灰理論在運動產業管理分析之應用研究

林房儹

摘　要

美國運動產業的產值近年來倍數成長，學術界也注意到運動產業擴張的趨勢，紛紛設立運動管理系所以培育專業人才。歐洲與大洋洲的運動管理也逐漸在發展，亞洲的日本與韓國也都有類似的協會。國內目前之運動產業發展，在經濟成長、休閒風氣盛行與傳播媒體之推波助瀾下，正逐漸擴展中，民衆參與運動之機會也愈來愈多。隨著經濟發展的腳步，國內運動產業正日益蓬勃，這對運動管理之前景是一大契機。因此，學術界應加強尋求產官學之合作求取理論與實務之驗證以突顯運動管理學門之價值。國內運動產業的發展是國內已經面對的重要課題，但相對的仍然有許多重要的問題有待加以進一步的研究與解決。例如：我國運動產業規模、運動產業 GDP、運動產業相關的經濟活動等等，在在需要透過嚴謹的學術研究才能提出參考依據。從資料蒐集、統計分析、歸納整理到提出結論報告，也需要投注相當的人力與物力，但以目前國內運動產業發展狀況來看，從事必要的研究已是刻不容緩的事。本研究即因應此一研究需求而應用灰理論來分析運動產業發展趨勢，研究結果顯示灰預測模型在運動產業管理的預測上有極高的精確度與效度，因此灰理論建模法極爲適合應用在運動產業的分析上。

關鍵詞：運動管理，運動產業，灰理論，灰模型，運動產業 GDP

The trend analysis of the sport industry using gray modeling

Fang-Tsan Lin
Department of Sport Management
National Taiwan College of Physical Education

Abstract

The sport industry in the United States has grown rapidly. The discipline of sport management was created by academia due to this expansion for the purpose of cultivating new sport management personnel. This new area also has received attention in Europe and Australia-New Zealand. Meanwhile, Japan and Korea built such organizations in recent years. In Taiwan, several factors, such as economic growth and influence of the mass media, encouraged expansion of the sport industry. In comparison with the United States, the size of the sport industry and research knowledge of the scholars in our nation is lagging behind. However, improving research knowledge while integrating with all parties is an imperative task for the future. Also, combining academics with real-world experience from business, government and educational institutions substantiates the value of sport management. Furthermore, more effort should be spent in dealing with coming challenges. Some topics that deserve review: relations to the size and economic activity of the sports industry, Gross domestic sports product. These topics should be studied

rigorously in order to provide useful data for policy making. Completion of this research requires a good amount of time. However, the rise of the sports industry reiterates the importance of such a research project. For this reason of sport industrial research, the study tries to analyze the trend of sport industry using gray modeling. The result found that forecasting capability of gray model is better than traditional forecasting method. Since gray model with its utility and high accuracy, it is very suitable for forecasting using in sport industrial management

Keywords : Sport Management , Gray theory , Gray modeling, Gross domestic sports product, Sports industry

一、運動產業與運動管理

就廣義的定義而言，運動管理的內涵包括了：運動產業管理、體育行政管理、運動技術與科學研究發展、運動資訊與運動傳播推廣等，其中運動產業管理是運動管理的重點之一。

近年來，美國整個運動產業持續大幅度的成長，在1995年時運動產業的產值已成長至1520億美元。日本在1986年時運動產業的產值爲33.4億美元，到1993年時已成長至57億美元(Jun Oga,1998)。同時，學術界也注意到運動產業擴張的趨勢，紛紛設立了運動管理學系及運動管理研究所以培育管理專業人才，據統計在美國設有運動管理系所的大學已超過200所(林房儐，黃煜，1999)。在歐洲與大洋洲的運動管理也逐漸發展中，1994年歐洲及紐西蘭成立了運動管理協會，在亞洲的日本與韓國也都有類似的協會，台灣的運動管理學會也於2000年5月27日成立。

國內目前之運動產業發展，受到經濟成長、休閒風氣盛行與傳播媒體之推波助瀾下，正逐漸的擴展中，民衆參與運動之機會也愈來愈多。因此，爲了因應運動產業迅速發展的趨勢，產業界、政府、學術界及研究單位應即早針對運動管理相關主題加以研究分析，以備運動產業管理決策參考。

二、研究背景、動機與目的

從國外運動管理發展的經驗來看，它透露出當運動產業的版圖擴大時，管理專業人才之大量需求乃是必然之趨勢，因此需要藉由相關系所之成立，培養專業人員來滿足運動產業之人力需求，同時可以帶動運動產業升級(林房儐，黃煜，

1999)。

國內現今運動產業之規模與學術研究之能力，目前雖然無法與美國相提並論，但隨著經濟發展的腳步，國內運動產業可說是日益蓬勃，這對運動管理學領域之前景是一大契機。因此，結合衆人之智慧以提昇學術研究能力是未來的重點工作之一。同時，應加強尋求產官學研之合作求取理論與實務之驗證以突顯運動管理學門之價值。

顯然的，國內運動產業的發展是國內即將或實際上已經面對的重要課題。但相對的，仍然有許多重要的問題有待加以進一步的研究與解決，例如：我國運動產業規模、運動產業GDP、運動產業相關的經濟活動、運動事業管理教育的課程設計、運動事業管理教育人才的質與量、體育運動政策、運動產業政策、體育教育政策、運動產業投資策略、運動技術與運動科學研究重點與方向等，在在需要透過嚴謹的學術研究與適當的研究工具才能提出研究成果做爲參考依據。從資料蒐集、統計分析、歸納整理到提出結論報告，也需要投注相當的人力與物力，但以目前國內運動管理發展狀況來看，從事必要的研究已是刻不容緩的事。

本研究的目的即在於應用灰理論於運動產業資料分析，以尋求適當的產業趨勢分析模型。在應用灰理論於運動產業資料分析之前，將首先探討灰色系統理論的概念與數學建模方法。由於一般之產業系統與其發展狀態皆涉及渾沌理論(林房價&林昱宏，1999；Ian Stewart 著，葉李華譯，1996)，本文亦將探討渾沌現象，並透過運動產業資料分析，驗證灰理論應用於運動產業上的可行性與其預測精確度。1977 年美國加州大學聖塔克魯茲分校研究所對於水滴系統進行研究(Ian Stewart 著，葉李華譯，1996)，該研究發現並証實水滴系統是一種自然界的渾沌狀態，林房價&林昱宏(1999)以灰模

研究結果，發現灰理論可以精確的預測該自然界的渾沌現象，因此本研究擬將其應用在運動產業分析上，以發掘灰模在運動產業實務應用上意義與價值。

三、灰理論與灰建模

(一)渾沌現象

依據古典物理學觀念，可藉由分析已知的數據與相關因素來計算、預測或控制一物體的行爲與狀態。然而，現實人類社會中許多管理問題上所存在的的因素紛雜，無法以人類所知全盤加以分析或計算(林房儹&林昱宏，1999)。人爲環境尚且如此，更遑論對存在於自然界的因素進行完整而充份的瞭解與計測。是故近代物理學界乃發展出有別於古典學派之理論，渾沌理論(Briggs & Peat 著，王彥文譯，1993)即爲自古典物理中跳脫的理論之一。

由於古典物理學所強調的爲一具有完美秩序性質的封閉系統，在該系統中所有的因子皆明確可知，然而在實際的自然界或人類社會管理問題上並非如此單純。除了未知因素之外，各因子間相互影響亦將造成系統的改變(Briggs & Peat 著，王彥文譯，1993)。如衆所周知的蝴蝶效應即爲其中一例，一隻蝴蝶拍翅所引發的微弱氣流擾動，經由無數次回饋、放大、相互影響，造成千里之外劇烈的風暴(Ian Stewart 著，葉李華譯，1996)。而在人類社會管理或經濟問題上亦有相同狀況，如近期由於俄羅斯金融危機所造成全球性的金融震盪(白嗣宏，1998)。

無論物種的消長、自然界狀態的改變、人類社會的經濟系統、交通系統、乃至於人體生長的狀態皆由無數的因素所控制(林房儹，1994)。各種已知、未知的因素與因素間的相

互關係無一不影響系統的發展趨勢與系統的未來狀態。

無論人類社會或自然世界皆存在著大量未知、不確定或訊息不完全的因素。古典物理學透過假設、甚至以人爲控制試圖將該不可預期的因素摒除於外，發展出僅適用於可完全控制、完美環境下的理論。但那些被摒除於外、被忽略、無法掌控的因素往往造成實際狀態與預期狀態甚大的差異、更甚者將造成無法預期的災難(林房儻&林昱宏，1999)。

(二)灰色系統理論

由於渾沌系統中的影響因子極爲複雜而未可知，故難以針對所有輸入因子所造成的影響加以分析或進行實驗。相對於系統內所有因子皆已知，因子間相互關係明確的白色系統與完全不可知之黑色系統而言，此類擁有訊息不完全與因子關係不明確之系統，即可稱爲灰色系統(林房儻，1994)。

因自然存在之能量系統具有質量大、能量大與慣性等特性，系統的狀態並不會突然轉變，狀態的改變必定因爲系統內部存在一持續影響系統的慣性(林房儻，1994)。灰預測理論即基於上述的概念，摒除傳統透過分析因子以預測系統未來狀態的方法，改而透過系統所呈現的歷史狀態，以建立影響該系統慣性之模型，此一模型稱爲灰預測模型(鄧聚龍，郭洪，1996)。經由灰預測模型，即可對於系統未來將呈現的狀態進行預測。

1.灰色系統二項特徵

鄧聚龍於 1982 年所提出灰色系統理論（Grey System Theory）指出，灰色系統具有訊息不完全與就數找數二項特徵。而訊息則爲系統內特性與狀態的敘述，其中不可度量者稱爲訊息元，可度量者稱爲數據元(Deng Julong，1989)。分別說明如下：

(1)訊息不完全：當系統具有訊息不完全特性即表示該系統並非完全明確可知，因此方可稱之爲灰系統。灰系統的訊息不完全特性可以分爲灰數、灰元與灰關係等三個主要項目(林房儻，1994)。灰數代表系統內訊息不完全之數值。灰元代表系統內訊息不完全之元素。灰關係則代表系統內部元素或數值間不明確的關係。

(2)就數找數：此一特性爲因應訊息不完全特性而產生，由於系統內訊息不完全，故無法經由分析系統內的元素、因子等來預測系統未來狀態。因此需由系統之歷史數據著手，由歷史數列中找尋隱含於其間的規律，進而對系統進行預測(林房儻，1994；林房儻，林昱宏，1999)。

2.灰色系統理論架構

灰色系統理論架構，包含以下六大項目：

(1)灰生成：將原始數列轉換爲具有某種規律性質數列的方法。灰生成之主要方法包含累加生成（AGO：Accumulated Generating Operation）、逆累加生成（IAGO：Inverse Accumulated Generating Operation）與插值生成。

(2)灰關聯分析：分析系統、因素間的關係，並在一定的精度之下剔除不重要的因素。

(3)灰建模：建立灰色模型，以進行對系統的預測。

(4)灰預測：藉由灰模對系統的未來狀態進行預測。

(5)灰決策：對週圍環境的未來進行灰預測後，再以預測結果爲基準，進行分析與決策。

(6)灰控制：預測系統環境與系統的未來可能狀態，並對系統進行控制。

目前灰色系統理論已應用於許多層面，包含自然界的水文、地質(Jeng, Chiang, 1996)、氣候變化、天然災害預測等；人文社會的金融、股市、交通運輸、廢棄物清運、電力系統(Shih, Yang, Liang，1997)、水庫、管理決策等(Mon, Tzeng，1995；Sung , Wu , Hsu，1998)；科技方面的醫療、軍事武器、航空器控制、影像處理、自動控制等(Chou, Chen, Lee, 1997；Chew, Lin, Chen，1995)。由此觀之，灰色系統理論在運動管理與運動科學應用上應極具實務價值。

(三)灰預測模型建立方法

一般用以預測的數學模型可分爲(1)因子模型與(2)行爲模型二類(鄧聚龍，郭洪，1996)。因子模型爲藉由影響系統之主要因子所建立的模型，由於影響系統的因子衆多且紛雜，只能挑選其中較爲重要的因子以建立模型。因此因子模型無法包含系統的全部訊息，爲一種不具有全訊息性的模型。行爲模型則爲利用系統過去的行爲數據建立模型，亦即利用系統的慣性進行建模。因所有對系統會產生影響之因子作用皆包含在歷史行爲之中，故行爲模型爲一種具有全訊息性的模型。灰預測理論爲利用系統歷史行爲以建立模型，所以灰預測模型爲一種具有全訊息性的模型。

灰預測理論對用以建立灰預測模型之數列，有以下的假設與限制：

(1)數據需具有非負性。用以建立模型之原始數列皆需爲大於零之數值。

(2)數列整體需爲遞增。雖然用以建立模型之數列爲無規律的離散數列，但就數列整體而言需具有遞增趨勢。

1.一次累加生成建模（林房儐，1994；林房儐，林昱宏，1999)

鄧聚龍建立灰預測模型之概念爲對原始數列進行累加生成（AGO)，將無規律且呈離散狀態的原始數列轉化爲遞增狀態(Deng，1989)。再以e^x曲線逼近，進而找出該遞增曲線的趨勢關係，並預測該曲線於下一點的數值。透過逆累加生成（IAGO）將遞增曲線還原，即可求得實際的預測值。詳細步驟說明如下：

設原始數列爲$X^{(0)}=\left(X^{(0)}(1),X^{(0)}(2),...,X^{(0)}(n)\right)$，經由一次AGO可得一次累加生成數列$X^{(1)}=\left(X^{(1)}(1),...,X^{(1)}(n)\right)$。

$$X^{(1)}(t)=\sum_{i=1}^{t}X^{(0)}(i) \qquad t=1,2,...,n \qquad [1]$$

由於能量系統具有不可突然轉變的特性，因此鄧聚龍以數列中兩個相鄰數據的平均值作爲背景值，此一平均值數列$Z^{(1)}=\left(Z^{(1)}(2),Z^{(1)}(3),...,Z^{(1)}(n)\right)$計算過程如式2所示。

$$Z^{(1)}(t)=\left(X^{(1)}(t)+X^{(1)}(t-1)\right)/2 \qquad t=2,3,...,n \qquad [2]$$

則$X^{(1)}$與$Z^{(1)}$的關係式如式3所示。

$$\frac{dX^{(1)}}{dt}+aX^{(1)}=u$$

$$X^{(1)}(t)=-aZ^{(1)}(t)+u \qquad [3]$$

式3中a爲模型的發展係數，u爲模型的灰作用量。參數a、u可透過矩陣運算式（式4）或參數式（式5）進行運算[5]。

$$B=\begin{bmatrix}-Z^{(1)}(2) & 1\\ -Z^{(1)}(3) & 1\\ \cdots & \cdots\\ -Z^{(1)}(n) & 1\end{bmatrix}、Y_N=\begin{bmatrix}X^{(0)}(2)\\ X^{(0)}(3)\\ \cdots\\ X^{(0)}(n)\end{bmatrix}、\hat{a}=\begin{bmatrix}a\\ u\end{bmatrix}、\hat{a}=\left(B^TB\right)^{-1}B^TY_N \qquad [4]$$

$C=\sum_{i=2}^{n}Z^{(1)}(i)$、$D=\sum_{i=2}^{n}X^{(0)}(i)$、$E=\sum_{i=2}^{n}Z^{(1)}(i)X^{(0)}(i)$、$F=\sum_{i=2}^{n}\left[Z^{(1)}(i)\right]^2$、

$a=\frac{CD-(n-1)E}{(n-1)F-C^2}$、$u=\frac{DF-CE}{(n-1)F-C^2}$ [5]

第$t+1$項之一次累加數列預測值$\hat{X}^{(1)}(t+1)$可由式6求出。

$$\hat{X}^{(1)}(t+1)=\left(X^{(0)}(1)-\frac{u}{a}\right)e^{-at}+\frac{u}{a} \quad [6]$$

一次累加預測值$\hat{X}^{(1)}(t+1)$可經由IAGO還原爲$t+1$項實際預測值$\hat{X}^{(0)}(t+1)$：

$$\hat{X}^{(0)}(t+1)=\left(\hat{X}^{(1)}(t+1)-\hat{X}^{(1)}(t)\right) \quad [7]$$

2.雙向建模（林房儹，林昱宏，1999)

提出一次累加生成建模的鄧聚龍教授依據能量系統不可突然轉變的特性，以兩點平均值爲背景值。然而因該方法中以平均值爲背景值之觀點僅依一般的數學推導而來，其數學嚴謹性尚待討論(大葉大學，1998)。因此在本建模方法中以數值分析的向前差分與向後差分進行推導，使向前差分與向後差分的預測和差最小，以求取一次累加生成建模中的模型的發展係數a與灰作用量u(大葉大學，1998)。計算流程如下所述：

設原始數列爲$X_i^{(0)}=\left(X_i^{(0)}(1),X_i^{(0)}(2),...,X_i^{(0)}(n)\right)$。

經由一次AGO可得一次累加生成數列$X_i^{(1)}=\left(X_i^{(1)}(1),...,X_i^{(1)}(n)\right)$。

$$X_i^{(1)}(t)=\sum_{j=1}^{t}X_i^{(0)}(j)\quad t=1,2,...,n \quad [8]$$

將一次累加生成建模中的$\frac{dX^{(1)}}{dt}+aX^{(1)}=u$更改爲式9：

$$\frac{dX_1^{(1)}}{dt}=b_0X_0^{(1)}+b_1X_1^{(1)}=\sum_{i=0}^{1}b_iX_i^{(1)} \quad [9]$$

式9中$X_0^{(1)}\equiv 1$，$b_1=-a$，設數據間隔時間皆相等$\Delta t=1$，則可將式9轉變爲差分方程（式10)。

$$\Delta X_1^{(1)} = \sum_{i=0}^{1} b_i X_i^{(1)} \quad [10]$$

由數值分析的差分表達式與式 8 可得向前差分與向後差分式。

向前差分：$\Delta_f X_1^{(1)}(t) = X_1^{(1)}(t+1) - X_1^{(1)}(t) = X_1^{(1)}(t+1)$

向後差分：$\Delta_b X_1^{(1)}(t) = X_1^{(1)}(t) - X_1^{(1)}(t-1) = X_1^{(0)}(t)$

而向前差分與向後差分之預測誤差式如式 11 所示。

$$\varepsilon_f = \Delta_f X_1^{(1)} - \sum_{i=0}^{1} b_i X_i^{(1)} \ ; \ \varepsilon_b = \Delta_b X_1^{(1)} - \sum_{i=0}^{1} b_i X_i^{(1)} \quad [11]$$

爲使向前、向後差分預測誤差和爲最小，則可由使式 12 之 e^2 最小來進行推導。

$$e^2 = \sum_{t=2}^{n-1} \left(\varepsilon_f^2(t) + \varepsilon_b^2(t) \right) \quad [12]$$

使 $\frac{\partial e^2}{\partial b_0}$ 與 $\frac{\partial e^2}{\partial b_1}$ 爲零，可推導出式 13：

$$\sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(0)}(t) X_0^{(1)}(t) + \sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(0)}(t) X_0^{(1)}(t) = 2b_0 \sum_{t=2}^{n-1} \left(X_0^{(1)}(t) \right)^2 + 2b_1 \sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(1)}(t) X_0^{(1)}(t)$$

$$\sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(0)}(t) X_1^{(0)}(t) + \sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(0)}(t+1) X_1^{(1)}(t) = 2b_1 \sum_{t=2}^{n-1} \left(X_1^{(1)}(t) \right)^2 + 2b_0 \sum_{t=2}^{n-1} X_0^{(1)}(t) X_1^{(1)}(t) \quad [13]$$

將式 13 同除以 $(n-2)$，代入 $X_0^{(1)}(t) \equiv 1$ 可得式 14。

$$Z_{10} = \frac{1}{2(n-2)} \left(\sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(0)}(t) + \sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(0)}(t+1) \right)$$

$$Z_{11} = \frac{1}{2(n-2)} \left(\sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(0)}(t) X_1^{(1)}(t) + \sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(0)}(t+1) X_1^{(1)}(t) \right)$$

$$S_1 = \frac{1}{n-2} \sum_{t=2}^{n-1} X_1^{(1)}(t) \ ; \ V_0 = \frac{1}{n-2} \sum_{t=2}^{n-1} 1^2 = 1 \ ; \ V_1 = \frac{1}{n-2} \sum_{t=2}^{n-1} \left(X_1^{(1)}(t) \right)^2$$

$$b_0 V_0 + b_1 S_1 = Z_{10} \ ; \ b_1 S_1 + b_1 V_1 = Z_{11} \quad [14]$$

透過式 14 求出參數 b_0、b_1 後帶入式 15 即可求出第 $t+1$ 點的一次累加預測值 $\hat{X}_1^{(1)}(t+1)$。

$$\hat{X}_1^{(1)}(t+1)=\left(X_1^{(0)}(1)+\frac{\hat{b}_0}{\hat{b}_1}\right)e^{\hat{b}_1 t}-\frac{\hat{b}_0}{\hat{b}_1} \qquad [15]$$

一次累加預測值 $\hat{X}_1^{(1)}(t+1)$ 可經由 IAGO 還原爲 $t+1$ 項實際預測值 $\hat{X}_1^{(0)}(t+1)$。

$$\hat{X}_1^{(0)}(t+1)=\left(\hat{X}_1^{(1)}(t+1)-\hat{X}_1^{(1)}(t)\right) \qquad [16]$$

3.除法建模（林房儐，林昱宏，1999）

除法建模應用比例尺概念，透過除法並不會影響資料數據之增減特性，但可減低數列中的細微偏差，進而提升數列光滑度(大葉大學，1998)。然而就整體而言，以除法建模之原始數據列需呈現指數變化規律(大葉大學，1998)。除法建模的計算流程如下所述：

當資料數列爲非等距數列（Δt 不爲常數）時，可將原始數列設定爲 $X=\left(X(t_1),X(t_2),...,X(t_n)\right)$。

若 $X(t_k)\neq 0$，$X(t_k)\Big/X(t_{k-1})>0$，$k=1,2,...,n$ 則預測模型如式 17

$$\Delta t_k=t_k-t_{k-1} \qquad k=2,3,...,n$$

$$\hat{b}=\sum \Delta t_k\cdot\ln\frac{X(t_k)}{X(t_{k-1})}\Bigg/\sum_{k=2}^{n}(\Delta t_k)^2 \quad ; \quad \hat{B}=\sum_{k=1}^{n}X(t_k)e^{-\hat{b}t_k}\Bigg/\sum_{k=1}^{n}e^{-2\hat{b}t_k}$$

$$\hat{X}(t_k)=\hat{B}e^{\hat{b}t_k} \qquad [17]$$

當資料數爲等距數列（Δt 爲常數）時，可將原始數列設定爲 $X=\left(X(t_1),X(t_2),...,X(t_n)\right)=\left(X(1),X(2),...,X(n)\right)$。

若 $X(k)\neq 0$，$X(k)\Big/X(k-1)>0$，$k=1,2,...,n$，$k-(k-1)\equiv 1$ 則預測模型如式 18：

$$\hat{b}=\frac{1}{n-1}\sum_{k=2}^{n}\ln\frac{X(k)}{X(k-1)} \quad ; \quad \hat{B}=\sum_{k=1}^{n}X(k)e^{\hat{b}k}\Bigg/\sum_{k=1}^{n}e^{2\hat{b}k} \quad ; \quad \hat{X}(k)=\hat{B}e^{\hat{b}k} \qquad [18]$$

4.開平方轉換之一次累加生成建模（林房價，林昱宏，1999）

與除法建模法相同，以開平方法處理數列亦不會造成資料數據的性質轉變，且可減低數列中的細微偏差，提升數列的光滑度。然而因開平方法的先天限制，以開平方處理數列需嚴格遵守數據的非負性，以避免負數在經由開平方處理時會造成的問題。

開平方法之主要概念爲先對原始數列做開平方的預處理，再將處理過後的數列以一次累加生成建模法進行建模與預測。而所得的預測值取平方即可還原爲實際的預測值。史開泉教授指出原始數列爲光滑離散函數應滿足下列條件(大葉大學，1998)：

當 $\forall \varepsilon > 0$ ， $\exists k_0 > 0$ ， $k > k_0$ 時 ， $\dfrac{X^{(0)}(k)}{\sum_{i=1}^{k-1} X^{(0)}(i)} = \dfrac{X^{(0)}(k)}{X^{(0)}(k-1)} < \varepsilon$ [19]

式 19 中，ε爲給定之最大可接受誤差值。

開平方轉換建模之計算流程如下：

設原始數列爲 $X = (X(1), X(2), ..., X(n))$。

對數列 X 開平方可得數列 $X^{1/2} = \left(X^{1/2}(1), X^{1/2}(2), ..., X^{1/2}(n) \right)$。

以 $X^{1/2}$ 數列進行一次累加生成建模，可得預測值數列 $\hat{X}^{1/2}$。

將 $\hat{X}^{1/2}$ 數列取平方值，即可還原爲數列 $\hat{X}$。

5.對數轉換之一次累加生成建模（林房價，林昱宏，1999）

對數轉換法與開平方轉換法一致，皆爲對原始數列作預處理，以提升數列的光滑度。再將處理後的數列以一次累加生成建模法求取預測值。其預測值還原

後即爲實際之預測值數列。

史開泉指出式19所述之滿足光滑離散函數應所符合之條件並不確切。因灰色動態模型由有限量的數據所得，故當滿足 $X^{(0)}(k)\Big/\sum_{i=1}^{k-1}X^{(0)}(i)$ 爲 k 之遞減函數時，$X^{(0)}$ 即爲光滑離散函數(大葉大學，1998)。

因此爲提高原始數列 $X^{(0)}$ 之光滑度，於此採取對數變換。將取原始數列 $X^{(0)}$ 之對數可得數列 $\ln X^{(0)}$。

以 $\ln X^{(0)}$ 數列進行一次累加生成建模，可得預測值數列 $\ln \hat{X}^{(0)}$。再以 $\exp\left(\ln \hat{X}^{(0)}\right)$ 還原爲實際的預測值數列 $\hat{X}^{(0)}$。

6.殘差均值修正之一次累加生成建模(林房儐，林昱宏，1999)

殘差均值修正法爲當預測後加入預測殘差項，以對預測值進行修正的方法。亦即將原預測值 $\hat{X}^{(0)}$，加入模型殘差均值 $\bar{q}$ 予以修正(大葉大學，1998)。修正後之預測值爲 $\hat{X}^{(0)}(k)$。

7.階躍數列建模

當數列當中的第 k 點至第 $k+1$ 點發生劇烈的變化，造成 $X^{(0)}(k+1) >> X^{(0)}(k)$，而其它部份則維持較平穩的狀態時，即稱 $X^{(0)}(k+1)$ 發生階躍(大葉大學，1998)。傳統對於階躍的處理爲將階躍發生點前後進行平均處理，企圖使整體數列曲線能更爲平滑。但此一方法破壞原始數列的趨勢與特性。而階躍建模法之概念則爲自階躍發生點起抽離階躍高度係數 b，將變化劇烈的原始數列 $X^{(0)}$ 轉化爲平滑的數列 $y^{(0)}$，以數列 $y^{(0)}$ 進行預測。並將所得的預測數列 $\hat{y}^{(0)}$ 的階躍發生點後加入階躍高度係

數 b，以還原爲實際預測數列 $\hat{X}^{(0)}$。

圖 1 所示的階躍數列曲線圖中所包含之數據則爲將原始數列 $X^{(0)}=(79.2,70.3,81.6,83.5,75.3,84.8,156.2,154.4,174.35,198.05)$ 抽離階躍高度係數 $b=54.3124$ 後轉化爲平滑的數列 $y^{(0)}$ 的範例(大葉大學，1998)。階躍數列建模之計算流程如下所述:

設原始數列爲 $X^{(0)}=\left(X^{(0)}(1),X^{(0)}(2),...,X^{(0)}(n)\right)$，而點 τ 則爲數列 $X^{(0)}$ 的階躍發生點。因此可以 τ 點爲分界，建立數列 $X^{(0)}$ 的單位階躍函數 $h^{(0)}$。

$$h^{(0)}(k)=\begin{cases}1 & , \quad k\geq\tau\\ 0 & , \quad k<\tau\end{cases}$$

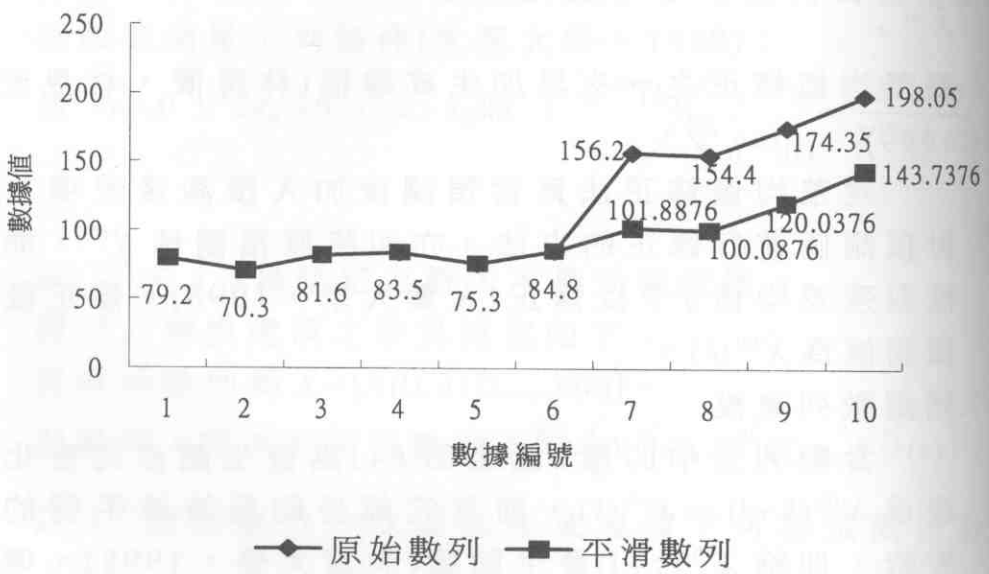


圖 1 階躍數列曲線圖

則數列 $y^{(0)}$ 與原始數列 $X^{(0)}$ 間的關係如式 20 所示。

$$y^{(0)}(k)=X^{(0)}(k)-bh^{(0)}(k) \qquad [20]$$

而平滑數列 $y^{(0)}$ 的發展係數 a、灰作用量 u 與階躍高度係數 b 可以透過式 21 以迭代法求得(大葉大學，1998)。

$$\beta_1=\sum_{k=1}^{n-1}\left(\frac{1}{2}\left(X^{(1)}(k)+X^{(1)}(k+1)\right)\right)^2$$

$$\beta_2=\sum_{k=1}^{n-1}\frac{1}{4}\left(X^{(1)}(k)+X^{(1)}(k+1)\right)\left(h^{(1)}(k)+h^{(1)}(k+1)\right)$$

$$\beta_3=\sum_{k=1}^{n-1}\left[\frac{1}{2}X^{(0)}(k+1)\left(h^{(1)}(k)+h^{(1)}(k+1)\right)+\frac{1}{2}h^{(0)}(k+1)\left(X^{(1)}(k)+X^{(1)}(k+1)\right)\right]$$

$$\beta_4=\sum_{k=1}^{n-1}\left[\frac{1}{2}\left(h^{(1)}(k)+h^{(1)}(k+1)\right)\right]^2$$

$$\beta_5=\sum_{k=1}^{n-1}\frac{1}{2}h^{(0)}(k+1)\left(h^{(1)}(k)+h^{(1)}(k+1)\right)$$

$$\beta_6=\sum_{k=1}^{n-1}\frac{1}{2}\left(h^{(1)}(k)+h^{(1)}(k+1)\right)$$

$$\beta_7=\sum_{k=1}^{n-1}\frac{1}{2}\left(X^{(1)}(k)+X^{(1)}(k+1)\right)$$

$$\beta_8=\sum_{k=1}^{n-1}\frac{1}{2}X^{(0)}(k+1)\left(X^{(1)}(k)+X^{(1)}(k+1)\right)$$

$$\beta_9=\sum_{k=1}^{n-1}h^{(0)}(k+1)$$

$$\beta_{10}=\sum_{k=1}^{n-1}X^{(0)}(k+1)h^{(0)}(k+1)$$

$$\beta_{11}=\sum_{k=1}^{n-1}1=n-1$$

$$\beta_{12}=\sum_{k=1}^{n-1}X^{(0)}(k+1)$$

$$\begin{cases}\beta_1 a-2\beta_2 ab-\beta_3 b+\beta_4 ab^2+\beta_5 b^2+\beta_6 bu-\beta_7 u+\beta_8=0\\ -\beta_3 a+2\beta_5 ab+\beta_9 b+\beta_4 a^2 b-\beta_2 a^2+\beta_6 au+\beta_9 u-\beta_{10}=0\\ \beta_7 a-\beta_5 ab-\beta_9 b-\beta_{11}u+\beta_{12}=0\end{cases} \quad [21]$$

平滑數列 $y^{(0)}$ 的一次累加預測數列 $\hat{y}^{(1)}$ 如式 22 所示。

$$\hat{y}^{(1)}(k+1)=\left(y^{(0)}(1)-\frac{u}{a}\right)e^{-ak}+\frac{u}{a} \quad [22]$$

式中的 $y^{(0)}(1)$ 與原始數列中的 $X^{(0)}(1)$ 相等。

$\hat{y}^{(1)}$ 透過累減生成（IAGO）可還原成 $\hat{y}^{(0)}$。而 $\hat{y}^{(0)}$ 則可以式

23 轉換成爲原始數列 $X^{(0)}$ 的預測數列 $\hat{X}^{(0)}$。

$$\hat{X}^{(0)}(k)=\hat{y}^{(0)}(k)+bh^{(0)}(k) \quad [23]$$

8.一次累減生成建模

一次累減生成建模法提出者呂安林、張晶、譚學瑞等人(1997)認爲一次累加生成建模法需將原始數列 $X^{(0)}$ 進行累加生成，再以一次累加生成數列 $X^{(1)}$ 進行建模，而預測所得的數列 $\hat{X}^{(1)}$ 透過一次累減生還原成 $\hat{X}^{(0)}$。由於經過一次累加生成，模型的灰作用量與發展係數已與原始數列有性質上的差異。而一次累減生成建模法則直接以原始數據列進行建模，簡化了計算流程，以提昇模型的精確度。

一次累減建模法以原始數列 $X^{(0)}$ 取代一次累加建模法之一次累加生成數列 $X^{(1)}$，而以一次累減生成數列 $X^{(-1)}$ 取代一次累加生成建模法之原始數列 $X^{(0)}$。其建模流程如下所述：

設原始數列爲 $X^{(0)}=\left(X^{(0)}(1),X^{(0)}(2),...,X^{(0)}(n)\right)$。透過式 24 可得一次累減生成數列 $X^{(-1)}$。

$$X^{(-1)}(k)=X^{(0)}(k)-X^{(0)}(k-1) \quad [24]$$

平均值數列 Z 則可由式 25 求得。

$$Z(k)=\left(X^{(0)}(k)+X^{(0)}(k-1)\right)/2 \quad [25]$$

而模型之發展係數 a 與灰作用量 u 則可由式 26 求取。

$$\hat{a}=\begin{bmatrix}a\\u\end{bmatrix}、B=\begin{bmatrix}-Z(2) & 1\\-Z(3) & 1\\ \cdots & \cdots\\-Z(n) & 1\end{bmatrix}、Y_N=\begin{bmatrix}X^{(-1)}(2)\\X^{(-1)}(3)\\ \cdots\\X^{(-1)}(n)\end{bmatrix}、\hat{a}=\left(B^TB\right)^{-1}B^TY_N \quad [26]$$

預測數列 $\hat{X}^{(0)}$ 則由式 27 可得。

$$\hat{X}^{(0)}(k+1)=\left[X^{(0)}(1)-\frac{u}{a}\right]e^{-ak}+\frac{u}{a} \quad [27]$$

四、運動產業灰模分析

就管理的層面來看，管理者時時面臨著許多的渾沌狀態進行決策。一般管理如此，產業管理也是如此，所以提供適當的管理決策工具是極爲必要的。由於渾沌系統即具有影響系統的因素繁雜而未可盡知的特性，而灰色系統理論藉由建立系統行爲模型來預測系統未來的行爲。因此灰預測模型較傳統的因子模型更能砌合於渾沌系統的狀態。因此本節將探討灰預測理論應用於一般產業與運動產業發展趨勢分析的可行性，並探討前述所提的八種灰預測模型建立方法對於該產業發展預測精度差異。以選擇出高精確度的建模方法。

由於國內目前尚無完整的運動產業分析資料，在資料的取材上只能依據美、日等國的運動產業發展過程進行分析。由於考慮美、日兩國與台灣的產業發展過程及觀察歐、美、亞洲等國的消費型態，本研究將以日本的運動產業發展爲分析對象。

(一)日本運動產業的分類與產值

依據 OGA(1998)在運動管理期刊所發表的資料顯示，日本將運動產業定義在四個主要項目上，分別是：(1)運動產品業(Sporting goods，包含運動設備)，(2)運動服飾業(Sportwear，運動服裝與運動鞋等)，(3)運動服務業(Sport services，如運動俱樂部與體適能健中心)，(4)入場費(Admission fees，門票)。

運動產品業包括下述 11 種企業：高爾夫，網球，桌球，棒球與壘球，球賽，滑雪與溜冰，登山與野營，釣魚，水上運動，越野自行車，其他類運動產品(OGA，1978)。運動服飾業主要企業爲運動服裝與運動鞋兩項。運動服務業包括下

述 8 種企業：鄉村俱樂部，高爾夫練習場，保齡球館，網球俱樂部，游泳俱樂部，溜冰場，體適能健中心與滑冰。入場費則以各類運動競賽的門票收入爲主。

與日本運動產業發展相關的資料，自 1986 起至 1993 年止摘要如下(OGA，1998)：

(1)GDP：(單位:億美元)

3383.5 3539.9 3768.9 4023.1 4325.9 4558.9 4641.9 4667.6

(2)家庭月收入：(單位：美元)

4529.4 4606.1 4812.5 4958.5 5217.6 5487.7 5638.6 5705.5

(3)家庭月支出：(單位：美元)

2936.3 2959.2 3072.1 3164.9 3316.0 3454.7 3528.2 3552.8

(4)每月工時：(單位：小時)

175.2 175.9 175.9 174.0 171.0 168.0 164.3 159.4

(5)運動產業年產值：(單位：億美元)

33.4 36.4 40.2 45.8 50.2 55.6 58.5 57

(二)灰預測模型應用於運動產業預測之研究與分析

本節之目的在於比較傳統上較常使用的指數平滑化法、移動平均值法、最小平方法(楊精松、莊紹容、任如意、劉義斌、陳俊成，1987；Erwin，19993)與本文所提的八種灰預測模型建立方法在運動產業系統的預測精確度比較。

本研究所用以分析之資料係採用 Jun Oga(1998)發表於 Journal of Sport Management 中分析日本運動產業自 1986 年起至 1993 的產值資料。分別以指數平滑化法、移動平均值法、最小平方法、一次累加生成建模法、雙向建模法、除法

建模法、開平方轉換之一次累加生成建模法、對數轉換之一次累加生成建模法、殘差均值修正之一次累加生成建模法、階躍數列建模法與一次累減生成建模法對實驗數據進行系統行爲模型之建立，並以統計檢定方法比較其模型精確度與預測精確度的差異。

表 1 爲以一至四筆數列分別透過上述八種灰預測模型建模法與指數平滑化法、移動平均值法、最小平方法建立系統行爲模型所得之數據值與模型相對誤差均值（即模型內產生的數值與實際值之差異）、預測相對誤差值。表 2 則爲以二至五筆數列進行模型建立所得之數值、模型相對誤差均值與預測相對誤差值。表 3 爲以三至六筆數列進行模型建立所得之各項數值。表 4 爲四以至七筆數列進行建模所得的數值與模型相對誤差均值。

表 5 則爲以一至五筆數列進行模型建立所得之數值、模型相對誤差均值與預測相對誤差值。表 6 爲以二至六筆數列進行模型建立所得之各項數值。表 7 爲以三至七筆數列進行建模所得的數值與模型相對誤差均值。

表 8 則爲以一至六筆數列進行模型建立所得之數值、模型相對誤差均值與預測相對誤差值。表 9 爲以二至七筆數列進行建模所得的數值與模型相對誤差均值。

表 10 爲各建模方法的模型相對誤差均值之 ANOVA 分析，表 11 爲 Duncan's 多重級距分組法對各建模法所得之模型相對誤差均值進行分群的結果。

表 12 則爲各建模法所得之預測相對誤差之 ANOVA 分析結果。表 13 爲以 Duncan's 多重級距分組法對各建模法所得之預測相對誤差均值進行分群的結果。

綜合說明如后:由表 10 中變異數分析結果，可知各預測模型間的精度差異極爲顯著(F=564.08，p=0.0001)。再經由

Duncan 群組分析，詳如表 11，可以發現以灰預測模型建立系統行爲模型所得之模型相對誤差均值顯著較傳統的指數平滑化法與移動平均值法爲低，這表示灰模的精度高於傳統的指數平滑化法與移動平均值法，然而灰預測的除法建模精度則略低於最小平方法。就灰模而言，八種灰預測模型建模方法間的精度有顯著差異，其中以階躍數列建模與一次累減生成模型的精度最高，比較傳統上常用的三種方法中模型精度最高之最小平方法的模型相對誤差值爲這兩種灰預測模型建模法的 150%至 335%倍。因此，就模型精度整體分析而言，以灰預測模型建立系統行爲模型所得之模型相對誤差均值顯著優於傳統建模法。

再由表 12 中變異數分析結果，發現各預測模型間的預測精度差異並不顯著 。但經由 Duncan 群組分析，詳表 13，雖然各預測模型之預測相對誤差均爲同一群組，但其中灰模的階躍數列建模與一次累減生成模型之預測精度高達 94.83%與 94.55%，而最小平方法的模型預測測精度也高達 94.50%。因此，就整體預測精度分析而言，雖然以上各預測模型之預測精度皆在 92.14%以上，但灰模預測能力仍然俱有高於傳統建模法的趨勢。

表 1：以一至四筆數列建立模型之模型誤差與預測誤差

	原數值	AGO	TWO	DIV	ROV	LOG	RES	JUM	IAGO	SMO	MOV	MIN
1	33.4	33.4	33.4	33.036	33.4	33.4	33.4	33.4	33.4	33.4		32.8
2	36.4	36.122	36.114	36.702	36.168	36.217	36.164	36.368	36.236	33.4		36.900
3	40.2	40.561	40.593	40.776	40.593	40.558	40.604	40.162	40.162	36.4	34.9	41
4	45.8	45.546	45.627	45.301	45.560	45.581	45.589	45.754	45.594	40.2	38.3	45.100
預測值	50.2	51.144	51.286	50.328	51.134	51.415	51.187	50.380	53.111	45.8	43	49.2
模型誤差		0.738%	0.713%	1.110%	0.712%	0.623%	0.704%	0.093%	0.330%	9.973%	14.77%	1.672%
預測誤差		1.882%	2.164%	0.256%	1.861%	2.422%	1.966%	0.359%	5.799%	8.764%	14.34%	1.992%

[註]AGO：一次累加生成建模。TWO：雙向建模。DIV：除法建模。ROV：開平方轉換一次累加生成建模。IAG：一次累減生成。LOG：對數轉之一次累加生成建模。RES：殘差均值修正一次累加生成。JUM：階躍數列建模,SMO:指數平滑法。MOV：移動平均值法。MIN：最小平方法。

表 2：以二至五筆數列建立模型之模型誤差與預測誤差

	原數值	AGO	TWO	DIV	ROV	LOG	RES	JUM	IAGO	SMO	MOV	MIN
2	36.4	36.4	36.4	36.490	36.4	36.4	36.4	36.4	36.4	36.4		36.100
3	40.2	40.482	40.797	40.617	40.470	40.479	40.520	40.168	40.732	36.4		40.800
4	45.8	45.168	45.503	45.211	45.190	45.152	45.206	45.762	45.327	40.2	38.3	45.500
5	50.2	50.397	50.752	50.325	50.462	50.526	50.435	50.154	50.199	45.8	43	50.200
預測值	55.6	56.231	56.607	56.017	56.348	56.729	56.269	54.984	55.365	50.2	48	54.900
模型誤差		0.824%	1.078%	0.705%	0.841%	0.920%	0.853%	0.083%	0.786%	10.14%	15.35%	0.742%
預測誤差		1.136%	1.811%	0.750%	1.346%	2.031%	1.204%	1.106%	0.421%	9.712%	13.66%	1.258%

表 3：以三至六筆數列建立模型之模型誤差與預測誤差

	原數值	AGO	TWO	DIV	ROV	LOG	RES	JUM	IAGO	SMO	MOV	MIN
3	40.2	40.2	40.2	40.462	40.2	40.2	40.2	40.2	40.2	40.2		40.359
4	45.8	45.666	45.724	45.081	45.694	45.728	45.700	45.694	45.440	40.2		45.42
5	50.2	50.328	50.413	50.228	50.353	50.324	50.360	50.216	50.573	45.8	43	50.480
6	55.6	55.466	55.581	55.963	55.487	55.515	55.501	55.461	55.599	50.2	48	55.540
預測值	58.5	61.128	61.280	62.352	61.146	61.392	61.163	61.545	60.520	55.6	52.9	60.600
模型誤差		0.262%	0.207%	0.732%	0.246%	0.185%	0.239%	0.170%	0.509%	10.23%	14.00%	0.473%
預測誤差		4.493%	4.753%	6.584%	4.523%	4.944%	4.553%	5.205%	3.454%	4.957%	9.572%	3.589%

表 4：以四至七筆數列建立模型之模型誤差與預測誤差

	原數值	AGO	TWO	DIV	ROV	LOG	RES	JUM	IAGO	SMO	MOV	MIN
4	45.8	45.8	45.8	46.287	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8		46.000
5	50.2	50.680	51.034	50.221	50.654	50.646	50.700	50.187	50.704	45.8		50.350
6	55.6	54.636	54.988	54.490	54.646	54.623	54.657	55.586	54.905	50.2	48	54.700
7	58.5	58.902	59.250	59.122	58.951	58.999	58.922	58.484	58.504	55.6	52.9	59.050
預測值	57	63.500	63.842	64.147	63.596	63.820	63.520	61.542	61.587	58.5	57.05	63.400
模型誤差		1.125%	1.347%	1.041%	1.131%	1.166%	1.138%	0.024%	0.753%	7.811%	11.62%	0.823%
預測誤差		11.40%	12.00%	12.54%	11.57%	11.96%	11.43%	7.968%	8.047%	2.631%	0.087%	11.22%

[註]AGO：一次累加生成建模。TWO：雙向建模。DIV：除法建模。ROV：開平方轉換一次累加生成建模。IAG：一次累減生成。LOG：對數轉之一次累加生成建模。RES：殘差均值修正一次累加生成。JUM：階躍數列建模,SMO:指數平滑法。MOV：移動平均值法。MIN：最小平方法。

表 5：以一至五筆數列建立模型之模型誤差與預測誤差

	原數值	AGO	TWO	DIV	ROV	LOG	RES	JUM	IAGO	SMO	MOV	MIN
1	33.4	33.4	33.4	33.280	33.4	33.4	33.4	33.4	33.4	33.4		32.6
2	36.4	36.330	36.261	36.849	36.334	36.394	36.371	36.425	36.828	33.4		36.9
3	40.2	40.512	40.587	40.801	40.529	40.473	40.553	40.110	40.729	36.4	34.9	41.2
4	45.8	45.176	45.429	45.176	45.209	45.149	45.216	45.720	45.168	40.2	38.3	45.5
5	50.2	50.376	50.849	50.020	50.428	50.530	50.416	50.187	50.219	45.8	43	49.8
預測值	55.6	56.174	56.916	55.384	56.250	56.739	56.215	55.107	55.968	50.2	48	54.1
模型誤差		0.670%	0.861%	0.961%	1.169%	0.692%	0.665%	0.123%	0.977%	9.671%	14.63%	1.541%
預測誤差		1.033%	2.364%	0.387%	1.170%	2.049%	1.107%	0.886%	0.662%	9.712%	13.66%	2.697%

表 6：以二至六筆數列建立模型之模型誤差與預測誤差

	原數值	AGO	TWO	DIV	ROV	LOG	RES	JUM	IAGO	SMO	MOV	MIN
2	36.4	36.4	36.4	36.520	36.4	36.4	36.4	36.4	36.4	36.4		35.960
3	40.2	40.625	41.032	40.600	40.604	40.645	40.665	40.164	40.689	36.4		40.8
4	45.8	45.132	45.485	45.136	45.137	45.071	45.172	45.664	45.302	40.2	38.3	45.64
5	50.2	50.139	50.421	50.179	50.177	50.123	50.179	50.318	50.262	45.8	43	50.479
6	55.6	55.702	55.894	55.784	55.779	55.907	55.742	55.461	55.595	50.2	48	55.319
預測值	58.5	61.882	61.960	62.016	62.007	62.549	61.922	61.143	61.329	55.6	52.9	60.159
模型誤差		0.704%	0.932%	0.630%	0.704%	0.851%	0.706%	0.217%	0.609%	10.03%	14.79%	0.822%
預測誤差		5.782%	5.915%	6.011%	5.996%	6.922%	5.851%	4.518%	4.836%	4.957%	9.572%	2.837%

表 7：以三至七筆數列建立模型之模型誤差與預測誤差

	原數值	AGO	TWO	DIV	ROV	LOG	RES	JUM	IAGO	SMO	MOV	MIN
3	40.2	40.2	40.2	41.124	40.2	40.2	40.2	40.2	40.2	40.2		40.77
4	45.8	46.208	46.248	45.167	46.164	46.174	46.232	46.060	45.823	40.2		45.41
5	50.2	50.168	50.369	49.609	50.157	50.105	50.192	50.279	50.680	45.8	43	50.06
6	55.6	54.467	54.856	54.487	54.496	54.465	54.491	54.622	54.875	50.2	48	54.70
7	58.5	59.135	59.743	59.844	59.209	59.309	59.159	59.093	58.499	55.6	52.9	59.34
預測值	57	64.203	65.066	65.729	64.330	64.702	64.227	63.698	61.629	58.5	57.05	63.98
模型誤差		1.019%	1.195%	1.831%	1.019%	1.108%	1.019%	0.875%	0.577%	8.915%	12.52%	1.121%
預測誤差		12.63%	14.15%	15.31%	12.86%	13.51%	12.67%	11.75%	8.122%	2.631%	0.087%	12.24%

表 8：以一至六筆數列建立模型之模型誤差與預測誤差

	原數值	AGO	TWO	DIV	ROV	LOG	RES	JUM	IAGO	SMO	MOV	MIN
1	33.4	33.4	33.4	33.308	33.4	33.4	33.4	33.4	33.4	33.4		32.31
2	36.4	36.462	36.540	36.882	36.445	36.545	36.504	36.359	36.890	33.4		36.82
3	40.2	40.543	40.674	40.839	40.543	40.483	40.585	40.169	40.803	36.4	34.9	41.34
4	45.8	45.080	45.276	45.222	45.101	44.976	45.122	45.663	45.190	40.2	38.3	45.85
5	50.2	50.125	50.399	50.074	50.172	50.117	50.167	50.315	50.108	45.8	43	50.37
6	55.6	55.735	56.101	55.447	55.813	56.018	55.777	55.454	55.622	50.2	48	54.88
預測值	58.5	61.973	62.448	61.397	62.088	62.812	62.015	61.131	61.802	55.6	52.9	59.39
模型誤差		0.597%	0.801%	0.829%	0.588%	0.764%	0.621%	0.195%	0.880%	9.679%	14.39%	1.503%
預測誤差		5.938%	6.749%	4.952%	6.133%	7.371%	6.009%	4.498%	5.645%	4.957%	9.572%	1.538%

表 9：以二至七筆數列建立模型之模型誤差與預測誤差

	原數值	AGO	TWO	DIV	ROV	LOG	RES	JUM	IAGO	SMO	MOV	MIN
2	36.4	36.4	36.4	37.214	36.4	36.4	36.4	36.4	36.4	36.4		36.276
3	40.2	41.309	41.597	40.918	41.185	41.194	41.332	40.182	41.175	36.4		40.879
4	45.8	45.272	45.644	44.991	45.200	45.103	45.295	46.209	45.767	40.2	38.3	45.481
5	50.2	49.614	50.084	49.470	49.606	49.494	49.638	50.153	50.181	45.8	43	50.084
6	55.6	54.374	54.955	54.394	54.442	54.432	54.397	54.452	54.426	50.2	48	54.687
7	58.5	59.589	60.301	59.809	59.749	60.003	59.613	59.138	58.506	55.6	52.9	59.290
預測值	57	65.305	66.167	65.762	65.574	66.302	65.329	64.246	62.430	58.5	57.05	63.893
模型誤差		1.829%	1.657%	1.941%	1.832%	2.013%	1.820%	0.837%	0.931%	9.022%	13.48%	0.990%
預測誤差		14.57%	16.08%	15.37%	15.04%	16.31%	14.61%	12.71%	9.526%	2.631%	0.087%	12.09%

表 10：模型相對誤差 ANOVA 分析表

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	10	0.579056	0.057905	574.08	0.0001***
Error	372	0.037522	0.000100		
Corrected Total	382	0.616578			
R-Square		0.939144		Root MSE	0.0100432
C.V.		39.98526		ERROR Mean	0.0251173

表 11：模型相對誤差 Duncan 群組分析表

Duncan Grouping	Mean	N	METHOD
A	0.139577	25	MOV 移動平均值法
B	0.094860	34	SMO 指數平滑化法
C	0.011187	43	DIV 除法建模
C	0.010989	43	MIN 最小平方法
C	0.010085	34	TWO 雙向建模
C	0.009760	34	LOG 對數轉之一次累加生成建模
C	0.008996	34	RES 殘差均值修正一次累加生成
C	0.008990	34	AGO 一次累加生成建模
C	0.008983	34	ROV 開平方轉換一次累加生成建模
C D	0.007312	34	IAG 一次累減生成
D	0.003278	34	JUM 階躍數列建模

表 12：預測相對誤差 ANOVA 分析表

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	10	0.00704	0.00070	0.28	0.9844
Error	87	0.22028	0.00253		
Corrected Total	97	0.22733			
	R-Square	0.03100		Root MSE	0.050319
	C.V.	77.22871		ERROR Mean	0.065155

表 13：預測相對誤差 Duncan 群組分析表

Duncan Grouping	Mean	N	METHOD
A	0.07852	9	MOV 移動平均值法
A	0.07505	9	LOG 對數轉之一次累加生成建模
A	0.07334	9	TWO 雙向建模
A	0.06908	9	DIV 除法建模
A	0.06723	9	ROV 開平方轉換一次累加生成建模
A	0.06603	9	RES 殘差均值修正一次累加生成
A	0.06542	9	AGO 一次累加生成建模
A	0.06041	9	SMO 指數平滑化法
A	0.05498	9	MIN 最小平方法
A	0.05446	9	JUM 階躍數列建模
A	0.05169	9	IAG 一次累減生成

五、結論與建議

(一)結論

二十一世紀可以說是體育運動的重要時代。例如，日本政府就把提升運動產業，列爲廿一世紀的重點項目之一。中國大陸更將運動產業視爲提高本身經濟能力的重要對象，據統計資料顯示大陸體育用品製造業，從 1994 年的出口總值 2.5 億美元，到近年突破約達 8 億美元，整個運動產業的無形資產仍在快速成長中。另外，美國、義大利、英國等先進國家，每年運動產業的產值甚且即將成爲國家十大產業之列。

運動產業多元化的發展與相關產值快速的成長，也引發各國學術界對運動產業擴張趨勢的高度關注，許多大學紛紛設立了運動管理系所以培育管理專業人才，同時加強對運動產業的學術研究。在歐洲與大洋洲的運動產業管理也逐漸在發展中，亞洲的日本與韓國也都有類似的運動產業管理協會。國內目前之運動產業發展，在經濟成長、休閒風氣盛行與傳播媒體之推波助瀾下，正逐漸擴展中，全民參與運動之機會也愈來愈多。雖然，國內現今運動產業之規模與學術研究之能力無法與美國相提並論，但隨著經濟發展的腳步，國內運動產業正在日益蓬勃的擴展當中，這對運動管理學領域之前景是一大契機。當然，運動產業的發展無論從公、私任一部門來看，都還有許多努力與發展的空間。

就公部門而言，政府爲凝聚全民共識，規劃新世紀國家體育建設藍圖及營造我國體育運動的新格局，引領全民攜手邁入健康、快樂且有尊嚴的新世紀，體委會正式公布我國第一本「體育白皮書」的初稿。白皮書內容自社會變遷、體育思潮及國際體育政策發展趨勢，導出我國體育發展的各項課

題。這些發展主題包含：推展全民運動、增進國民體能、振興學校體育、強化競技運動、改善運動環境、鼓勵民間參與、充實體育內涵、促進體育交流、活絡媒體互動、振興運動產業等。並逐一歸納各項因應對策，再引據目前體育相關數據暨逐步改善之可行性評估結果，勾勒出我國體育發展指標與願景。這其中包括了本文所探討與強調的運動產業之發展，可見政府部門對體育事務及運動產業發展的用心。

就私部門而言，運動產業的開發除可提升競技運動實力及促進國際交流外，也能提供國人更多的就業機會，成爲國家經濟體系中的重要一環。美國因爲擁有爲數衆多的職業運動員，促使運動產業提供了數百萬個就業機會。英國的運動產業在 1997 年提供的就業機會超過了三十七萬個，甚至比汽車零件製造業的就業人口還多。日本現在也正積極開發這個能提供大量就業機會的市場，根據日本運動產業界的研究發現，運動產業中的休閒娛樂業促使民衆喜愛運動，也可以提高勞動生產率。而且，愛好運動者，比不運動的人每年也可節省約兩萬日元的醫療費用。因此，提倡運動產業除了可以直接推動經濟的發展外，還可提升國民的健康與生活品質。

我國運動產業的發展是國內目前已經面臨的一項重要課題，但相對的仍然有許多重要的問題有待加以進一步的研究與解決，例如：我國運動產業規模、運動產業 GDP、運動產業相關的經濟活動等等，在在需要透過嚴謹的學術研究才能提出參考依據。從資料蒐集、統計分析、歸納整理到提出結論報告，也需要投注相當的人力與物力，但以目前國內運動產業發展狀況來看，從事必要的研究已是刻不容緩的事。因此，學術界應加強尋求與產業界、政府部門及研究單位之合作，以強化運動產業企業化經營管理的績效，及提升運動產業的發展潛能與其所創造之附加價值。運動產業企業化的

經營管理不但可以發展國家經濟，也可以創造許多體育運動人口的就業機會，更有利於全民運動的推展，以眞正引領全民攜手邁入健康、快樂且有尊嚴的新世紀。

爲了因應運動產業迅速發展的趨勢，本研究即應用灰理論於運動產業資料分析，以尋求適當的產業趨勢分析模型。在應用灰理論於運動產業資料分析之前，首先探討了灰色系統理論的概念與數學建模方法。並透過現有的運動產業資料，驗證灰理論應用於運動產業上的可行性與其預測精確度。研究結果發現：

1.就整體模型精度分析而言，以灰預測模型建立系統行爲模型所得之模型相對誤差均值顯著優於傳統建模法，其中尤其是以階躍數列建模(JUM)與一次累減生成模型(IAG)的精度最高。其次是一次累加生成建模(AGO)與開平方轉換一次累加生成建模(ROM)。上述四種灰模型在運動產業建模中的模型精度均在 99%以上，可以說是運動產業分析中極佳的數學建模工具。

2.就整體預測精度分析而言，各預測法間的預測精度差異並不顯著。所有預測法之預測精度皆在 92%以上，這已經比一般常用的精確度衡量標準 90%(張金裕，1982)精確許多。因此，傳統預測法中的指數平滑化法(SMO)與最小平方法(MIN)，或灰預測模型中一次累減生成預測法(IAG)、階躍數列預測法(JUM)、一次累加生成預測法(AGO)都是運動產業分析時極爲適用的數學預測工具，上述五種預測法至少都有 93%以上的精確度。

(二)建議

1.研究證實，灰理論與灰建模在運動產業發展趨勢分析

是一可行且適當的數學建模與預測工具。研究資料顯示，無論模型精度或預測精度雖然皆以階躍數列建模與一次累減生成模型爲佳，但就建模方法、使用方便性與計算簡易性三個因素考量而言，本研究建議研究者可以採用一次累加生成建模法(AGO)，因爲 AGO 建模法的使用頻率最高，而且建模方法也最爲簡單。另外，如果單純就本研究有關運動產業發展趨勢分析的應用來看，AGO 的模型精度已高達 99.1%，其預測精度也高達 93.4%，這已經比習慣上所使用的 90%精度要求高出許多(張金裕，1982)。

2. 事實上，許多管理的問題經常是處於渾沌狀態，如同水滴般受到許多無法測知的輸入變項不斷的影響而改變其狀態。本研究證實灰色預測法適用在運動產業發展趨勢分析研究上。由於對於渾沌系統之預測模型或預測值之精確度，平均而言比傳統最小平方預測法，如指數平滑化法或移動平均值法高出許多。故以灰色預測法對同屬渾沌狀態的人體計測、社會系統、經濟系統等管理相關系統亦應具有較佳的預測能力。因此，將灰色預測方法導入與管理問題極度相關的運動管理學研究、行銷研究或市場分析等領域之數據處理應是一可行且具有較高精確度的方法，而且在模型建置上將會比傳統物理模型或古典數學模型簡單許多。

參考文獻

1.大同工學院(1991)，灰色及模糊系統理論與應用講義，灰色系統研討會，台北。

2.大葉大學(1998)，灰色模型的改進與應用，可拓工程及灰色系統理論與應用短期課程。

3.白嗣宏(1998)，國際商務：俄羅斯盧布危機變信譽危機，亞洲週刊，8月24日－8月30日，pp.50。

4.江可達、張福平(1998)，灰色動態模型在數值分析上之應用研究，樹德學報，第21期，pp.1-13。

5.吳漢雄、鄧聚龍、溫坤禮(1996)，灰色分析入門，高立圖書，台北,pp.58-60。

6.呂安林、張晶、譚學瑞(1997)，累減生成 GM(1,1)模型研究，1997 年灰色系統理論與應用研究研討會論文集，pp.280-28。

7.林房儐(1994)，以灰色預測模型處理人體計測資料遺漏值及異常值的應用研究，中國工業工程學刊，第十一卷，第二期，pp.41-46。

8.林房儐，黃煜(1999),國內外運動產業暨運動管理之近況。大專體育，45期，pp.4-6。

9.林房儐、林昱宏(1999)，灰色理論在水滴實驗之渾沌現象應用研究，灰色系統學刊，第二卷，第二期，pp.109-115。

10.施東河、徐桂祥(1997)，台灣地區家庭用電量預測與影響因子之研究，第十二屆全國技術及職業教育研討會，商業類，台北，pp.71-80。

11.施東河、徐桂祥(1999)，台灣地區壽險需求量預測，管理與系統，第六卷，第一期，pp.29-46。

12.張金裕(1982)，統計學，長樂書店，pp.208。

13.許巧鶯、溫裕弘(1998)，應用灰色預測與灰色聚類於航空

公司航線運量預測與形態設計，模糊系統學刊，第四卷，第二期，pp.51-62。
14.陳永仁(1998)，資源回收標誌與環境教育，環境教育季刊，第 36 期，pp.58-62。
15.楊精松、莊紹容、任如意、劉義斌、陳俊成(1987)，工程數學，東華書局。
16.溫坤禮、張廷政、吳漢雄(1998)，GM(1，1)模型應用於迴歸分析上之研究，灰色系統學刊，第一卷，第二期，pp.95-100。
17.鄧聚龍(1989)，灰色系統理論教程，華中理工大學出版社，中國武漢，pp.3。
18.鄧聚龍、郭洪(1996)，灰預測原理與應用，全華圖書。
19.Byrd,A.(1998). Understanding of business sports is vital. Sport Business Journal, 1(34),pp.32-33.
20.Chew J.M., Lin Y.H., Chen J.Y.(1995),The Grey Predictor Control in Inverted Pendulum System, Journal of China Institute of Technology and Commerce, Vol.11, pp.17-26.
21.Chou Jyh-Horng, Chen Shinn-Horng, Lee Feng-Zhi(1997), Grey-Fuzzy Control for Active Suspension Design, Automation'97,Taiwan,Vol.1,pp.575-581.
22.Deng Julong (1989),Introduction to Grey System Theory, The Journal of Grey System, Vol.1,No.1,pp.1-24.
23.Ian Stewart 著，葉李華譯(1996)，大自然的數學遊戲，黎銘圖書。
24.J.L. Deng(1982)，Control Problems of Grey Systems，Systems and Control Letters，Vol.1，pp.5.
25.Jeng K.S., Chiang W.L. (1996), Dynamic Slope Stability Analysis by Grey Prediction, Kao Yuan Journal, Vol.5, No.2

pp.253-259.

26.John Briggs、F. David Peat 著，王彥文譯(1993)，渾沌魔鏡，牛頓出版股份有限公司。

27.Jun Oga (1998), Business fluctuation and the sport industry in Japan: An analysis of the sport industry from 1986 ton 1993, Journal of Sport Management,12,pp.63-75

28.Lu Hung-Ching,Yeh Ming-Feng(1996),Data-Mapping-Based Grey Model, Proceedings of 1996 Automatic Control Conference, Taiwan, pp.653-658.

29.Meek,A.(1997). An estimate of the size and supported economic activity of the sports industry in the United States. Sport Marketing Quarterly, 4(6), 15-22.

30.Mon Don-Lin, Tzeng Gwo-Hshiung, Lu Han-Chung(1995), "Grey Decision Making in Weapon System Evaluation", Journal of Chung Cheng Institute of Technology, Vol.24, No.1, pp.73-84.

31.Pitts,G.B.& Stotlar,D.K.(1996). Fundamentals of sport marketing. Morgantown, WV: Fitness Information Technology, Inc.

32.Shih Kuang-Rong, Yang Hong-Tzer, Liang Tian-Chui(1997), A Grey System Modeling Approach to Power System Yearly Peak Load Forecasting, Proceedings of the National Science Council, Part A:Physical Science and Engineering, Vol.21, No.5, pp.445-453.

33.Sung Kai, Wu John H., Hsu Brandon Hen-Hao(1998), Potential Identification in Decision Making With Grey Theory, Proceedings of 1998 Joint International Conference on Contemporary Management and Comparative Management, Kaoshiung, pp.318-325.