

參考文獻

- 方進隆 (民 88): 台灣地區大專院校學生體適能常模研究, 23 頁。
- 方進隆 (民 89): 運動圓融生命。2000 運動與生活品質學術研討會報告書, 21 頁。
- 李素箱、許志祥 (民 91): 國立中興大學進修部部學生吸煙行為、運動習慣及身體質量指數探討, 興大體育第 6 期, 58 頁。
- 卓俊辰 (民 81): 體適能一健身運動處方的理論與實際。體育學會出版。
- 卓俊辰 (民 77): 柔軟性一體適能的重要因素之一。中華體育第六期, 96-102 頁
- 徐志輝、李素箱 (民 91): 大學男性教職員體適能相關研究。2002 年台灣體育運動與健康休閒發展趨勢研討會專刊, 202 頁。
- 黃彬彬 (民 85): 台灣地區青少年的健康與體適能之研究。85 年度大專體育教學研討會專刊, 161 頁。
- 傅莉森 (民 91): 坐式生活的負擔。2002 年國際運動與健康研討會會議手冊, 27 頁。
- 劉照金、沈裕盛 (民 91): 學生體育態度的發展與邊緣化之探討。大專體育第 63 期, 22 頁。

應用類神經網路建立羽球單打 比賽擊球方向的預測模式

邱靖華

摘要

隨著世界羽球運動逐漸走向商業化、職業化之際, 各國羽球選手之間的競爭也變得更加激烈。為促進國內羽球選手之技術提升, 本研究主要目的: 是運用人工智慧-倒傳遞類神經網路演算法, 建立一套可用於學習羽球比賽選手擊球方向, 及模擬預測擊球方向球路之運算系統。研究方法: 運用倒傳遞神經網路之輸入層、隱藏層、輸出層三層的網路架構, 模擬決定最後獲勝之 2、4、6 球的學習及回想演算。本研究的主要的演算工具是採用 C++ 程式語言, 根據網路的演算法編寫成電腦程式來進行模擬。結論: 經由網路模擬演算之後, 發現不管是 2、4、6 球路, 本網路皆能預測對手的擊球方向球路。其次倒傳遞神經網路確實可以運用在羽球攻防戰術上, 也值得被廣泛開發成電腦軟體來進行模擬。關鍵詞: 倒傳遞神經網路、演算法、學習、回想

壹、前言

羽球運動起源於英國, 二十世紀之初先傳到亞洲、美洲、最後再傳到非洲, 於 1992 年成為奧運會的正式的比賽項目(彭美麗、陶志祥、王文欽、陳福壽, 1994, 971 頁)。在羽球賽中選手除了要靠個人的反應、速度、體力及智慧之外, 能在戰術上使出變化莫測的球路是決定勝負的主要關鍵。就選手比賽的球路而言, 每位選手在經年累月的訓練及比賽之後, 不管是網前、底線或網前與底線交互使用戰術, 都有自己的習慣性打法及風格。如果每位選手出賽前, 能事先了解對手的球路習性, 並且能經由電腦模擬對手的打法, 勢必可提高獲勝的機率。

類神經網路(artificial neural network)是一種計算系統，它使用大量簡單的相連人工神經元，模仿生物網路的資訊處理系統來進行演算(Lin&Lee,1996,葉怡成,1994)。其中，倒傳遞類神經網路(簡稱BP)是類神經網路的一種，具有學習及回想能力，是由Rumelhart等人在1985年所提出，目前此種網路運算法則已經成功的被運用到許多領域中。

從過去人工智慧的文獻得知，有關類神經網路的研究鮮少被運用在羽球比賽方面，大部分都是集中在電路診斷、期貨交易、市場預測、心電圖分類、閃電預測、疾病診斷及專家系統等各個領域中(Haykin,1999; Hagan, Demuth, & Beale,1996; Lin&Lee, 1996, 葉怡成, 1994)。為了提供羽球選手在賽前能了解及模擬對手的擊球方向及打法，本研究主要目的是運用人工智慧-倒傳遞類神經網路演算法，建立一套可用於學習羽球比賽擊球方向，及模擬預測擊球方向之運算系統。

研究範圍

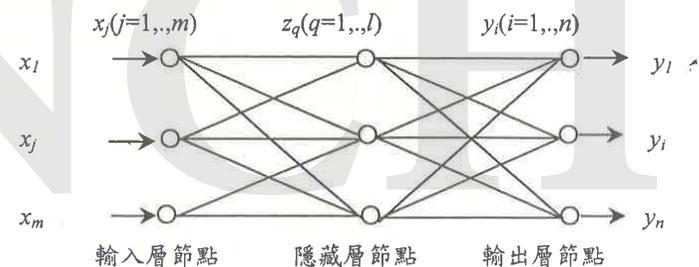
本研究僅限制在單打比賽最後決定勝負之2、4、6球路，做為網路學習及回想之訓練樣本。模擬範圍僅限在2D平面上之選手擊球方向的預測，而擊球高度、球速、轉速、或選手移動速度變化等因素，將不列為本研究的範圍。

貳、研究方法與步驟

本研究主要研究方法是建立一套預測羽球比賽擊球方向的方法，將羽球比賽時的擊球位置及擊球角度參數，轉化為倒傳遞類神經網路演算所需要之訓練樣本，並確定網路能進行推論預測輸出擊球角度。

一、網路架構

如圖一所示，本研究的網路架構，共設有輸入層、隱藏層、輸出層三層。圖一中各層間神經元的數目輸入層節點 $x_j(j=1,..,m)$ ，隱層有節點 $z_q(q=1,..,l)$ ，輸出有節點 $y_i(i=1,..,n)$ 。其次倒傳遞類神經網路在做學習演算時，需要輸入值 x_j 及輸出層目標輸出值 $d_i(i=1,..,n)$ (Lin&Lee,1996,p238)，作為訓練樣本。

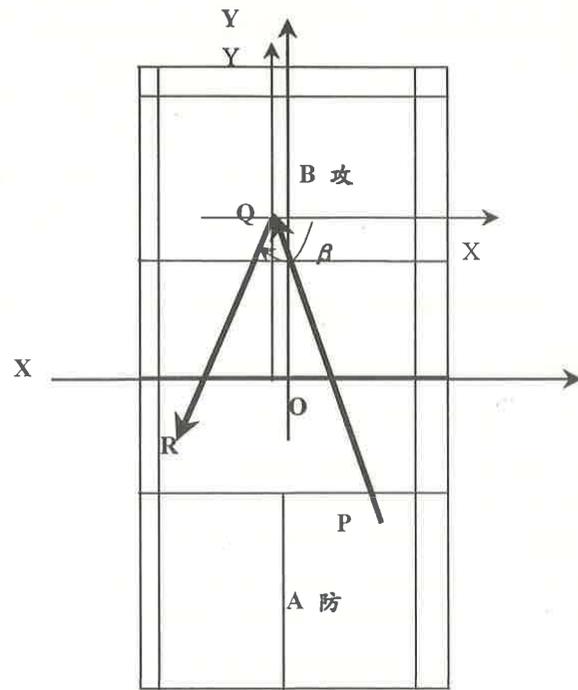


圖一、羽球單打球路預測之三層類神經網路模型(Lin&Lee,1996,p237)

二、訓練樣本

如圖二所示，在羽球場地的中心點建立一個平面座標系 OXY，設羽球場的中央位置為平面座標系 OXY 的原點 O(0,0)。首先以選手 A 與選手 B 進行比賽，且以每次最後決定選手 B 獲勝的兩球為例，做為類神經網路的訓練樣本。意即選手 A 從球場區內座標位置 P(X1,Y1)擊球給選手 B，選手 B 從座標位置 Q(X2,Y2)回擊得分(選手 A 無法攔截到球)。選手 B 回擊後，取球在平面座標系 OXY 的飛行方向上任意一點(球場的範圍內)，並設其座標位置為 R(X3,Y3)。

如圖二所示，本研究以最後決定選手 B 獲勝的兩球的網路架構為例，先以選手 A 與選手 B 的擊球點的座標位置做為輸入值，再以選手 B 擊球的方向角度做為目標輸出值。為符合選手 B 獲勝的比賽條件，將網路架構的輸入層節點設為 4 個、隱藏層節點數設為 8 個，及輸出層節點設為 18 個。



圖二、羽球單打攻防球路

其次設 P 與 Q 點座標值為 x_j 輸入向量值，因此 x_j 輸入向量的元素值 $x_1 = X1$ 、 $x_2 = Y1$ 、 $x_3 = X2$ 、 $x_4 = Y2$ 。再以 $Q(X2, Y2)$ 與 $R(X3, Y3)$ 兩點求出擊球角度 β ，若 $\tan^{-1}(Y3 - Y2)/(X3 - X2)$ 小於零， β 則取正值，若 $\tan^{-1}(Y3 - Y2)/(X3 - X2)$ 大於零， $\beta = \pi - \tan^{-1}(Y3 - Y2)/(X3 - X2)$ ，做為目標輸出值。根據選手 B 回擊得分的條件，將角度 β 的可能範圍是介於 0° 與 180° 之間，接著再將角度 β 的範圍分成 18 個等距間隔。如果當 $0^\circ < \beta \leq 10^\circ$ 時，則目標輸出值 d_1 設為 1，其餘 d_2 到 d_{18} 皆設為 0。如果當 $10^\circ < \beta \leq 20^\circ$ 時，則目標輸出值 d_2 設為 1，其餘 d_1 及 d_3 到 d_{18} 皆設為 0，以此類推當 $170^\circ < \beta \leq 180^\circ$ 時，則目標輸出值 d_{18} 設為 1，其餘 d_1 到 d_{17} 皆設為 0。因此每一個樣本中目標輸出值 d_i ，其中有一個是 1，其餘 17 皆設為 0。

由以上說明得知，每次可以從 $P(X1, Y1)$ 、 $Q(X2, Y2)$ 與 $R(X3, Y3)$ 三點

位置，取得一個輸入向量 x_j 及目標輸出向量 d_i 的訓練樣本。至於 $P(X1, Y1)$ 與 $Q(X2, Y2)$ 點的位置範圍，本研究是以單打標準羽球場地的邊線與底線，再往外延伸 2 公尺做為取樣的範圍。

三、演算法

倒傳遞類神經網路主要分成學習及回想兩部分，其演算方法目前已有許多書籍做過詳細介紹(Freeman&Skapura,1991; Haykin,1999; Hagan, Demuth&Beale, 1996; Rumelhart,1986,葉怡成,1994)。其學習及回想演算步驟如下：

學習演算(Learning)

步驟一 設定網路有輸入層、隱藏層、輸出層共 3 層。

步驟二 以均勻分佈隨機亂數設定網路的初始加權值及偏權值。

步驟三 輸入一個訓練的輸入向量 x_j 及目標輸出向量 d_i 。

步驟四 計算推論輸出向量 y_i 。

計算推論隱藏層的輸出向量 z_q ($q=1, \dots, 8$)

$$\text{net}_q = \sum_{j=1}^m v_{qj} x_j \quad (1)$$

$$z_q = a(\text{net}_q) = a\left(\sum_{j=1}^m v_{qj} x_j\right) \quad (2)$$

計算推論輸出層的輸出向量 y_i ($i=1, \dots, 18$)

$$\text{net}_i = \sum_{q=1}^l w_{iq} z_q = \sum_{q=1}^l w_{iq} a\left(\sum_{j=1}^m v_{qj} x_j\right) \quad (3)$$

$$y_i = a(\text{net}_i) = a\left(\sum_{q=1}^l w_{iq} z_q\right) = a\left(\sum_{q=1}^l w_{iq} a\left(\sum_{j=1}^m v_{qj} x_j\right)\right) \quad (4)$$

有關 z_q 隱藏層輸出向量及輸出向量 y_i 演算法，以及 $a(\text{net}_q)$ 、 v_{qj} 、 w_{iq} 的定義，詳細之內容見於 Neural Fuzzy System (Lin&Lee,1996,p237)。

步驟五 計算輸出層與隱藏層的差距量。

步驟六 計算輸出層與隱藏層的加權值修正量及偏權值的修正量。

步驟七 更新輸出層與隱藏層之加權值及偏權值。

步驟八 重複步驟三至步驟七直到網路收斂。本研究是以目標輸出值 d_i 與推論輸出值 y_i 的差距量的最小平方和(以 mse 表示)，達到 0.0025 以下，則評定為已達到收斂效果。而網路達到收斂效果，此重複步驟三至步驟七的演算步驟稱為「學習循環」(learning circle)。

回想演算(Recalling)

步驟一 設定網路有輸入層、隱藏層、輸出層共 3 層，各層間神經元的數目。

步驟二 讀入羽球比賽已訓練好的網路加權值及偏權值。

步驟三 輸入一個測試樣本的輸入向量 x_j 。

步驟四 計算推論輸出向量 y_i 。

當我們要模擬選手 B 擊球時，可依圖二假設我們是選手 A，選一 P 點位置擊球給選手 B，再選手 B 擊球點 Q，如此取得測試樣本的輸入向量 x_j ，經回想演算步驟一到步驟四，求出推論輸出向量 y_i 。 y_i 所定義的相對角度是相同於目標輸出值 d_i 所定義的角度，在 18 個元素中取其中最接近於 1，便可推論出選手 B 擊球得分的角度方向。

四、關於 4 球與 6 球的網路設計

本研究上述第一到三點，主要在設計單打最後決定獲勝 2 球的網路架構及相關演算法。若要決定選手 B 獲勝的 4 球網路架構，則設輸入層單元數 8 個，隱藏層單元數 12 個，輸出層單元數 18 個。

選手 B 獲勝的最後 4 球情況，基本上以 2 球的網路架構為基礎，即選手 A 第一次擊球點設為 P，選手 B 第一次回擊擊球點設為 Q，選手 A 第二次擊球點設為 R，選手 B 第二次回擊擊球點設為 Q'，在選手 B 第二次回擊得分方向上，取一點 R'。

因此可以 P、Q、R 三點得到第一組訓練樣本，P、Q 座標點的 XY 軸座標值，做為輸入層的輸入向量 x_j 的 4 個元素值，Q、R 座標點可以獲得選手 B 第二次回擊得分的角度 β ，做為目標輸出向量 d_i 的 18 個元素值，此訓練樣本用來預測第一次選手 B 回擊給選手 A 的角度(第一組的預測結果，主要決定在 P、Q、R 三點的座標位置樣本)。另外從 P、Q、R、Q'、R' 座標點，可以獲的第二組訓練樣本，P、Q、R、Q' 座標點的 XY 軸座標值，做為輸入層的輸入向量 x_j 的 8 個元素值，R、Q' 座標點可以獲得選手 B 第二次回擊得分的角度 β ，做為目標輸出向量 d_i 的 18 個元素值。第二組訓練樣本經完成訓練之後，便可用

來預測選手 B 第二次回擊得分的推論角度(第二組的預測結果，主要決定在 P、Q、R、Q'、R' 五點座標位置樣本)。

至於選手 B 獲勝的最後 6 球的網路架構，同樣可依照以上這種方式來進行預測。首先設輸入層單元數 12 個，隱藏層單元數 14 個，輸出層單元數 18 個。選手 B 獲勝的最後 6 球情況，則比照 2、4 球網路設計，取得三組訓練樣本進行訓練，再行推論出選手 B 兩次回擊球與第三次擊球得分的擊球方向。

參、結果與討論

學習速率與收斂效果

學習速率(learning rate)在網路學習過程中，用來調整網路加權值修正量的控制參數，學習速率太大或太小，對於網路的收斂性質都不利。學習速率較大時，網路加權值修正量較大，可以較快逼近函數最小值。但是學習的速率太大，將導致數值振盪而難以達到收斂的目的，學習速率在運算過程是可以經驗方式來修正它的大小(葉怡成，1994)。

本研究經多次測試電腦程式演算後發現，若學習速率設定為 0.78，網路經 800 次學習循環之後，發現最後決定勝負是 2 球，或 4 球，或 6 球， d_i 與 y_i 差距量的最小平方和，皆能達 0.0025 以下的收斂標準。

預測值之誤差

在本研究中是以目標輸出值 d_i 與推論輸出值 y_i 的差距量($d_i - y_i$)，來評定 y_i 預測方向角度的正確性。為了提高預測的精確性，本研究訂定($d_i - y_i$)的差距量須在 0.05 以下才可以被接受。例如 y_i 輸出向量為(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)，即表示推論 B 選手回擊方向角是在第 11 個方向角 $110^\circ < \beta \leq 120^\circ$ 之間。第 11 個輸出值是 0.97 與 d_i 目標輸出值 1 的差距量是 0.03，表示此推論輸出值是可以被接受的。

隱藏層的神經元數目

如果隱藏層處理的神經元數目太少，則容易造成誤差，數目太多雖可減少誤差，但收斂速度變慢，徒增演算時間(Hertz, Krogh & Palmer, 1991)。本研究為兼顧誤差小與收斂速度快，於是根據隱藏層的處理單元數目的選取原則：隱藏層數

目=(輸入層單元數*輸出層單元數)^{1/2}(葉怡成, 1994), 決定出 2、4、6 球的網路架構, 其隱藏層單元數分別設 8、12、14 個。

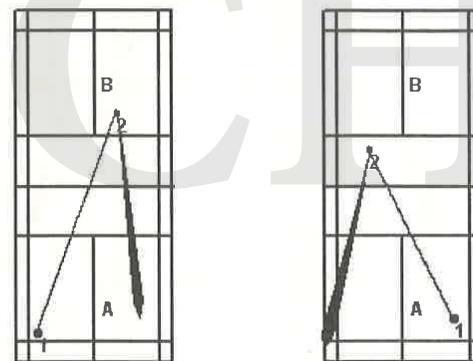
隱藏層的層數

關於網路隱藏層的層數, 本研究採用一層隱藏層, 因 Cybenko(1989)證明一層隱藏層已足夠趨近任何連續函數(continuous function)。如果隱藏層太多層反而使網路太複雜, 造成網路無法收斂(周政宏, 1995)。因此本研究在 2、4、6 球的網路架構皆採用一層隱藏層。

學習與回想

根據倒傳遞類神經網路原理, 如果羽球的訓練樣本多而且具有代表性的話, 那麼網路的預測能力就會更準確。所以本研究將從圖二中採隨機方式, 針對比賽最後決定勝負之 2、4、6 球路, 個別皆採集 30 個訓練樣本, 並以作者所編寫的羽球攻防系統軟體(Chiu, 2002) 來進行網路的運算。倒傳遞類神經網路的優點在於能歸納(generalization) 所輸入的訓練樣本, 亦即網路的學習在於找出訓練相同類別的樣本, 而不相關的類別將會被忽略。所以應避免一次訓練同類別的樣本, 又再轉至另一個類別如此一來網路將忘記先前所學習的(周政宏, 1995)。

因此本研究採集決定勝負 2 球的訓練樣本時, 盡可能排除相同位置擊球點的樣本, 盡量使擊球點均勻分佈在整個比賽場地。經模擬最後決定勝負 2 球的結果, 如圖三(A)、(B)所示, 當選手 A 在第 1 點位置擊球給選手 B 時, 則網路預測選手 B 在第 2 點位置回擊得分球方向, 球的運動方向如圖三(A)、(B)中的箭頭方向, 偏離選手 A 第 1 點的擊球位置, 顯示網路預測結果與原來訓練樣本相近。

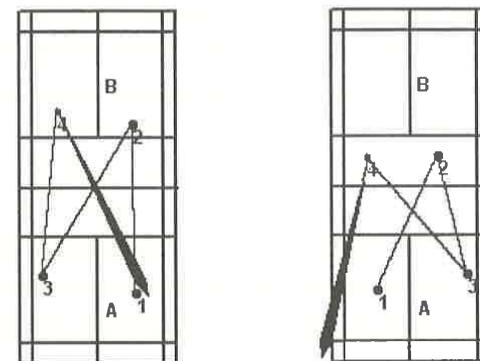


(A)

(B)

圖三、模擬單打決定勝負之最後 2 球的結果

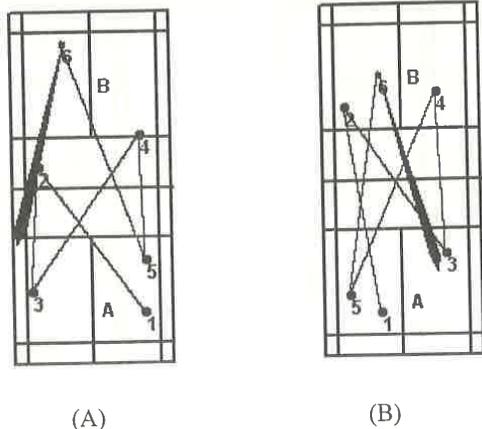
模擬最後決定勝負之 4 與 6 球的戰術是比較複雜的, 選手使用的戰術有時網前、有時底線、有時忽左、有時忽右, 網路預測結果如圖四、五所示。



(A)

(B)

圖四 模擬單打決定勝負之最後 4 球的結果



圖五 模擬單打決定勝負之最後 6 球的結果

其中模擬最後決定勝負之 4 球的結果，如圖四(A)、(B)所示，當選手 A 擊球在第 1 點位置擊球給選手 B 時，則網路預測選手 B 在第 2 點位置回擊球方向，接著選手 A 在第 3 點位置回擊給選手 B 時，則網路預測選手 B 在第 4 點回擊得分球方向。另外模擬最後決定勝負之 6 球的結果，如圖五(A)、(B)所示，當選手 A 在第 1 點位置擊球給選手 B，一直到網路預測選手 B 在第 6 點回擊得分球方向。經由以上的模擬分析得知，本網路確實能訓練好網路的加權值及偏權值，並且計算推論輸出向量。

本網路的應用

經由以上論述得知，本網路的訓練樣本是在圖二中所規範的範圍內隨機取得的，此樣本並經證實能進行網路的學習與預測對手的球路。但如何從實際的比賽來收集訓練樣本呢？樣本採集的方式，基本上是以對手過去比賽的錄影帶，或比賽現場來取得樣本。至於判定選手的擊球位置方法，可以使用攝影系統做為判定工具，或是由專家目測比賽錄影帶來判定擊球位置，因為倒傳遞類神經網路所需的訓練樣本，著重在球路的分佈類別性質，因此是可以容忍專家目測判定上的微量誤差。

肆、結論

本研究個別以隨機樣本，進行單打比賽最後決定勝負 2、4、6 球路的網路訓練，結果發現不管是 2、4、6 之球路，本網路皆能回想預測對手的擊球方向。因此倒傳遞神經網路是可以被運用在羽球攻防戰術上，也值得被廣泛開發成電腦程式來進行模擬。

伍、參考文獻

- 彭美麗、陶志祥、王文欽、陳福壽。(1994)。《教練訓練指南》。台北市：文史哲出版社。
- 周政宏。(1995)。《類神經網路理論與實務》。台北市：松崗電腦圖書資料股份有限公司。
- 葉怡成。(1994)。《類神經網路模式應用與實作》。台北市：儒林圖書有限公司。
- Cybenko, G. (1989). Approximation by superpositions of a sigmoidal function. Mathematics of Control, Signals, and Systems, 2, 303-314.
- Freeman, J. A., & Skapura, D. M. (1991). Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques (pp.89-124). Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- Haykin, S. (1999). Neural Networks A Comprehensive Foundation (2nd ed.) (pp.202-203). New Jersey: Prentice-Hall, Inc.
- Hagan, M. H., Demuth, H. B., & Beale, M. H. (1996). Neural Network Design. Chap 11. PWS Publishing Company, Singapore.
- Hertz, J., Krogh, A. & Palmer, R. G. (1991). Introduction to the Theory of Neural Computation. Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- Lin, C.T., & Lee, C.S. (1996). Neural Fuzzy Systems. America: Prentice Hall, Inc.
- Rao, D. B., & Rao, H. V. (1995). C++ Neural Networks and Fuzzy Logic. New York: MIS press.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G.E., & Williams, (1986). Learning internal representation by error propagation. Parallel Distributed Processing, Vol.1.318-362, Cambridge, MA: MIT Press.