

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

應用類神經網路以地面反作用力參數推估垂直跳下肢關節 力矩

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC94-2413-H-034-002-

執行期間：94年08月01日至95年07月31日

執行單位：中國文化大學體育學系

計畫主持人：陳嘉遠

共同主持人：李宜芳

計畫參與人員：劉宇、史世民、黃宇平、潘昱璇、江烈、郭采佩、吳志鴻、張景貴

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 95 年 10 月 31 日

應用類神經網路以地面反作用力參數推估垂直跳之下肢關節力矩

摘要

垂直跳 (Vertical Jump) 地面反作用力的測驗常被用來評估運動員下肢的肌肉能力，然而地面反作用力只能顯示出下肢整體的爆發力水準，並無法反映出下肢各關節肌肉的用力和控制情形。本研究之目的，在於建立推估垂直跳下肢各關節力矩 (Joint Torque) 的類神經網路 (Artificial Neural Network, ANN) 模型，希望未來只要將測力板測得之地面反作用力相關參數輸入本模型，即可推估出以往需要透過逆向動力學 (Inverse Dynamics) 的計算方能求得之下肢各關節力矩。本研究使用 10 位男性運動選手的實驗資料 (年齡： 20.10 ± 1.91 歲；身高： 179.34 ± 4.25 公分；體重： 69.58 ± 3.91 公斤重)，以垂直跳時測力板所測得之時間百分比、地面反作用力、重心垂直位移、重心速度、以及功率等五項參數作為類神經網路模型的輸入資料，而以下肢各關節力矩為輸出資料。經過網路優化後，所求得最佳之類神經網路模型為“5-10-3 模型” (即輸入層有 5 個人工神經元；隱藏層為 1 層，有 10 個人工神經元；輸出層有 3 個人工神經元)。該模型所推估出之各樣本的下肢關節力矩值，其平均的誤差均方根都在 0.05 以下，與實測值的相關係數皆高達 0.95 以上，且在推估關節力矩極值與角衝量值的表現亦多十分良好，顯示透過類神經網路以地面反作用力相關參數來推估下肢各關節力矩的方法是可行的。然而，由於原實驗的受試者皆為年輕之男性運動選手，故在推廣本研究的結果時，必須考慮受試者之特性。

關鍵字：垂直跳、關節力矩、類神經網路、逆向動力學

Using the Artificial Neural Network to Predict the Lower Limbs' Joint Torques during Vertical Jump through the Parameters of Ground Reaction Force

Abstract

The test of ground reaction force (GRF) of vertical jump is an easy method. Among the sport science studies, it is often used to assess the athlete's muscular ability of lower limbs and abrupt forces. However, GRF can only show the power level of lower limbs during vertical jump. To deeply understand the force usage and control situation of lower limbs' different joint muscles, a further study of its joint muscle torque is required. Nevertheless, to understand the variation of joint torque, we have to measure the kinematics parameter of bodies, the GRF parameter of kinetics, and body inertia parameter, through the calculation of inverse dynamics. Artificial Neural Network (ANN) possesses strong experience modeling capability. It needs no fixed and existed mathematic model to solve problems. With good learning, assessing, and error-adapting capability, it can solve many high nonlinear problems that can not be solved by traditional mathematics and statistics.

The purpose of this study is to establish an ANN to predict lower limb's joint torques of two vertical jumps, Counter-Movement Jump (CMJ) and Squat Jump (SJ). By ways of imputing of GRF related parameters, which are relatively easy to measure and acquire, and then through ANN calculation, we can finally assess the three joint torques of lower limb, which previously were obtained by the calculation of inverse kinematics. This research used the experiment data of 10 male players. The input parameters of this model were time%, GRF, vertical displacement, speed, and power; the output parameters of this model were all joint torque of lower limbs. Finally "5-10-3 model" was found to be an optimum model (input layer had 5 artificial neurons; there's 1 hidden layer, and it had 10 artificial neurons; output layer had 3 artificial neurons). In this study, every mean root-of-mean-square was under 0.05, and every correlation coefficient was above 0.95. Moreover, this model worked well when it predicted the extreme value of joint torque and the impulse of angle. Therefore, this result showed that the method should be feasible to predict the joint torque of lower limbs through the relevant parameters of GRF by this ANN model.

**Keyword: Vertical Jump, Joint Torque, Artificial Neural Network
Inverse Dynamics**

應用類神經網路以地面反作用力參數推估垂直跳之下肢關節力矩

壹、前言

競技運動追求的目標是更高、更快、更遠的運動表現，所以爆發力無疑是最重要的基本體能要素之一；尤其對許多需要跑、跳動作的運動項目而言，強大的下肢肌肉力量與爆發力絕對是不可或缺的。

一般用以探討垂直跳能力的跳躍高度或地面反作用力（Ground Reaction Force, GFR），事實上只顯示出外力的作用；依此僅能初步判別運動員下肢爆發力的綜合表現，並無法分別針對下肢肌群做個別診斷。若欲進一步明瞭運動員在垂直跳期間下肢肌群的用力機轉，則需一併探討其主要關節力矩（Joint Torque）的作用情形；唯有藉此，不但可以瞭解運動員下肢整體爆發力的表現，還可明瞭作用於各關節的肌力運作情形。目前在測出關節力矩的測量方法去難以使用直接方法進行，而是必須測量動作過程的運動學、動力學數據，並配合人體肢段參數（Body Segment Parameters, BSP），透過逆向動力學（Inverse Dynamics）的計算，方能推導而得（如圖 1 所示），其過程不僅需動用許多的儀器設備和人力，且難以即時回饋。為解決此一問題，引起了作者透過模型建構、以部份力學參數來推估關節力矩的想法。

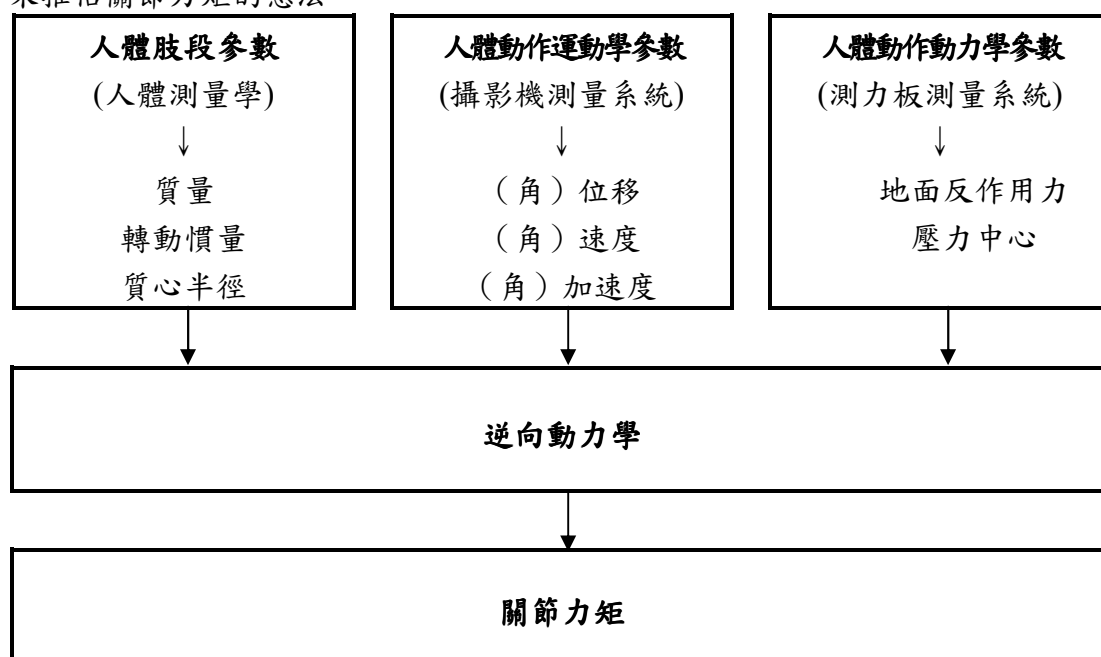


圖 1 關節力矩推導示意圖

在建立模式工具的選擇上，類神經網路（Artificial Neural Network, ANN）是一種經驗建模的工具，它以曲線擬合的方式來運作（羅華強，2001）。由於類神經網路不必靠固定和已知的數學模型才能解題，再加上它有良好的學習、推估、與容錯能力，所以可以解決許多傳統數學和統計學無法解決的高度非線性問題（葉怡成，2000）。另外，由於人體是一複雜的生命體，其運動的方式並不完

全等同剛體 (Rigid Body)，此時類神經網路便提供了一個實用而可行的研究方向。事實上，目前類神經網路也已被學術界和工商界所廣泛運用。

由於垂直跳地面反作用力相關參數 (輸入變數) 與下肢的關節力矩 (輸出變數) 必然有相當程度的定性關連，期望運用類神經網路強大的推估能力，將垂直跳的地面反作用力相關參數 (由測力板求得) 帶入模型，便可推估出過去需要許多資訊及運算才能求得的下肢各關節力矩 (如圖 2 所示)。

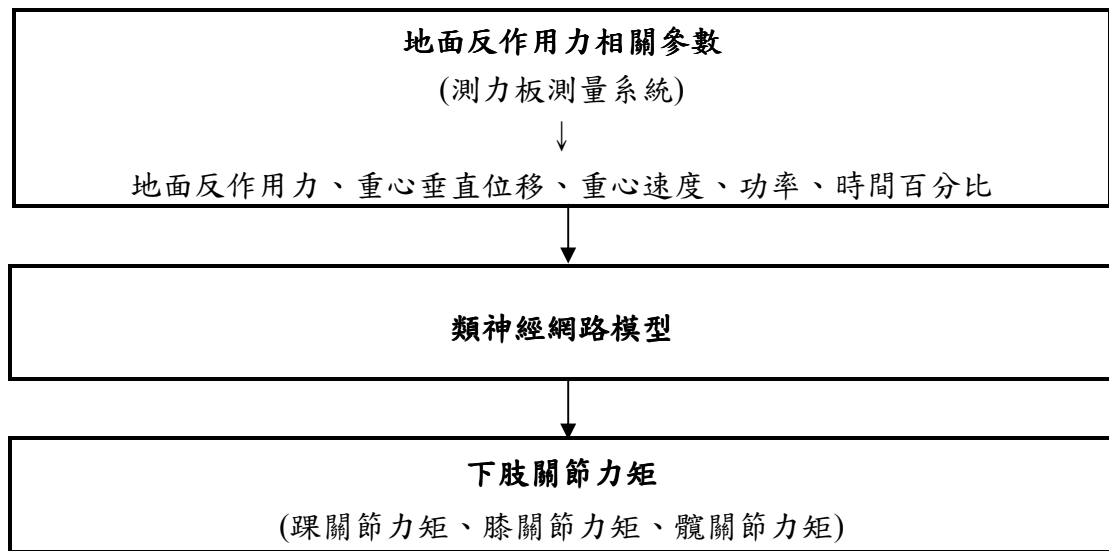


圖 2 類神經網路模型之下肢關節力矩推估示意圖

類神經網路不需要複雜的演算法或既存的數學模式，而是仿照人類神經細胞處理訊息的原理來運作，即訊號的強度需超過了激發閾值才能被傳遞 (劉滌昭譯，1989)。目前常用的類神經網路多不直接以輸入變數組成輸出變數的函數，而是先將輸入變數組成中間變數函數 (隱藏層)，再由中間變數函數組成輸出變數函數。由於絕大部份的類神經網路具有隱藏層，且每個函數均為非線性函數，因此輸出入變數間的函數關係可以是非線性的，特別是變數間的交互作用可以表達出來，解決了迴歸分析的缺點。類神經網路利用樣本 (即系統輸入與輸出所組成的資料) 建立系統模型 (輸入與輸出間的關係)，有了這樣的系統模型，便可用於推估、分類、或決策了，因此類神經網路也可看成是一種特殊型式的“統計技術” (葉怡成，2000)。

總而言之，類神經網路是一種經驗建模的工具，它以曲線擬合的方式運作，以解決許多傳統統計技術無法解決的問題。由於類神經網路具有強大的過濾、學習能力，又可做到真正的多輸入與多輸出，所以它已被廣泛地運用在許多的複雜系統上，Pattichis 等人 (1995) 使用類神經網路建立了神經肌肉系統疾病的肌電圖自動診斷系統。他們將類神經網路模型結合定量分析來協助醫生做出正確的診斷，避免人為觀察上的偏差。Guiraud (1994) 使用類神經網路為下肢癱瘓的病人設計了一具行走器。他認為類神經網路具有學習能力，能提高設備的動態特

性，易於適應不同類型的病人。

Srinivasan 和 Gander (1992) 使用類神經網路建立一運動模式產生器，其具有產生多度空間、以頻率進行步態軌跡調整等優異特性，且有很好的容錯能力，有助於揭示生物體的運動原理，並可應用於復健醫學，或機器人的動作控制。Aminian 等人 (1995) 利用類神經網路建立了由軀幹、左腳、和右腳的加速特徵，去預測出運動速度和路面坡度的模型。

在運動科學方面 Sands 等人 (1994) 以體操選手的身高、年齡、手和腳的觸地壓力、運動傷害情形.....等 21 項資料，藉由類神經網路，去判別翻筋斗動作的錯誤種類。Sepulveda 等人 (1993) 以關節角度和力矩推估步態仿真，他們以類神經網路建立了步行中下肢主要的 16 塊作用肌肉肌電訊號、髖膝踝三個關節的肌肉力矩、以及此三個關節角度變化間之關聯。由角度隨時間變化曲線來模擬步態的運動學規律，發現 ANN 模型可良好的推估步態，並可模擬不同控制條件改變時，步態的遷動變化。Koike 和 Kawato (1995) 使用複雜的類神經網路模型去推估上肢運動等動收縮的關節力矩和表面肌電圖的軌跡圖。Nussbaum 等人

(1995) 研究靜態狀態下肌肉的徵召情形，他們使用類神經網路對腰部肌肉群的受力情形做預測，研究結果表明：類神經網路模型能對腰部肌肉群之受力情形做出準確的預測。國內學者 Luh 等人 (1999) 應用類神經網路的倒傳遞網路模型，利用等速 (isokinetic) 練習器和肌電圖儀，研究發現利用 ANN 模型可以準備建立肌電信號與等速關節力矩之間的關係，在 ANN 模型的學習與驗證過程中，除非某些極限值隱藏區的數量時對於預測結果並不是很關鍵，這一點對本研究的啟發很重要，此外，以實驗所得之肌電信號包波 (linear envelope)，以及關節角度和角速度等運動學參數，推估肘關節等速肌肉力矩值。

嚴波濤 (1999) 成功以類神經網路，建立了鉛球技術分析的模型，作者透過某些容易測得之運動學技術參數，對選手的表現即時進行診斷，該研究已成功地應用於大陸女子鉛球選手的技術分析與診斷研究上。由以上的文獻可以想見此一具有學習與容錯能力的類神經網路算法，提供了人體運動研究者一個美好的願景和方向。

一般在動力學變數的測量上，常利用測力板來測量地面反作用力 (Ground Reaction Force, GFR) 的曲線，再經由計算而得到許多有用的資訊，例如：身體重心的位移、速度、加速度、下肢功率既爆發力等，以協助研究者判斷其下肢肌力的好壞、重心的軌跡、或連續動作的疲勞程度等。由於人體在做跑、跳動作時，其動力是來自於在蹬地過程中，地面給人體的反作用力；因此，要獲得較大的動力，就必須加大加快蹬地的力量，也就是要提高肌肉收縮的速度和力量，這取決於人體的肌肉活動能力。Miller 和 Nelson (1973) 依據動量變化等於衝量的力學關係式，證實了在垂直跳實驗中，重心在離地後的上升高度與地面垂直反作用衝量可以相互推估的現象。因此，以測力板測量垂直跳，可做為判斷下肢肌力好壞的依據。

值得一提的是：在以運動學參數推導動力學參數的計算上，Basco 等人 (1995)

發展了一種運動學的裝置，在舉重期間直接以負重的**位移**情形（運動學參數）來推導出力量和爆發力等變數（動力學參數）。之後 Rahmani 等人（2000）則做了驗證性的研究，將此裝置與測力板二者在蹲舉時之峰值力量、峰值速度、及峰值爆發力做比較，以檢驗其信、效度，結果顯示其信、效度良好。由此可見，同一動作之運動學參數與動力學參數之相互推估，在技術上是可行的。

根據相關文獻探討可以看出，類神經網路具有強大的經驗建模能力，也就是不需要靠已知的數學模型才能求解，並可以解決許多傳統數學和統計學上無法解決的高度非線性問題，這點正是 ANN 模型的優點，也正是本研究嚐試要解決的問題，綜合上述的探討內容，在此提出研究假設：應用類神經網路，將可建立一個有能力推估垂直跳下肢各關節力矩的模型，以便未來只要將測力板測得之地面反作用力相關參數輸入本模型，即可推估出以往需要許多數據並配合逆向動力學計算方能求得之下肢關節力矩。

貳、研究目的

本研究目的在於建立推估兩種垂直跳（直膝、屈膝）下肢各關節力矩的類神經網路模型，藉由輸入相對較容易測得的地面反作用力相關參數（時間百分比、地面反作用力、重心垂直位移、重心速度、功率），透過本模型的計算，即可推估出以往需要透過逆向動力學的運算方能求得下肢三大關節力矩（踝關節力矩、膝關節力矩、髖關節力矩），用以瞭解下肢各關節肌肉的用力和控制功能。

參、研究方法與步驟

一、研究對象

本研究受試者為 17~22 歲共 10 位的男性體育系學生，其基本資料如表 1。

表1 受試者基本資料

受試者 (n=10)	身高(cm)	體重(kg)	年齡(y)	運動專項
平均值±標準差	179.34 ±4.25	69.58 ±3.91	20.10 ±1.91	跳遠和跳高

二、研究方法

受試者在 Kistler 測力板做垂直跳動作（CMJ 和 SJ）時，一部 Peak 高速攝影機做二度空間影片的拍攝（拍攝頻率為 120Hz），利用測力板系統的信號輸出開關傳出同步訊號給高速攝影機的同步定位儀，然後使用 Peak Performance 6.0 版的二度空間動作分析系統軟體來做資料處理，採用的平滑方法是以該軟體所提供的零相位移數位濾波法(Butterworth Fourth-order Zero Lag Digital Filter)將原始資料加以修勻，選用的截止頻率(Cutoff Frequency)是採用該軟體所提供的最佳截止頻率 (Winter, 1990)。其動力學資料則是以 Kistler 測力板所測得的地面反作用力資料(採樣頻率為 1200Hz)使用該公司所提供的 BioWare 3.0 版分析軟體進行 low pass 的濾波，然後進行各項動力學資料的計算。

本實驗所使用的人體測量學肢段參數資料，是採用由 Dempster (1955) 所提出的人體慣性參數資料。在人體模型方面，是設定五個標誌點，分別是肩關節、

大轉子、脛骨外髌、外踝、以及第五跖趾關節。本研究使用之軟硬體為 National Instrument Labview 類神經網路工具箱建模系統。

在計算下肢關節力矩方面，是以運動學分析所得的資料(重心的位移、速度、加速度，以及肢段的角度、角速度、角加速度)、動力學分析所得的資料(地面反作用力及壓力中心)、和人體肢段參數的資料(肢段的長度、品質、與轉動慣量)，透過逆向動力學的推導，來求得下肢各關節力矩值。

在類神經網路的建構上，本研究採用的倒傳遞網路模型其基本原理是利用最陡坡降法(Gradient Steepest Descent Method)的觀念，將誤差函數予以最小化；採平滑可微分的轉換函數，使得網路可應用最陡坡降法導出修正網路連結加權值及激發閾值的公式。

肆、結果與討論

本研究以 9 名男性運動員共 1402 筆的樣本資料來建立兩個類神經網路模型(直膝垂直跳與屈膝垂直跳)，在經過網路優化的過程後，求得最佳的模型參數，建立了 5-10-3 的類神經網路模型，輸入層為 5 個神經元，分別為垂直跳支撐期地面反作用力相關的參數： $t\%$ ：支撐時間百分比； $F_y(t)$ ：地面反作用力； $Y(t)$ ：重心垂直位移； $V_y(t)$ ：重心速度； $P(t)$ ：功率。隱藏層為 10 個人工神經元，輸出層 3 個人工神經元，分別為踝關節力矩 T_a ；膝關節力矩 T_k ；髖關節力矩 T_h 。

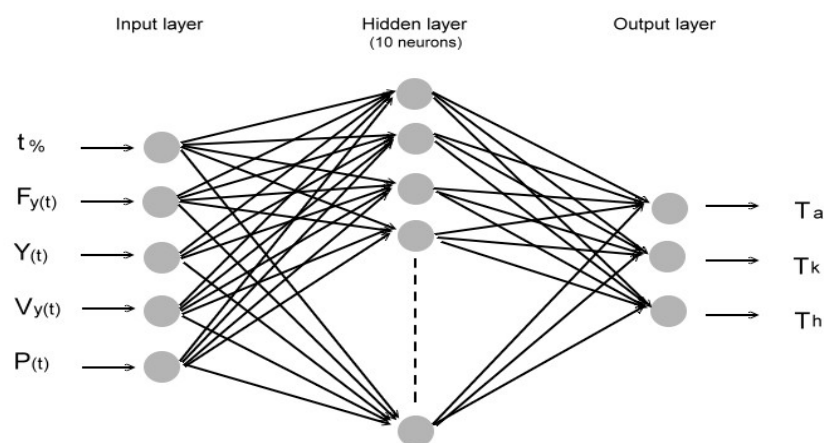


圖 3 神經網路示意圖；符號說明請見內文

依據關節力矩值的極值，教練或研究人員可以明瞭運動員哪些肌群的肌力較為不足，以做為訓練課程規劃的參考、與訓練成果考核的依據。通常地面反作用力支撐期極值的出現時機(Timing)，也就是膝、髖關節力矩極值的出現點。用力時機的正確與否，與運動員的肌力和協調能力息息相關。本模型針對驗證樣本所求得的各關節力矩在支撐期的極值如表 2 與表 3 所示。

表2 直膝垂直跳各關節力矩在支撐期之極值

關節別	實測值(Nm/kg)	推估值(Nm/kg)	誤差佔全距%
踝	-1.908	-1.938	1.56%
膝	+1.882	+1.972	3.16%
髖	-2.459	-2.359	3.59%

表3 屈膝垂直跳各關節力矩在支撐期之極值

關節別	實測值(Nm/kg)	推估值(Nm/kg)	誤差佔全距%
踝	-1.970	-2.085	7.38%
膝	+1.488	+1.606	4.53%
髖	-2.051	-1.983	3.67%

由上述的結果可以看出：本模型對各關節力矩在支撐期極值的推估能力十分理想，除了屈膝垂直跳的踝關節力矩推估極值與實測極值的差異稍大之外，其餘誤差皆在實測值全距的5%以下。

由關節力矩-時間曲線的型態，研究人員可依此判定在垂直跳各階段，下肢各關節的伸肌群與屈肌群的作用情形（如伸膝肌何時起主要作用）。本模型針對驗證樣本所求得的下肢關節力矩-時間推估曲線與實測曲線如圖4~圖6所示（其中關節力矩值皆為相對值）。

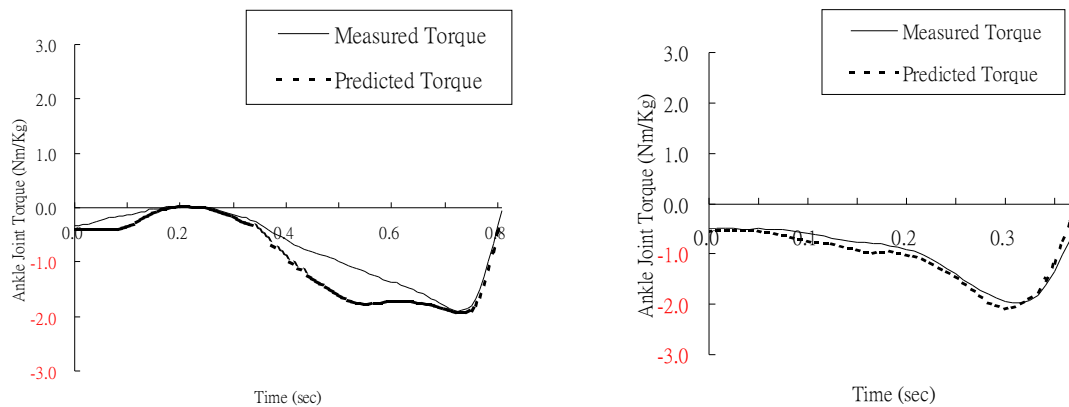


圖4 直膝垂直跳(左)與屈膝垂直跳(右)之踝關節力矩-時間曲線圖

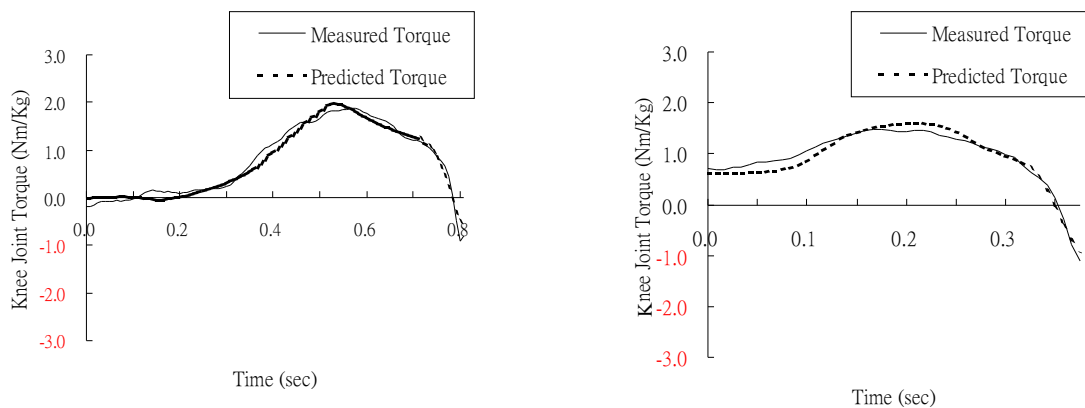


圖 5 直膝垂直跳(左)與屈膝垂直跳(右)之膝關節力矩-時間曲線圖

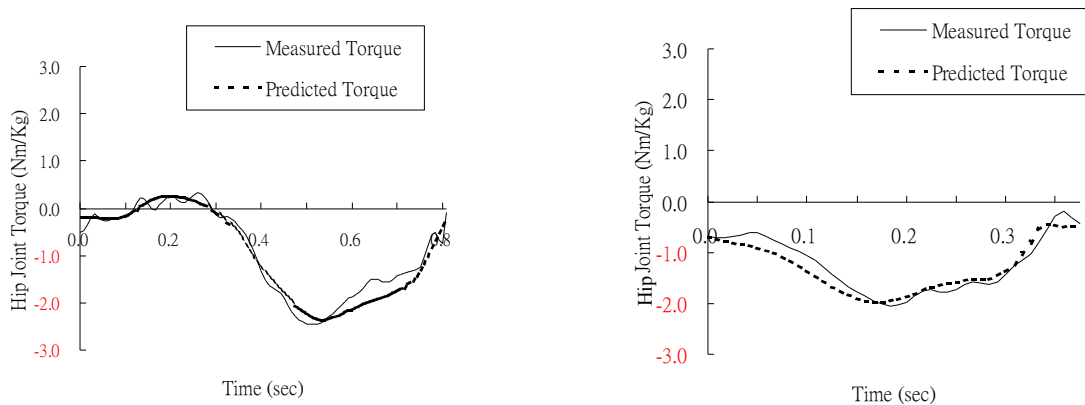


圖 6 直膝垂直跳(左)與屈膝垂直跳(右)之髖關節力矩-時間曲線圖

由以上的圖 4~圖 7 可以看出：本模型的曲線擬合能力十分良好。另外，由下列表 4（相關係數表）亦可得到證實（因各關節力矩實測值與推估值的相關係數都在 0.95 以上）。此外，由曲線的重迭情形，似乎也證實了類神經網路具有良好的濾波與容許雜訊能力。

表 4 各關節力矩推估值與實測值之相關係數表

關節別	相關係數（直膝）	相關係數（屈膝）
踝	0.967	0.978
膝	0.987	0.977
髖	0.979	0.957

根據關節力矩極值與特徵值的出現時機，以及垂直跳各階段角衝量（關節力矩-時間曲線的積分值，也就是關節力矩與時間的乘積）的大小，研究者便可瞭解各關節力矩對跳躍過程的貢獻程度。本模型針對驗證樣本所求得各關節力矩在支撐期的角衝量值如表 5 及表 6 所示。

表 5 直膝垂直跳各關節力矩在支撐期之角衝量值

關節別	實測值(Nms/kg)	推估值(Nms/kg)	誤差佔實測值%
踝	-0.573	-0.750	30.88%
膝	+0.619	+0.601	2.97%
髖	-0.742	-0.788	6.22%

表 6 屈膝垂直跳各關節力矩在支撐期之角衝量值

關節別	實測值(Nms/kg)	推估值(Nms/kg)	誤差佔實測值%
踝	-0.384	-0.408	6.33%
膝	+0.361	+0.353	2.13%
髖	-0.472	-0.495	4.73%

由上述的研究結果可以看出：本模型在膝關節力矩的角衝量推估值的表現最好，不論是在直膝或屈膝垂直跳，其誤差皆低於實測角衝量值的 3%；但是在直膝垂直跳的踝關節力矩的角衝量推估值的表現則不理想，這是否意味著：在直膝垂直跳時，個別選手間踝關節的使用差異較大？若要降低此一網路誤差，可能要從增加樣本數著手，讓網路得以學習較多類型的踝關節使用方式。

類神經網路以經驗建模的方式運作，它在建模時需設定大量的可調參數，其缺點在於造成某一結果的機轉難以解釋。以本研究而言，是何原因使得“5-10-3 模型”的誤差低於“5-9-3 模型”或“5-11-3 模型”？此外，類神經網路沒有唯一解，研究者只能以嘗試錯誤法在有限的資源下（時間、設備）尋求誤差最小的解。

本研究以 9 位元選手的垂直跳實驗資料來建模，並以一位未參與建模的選手資料來做驗證，其結果大都十分理想。然而，假設使用另一批的實驗資料來建模，其模型可能也與本研究的結果不盡相同。是故，若要實際應用類神經網路的建模結果，其建模樣本必需足夠大、均勻正確、且涵蓋了所有具代表性的資料；如要長期使用，可能還要定期使用新的樣本來重新訓練模型，因為十年前與十年後的選手素質應是有所差異的。

最後，由於目前難以使用直接的方法（如在人體內裝設測力器）來測量關節力矩，所以只能使用類比或根據逆向動力學推算的方式來求得其值。然而受限於人體測量學肢段參數精度的限制，如何降低誤差，是今後研究者的努力目標。類神經網路以經驗值建模，若學習樣本的精度不足，又如何能夠建立一個良好的模型呢？

伍、結論與建議

本研究透過嘗試錯誤法的反復試驗過程尋求最佳的類神經網路模型，所得模型“5-10-3 模型”。在網路學習與回想的過程中，將測力板測量系統所得的時間百分比、地面反作用力、重心垂直位移、重心速度、以及功率等相關資料登錄本模型，所推估的各樣本的下肢關節力矩值，其誤差均方根都在 0.05 以下，且與實測值的相關係數皆高達 0.95 以上，而在極值與角衝量值的推估表現亦多十分良好，顯示透過類神經網路模型來推估關節力矩值的方法應是可行的。

本研究結果展現了類神經網路強大的推估能力，然而未來若要有效地運用本

研究所建立的網路模型，應進一步將這一模型與測力板測量系統加以整合應用，以達即測即用的目的。

參考文獻

中文部分

- 葉怡成 (2000)：類神經網路模式應用與實作。臺北市：儒林圖書有限公司。
劉滌昭譯 (1989)：類神經電腦。牛頓，73期，34~41頁。
嚴波濤 (1999)：運動技術分析的神經網路研究。上海體育學院，博士論文。

外文部分

- Aminian, K., et al. (1995). Incline, speed, and distance assessment during unconstrained walking. Medicine and Science in Sports and Exercise, 27(2), 226~234.
- Basco, C., et al. (1995). A dynamometer for evaluation of dynamic muscle work. European Journal of Applied Physiology, 70, 379~386.
- Dempster, W. T. (1955). Space requirements of the seated operator: geometrical, kinematic and mechanical aspects of the body with special reference to the limbs (WADC Technical Report No. 55-159). OH: Wright-Patterson Air Force Base.
- Guiraud, D. (1994). Application of an artificial neural network to the control of an active external orthosis of the lower limb. Medical and Biological Engineering and Computing, 32, 610~614.
- Koike, Y., & Kawato, M. (1995). Estimation of dynamic joint torques and trajectory formation from surface electromyography signals using a neural network model. Bio Cybernet, 73, 291~300.
- Luh, J. J., et al. (1999). Isokinetic elbow joint torques from surface EMG and joint kinematic data: using an artificial neural network model. Journal of Electromyography and Kinesiology, 9, 173~183.
- Miller, D. I., & Nelson R. C. (1973). Biomechanics of Sport. Philadelphia: Lea & Febiger.
- Nussbaum, M. A., et al. (1995). A back-propagation neural network model of lumbar muscle recruitment during moderate static exertions. Journal of Biomechanics, 28(9), 1015~1024.
- Pattichis, C. S., et al. (1995). Neural network models in EMG diagnosis. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 42(5), 486~496.
- Rahmani, A., et al. (2000). Validity and reliability of a kinematic device for measuring the force developed during squatting. Journal of Applied Biomechanics, 16, 26~35.
- Sands, W. A., et al. (1994). Neural nets and gymnastics – recognizing errors in athletic performance. PC AI, 1994 Jan/Feb, 42~43.
- Sepulveda, F., et al. (1993). A neural network representation of electromyography and joint dynamics in human gait. Journal of Biomechanics, 26(2), 101~109.

Srinivasan S., & Gander, R. E. (1992). A movement pattern generator model using artificial neural networks. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 39(7), 716~722.

陸、計畫成果自評

本研究運用類神經網路強大的推估能力，將垂直跳的地面反作用力相關參數帶入模型，來推估下肢各關節力矩之方法是可行的。同時本研究也找出簡單可行且成本低廉之關節力矩測量方法，教練或研究者得以運用本實驗的結果，即時地明瞭其下肢各關節力矩之作用情況，以便更精確地評估其下肢的功能，並可客觀地比較各選手間的差異，以達到提高運動表現、避免運動傷害之目的。本研究除了達成設定之研究目的外，亦將本研究結果發表在國際學術研討會上，本研究小組目前與台灣大學呂東武教授合作，嘗試以 3D 來進行研究。未來若要有效地運用網路模型，可進一步將之與測力板測量系統加以整合，以達即測即用之目的。然而，若要達到被廣泛使用之目的，樣本數應加大，並考慮增加不同特性群體（如女性運動員、非運動員等）的樣本資料，並可彙集各方的研究成果，建立一套類神經網路的動作分析庫，以協助提升訓練效能，增進運動表現。