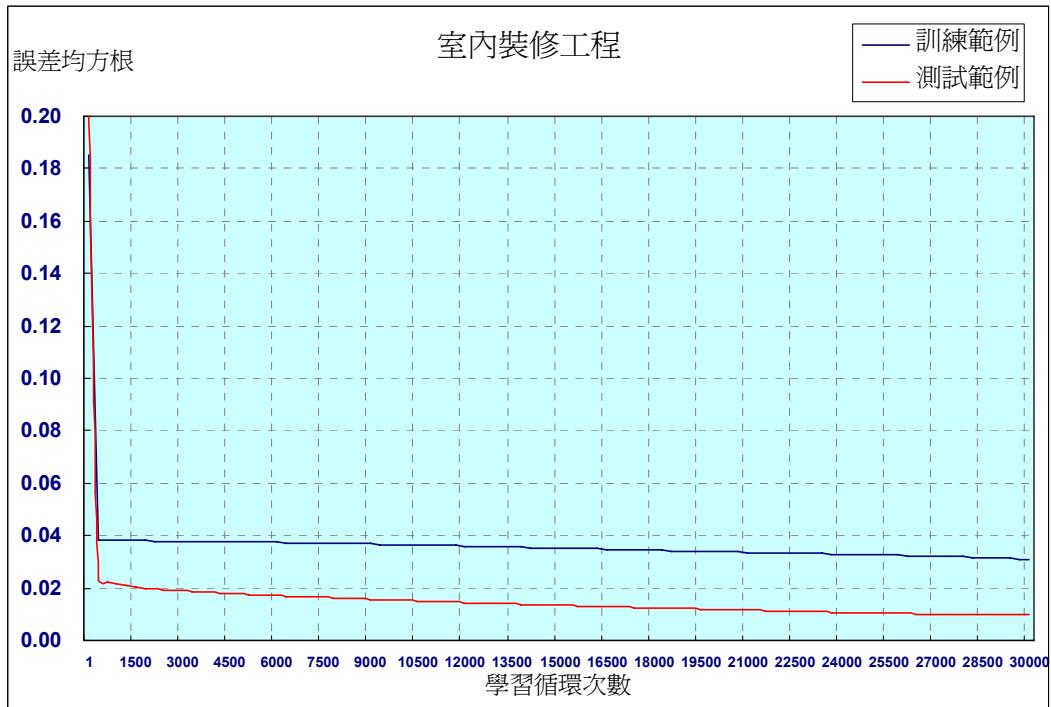
3. 結構體工程誤差收斂圖



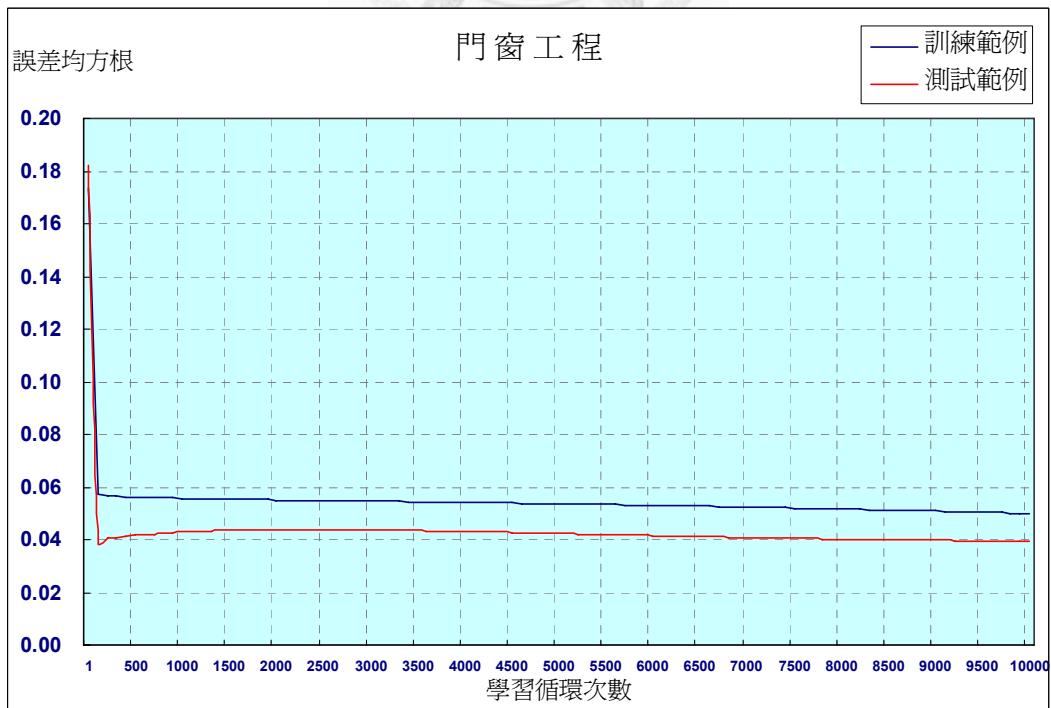
4. 外牆裝修工程誤差收斂圖



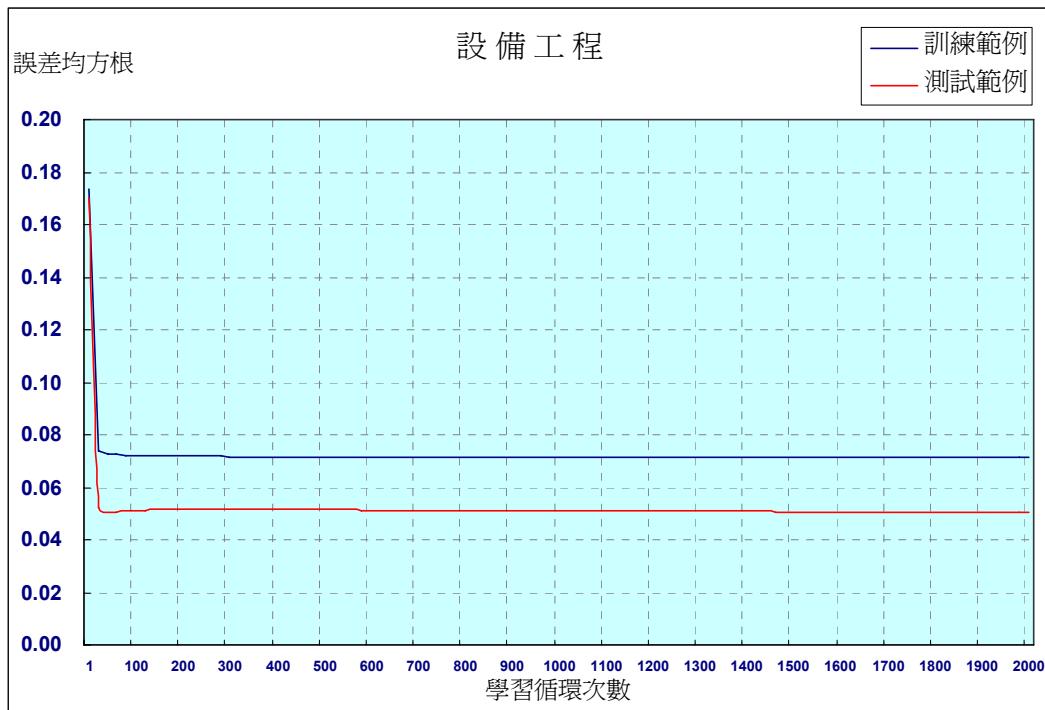
5. 室內裝修工程誤差收斂圖



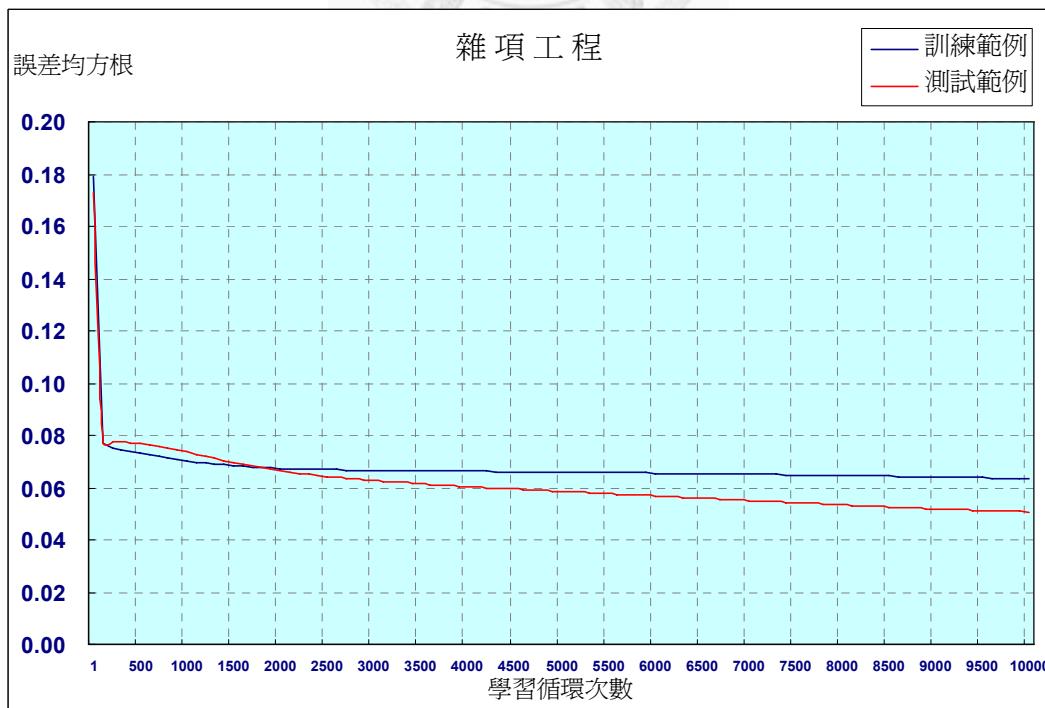
6. 門窗工程誤差收斂圖



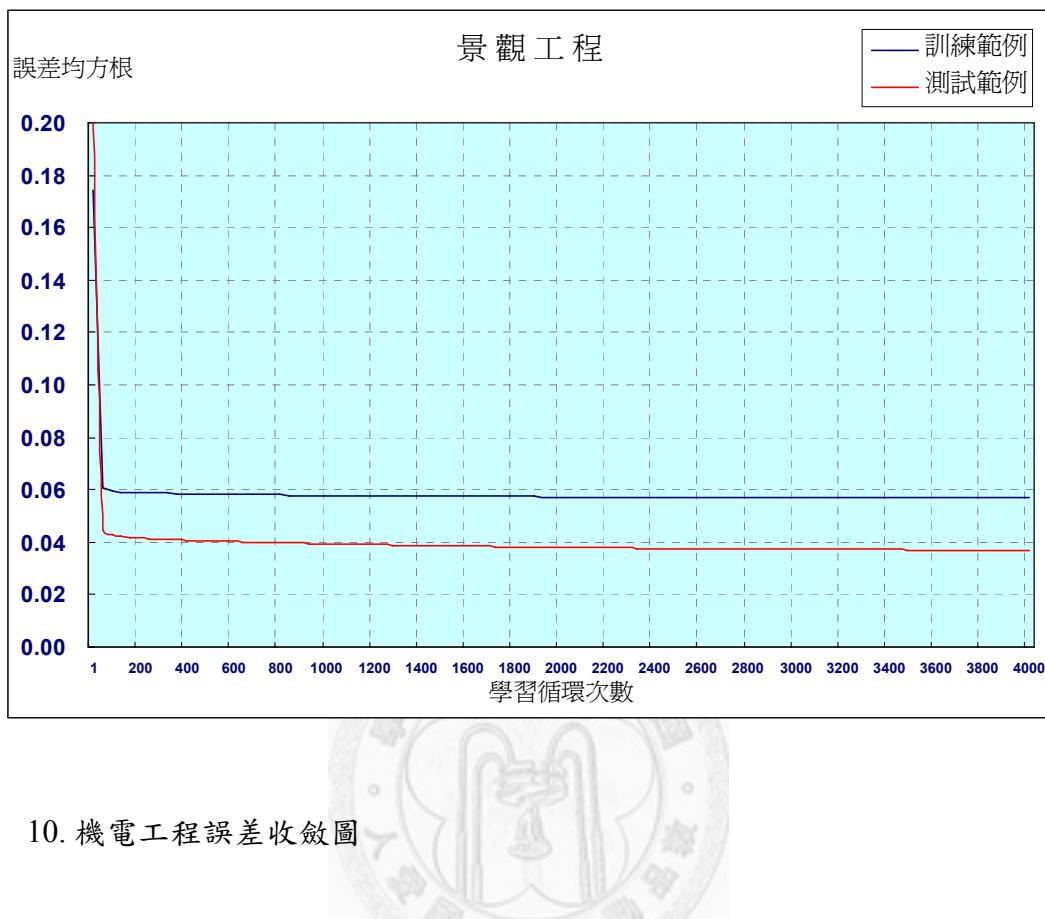
7. 設備工程誤差收斂圖



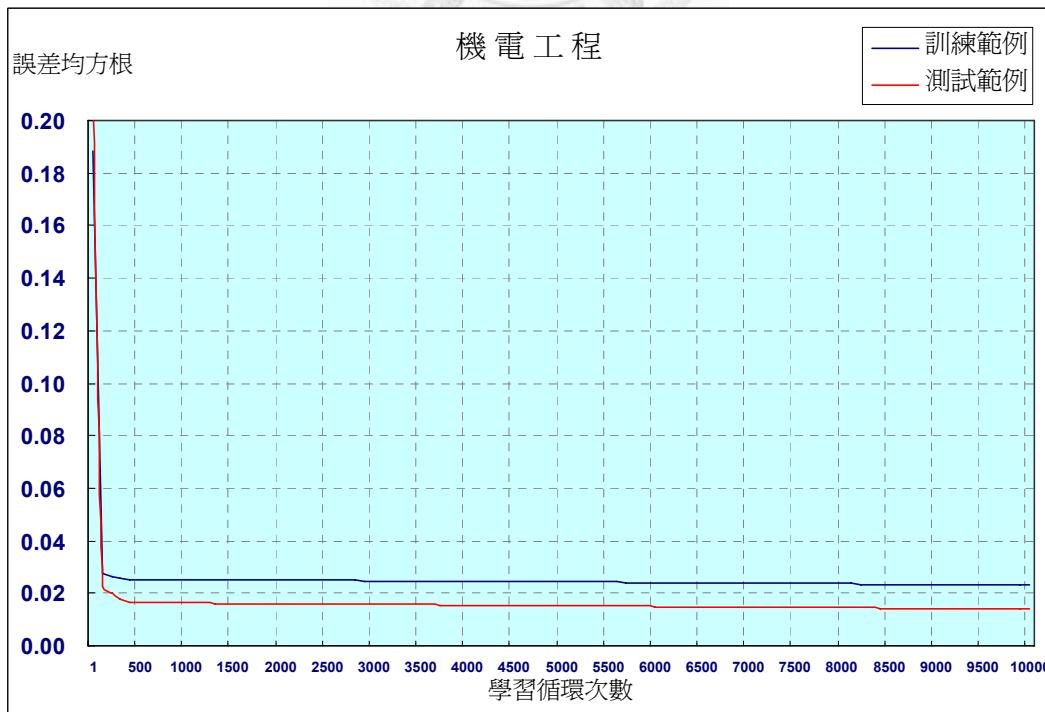
8. 雜項工程誤差收斂圖



9. 景觀工程誤差收斂圖

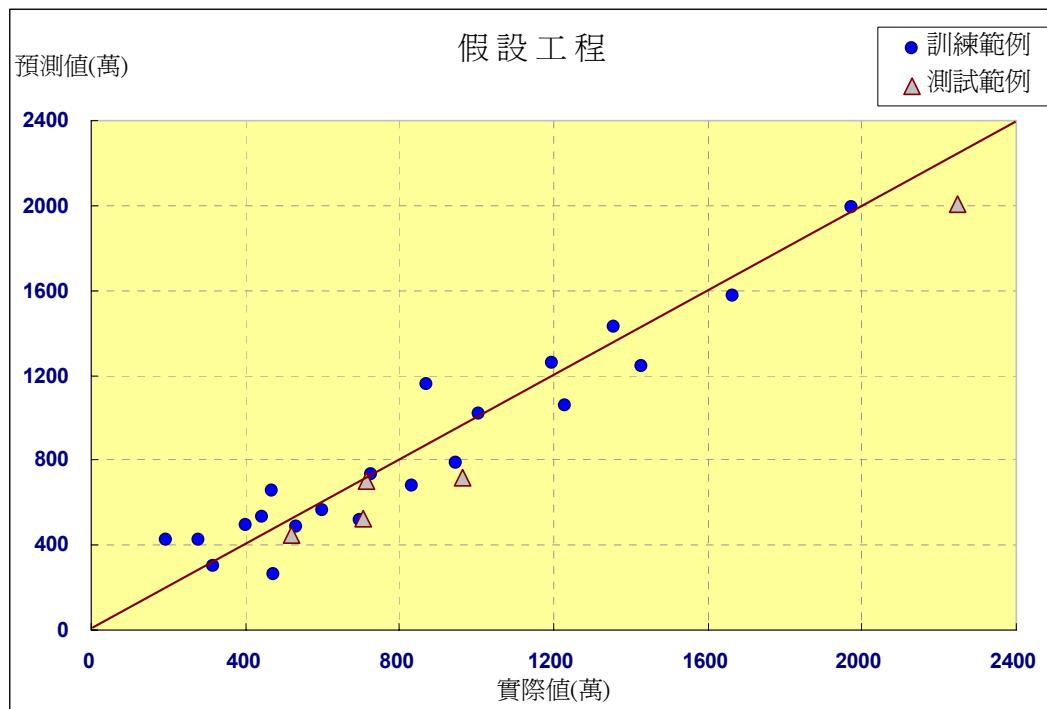


10. 機電工程誤差收斂圖

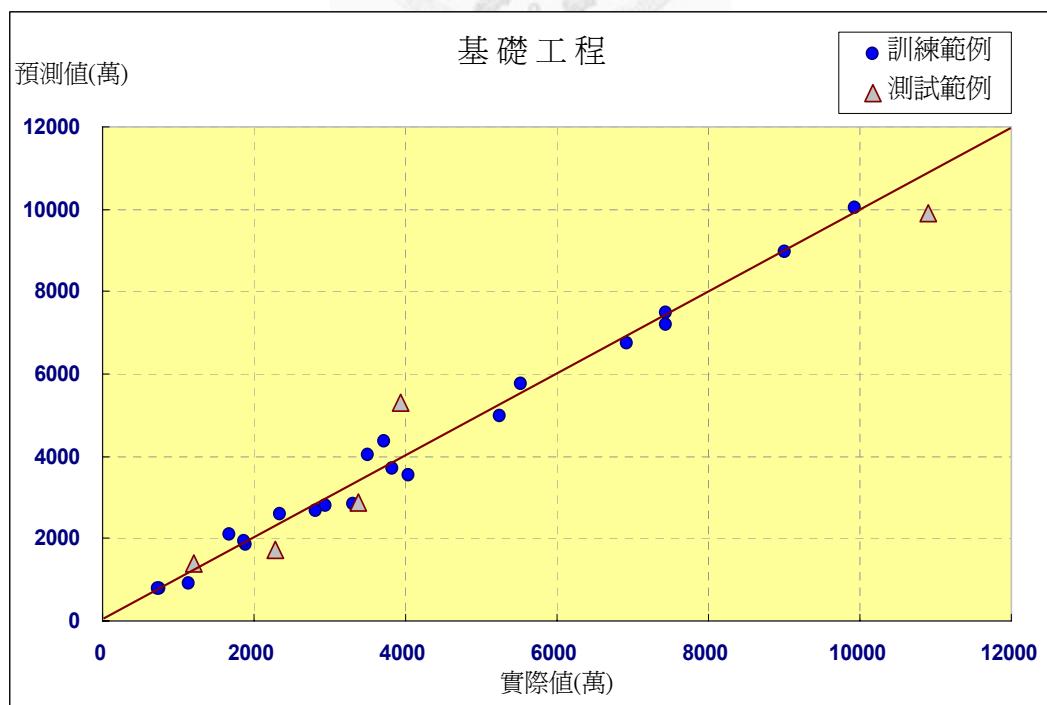


附錄五 類神經網路預測結果散佈圖

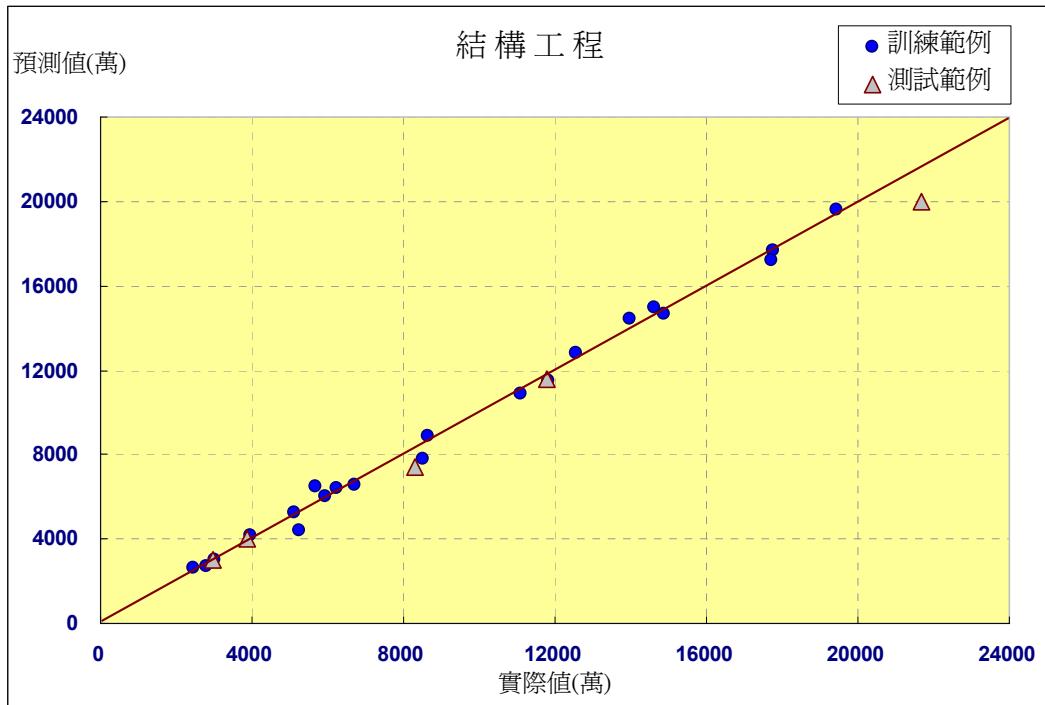
1. 假設工程網路改進後預測結果散佈圖



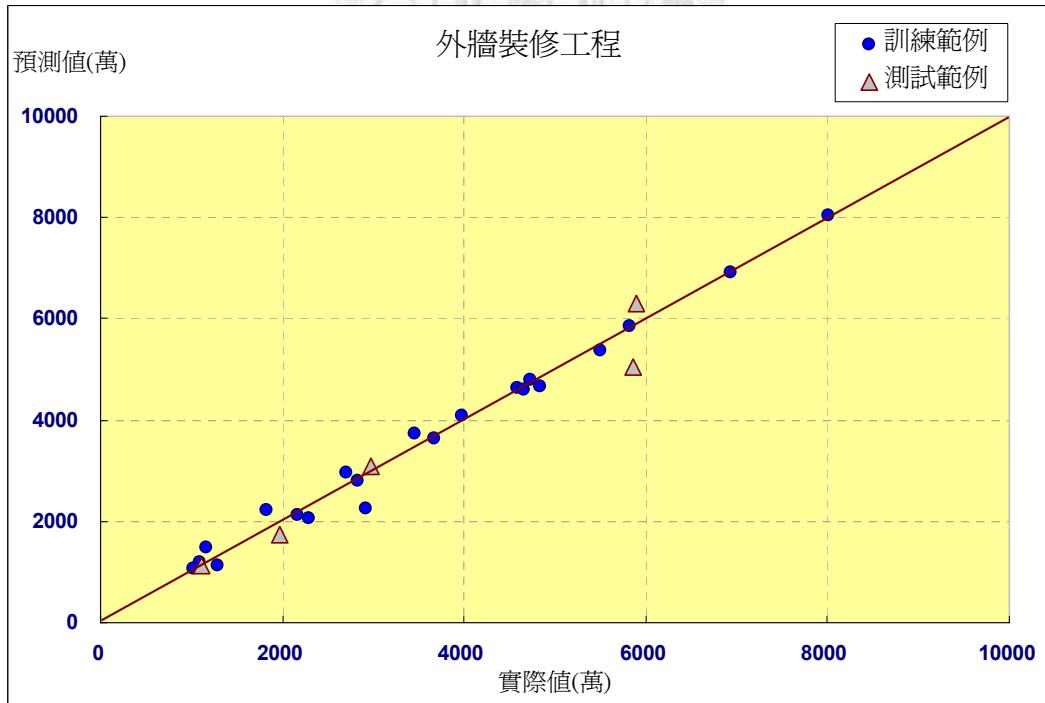
2. 基礎工程網路改進後預測結果散佈圖



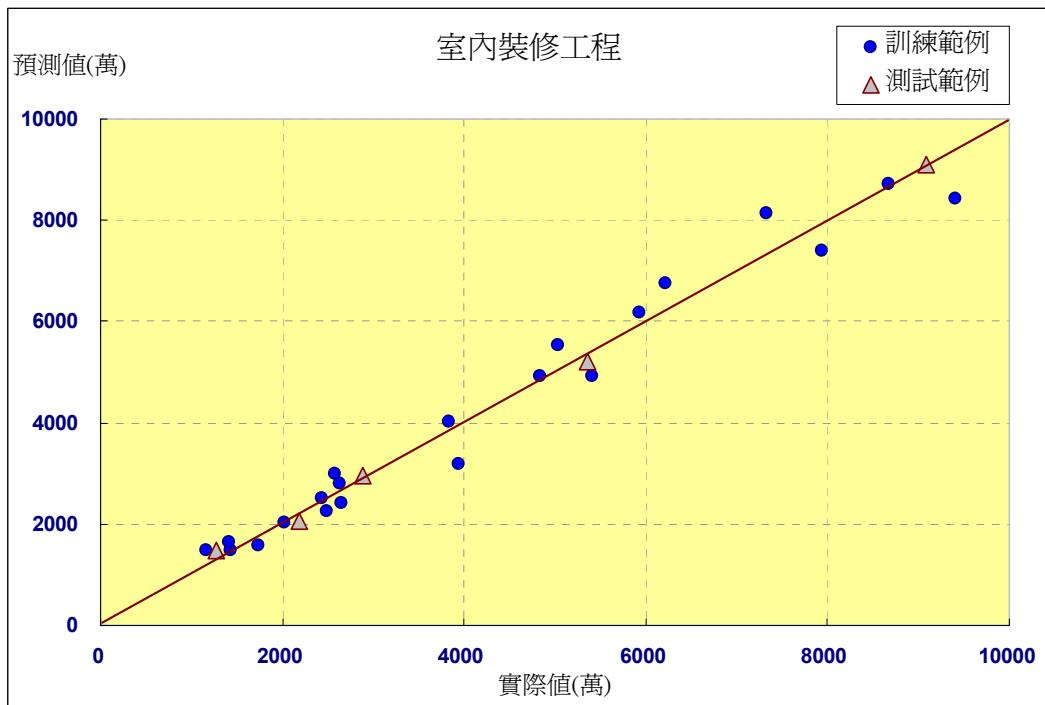
3. 結構體工程網路改進後預測結果散佈圖



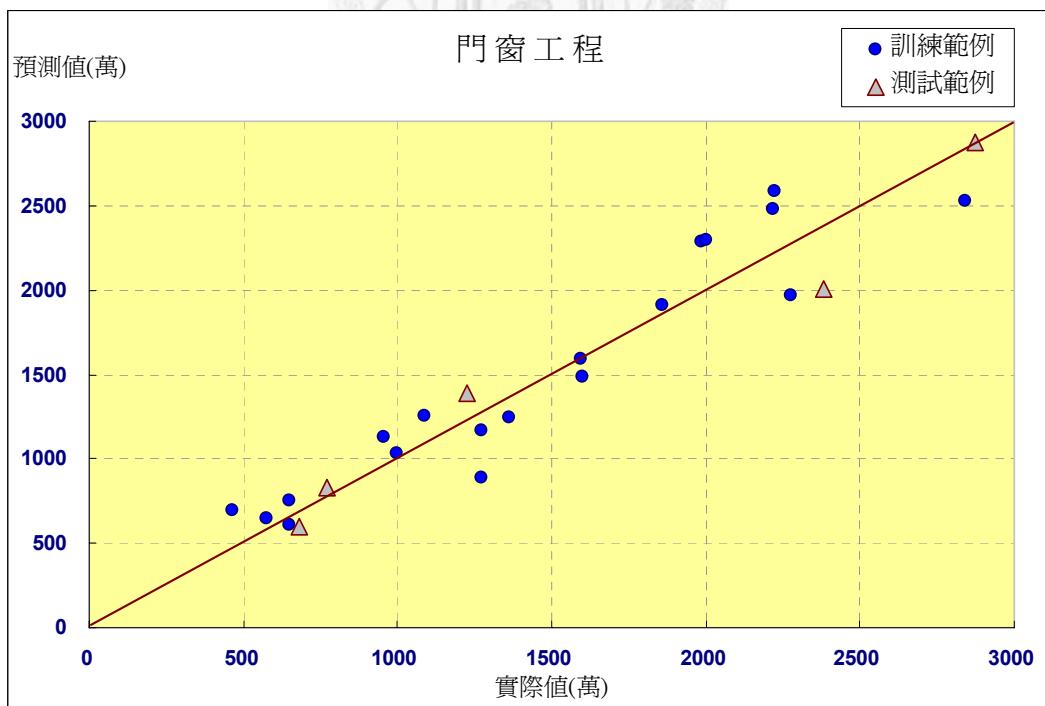
4. 外牆裝修工程網路改進後預測結果散佈圖



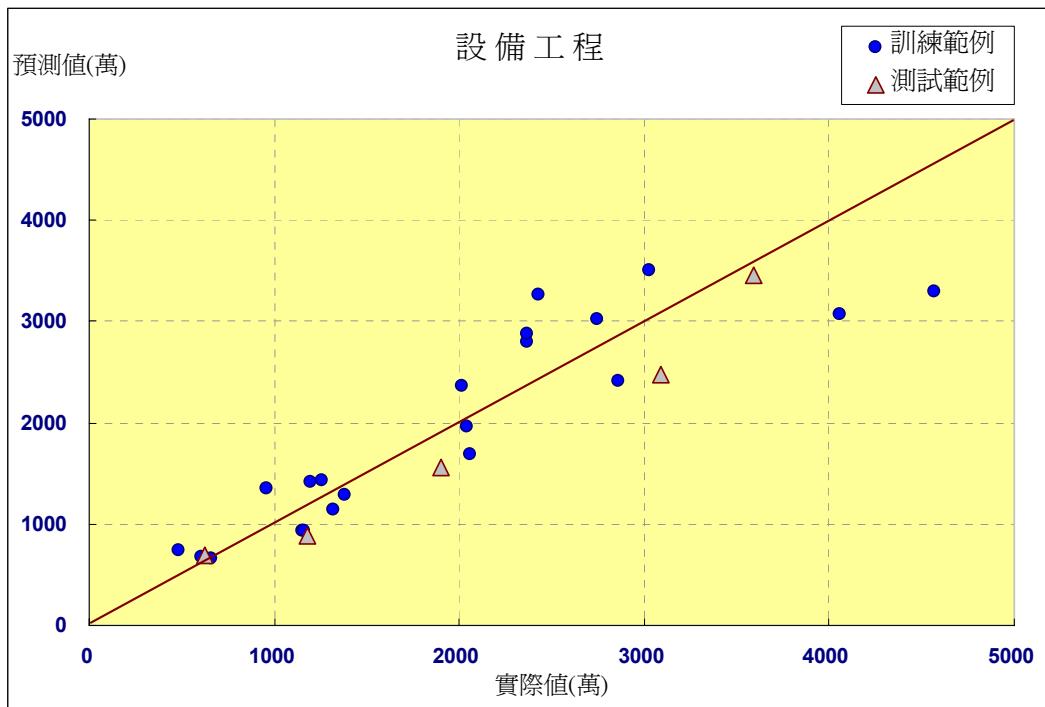
5. 室內裝修工程網路改進後預測結果散佈圖



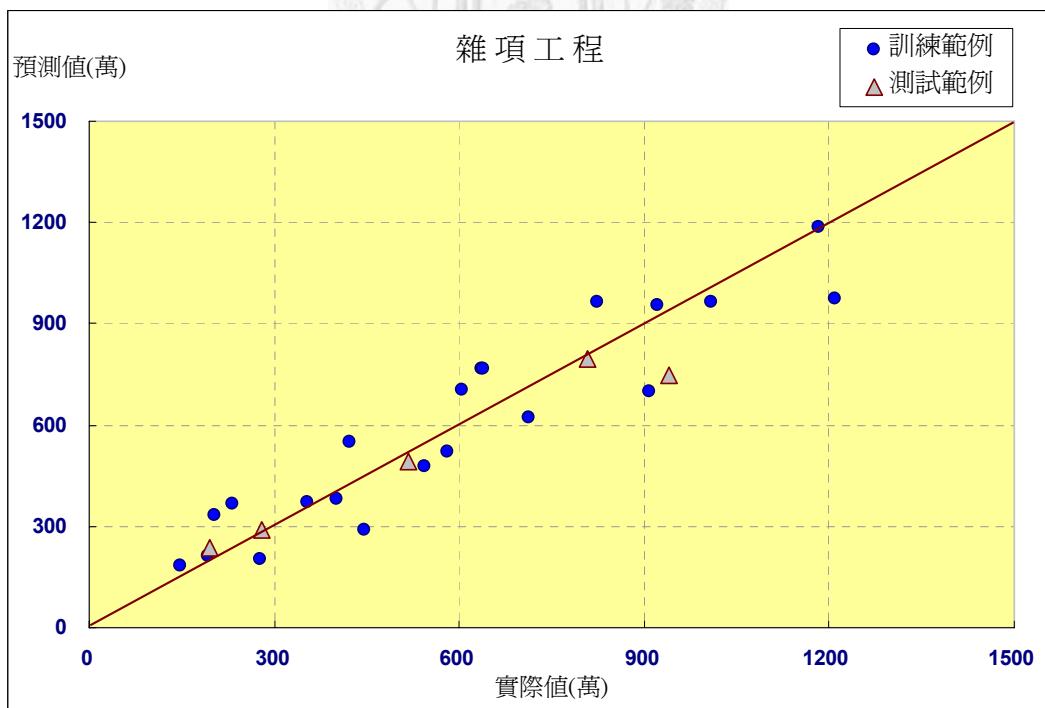
6. 門窗工程網路改進後預測結果散佈圖



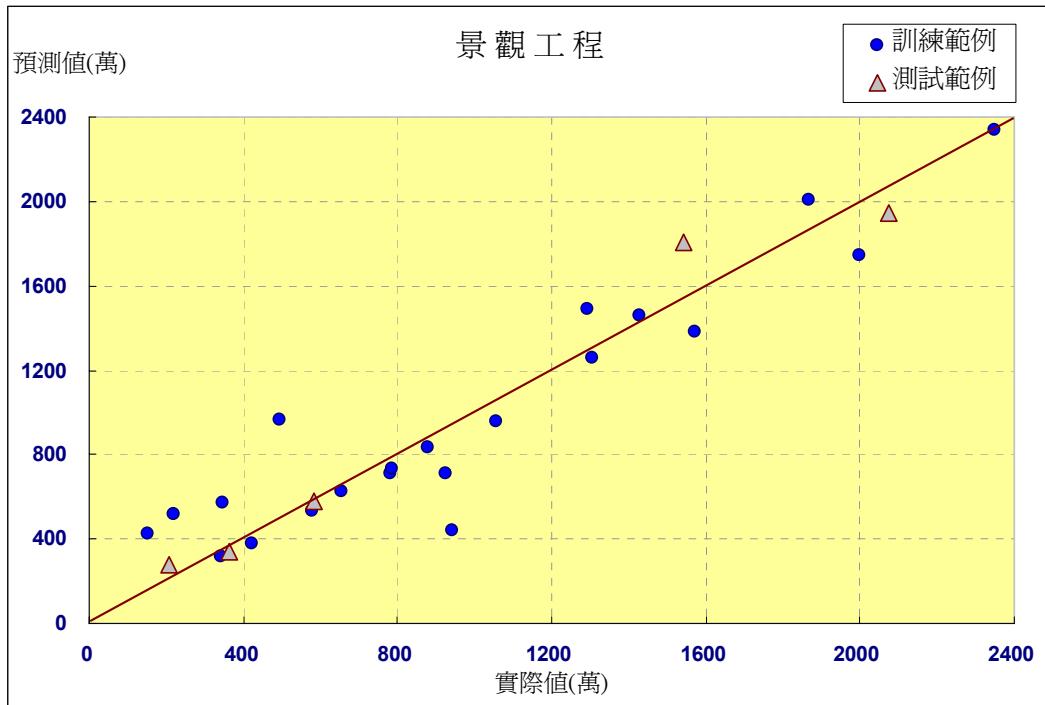
7. 設備工程網路改進後預測結果散佈圖



8. 雜項工程網路改進後預測結果散佈圖



9. 景觀工程網路改進後預測結果散佈圖



10. 機電工程網路改進後預測結果散佈圖

