

應用倒傳遞類神經網路於步槍射擊精準度預測

鄧世剛¹ 劉達明² 謝三良^{3*}

¹國防大學理工學院動力暨系統工程學系

²國防部軍備局中山科學研究院

³國防大學理工學院國防科學研究所

摘 要

本研究探討人員操作步槍射擊時，人為因素與實際射擊精準度間量化之關連性。研究規劃 5 項人為因子作為自變數項目，3 項彈著群散佈反應值作為應變數項目，藉 T91 步槍實彈射擊，量測各因子數值及反應值，並使用統計分析及機器學習方法分別建立 3 個（射擊水平精度、射擊垂直精度及射擊準度）預測模型。研究顯示，倒傳遞類神經網路所建置模型，具高準確性預測能力，5 項人為因子與射擊精準度有高度相關性，且射擊各動作施力平衡時，能有較佳射擊精準度呈現。

關鍵字：射擊精準度，倒傳遞類神經網路，反應曲面法

Applying Back-Propagation Neural Network to Rifle Shooting Precision and Trueness Estimation

Shi-Gan Deng¹, Da-Ming Liu², and San-Liang Hsieh^{3*}

¹*Department of Power Vehicle and Systems Engineering, Chung-Cheng Institute of Technology, National Defense University*

²*Chung-Shan Institute of Science and Technology, Armaments Bureau*

³*Graduate School of National Defense Science, Chung-Cheng Institute of Technology, National Defense University*

ABSTRACT

This study investigates into quantitative correlations between human factors and shooting accuracy for personnel operates rifle shooting. We plan 5 human factors as independent variables and 3 responses of shot group dispersion as dependent variables. We measure values of factors and responses to T91 rifle live ammunition shooting and establish 3 prediction models (shooting horizontal precision, shooting vertical precision and shooting trueness) by statistics and machine learning approaches. The results suggest that back-propagation neural network model has high accuracy predictive ability, 5 human factors and shooting accuracy are highly correlate and better shooting accuracy present at action force balance.

Keywords: shooting precision and trueness, back-propagation neural network, response surface method

鄧世剛等
應用倒傳遞類神經網路於步槍射擊精準度預測

Manuscript received April 23, 2010; revised December 17, 2010; * Corresponding author

一、前言

步槍為單兵配備最基本且制式武器，要達到精準射擊，除外在條件(如環境天候、風向、溫濕度，或步槍性能差異等)控制得宜外，最主要仰賴人槍系統間密切配合。要完成步槍精準的射擊，人為操作因素主要包含三個部分：要穩固地據槍、要正確的瞄準、要均勻正確的擊發[1]。如果再加以細分，可區分為下列八個步驟：穩固依托、抵緊肩窩、握住槍把、貼近覘孔、瞄準靶心、停止呼吸、扣下扳機、報彈著點；這也就是平日步槍射擊訓練的八大要領：托、抵、握、貼、瞄、停、扣、報[2]。然而，過去關於射擊技術的研究，鮮少將上述相關射擊動作予以量化，探討其中數據變化下與射擊績效之間之關連性。因此，本研究主要動機，即為探索人員於操作步槍射擊過程中，各項動作與實際射擊精準度之關連性為何。

本研究目的為建立人員於操作步槍射擊時，人槍間之關係與實際射擊精準度之量化關連性。研究重點置於射擊時人為因素(可歸納為射擊姿勢、正確瞄準及正確擊發等項目)造成影響，其餘影響射擊的因素如步槍性能、射擊距離、地理環境及天候狀況等[3]，皆列為控制項而不探討，僅探討射擊時人員與槍枝間之關係介面，示意圖如圖 1 所示。

本研究規劃一射擊實驗，透過實彈射擊及實驗儀器的量測，蒐集各項影響射擊績效的相關因子數據。經由工程統計、實驗設計分析、迴歸分析及機器學習等方法，來預測因子變化對於射擊精準度的影響。

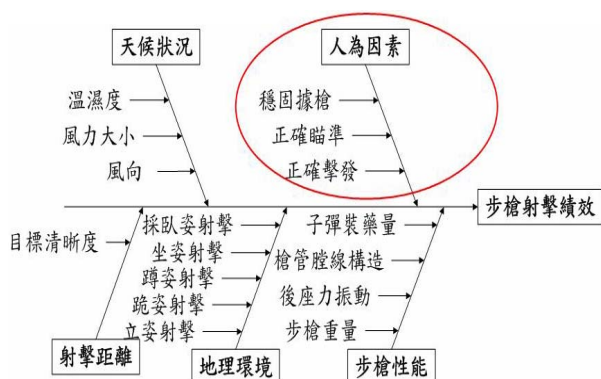


圖 1. 影響射擊績效因素圖。

承上所述，經詳實檢討及縝密規劃，本研

究擬訂 5 個興趣因子及 3 項反應值如下：

(1) 因子

- 因子 1：射手右手食指扣扳機力量。
- 因子 2：射手左手掌據槍護木力量。
- 因子 3：槍托抵射手肩窩力量。
- 因子 4：射手眼睛至準星距離。
- 因子 5：射手射擊前心跳頻率。

(2) 反應值

- 反應值 1：彈著群水平最大散佈距離。
- 反應值 2：彈著群垂直最大散佈距離。
- 反應值 3：彈著群中心位置-即水平及垂直最大散佈距離線段中垂線之交會點與靶心間之距離。

二、射擊績效及預測方法簡介

2.1 統計精準度定義

在統計學與量測學的領域中，用來評估量測品質的指標稱為「精準度(Accuracy)」。ISO 5725-1 將此精準度指標又區分為「精確度(Precision)」與「準確度(Trueness)」兩部分。所謂「精確度」是指各次量測的結果相似的程度。以統計學的專有名詞來說，就是衡量多次重複量測結果的變異數；而在實驗當中，量測結果的變異數越小越好，因為變異數越小，代表量測的結果資料越集中，也就是量測的精確度越高。但是，光有精確度不足以完整表達量測結果的品質，實驗還需要知道量測結果與約定值之間的差距，此即「準確度」。一般都是以大量重複量測結果的平均值與約定值之間的差距做為評估準確度的指標，而這個差距在完美的情況下為 0。在統計學的專有名詞上，準確度又稱為偏差(Bias)[4]。

2.2 射擊精準度定義

如下頁圖 2(a)的射擊結果，彈著點距離很遠，且都往同一方向偏差，遠離靶心，為高偏差高變異的情況，即為射擊精度差且不準，表示射手技術不良且槍枝未完成歸零。圖 2(b)的射擊結果，雖然彈著點距離很近，但是都往同一方向偏差，遠離靶心，為高偏差低變異的情況，即為射擊精度佳但不準，表示射手技術良好但槍枝未完成歸零。圖 2(c)的射擊結果，雖然彈著點環繞靶心，但散佈範圍廣，為低偏

差高變異的情況，即為射擊精度差但準確度高，表示射手技術不良但槍枝已完成歸零。圖2(d)的射擊結果最為理想，不僅彈著點環繞靶心，且相距很近，為低偏差低變異的情況，射擊精度及準度皆良好，表示射手技術良好且槍枝已完成歸零[5]。

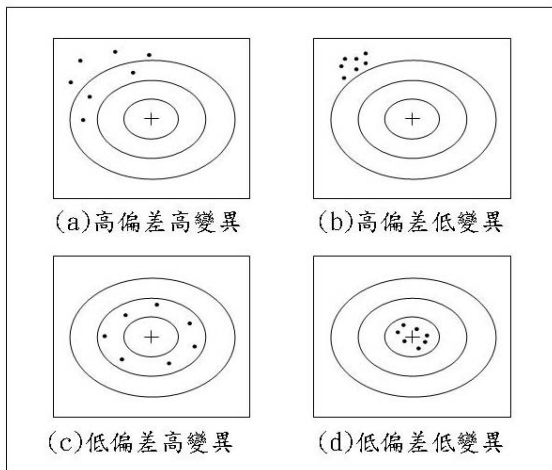


圖 2. 射擊精準度分析圖。

2.3 射擊績效評定

2.3.1 彈著群分析

精確之射擊績效評定方式，通常採取「彈著群分析」(Shot Group Analysis)方式，以3發彈著點散佈情形，來精確評定射手射擊技術。彈著群分析區分射擊精度及射擊準度等兩個層面的意義：

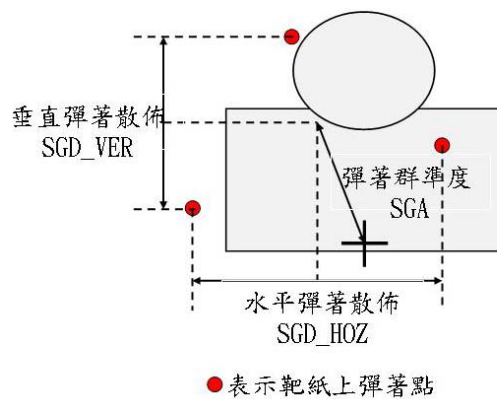
(1) 射擊精度是以彈著散佈量(Shot Group Dispersion)來衡量，係指射手控制步槍瞄準點與靶心重合或控制彈著重複性之能力，在假設步槍每發射擊之外彈道均一致之前提下，為射手穩定性的表徵。

(2) 射擊準度是以彈著群準度(Shot Group Accuracy)，以彈著群中心與靶心間的距離度量，為人槍系統是否完全配合之表徵，也就是射手是否確實做到槍枝歸零及是否掌握據槍、瞄準、擊發等射擊技術的綜合表徵。

2.3.2 績效評定方式

本研究之實彈射擊實驗當中，射手使用T91步槍射擊，每一次射擊採單發逐次射擊，連續射擊3發。3發射擊完畢後即看靶並標註

彈著點位置。射擊精度由3發彈著群的水平方向最大散佈距離(SGD_HOZ)及垂直方向最大散佈距離(SGD_VER)量測評定。而射擊準度則以彈著群中心位置-即水平及垂直最大散佈距離線段中垂線之交會點與靶心間之距離(SGA)度量。3發彈著群評估射擊精準度之參數量測方式如圖3所示[6]。承上述興趣因子之選定及射擊績效評定方式，制定本研究自變數及應變數如表1。



●表示靶紙上彈著點
圖 3. 射擊績效量測方式。

表 1. 自變數及應變數項目表

自變數 (實驗編號)	應變數 (實驗編號)
射手右手食指扣扳機力量(X_1)	彈著群水平方向最大散佈距離(Y_1)
射手左手掌據槍護木力量(X_2)	
槍托抵射手肩窩力量(X_3)	彈著群垂直方向最大散佈距離(Y_2)
射手眼睛至準星距離(X_4)	彈著群中心位置(Y_3)
射手射擊前心跳頻率(X_5)	

2.4 預測方法

2.4.1 統計參數預測法

統計參數預測法中最廣泛被使用的是統計學中的迴歸分析法[5]，其理論是藉由實驗數據中影響反應值的獨立變數(x_1, x_2, \dots, x_i)以及反應變數的誤差(ϵ)對所欲得到之反應值(Y)進行預測，透過最小平方法可配適一階迴歸預測模型。

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \times X_1 + \hat{\beta}_2 \times X_2 + \dots + \hat{\beta}_i \times X_i + \epsilon$$

對於處理一般簡單的預測問題運用一階

迴歸預測模型即可達到良好成效。隨著預測問題複雜度增加，若只使用變數本身作為參數進行預測反應值可能得到較差的預測成效，意即預測模型參數之解釋能力較差。因此必須將變數之平方項以及變數間交互作用納入考量以建立二階預測模式，此模式又可稱為反應曲面法(Response Surface Method, RSM)[7]。反應曲面法係統計參數迴歸預測法中二階迴歸預測模型，模型組成包括一次變數項、二次變數項以及各變數間交互作用項，如下式所示。

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \sum_{i=1}^n \hat{\beta}_i X_i + \sum_{i=1}^n \hat{\beta}_{ii} X_i^2 + \sum_{i < j} \hat{\beta}_{ij} X_i X_j + \varepsilon$$

統計迴歸預測模型在面對參數固定且變動不大的情況下可達到良好的預測效果。然其預測模型易受到外在環境影響，導致失去原有之準確性，須經常修改迴歸分析參數才能確保預測精確度，易造成時間及成本浪費。

2.4.2 倒傳遞類神經網路

為了改善傳統統計迴歸預測模型的不足，許多學者運用人工智慧中的類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)來取代傳統的統計迴歸分析法，類神經網路之優勢包括可處理高維度非線性問題；不受參數數量限制；使用歷史資料進行函數逼近，並透過學習機制建構一個準確之預測模型。類神經網路中最具代表性且被廣泛運用的為倒傳遞類神經網路(Back-Propagation Neural Network, BPN)，此網路概念是藉由歷史資料進行網路訓練，在訓練過程中不斷進行誤差遞回，更新並調整參數，以達到誤差最小化，最終建立預測模式[8][9]。圖 4 為一個通用之倒傳遞類神經網路架構。倒傳遞類神經網路運算過程可分為前向傳遞階段、誤差計算階段以及誤差遞回階段，倒傳遞類神經網路運作流程內容說明如下：

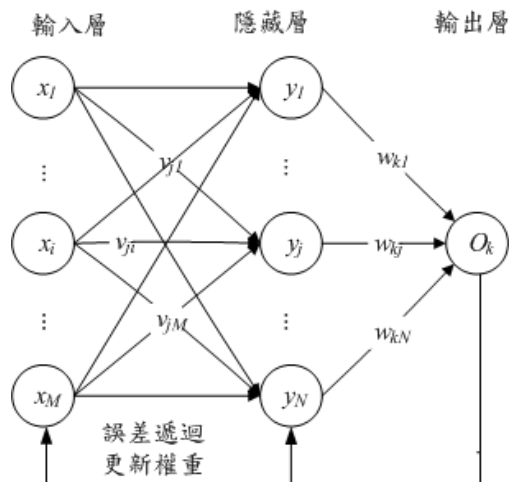


圖 4. 通用之 BPN 網路架構。

- (1)前向傳遞階段(Forward Pass):式(1)係將輸入層每個單元(x_i)透過權重(v_{ji})以及傳遞函數(f)計算至隱藏層單元(y_i)；式(2)係將隱藏層每個單元(y_j)透過權重(w_{kj})以及活化函數(f)計算至輸出層單元(O_k)。

$$y_i = f(\text{net}_j = \sum_{i=1}^M v_{ji} x_i) \quad (1)$$

$$O_k = f(\text{net}_k = \sum_{j=1}^N w_{kj} y_j) \quad (2)$$

- (2)誤差計算階段(Error Computation): 定義誤差函數並計算網路輸出值與期望值之間的誤差，式(3)中 d_k 為期望輸出值。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (d_k - O_k)^2 \quad (3)$$

- (3)誤差遞回階段(Error Back-Propagation): 至此階段若誤差未滿足終止條件則使用梯度下降法(Gradient Descent)更新單元傳遞權重， η 為梯度下降係數。式(4)係更新從隱藏層至輸出層之權重；式(5)係更新連結輸入層至隱藏層間的權重，重覆此過程達到中止條件，即網路輸出值與期望輸出間誤差最小化。

$$w_{kj} = w_{kj} + \Delta w_{kj} = w_{kj} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (4)$$

$$v_{ji} = v_{ji} + \Delta v_{ji} = v_{ji} - \eta \frac{\partial E}{\partial v_{ji}} \quad (5)$$

2.5 倒傳遞類神經網路參數設定

欲建置倒傳遞類神經網路預測模型必須

決定許多網路參數，包括隱藏層層數、隱藏層神經元數量，傳遞函數，訓練函數以及訓練誤差目標值等，適當的參數選取能提高預測模型之預測績效[10]。

- (1)傳遞函數：倒傳遞類神經網路中的傳遞函數，本研究於輸入層至隱藏層使用正切雙曲傳遞函數(tansig)；隱藏層至輸出層使用線性傳遞函數(purelin)。
- (2)隱藏層層數與神經元數：設定隱藏層用意在於可進行非線性映射，一般設定1層隱藏層便已足夠解決複雜之非線性問題，過多隱藏層層數之設定，僅會徒增網路運算複雜度及耗費更多時間，並不會出現較佳結果[10]。隱藏層神經元數可依據相關文獻[10-14]經驗公式(6)進行設計，其中 n 為隱藏層神經元數； n_{input} 為輸入項目數； n_{output} 為輸出項目數； a 為 1~10 常數。以本研究為例，包含 5 個輸入與 1 個輸出，則隱藏層神經元數可在 3~13 間找尋最適者。

$$n = \sqrt{n_{input} + n_{output}} + a \quad (6)$$

- (3)訓練函數：標準的倒傳遞類神經網路訓練函數是梯度下降法，其權重值更新是沿著誤差性能函數的負梯度方向進行。針對傳統倒傳遞類神經網路存在的一些不足，發展出許多改進的訓練函數，本研究使用以下 7 種改良式訓練函數，包括最速下降倒傳遞法 (Steepest descent back-propagation, SDBP)；動量倒傳遞法 (Momentum back-propagation, MOBP)；變動學習率倒傳遞法 (Variable learning rate back-propagation, VLBP)；彈性倒傳遞法 (Resilient back-propagation, RPROP)；共軛梯度倒傳遞法 (Conjugate gradient back-propagation, CGBP)；擬牛頓法 (Quasi-Newton algorithms, QN) 以及 Levenberg-Marquardt (LM) 訓練函數等七種訓練函數。

有關倒傳遞神經網路參數選擇，依據過去相關文獻彙整，大多以試誤法找尋最佳網路參數[15-19]，因此本研究嘗試各不同訓練函數及不同隱藏層神經元數，以找尋最適合參數組合，然後進行預測模型之建立。

2.6 倒傳遞類神經網路文獻探討

近年來倒傳遞類神經網路(BPN)已被國內

外廣泛應用在各領域預測，Fan[20]利用倒傳遞類神經網路，準確推估預測水庫懸浮固體濃度。Tsou[21] 研究顯示倒傳遞神經網路具預測建物震害毀損度之能力，且其誤判率較低，是為都市防災規劃值得推廣及應用方法。Baxt[22]使用倒傳遞神經網路診斷急性冠狀動脈栓塞，正確率比統計方法和專業醫師判斷更精確。Jiang[23] 運用類神經網路預測四種不同品牌的肥皂銷售量，並驗證該方法較 GARCH model 佳，其績效也相近於 Bayesian。Hu [24]運用類神經網路在預測匯率兌換預測，並隨機抽取樣本外資料進行績效評估。Neaupane [25]針對喜馬拉雅山公路沿線邊坡做調查，以類神經網路建立預測邊坡位移量。Kim[26]將類神經網路運用在速度感應器上，藉此來偵測汽車的行車速度。Hsiao[27]應用類神經網路來推斷台積電及旺宏等公司訊息流動情形。Chien [28]應用類神經網路分配年度最佳預算，並以台灣食品工業為對象，成功選擇績效良好投資組合。Chandra [29]應用類神經網路檢視股票市場中超額報酬之投資者選股行為，研究指出投資人隨便的買賣和持有會產生低報酬情形。Hegazy [30]應用類神經網路於高速公路專案成本預測；Cavalier [31]應用類神經網路於剎車碟盤製造成本預測；Creese[32]應用類神經網路於木造橋樑成本預測；Wang [33]使用倒傳遞類神經網路應用於塑膠射出成型產品成本預測問題。

三、建立 T91 步槍射擊精準度模型

本實驗因子量測，可區分幾種不同型態計量方式。自變數因子 1~3 屬人體力量測量（單位為磅）、因子 4 為距離測量（單位為公分）、因子 5 為脈搏次數測量（單位為次/分）。應變數 3 項反應值皆為彈著群距離量測（單位為公分）。有關自變數及應變數分別對應之量測儀器，經綜整後如表 2 所示。

表 2. 自變數及應變數分別對應之量測儀器及內容

變數別	項次	量測內容	量測儀器
自變數	1	右手食指扣板機力量	ELF 力量
	2	左手掌據槍護木力	感測系

		量	統
	3	步槍抵射手肩窩力量	
	4	眼睛至步槍準星距離	膠尺
	5	射擊前心跳頻率	脈搏計
應變數	1	彈著群水平散佈距離	靶紙、膠尺
	2	彈著群垂直散佈距離	
	3	彈著群中心位置	

3.1 實驗儀器安裝

實驗中力量測量儀器選用美製「ELF system」力量感測系統，該系統使用薄膜型感測器，具有體積小、重量輕優點[34]，可減少射手射擊中量測干擾，且該系統資料判讀可以數字（或圖形）表示，如圖 5 所示，用以量測實驗自變數因子 1~3。感測器槍枝安裝位置及自變數因子 5 安裝位置，如圖 6 所示。而用於量測 3 項應變數之靶紙，如圖 7 所示。



圖 5. ELF 薄膜型力量感測系統。

圖 6. 感測器安裝圖。

3.2 倒傳遞神經網路系統設定

本研究使用倒傳遞類神經網路(BPN)建立預測模型時可分為訓練階段及測試階段，模型 1-3 使用之 BPN 網路架構如圖 8 所示：

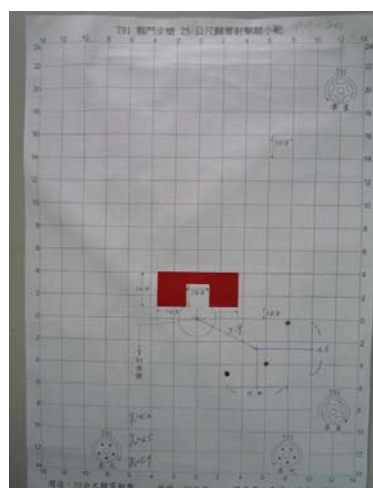


圖 7. 量測 3 發彈著點之靶紙。

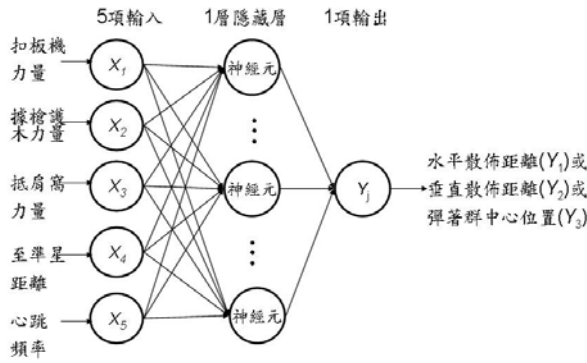


圖 8. 本研究使用之 BPN 網路架構圖。

(1) BPN 訓練階段：網路參數設定如下所示：

- 多輸入項： X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 分別為扣板機力量，據槍護木力量，抵肩窩力量，眼睛至準星距離及心跳頻率。
- 單輸出項：
 Y_1 為彈著群水平方向最大散佈距離。
 Y_2 為彈著群垂直方向最大散佈距離。
 Y_3 為彈著群中心位置-即水平及垂直最大散佈距離線段中垂線之交會點與靶心間之距離。
- 隱藏層層數：設定為 1 層。
- 隱藏層神經元數：3 至 13 間，選取適當者。
- 傳遞函數：輸入層至隱藏層間為正切雙曲傳遞函數(tansig)；隱藏層至輸出層為線性傳遞函數(purelin)。
- 訓練函數：比較 SDBP、MOBP、VLBP、RPROP、CGBP、QN 及 LM 等 7 種訓練函數，選用收斂與績效最佳者，作為預測模型訓練函數。
- 訓練誤差目標值：設定為均方誤差 MSE 降至 0.1 以下。
- 訓練最大迭代次數：設定為 2000 次。

(2) BPN 測試階段：將測試資料代入訓練階段完成之模型，透過預測效益評量準則評斷模型之預測能力。

3.3 預測效益評量準則

訂定預測效益評量準則之目的，乃為驗證 RSM 及 BPN 所建置模型之預測能力，本研究選用模型判定係數 R^2 (Coefficient of Determination)(7)、調整型 R_{adj}^2 (Adjusted R2)(8)、樣本相關係數 R (Sample Correlation Coefficient) (9)、均方誤差 (Mean Squared Error, MSE)(10) 及 P 值 (P value) 進行評估

[35-38]，說明如下。

- (1) R^2 可衡量自變數(x)所能解釋應變數(y)之變異量占總變異數的百分比， R^2 值介於 0 至 1 區間， R^2 值越大（越接近 1）表示模型預測能力越強。
- (2) 增加變數到模型中， R^2 通常會相對提升，因此在研究多元迴歸模型時，若將模型中獨立變數的個數一併考慮而加以調整，則可得調整型 R_{adj}^2 ， R_{adj}^2 介於 0 至 1 區間， R_{adj}^2 值越大（越接近 1），除表示模型預測能力越強外，亦表示模型內無不顯著變數存在。一個迴歸顯著模型，其 R^2 及 R_{adj}^2 不會差異過大。
- (3) 相關係數 R 可表示兩樣本（實際值與預測值）間之關係程度， R 介於 -1 至 1 區間， R 越大（越接近 1），表示正向相關性越強，反之 R 越小（越接近 -1）表示負相關性越強。
- (4) MSE 用來衡量實際值與預測值之間差異性，當 MSE 愈小時，代表預測值愈接近實際值。
- (5) 迴歸顯著 P 值 (P value) 表示一個模型之整體迴歸程度，其值越小（越接近 0），表示迴歸程度愈強，亦即預測能力越高。

以下列出 4 種統計評量值之計算公式，其中 SS_R 為迴歸平方和； SS_T 為總平方和； SS_E 為誤差平方和； n 為樣本數； k 為自變數數目； C_{xy} 為 xy 樣本共變數； S_x 為 x 樣本標準差； S_y 為 y 樣本標準差； y_i 為實際值； y_i' 為預測值。

$$R^2 = \frac{SS_R}{SS_T} = 1 - \frac{SS_E}{SS_T} \quad (7)$$

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{SS_E / (n - k - 1)}{SS_T / (n - 1)} \quad (8)$$

$$R = \frac{C_{xy}}{S_x S_y} \quad (9)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2 \quad (10)$$

3.4 模型 1：實彈射擊精度（彈著群水平方向最大散佈距離）預測

本研究挑選一名射手，實施 T91 步槍實彈射擊 90 發，計獲得 30 筆資料(3 發構成 1 筆資料)，經統計四分位距 (Inter Quartile Range, IQR)

剔除離群值[32]，剩餘 26 筆資料，此 26 筆資料，涵蓋 X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 等 5 個自變數及 Y_1, Y_2, Y_3 等 3 個應變數之射擊資料。可分別作為模型 1(探討 X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 等 5 個自變數與應變數 Y_1 關係)、模型 2(探討 X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 等 5 個自變數與應變數 Y_2 關係)及模型 3(探討 X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 等 5 個自變數與應變數 Y_3 關係)模型訓練資料。另外模型測試資料選取部份，本研究從射擊資料庫(計 108 筆資料)隨機選取 13 筆，作為模型測試用[39-43]。

3.4.1 模型 1：BPN 訓練階段

在 BPN 訓練階段，目標係能找尋出最佳參數組合能達到訓練誤差最低。模型 1-3，分別將 7 種訓練函數(SDBP、MOBP、VLBP、RPROP、CGBP、QN 以及 LM 等 7 種)與 11 種隱藏層神經元數(3 至 13 等 11 種)進行組合搭配。

透過重覆訓練及組合測試，結果顯示，使用 LM 訓練函數時較能滿足訓練誤差門檻(MSE=0.1)，且使用 LM 訓練函數與各種隱藏層神經元數組合，其訓練誤差較穩定，其餘 6 種訓練函數皆無法在最大迭代次數內達到訓練誤差終止條件。而隱藏層神經元部份，在設定訓練最大迭代次數 2000 次內，僅 13 個神經元訓練結果能降低至訓練誤差門檻(MSE=0.1)以下，故本研究模型 1-3 皆選用 LM 法為模型訓練函數，隱藏層神經元數皆設定為 13 個。

模型經訓練後，在第 19 次迭代(Epoch)、花費 3 秒(Time)、梯度(Gradient)4.21、動量(Mu)1.00 時，性能(MSE=0.0996)達到目標值(MSE=0.1)以下，其 MSE 收斂情形如圖 9 所示。

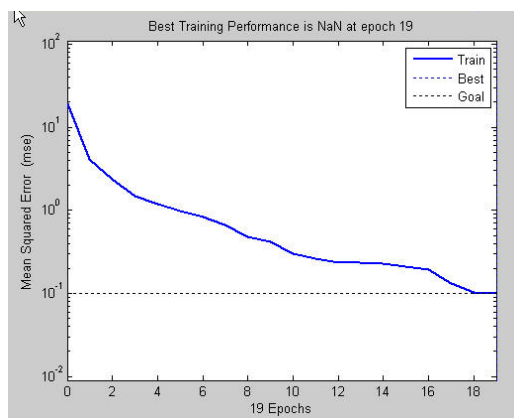


圖 9. 模型 1 訓練階段 MSE 收斂圖。

3.4.2 模型 1：RSM 訓練階段

建構多元迴歸預測變數時，必須探討哪些變數因子對於迴歸結果是有貢獻的；但也有可能引入的預測變數太多，即需要做適當篩選，以產生最佳迴歸模型。

本研究以逐步迴歸原則[33-34]，將模型中不顯著變數逐一剔除，僅保留對迴歸模型顯著貢獻之變數，得到最佳迴歸模型如下。

$$Y_1 = -168 + 0.0718X_3 + 0.94X_4 + 3.99X_5 - 0.00156X_1^2 - 0.0239X_5^2$$

訓練階段 R^2 為 0.62； R_{adj}^2 為 0.52；R 為 0.79；MSE 為 0.81；P 值為 0.001。

3.4.3 模型 1：BPN 與 RSM 測試階段

測試階段係從資料庫中隨機選取 13 筆資料，BPN 係使用訓練階段最佳參數組合建置預測模型，RSM 則使用逐步迴歸求得之二階模型。

由表 3 可看出，BPN(粗體字)之 R^2, R_{adj}^2 及 R 皆較 RSM 大，而 MSE 及 P 則皆較 RSM 小，依本研究 3.3 節「預測效益評量準則」說明，可得知 BPN 模型預測能力明顯較 RSM 模型高。

表 3. 模型 1 效益評量

階段	訓練階段		測試階段	
	BPN	RSM	BPN	RSM
預測方法				
R^2	0.95	0.62	0.72	0.59
R_{adj}^2	0.94	0.52	0.69	0.55
R	0.97	0.79	0.85	0.77
MSE	0.10	0.81	0.86	1.25
P	1.11e-16	1.00e-03	2.75e-04	2.23e-03

3.5 模型 2：實彈射擊精度(彈著群垂直方向最大散佈距離)預測

本模型探討 X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 等 5 個自變數與應變數 Y_2 關係，模型訓練資料及測試資料來源方式，同模型 1 說明。

3.5.1 模型 2：BPN 訓練階段

模型經訓練後，在第 226 次迭代(Epoch)、花費 4 秒(Time)、梯度(Gradient)2.58、動量

(Mu)0.100 時，性能(MSE=0.0989)達到目標值(MSE=0.1)以下，其 MSE 收斂情形如圖 10 所示。

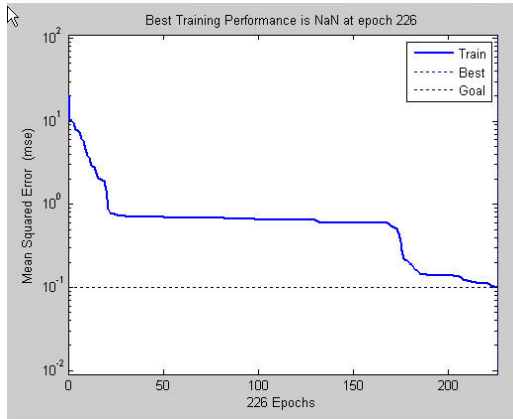


圖 10. 模型 2 訓練階段 MSE 收斂圖。

3.5.2 模型 2：RSM 訓練階段

本研究以逐步迴歸原則，將模型中不顯著變數逐一剔除，僅保留對迴歸模型顯著貢獻之變數，得到最佳迴歸模型如下。

$$Y_2 = 6.74 + 0.0796X_1 - 0.746X_2 - 0.149X_3 + 0.0417X_2^2 - 0.208X_4^2 + 0.00116X_5^2$$

訓練階段 R^2 為 0.82； R_{adj}^2 為 0.77； R 為 0.91； MSE 為 2.08； P 值為 0.001。

3.5.3 模型 2：BPN 與 RSM 測試階段

測試階段係從資料庫中隨機選取 13 筆資料，BPN 係使用訓練階段最佳參數組合建置預測模型，RSM 則使用逐步迴歸求得之二階模型。

由表 4 可看出，BPN(粗體字)之 R^2 , R_{adj}^2 及 R 皆較 RSM 大，而 MSE 及 P 則皆較 RSM 小，依本研究 3.3 節「預測效益評量準則」說明，可得知 BPN 模型預測能力明顯較 RSM 模型高。

表 4. 模型 2 效益評量

階段 預測 方法	訓練階段		測試階段	
	BPN	RSM	BPN	RSM
R^2	0.99	0.82	0.86	0.37
R_{adj}^2	0.99	0.77	0.85	0.32
R	0.99	0.91	0.93	0.61
MSE	0.10	2.08	0.27	1.22
P	8.12e-25	1.00e-03	4.55e-06	2.62e-02

3.6 模型 3：實彈射擊準度（彈著群中心位置）預測

本模型探討 X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 等 5 個自變數與應變數 Y_3 關係，模型訓練資料及測試資料來源方式，同模型 1 說明。

3.6.1 模型 3：BPN 訓練階段

模型經訓練後，在第 162 次迭代(Epoch)、花費 3 秒(Time)、梯度(Gradient)0.242、動量(Mu)0.100 時，性能(MSE=0.0983)達到目標值(MSE=0.1) 以下，其 MSE 收斂情形如圖 11 所示。

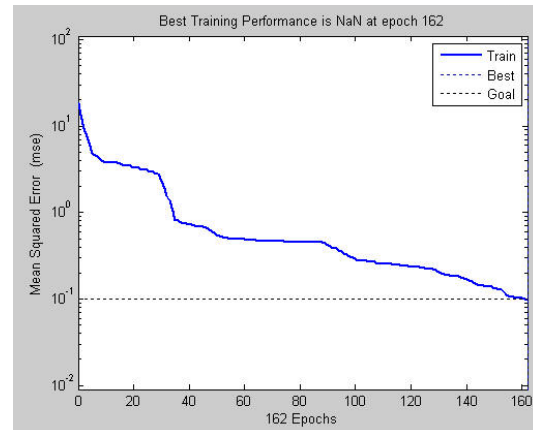


圖 11. 模型 3 訓練階段 MSE 收斂圖。

3.6.2 模型 3：RSM 訓練階段

本研究以逐步迴歸原則，將模型中不顯著變數逐一剔除，僅保留對迴歸模型顯著貢獻之變數，得到最佳迴歸模型如下。

$$Y_3 = 24.7 - 0.727X_1 - 0.655X_2 - 0.0868X_3 - 0.929X_4 + 0.0109X_1^2 + 0.0428X_2^2$$

訓練階段 R^2 為 0.88； R_{adj}^2 為 0.84； R 為 0.94； MSE 為 1.40； P 值為 0.001。

3.6.3 模型 3：BPN 與 RSM 測試階段

測試階段係從資料庫中隨機選取 13 筆資料，BPN 係使用訓練階段最佳參數組合建置預測模型，RSM 則使用逐步迴歸求得之二階模型。

由表 5 可看出，BPN(粗體字)之 R^2 , R_{adj}^2 及 R 皆較 RSM 大，而 MSE 及 P 則皆較 RSM 小，依本研究 3.3 節「預測效益評量準則」說明，可得知 BPN 模型預測能力明顯較 RSM 模

型高。

表 5. 模型 3 效益評量

階段	訓練階段		測試階段	
	BPN	RSM	BPN	RSM
預測方法				
R^2	0.99	0.88	0.72	0.23
R_{adj}^2	0.99	0.84	0.70	0.16
R	0.99	0.94	0.85	0.48
MSE	0.10	1.40	3.26	9.11
P	1.37e-24	1.00e-03	2.31e-04	1.01e-01

四、結論

穩固據槍、正確瞄準及正確擊發等人為因素，與步槍射擊精準度密切相關。本研究規劃一射擊實驗，藉由設計 5 項輸入項目因子，探討射擊彈著群水平方向最大散佈距離、垂直方向最大散佈距離及彈著群中心位置等 3 項輸出項目，並分別建立其預測模型，由模型 1-3 結果顯示可歸納結論如下。

- (1) 以 BPN 訓練建立之 3 個模型，其解釋能力 R^2 平均達 0.98，調整型 R_{adj}^2 平均達 0.97，相關係數 R 平均值達 0.98。顯現預測值與實際值間存在高度相關性，可證明本實驗設計之 5 個因子(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5)與射擊精準度(Y_1, Y_2, Y_3)間，亦存在高度相關性，同時驗證文獻所列射擊中人為因素之據槍、瞄準、擊發對於射擊績效之重要性。
- (2) 實際值與預測值差異性，3 個預測模型，其均方誤差 MSE 皆可快速下降至 0.1；整體迴歸顯著性 P 值達 3.7e-17，顯現 BPN 應用於本研究之可行性及準確性。
- (3) 由 RSM 建立之 3 個模型得知，若固定應變數 Y_i 數值，則自變數 X_i 必然會取得一相互間平衡現象，亦可驗證步槍射擊精準度取決於各方面動作平衡之理論。

目前國軍大幅整併組織並裁減人力，本研究在實彈射擊上，可作為射手姿態調校之依據，提升各單位射擊成績。槍枝型態管理上，可作為該型槍性能提升設計參考。未來開發射擊模擬器，更可有效節省實彈射擊所需資源。

未來研究方面，可加裝雷射指示器或瞄準鏡來輔助瞄準，以降低瞄準誤差。也可考量採不同射擊姿勢進行實驗，以了解不同射擊姿態與射擊精準度關係程度。而方法論方面，可應用不同方法來建置預測模型，如此將使研究更趨完整。

參考文獻

- [1] 于慶金、錢伯成編著，輕武器射擊實用手冊，國防工業出版社，北京，第 241 頁，2000。
- [2] 陸軍步兵學校編定，國軍地面部隊輕兵器射擊訓練-步槍，國防部印頒，台北，第 63-68 頁，1981。
- [3] 王仁堂，“影響「射擊命中率」因素之探討”，中華體育期刊，第 6 卷，第 1 期，第 28-34 頁，1992。
- [4] 賀全慶，“量測精確度的統計推論”，中華民國品質學會第 43 屆年會暨第 13 屆全國品質管理研討會論文集，台北，第 1-2 頁，2007。
- [5] 林惠玲、陳正倉編著，應用統計學，雙葉書廊有限公司，台北，第 329 頁，2007。
- [6] 袁正綱，“步槍設計對射擊績效之影響”，博士論文，國立台灣科技大學管理技術研究所，台北，第 38、65 頁，1996。
- [7] Montgomery, D., Design and Analysis of Experiments 5th Edition, Wiley, 2001.
- [8] Haykin, S., Neural Networks – A Comprehensive Foundation 2nd Edition, Prentice Hall, 1999.
- [9] Lippmann, R., “An Introduction to Computing with Neural Nets,” IEEE ASSP MAGAZINE, pp. 4-22, 1987.
- [10] Hagan, T., Demuth, H., and Beale, M., Neural Network Design, MA: PWS Publishing, 1996.
- [11] Dennis, J., and Schnabel, R., Numerical Methods for Unconstrained Optimization and Nonlinear Equations, Prentice Hall, NJ, 1983.
- [12] Hinton, G., Sejnowski, T., and Ackley, D., “Learning Algorithm for Boltzman Machines”, Cognitive Science, Vol.9, pp.147-169, 1985.
- [13] Battiti, R., “First and Second Order Methods for Learning: Between Steepest Descent and Newton’s Method”, Neural Computation, Vol.9, pp.147-169, 1985.
- [14] 周開利、康耀紅編著，神經網路模型及其 MATLAB 仿真程序設計，清華大學出版社，北京，第 135 頁，2006。

- [15] Cavalieri, S., Maccarrone, P., and Pinto, R., "Parametric vs. neural network model for the estimation of production costs: A case study in the automotive industry," *International Journal of Production Economics*, Vol. 91, pp. 165-177, 2004.
- [16] Verlinden, B., Duflou, J., Collin, P., and Cattrysse, D., "Cost estimation for sheet metal parts using multiple regression and artificial neural networks: A case study," *International Journal of Production Economics*, Vol. 111, pp. 484-492, 2008.
- [17] Greese, R., and Li, L., "Cost Estimation of Timber Bridges Using Neural Network," *Cost Engineering*, Vol. 37, No. 5, pp. 17-22, 1993.
- [18] Zhang, Y., and Fuh, J., "A Neural Network Approach for Early Cost Estimation of Packaging Products," *Computer & Industrial Engineering*, Vol. 34, No. 3, pp. 433-450, 1998.
- [19] Murat, H., and Zeynep, S., "A neural network approach for early cost estimation of structural systems of buildings," *International Journal of Project Management*, Vol. 22, pp. 295-602, 2004.
- [20] Fan, J., "Application of Back Propagation Artificial Neural Network to Real Time Analysis and Prediction of the Total Suspended Solids of the Water in Shimen Reservoir," *Journal of Chinese Soil and Water Conservation*, Vol.37, No.4, pp.367-376, 2006.
- [21] Tsou, K., "A Forecast of Building Destruction in Earthquakes: Applications of Artificial Neural Network," *Journal of Housing Studies*, Vol.15, No.1, pp.21-41, 2006.
- [22] Baxt, G., and Shofer, F., "Use an Artificial Neural Network for Data Analysis in Clinical Decision Making the Diagnosis for Acute Coronary Occlusion," *Neural Computation*, Vol.2, pp.480-489. 1999.
- [23] Jiang, J., and Klein, G., "Marketing Category Forecasting: An Alternative of BVAR-Artificial Neural Networks," *Decision Sciences*, Vol.31, No.4, pp.789-812, 2000.
- [24] Hu, M., and Zhang, C., "A Cross-Validation Analysis of Neural Network Out-of-Sample Performance in Exchange Rate Forecasting," *Decision Sciences*, Vol.30, No.1, pp.197-216, 1999.
- [25] Neaupane, K., and Achet, S., "Use of Back propagation Neural Network for Landside Monitoring: a Case Study in the Higher Himalaya," *Engineering Geology*. Vol.74, pp.213-226, 2004.
- [26] Kim, S., Park, T., and Yoo, J., "Speed-Sensor less Vector Control of an Induction Motor Using Network Speed Estimation," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol.48, No.3, pp.609-614, 2001.
- [27] Hsiao, T., Lin, C., and Chiang, H., "Partial Least-squares Algorithm for Weights Network," *Neurocomputing*, Vol.50, pp.237-247, 2003
- [28] Chien, T., Lin, B., and Leo, W., "A Neural Network-Based Approach for Strategic Planning," *Information and Management*. Vol.35, No.6, pp.357-364, 1999.
- [29] Chandra, N., and Reeb, D., "Neural Networks in a Market Efficiency Context," *American Business Review*, Vol.17, No.1, pp.39-45. 1999.
- [30] Hegazy, T., and Ayed, A., "Neural network model for parametric cost estimation of highway projects," *Journal of Construction Engineering and Management*, Vol.124, pp. 210-218, 1998.
- [31] Cavalieri, S., Maccarrone, P., and Pinto, R., "Parametric vs. neural network model for the estimation of production costs: A case study in the automotive industry," *International Journal of Production Economics*, Vol. 91, pp. 165-177, 2004.
- [32] Creese, R., and Li, L., "Cost estimation of timber bridges using neural network," *Cost Engineering*, Vol. 37, No. 5, pp. 17-22, 1995.
- [33] Wang, H., "Application of BPN with feature-based models on cost estimation of plastic injection products," *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 53, pp. 79-94, 2007.
- [34] Tekscan Inc, ELF User Manual, Tekscan Inc, USA, pp.4-45, 2008.
- [35] Lewis, C., Industrial and Business Forecasting Methods: a practical guide to exponential smoothing and curve fitting, 1982.
- [36] 賀力行、林淑萍、蔡明春編著，統計學，

- 前程企業管理有限公司，台北，第 41-42 頁，2006。
- [37] 熊高生編著，MINITAB 14 資料統計與分析，文魁資訊股份有限公司，台北，第 23-2 頁，2007。
- [38] 林惠玲、陳正倉編著，應用統計學，雙葉書廊有限公司，台北，第 280-289 頁，2007。
- [39] Li, D., “A new method to help diagnose cancers for small sample size”, *Expert Systems with Applications*, Vol.33, pp.420-424, 2007.
- [40] Lua, K., “Prediction of Meaning of Bisyllabic Chinese Words Using Back Propagation Neural Network”, *Computer Processing of Oriental Languages*, Vol.11, No.2, 1997.
- [41] Fukuda, O., Tsuji, T., and Otsuka, A., “A Human-Assisting Manipulator Tele-operated by EMG Signals and Arm Motions”, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol.19, No.2, pp.210-221, 2003.
- [42] Tsuji, T., Fukuda, O., and Kaneko, M., “A log-linearized Gaussian mixture network and its application to EEG pattern classification”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: applications and reviews*, Vol.29, No.1, pp.60-72, 1999.
- [43] Huang, P., and Chen, C., “Neural Network-Based Tool Breakage Monitoring System for End Milling Operations”, *Journal of Industrial Technology*, Vol.16, No.2, 200.