第貳章 相關文獻探討

第一節、運動行為中的變異性

變異性在運動行為的領域之中其包括了理論的架構與測量的方法，在清楚的區別如何使用這一個名詞，我們必須要知道變異性在這一範圍的角色為何(Newell & Corcos, 1993)，舉例來說像是變異性可被視為知覺系統內的噪音指標(noise of index)，而在另一方面變異性又有可能用來代表給予動作過程的改變與動作結果的變化，而這樣的情形之下它又不等同於噪音，完全是要看在你研究的目的為何與測量的方法。變異性這樣的特性普遍的存在所有生物系統之中，而其特質可以用來觀察並檢驗人類技術水準的高低，變異性在知覺動作系統內有關於協調與控制的研究裡扮演了重要的角色，人類的動作系統中存在著大量的自由度，這樣大量的自由度透過人體協調的動作之中，自然而然給予人體在於產生動作時的變異。

在運動控制的主要的理論與操作變異性存在於動作的產生或是結果，導致這樣的原因發生主要為工作的標準為何，以往在於探討運動控制中變異性的分析是針對已觀察動作表現根據其工作的限制重複多次的外顯行為，可分為動作過程的變異與動作結果的變異，這些潛在的變異性來源與形式建立出運動系統的變異性結果(Sherrington,1906)。

變異性的範圍也廣泛的遍及到運動行為裡的各子領域，在運動發展的範圍方面，像是在於探討噪音(noise)在人體對於產生動作的影響為何，噪音被假定為一種隨機的波動(random fluctuation) ，而這樣的噪音也被各種可檢驗神經肌肉頻率的器材分析出來，事實上這種噪音的變異為生物系統的內在固有的要素。而這樣的內容在對於姿勢控制與發展有許多的探討與發現，最典型的例子為測量站立姿勢的動力系統下的穩定狀態，在於檢驗四肢與軀幹和身體之間的關係，事實上，雖然許多的姿勢在於我們看起來是相當穩定的，或者我們可以說只是輕微的晃動，但實際上這樣的穩定的動作是一直有在改變的情形，而這種姿勢的隨機運動結構下是會根據年齡的增加而有所變化無論是在青少年或是老年人身上可以發

現出來。

而在運動學習的範圍中，透過學習新技能的方式，不斷的練習，某一項新技能從剛開始的不穩定逐漸變成穩定的狀態，觀察每一次試做與試做之間變異的情形，我們通常會觀察到從不會到學會這一項新技能在這一段期間內變異情形的改變，像是關鍵性震盪(critical fluctuation)、分歧(bifurcation)和轉移(transfor)，這些現象往往會出現在學習的過程之中，利用這樣的理論概念來解釋學習範圍裡的變異情形。

在運動控制的範圍之中變異性的現象是普遍發生的，不同種類的變異性在於運動控制的觀點下被發現，通常在於測量變異性的情況之下，我們考慮利用觀察標準差的方式來檢驗變異性的情形，在這樣的概念之下，利用單一統計的方式來觀察其結果分散的狀態，而如果其分佈為常態分佈(normal distribution)，其標準差就足夠來描述其分佈情形，但我們並不能就根據單一的參數來下定論，其中或許還有許多影響的因素是必須考慮到的。而如果其分佈情形並非為常態分佈，則就需要考慮除了標準差之外其他可分析的動差方式來檢驗並描述其數據實際分散的情況和解釋標準差在這些分佈情況下的改變與變異性的測量(Newell & Hancock, 1984)。在於大部分的研究之中往往忽略了標準差在統計中最原始所代表的意義，標準差只是在於描述整個群體之中分佈的情形，而如果要解釋變異性的因素之下我們不能忽略其它可以用來檢驗非常態分佈的統計方法來加以分析，像是計算動差(moment)的方式，而標準差也無法解釋試做與試做之間(trial to trial)其變異的情形，在試做與試做之間改變的幅度也可算是變異性的一種，但是標準差只能用在探討呈現所有的結果並觀察其分佈情形，所以並不能用標準差這一個尺規來衡量或描述所有的變異情形，不同變異情形是能夠被不同的方法記錄下來並分析與解釋。

Woodworth(1899)算是在探討變異性的問題中的先驅,他就已經對於知覺與動作之間相互的關係而產生興趣，其中他提到幾個觀點，第一心理學中所探討的知覺與動作產生的知覺，同樣為知覺這一詞但其意義是不相等的，第二其研究目的

的重要性在於連接意識與知覺之間，他贊同研究動作發生的重要性是在於動作與知覺這兩者之間的關係，第三他強調動作準確度的要求限制與最大努力的要求限制有所不同，準確度是要有目的性和需要特別的動作學或運動學參數來控制。而在他的實驗之中顯示出了最原先所用來利用統計學與心理學的概念來檢驗動作準確度的方式，他同樣的也指出測量準確度與測量變異性的不同，這樣的概念至今都普遍的存在於運動控制的範圍內，他的研究也提及到速度與準確度的相關性、估計最短的動作時間、運動控制中視覺對於動作產生所佔有的角色等等，也提到誤差會隨著不同動作限制改變，像是在瞄準目標點時，太短或太長是會受到不同動作速度的影響而有所不同，他的實驗觀察包含著動作時間、振幅、和速度這一些錯綜複雜的變項來檢驗他的實驗，以重複 125000 次間斷性動作的實驗，檢驗知覺與動作之間的關係，在計算每次動作的時間與空間的誤差，其結果發現每次的試做結果之間不盡相同，他所分類的對比關係在於理論上和操作上都是在未來不可避免與適合探討的話題。

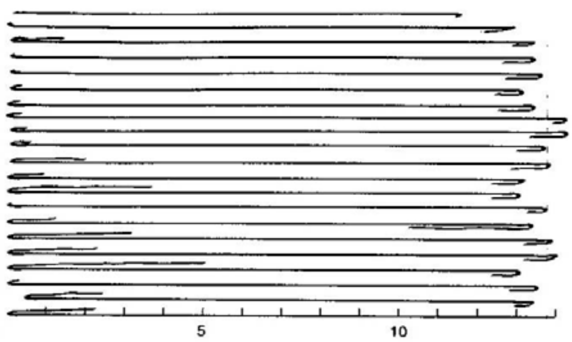

圖 2-1 試做長度(Woodworth, 1899)

之後出現另一指標性人物 Fitts，他利用了統計學中的概念來檢驗動作的反應，他認為人類運動系統內產生動作訊息的能力是可以從動作者重複多次相同動作的試做並利用測量變異性的方式來推論，而這一類的訊息是根據受試者每一次的試做而逐漸增加，並探討其中每一次振幅、動作時間和其誤差與目標點分散的情形。在過去的許多探討運動技能的研究之中由於一些的困難因素，一直都缺乏某些能夠將過去的發現整合在一起的概念，而其中的困難因素主要是許多資料是

要經過大量的計算，與振幅、動作時間和產生動作的變異程度都是有相關性，而要建立這一概念的基礎是跟這些因素有很大的關聯性，而這樣的概念可以讓我們預期到重複相同的動作其固定振幅當速度增加時，動作變異也會增加。Schmidt、Zelaznik、Hawkins、Frank 和 Quinn,Jr.(1979)也證實了速度與準確度消長的關係。

Fitts 根據每一次的試做都能夠提供一些訊息，而我們就能夠從這樣明確描述的方式來紀錄動作變異性的改變。他也假設到如果受試者根據其限制要求完成動作，而如果只針對變異程度來觀察在振幅都一致的情形下，其目標大小(困難指數的難度)則會影響其動作時間。Fitts 最偉大的貢獻還是在於導出費茲定律(Fitts'law)上，其公式為下：

$$MT = a + b\log_2 \frac{2A}{W} \qquad \text{(公式一)}$$

其中 MT 為動作時間、a 與 b 為固定的常數而 $\log_2 \frac{2A}{w}$ 為困難指數(index of difficulty, Id)，其主要意義為檢測其試做根據動作距離與目標點寬度的大小組合來做為評斷困難程度的依據，而其中 A 為動作距離或稱振幅(amplitude)，而 w 為目標點的寬度(width);另外還利用相同的方式來檢測表現指數(index of performance, Ip)其公式為 Ip=Id/t，主要目的為觀察動作表現根據困難程度的不同所呈現出的結果，可以拿其結果與其他不同困難程度的試作相比較，藉此方法來檢驗受試者表現的程度如何。他認為目標大小、動作時間和動作的距離是呈對數(logarithmic)的關係。費茲定律一直到現在都還影響著許多後續的研究與發現，雖然這個定律並無法廣泛的解釋所有相關的變異性，但他的確有系統的描述了準確度與產生動作的運動學參數之間的關係，這樣的概念在運動控制的範圍中影響甚大。在許多年之後 Schmidt、Zelaznik 和 Frank(1978)和 Schmidt 等人(1979)與 Meyer、Smith 和 Wright(1982)提出不同的看法，認為距離、動作時間與目標大小這三者的關係應為線性而非對數的關係。Meyer、Smith、Kornblum、Adrama 和 Wright(1990)將 Fitts 所做的實驗歸類為距離限制(distance-constrained)的工作限制，而 Fitts law 就是這一種工作限制最好的範例，其強調最少的動作時間和動作距離與目標大小比

例的對數關係。而 Schmidt、Zelaznik 和其夥伴利用將速度限制(velocity-constrained)的方法，而其方法是從 Woodworth(1899)的實驗中所衍生出來，在速度限制的情形之下，而觀察每一次動作結果其分散的情形被稱為 We(effective target width)，而其概念為利用標準差的方式來檢驗動作結果分散的程度，而 We 與動作距離和動作速度的比例關係呈線性關係，而這樣的關係到後來變成檢驗速度與準確度消長這一種線性關係的指標。

Hancock 和 Newell(1985)提到利用統計的方法來描述速度與準確度的關係是一個好的方法不過太侷限在只是檢驗或探討標準差的關係似乎太過粗糙，除了這兩種基本的概念之下還必須考慮到偏態(skewness)與峰度(kurtosis)，在於過去的資料中並沒有將這兩種因素考慮進去，主要是會對估計標準差值會有所偏差，但是以這樣的方式速度與準確度之間的關係會無法利用線性統計的特性來完整的描述其全部動作結果的分佈情形，要將這四個因素共同的探討才足夠來推論變異性在速度與準確度之間的關係，他們推論在限制速度的情形之下，在慢速度的狀態之下所產生的動作表現應該是正偏態並且是高峰度，人體的運動表現在慢速度的時候大部份會集中在某一個範圍，而有時會出現稍微較快的動作表現，而有時會出現更慢，不過這一些的次數較少所以分佈的情形會出現高狹峰；而在快速度方面，會出現負偏態且低闊峰，其原因為人體在速度的表現會產生一極限，會有一個極限值不可能在快過那一個極限值而這一極限值不容易達到，因為有快速度的要求限制，所以會有一些數值靠近極限值而產生低闊峰，其餘數值則分散在容易達到的範圍內，而需要兼具快與準確度則推論為常態分配。

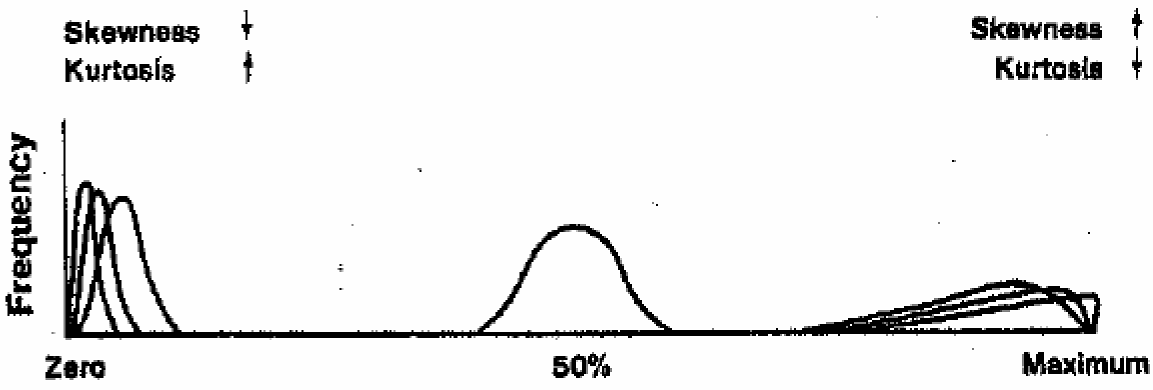

圖 2-2 不同速度限制下的分佈情形

Lai, Mayer-Kress, Sosnoff, & Newell (2005) 利用另一種方法訊息熵(entropy)來分析整體動作型態之變異性，將動作的位移與速度做圖，觀察到就算是起點與終點都相同的二維動作，但每次動作不完全相同，而是在整個動作過程中不斷產生變異，而達到最終目的，就算是在無數次的重複，也無法做出連續兩次完全相同或完全不同之動作，換句話說，人體重複練習某一特定動作的功能，主要是為了降低不確定與變異性來增加動作的穩定，而不是存在一種程式，使能產生固定動作。

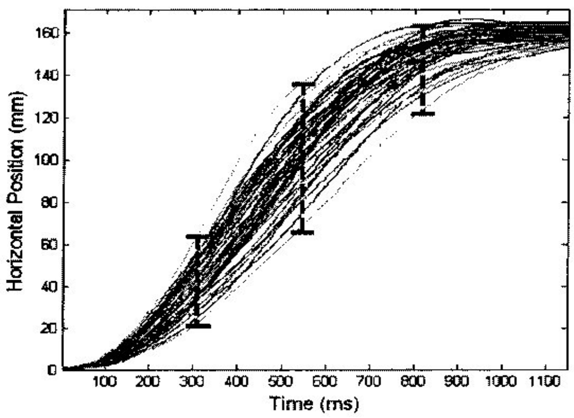

圖 2-3 動作與時間位置圖

第二節、計算變異性的方法

一、 標準差及變異係數

過去許多有關變異性在運動控制的範圍裡所做的研究大多都注重在描述標

準差的變異情形，而這樣的趨勢卻模糊了當初描述統計最初的基礎點，標準差只是在於描述其分佈情形，而如果要描述其變異的過程，標準差無法解釋每一次試做之間(trial to trial)之間變異的差異，標準差是只針對在所有動作結果同時呈現並觀察其整體分佈的情形，所以不能只單看標準差這一個變數而是要根據分佈的不同而使用的參考架構或分佈的特性會有所不同。

從討論空間誤差的角度來看，過去研究的檢驗方法都是主要從 Fitts 定律中衍生出來的，利用設計目標大小的方法或是改變動作距離的長短，而利用這樣的方式的前提之下是假設所有的動作結果與目標距離的誤差是呈現常態分佈的情形，以這樣的假設來做為前提之下，在給予不同時間的限制時所呈現的結果分佈會有所不同，而估計動作結果的分佈就速度與準確度的限制情形通常是利用線性統計的描述以平均數、標準差和變異係數這三個做為檢驗的基礎。

要了解某一個群體的特性，如果只知道它的集中情形是不夠的，林清山(1992)解釋到，一般來說，假設一個群體之間的組成份子的程度相近，則這一群體的分數如果集中在某一特定的區域中或是在附近周圍，其中最高的分數與最低的分數之間的差會比較小，而相反的話，如果這一些組成分子之間的分數參差不齊，則他們之間的分數從最低到最高會分散的相當廣，這樣的情形不會集中在某一些特定的區域或是某一點，像是這一類的情形，被拿來表示群體之中各分數的分散情形的統計數，我們稱之為變異量數。在於實驗中，了解每一個數字其分佈的情形或變異性是很重要的，而變異量數便是用來表示各別差異大小的依據。

(一) 標準差(standard deviation, SD)

在計算平均差時，我們利用絕對值的方式將負號消去，而在此另一種方式也是用類似的方法使用平方的方式將負號消掉，而利用這一種方式來表示分散情形的統計方法我們稱之為標準差。在計算標準差之前，要先計算出離均差平方何(sum of square of deviation from the mean, SS)，在除以個數(N)，得到變異數(variance)，而因為變異數為標準差的平方所以必須在開平方，最後得到的便是標準差(公式四)。其公式如下：

$$SS=\sum(X-\overline{X})^2=\sum x^2 \qquad \text{(公式二)}$$

$$S^2=\frac{\sum(X-\overline{X})^2}{N}=\frac{\sum x^2}{N} \qquad \text{(公式三)}$$

$$SD=\sqrt{\frac{\sum(X-\overline{X})^2}{N}}=\sqrt{\frac{\sum x^2}{N}} \qquad \text{(公式四)}$$

在於說明標準差的概念之中有一個值得提出的為相對差異係數(coefficient of relative variability)或可稱之為變異係數(coefficient of variation)，通常以 CV 表示其公式如下：

$$CV=\frac{SD\times 100}{M} \qquad \text{(公式五)}$$

它是由標準差變化而來的，這是一個沒有單位的比值，其表示標準差的大小與平均數的大小相比之下是佔了平均數的多少百分比，變異係數也可以簡稱為相對差，而利用這一項係數的主要目的為如果想要知道在於兩個群體之中，哪一個群體的個別差異比較大，而如果這兩個群體之間的平均數差異不大，我們可以直接利用標準差比較，而如果某兩群體的平均數的差距太大時，把標準差直接拿來比較就沒有意義了，舉例來說像是將一群大人與一群小孩子的身高平均數拿來比較，看哪一個群體的差異性較大，直接比較平均數是沒有意義的，比較合理的方式為，將兩群體的平均數與標準差帶入公式之中計算出變異係數，將其標準化在同一範圍裡，在互相比較這時或許就能夠看出哪一個群體之間的個別差異較大，也比較有意義。

二、分佈(distribution)

(一)均勻分配(uniform distribution)

均勻分配簡單的說就是每個機率值都是相同的，舉例來說擲一個骰子，骰子總共有六面，1、2、3、4、5、6 在任何時間丟出這一個骰子，其機率都為 1/6。

(二)二項分配(binomial distribution)

二項分配在於常態分佈之中是一個概念，理論上來說，常態分佈是$(p+q)^n$的

n 為無限大時，而且 $p=q=0.5$ 時的二項分配，舉例來說如果我們有一個正常的銅板，則如果我們投擲一次得到正面的概率(probability)的機會有 1/2，當然得到反面的機會也是有 1/2，所以我們把頭當正面的概率寫成為 $p=1/2=0.5$，則如果是得到反面我們寫成為 $q=1/2=0.5$，因為這一個銅板不是出現正面就是出現反面，所以 $p+q=1/2+1/2=1$，因為這樣的情形，我們可以寫成 $q=1-p$。所以我們丟擲一個銅板(n=1)，有 1/2 的機會為正面，另一 1/2 的機會為反面，表示有兩種可能(2^1)，我們可以利用公式來表示：

$$(p+q)^1=(1/2+1/2)^1=1/2+1/2 \qquad \text{(公式六)}$$

而如果現在假定有兩個正常的銅板(n=2)，如果我們同時投擲，就會有下列四種(2^2)的可能，用下列公式來表示：

$$(p+q)^2=p^2+2pq+q^2=(1/2)^2+2(1/2)(1/2)+(1/2)^2=1/4+2/4+1/4 \qquad \text{(公式七)}$$

意思是表示第一個銅板與第二個銅板得到正面的機會佔了 1/4；第一個銅板得正面和第二個銅板得反面或者是第一個銅板得反面而第二個銅板得正面的機會為 2/4；最後則是第一個銅板與第二個銅板為反面的機會為 1/4。當然越多銅板則以此類推，二項分配是適用在間斷分數，而常態分配是適用在連續變數。但是 n 逐漸大時，二者便越來越相近。

在利用大數量的檢驗經過標準化(standardized)的測驗中，我們常常會列出平均數(μ)與標準差(σ)，而在於標準化過後 μ 便是常模所列出的平均數，而 σ 則為常模的標準差，而這樣大量經過標準化的測驗分數之分配我們就稱之為常態分配(normal distribution)。

(三)常態分佈(normal distribution)

在許多各種的資料處理之中，根據許多種特質所發生的次數分配，往往會接近一種左右對稱相似鐘型曲線，林清山(1992)提出一些例子，像是人類智力的次數分配便是類似這一種形式的鐘型曲線，換句話說，如果對於大數量的人群來進行智力測驗後，我們將會發現智商(IQ)特別高或者是特別低的人數其實只佔這一個大群體之中的少數而已，而其他大部分的人的智商都是不太高或者是不太低的

情形來做分佈，而當然人類的身高或者是體重也是照類似的情形分配。而這一種情形的分配我們稱之為常態曲線分配(normal distribution curve)。

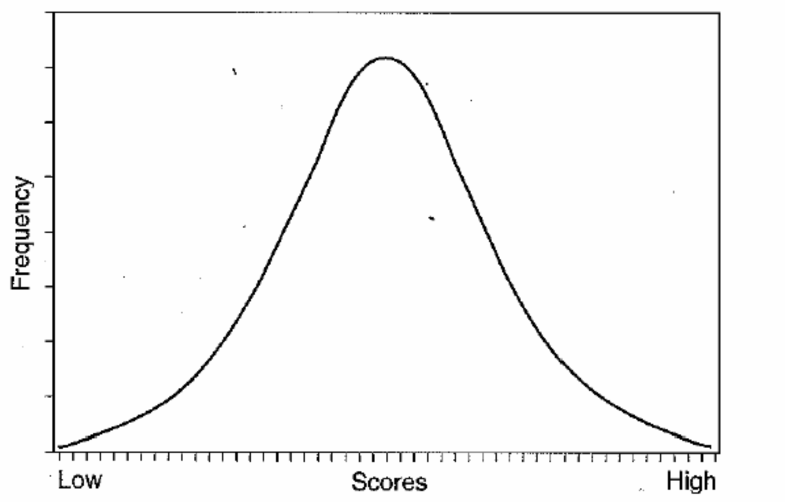

圖 2-4 常態分配

1.常態分配曲線的高度

當(p＋q)n 的 n 接近無限大時，而且 p=q=.5 時所形成的鐘型且左右對稱的二項分配曲線便是常態分配曲線，而在此種曲線的高度是代表次數的，林清山(1992)提到有一位學者 Abraham De Moivre, (1667-1754)在很早之前邊推算出計算常態分配曲線的高度，其公式如下：

$$y = \frac{N}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(X-\mu)^2}{2\sigma^2}} \qquad \text{(公式八)}$$

在這方程式之中，X 是測量分數，為自變數；y 為曲線的高度，亦即得 X 時的高度，唯一變數；N 為總人數；σ 為標準差；π 為 3.141593；e 為 2.718282 自然對數的底。在於 e 右上角的指數為 z 分數，它的平均數為 0，標準差為 1，而如果我們將曲線總面積設定為 1，則表示 N 為 1 或者是說總概率為 1，而則我們可以把公式簡化下：

$$y = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} \qquad \text{(公式九)}$$

所以如果我們將 z 值帶入公式以求出 y 值，我們就可以求出常態曲線的高度，可以簡單的舉個例子，當 z=0 時其位置的曲線高度為.3989，當 z=±1.0 時其位置為.2420，z=±2.0 其位置的曲線高度為.0504，而在 z=±3.0 時則其曲線位置高度為.0044。

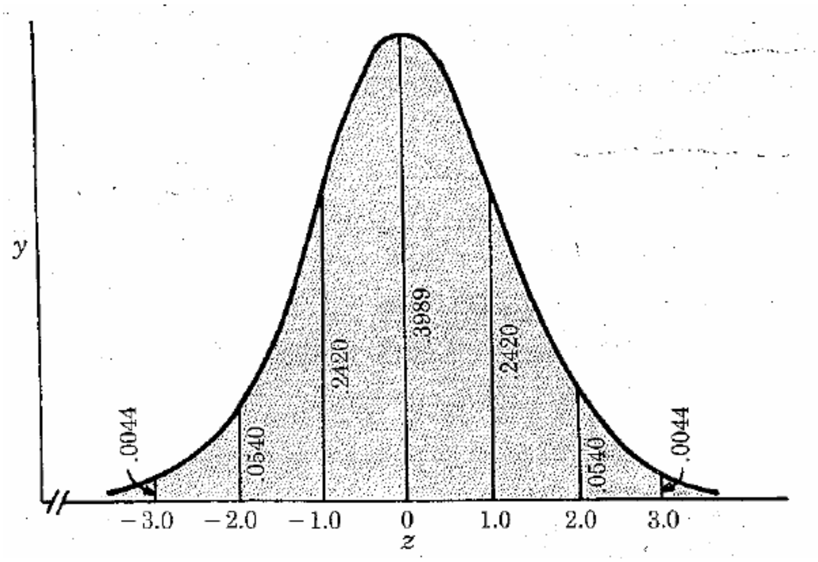

圖 2-5 常態分配的高度

總而言之將 z 值帶入其公式中，我們就能夠得到其相對應的 y 值，然後在將各 y 值頂點連在一起，便能夠成為常態分部曲線，而這曲線會明顯為左右對稱的常態分部曲線。

2.常態分配曲線的面積

常態分配曲線的面積是利用積分的方式來計算出來的，我們可以利用簡單的方式來推估常態分部曲線下的任何兩個 z 值之間的面積是如何計算出來，我們可以想像這一面積為許多無數細長的長方形所組成，每一個長方形的高為 y，則其底邊為極細小的 dz，利用這樣的概念，每一個長方形的面積為 ydz，而 z_1 與 z_2 之間的許多長方形的總面積，其公式為下：

$$A = \int_{z_1}^{z_2} y dz \qquad \text{(公式十)}$$

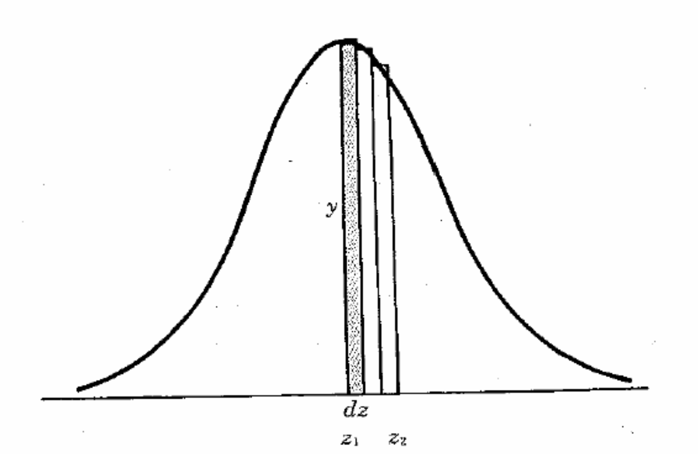

圖 2-6 常態分配面積的積分方式

而此公式前面的積分符號就是表示要將這一些長方形的面積全部加起來。

在 z=0 到 z=1.0 之間的總面積為.3413，這代表著在 10000 個人之中有 3413 個人其得分分佈在 z=0 到 z=1.0 之間；而在 z=1.0 到 z=2.0 之間所佔的面積為.1359，這代表說再 10000 個人之中有這麼 1359 個人的分數是分佈在這一段範圍內，用此一方法類推到其他範圍內，我們也可以用另外一種形式來表示：

分數在 μ±1σ 之間的人佔總人數的.6826

分數在 μ±2σ 之間的人佔總人數的.9544

分數在 μ±3σ 之間的人佔總人數的.9974

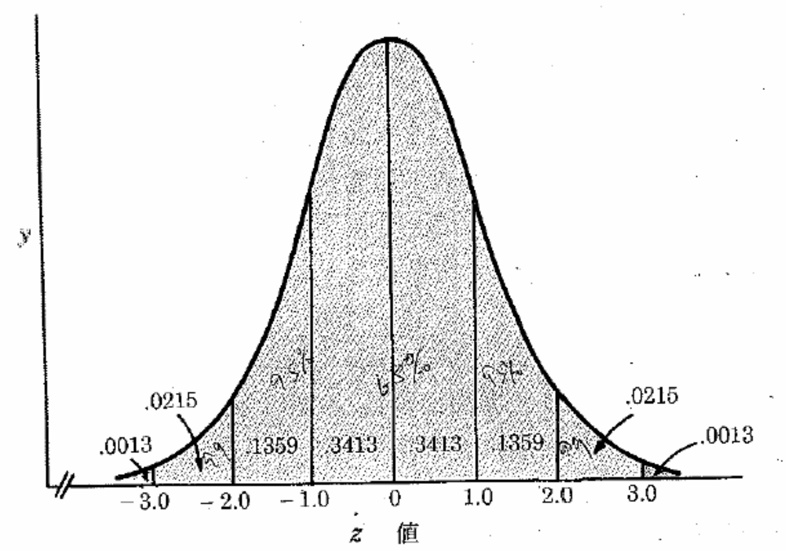

圖 2-7 常態分配的面積

所以在常態分配時，其得分在平均數上下一個標準差之間時，大約佔總人數的 68%，以外者則佔約 32%；而分數在平均數上下兩個標準差之間的時候，約佔總人數的 95%左右，在這範圍以外者佔 5%；分數在平均數上下三個標準差之間的人約佔總人數的 99%，其以外範圍為 1%。

三、偏態(skweness)

有很多的情形，我們必須檢驗我們所收集到的資料次數分佈是否為常態分佈時，通常在此時我們會檢驗分佈曲線的偏態(skewness)與峰度(kurtosis)。偏態的意思是指大部分的分數落在平均數的哪一邊，如果分數較多集中在低分方面，或者是說平均數落在中位數的右邊者，為正偏態分佈；而如果分數較多集中在高分部份，或者是說平均數落在中位數左邊者，則稱之為負偏態。通常我們在考驗偏態我們利用動差(moment)的方式來考驗為最多，所謂動差可分為以下幾種：

一級動差 $m_1 = \dfrac{\sum (X - \overline{X})}{N} = 0$ (公式十一)

二級動差 $m_2 = \frac{\sum (X - \overline{X})^2}{N} = S^2$ (公式十二)

三級動差 $m_3 = \frac{\sum (X - \overline{X})^3}{N}$ (公式十三)

四級動差 $m_4 = \frac{\sum (X - \overline{X})^4}{N}$ (公式十四)

在其中一級動差為平均差，而二級動差則是代表分散情形的變異數，三級動差則是表示為偏態的主要指標，則四級動差是用來表示為峰度的主要指標。而通常我們利用下列公式 g1 來表示偏態的計算公式：

$$g_1 = \frac{m3}{\sqrt[m2]{m2}}$$ (公式十五)

林清山(1992)提到解釋 g_1 值的意義，在於常態分佈時，由於左右邊是對稱的，所以平均數以上 $(X - \overline{X})^3$ 的總和會與平均數以下的 $(X - \overline{X})^3$ 的總和相等，換句話說，$\Sigma(X - \overline{X})^3$=0，$m_3$=0。所以我們可以知道，當 g_1=0 的時候則該項分佈為常態分佈，而當正偏態時，在於平均數右邊的 Xi 會離平均數較遠，而平均數左邊的 Xi 離開平均數較近，所以正的 $(X - \overline{X})^3$ 的總和會大於負的 $(X - \overline{X})^3$ 的總和，兩者相減得到 $\Sigma(X - \overline{X})^3$ 為正，在此時 m3 大於 0，所以 g_1 是正的，也代表說 g_1 大於 0，由此可以知道當 g_1 直是正的時候該項的分佈則為正偏態，也就是說分數集中在低分方面。

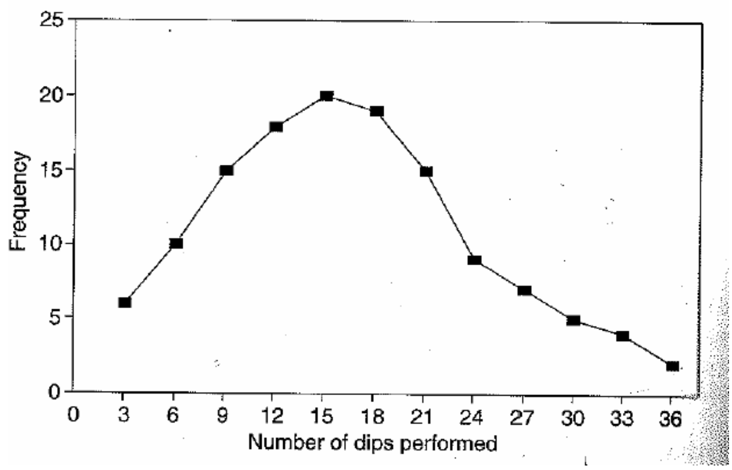

圖 2-8　正偏態

相反的來看，在於負偏態時，平均數右邊的 Xi 離開平均數較近，平均數左邊的 Xi 離開平均數較遠，所以正的$(X-\overline{X})^3$的總和小於負的$(X-\overline{X})^3$的總和，因此$\Sigma(X-\overline{X})^3$為負，在此時 m3 小於 0，所以 g_1 是負的，由此我們可以知道 g_1 值為負的時候該項分配為負偏態，分數集中在較高分的地方。

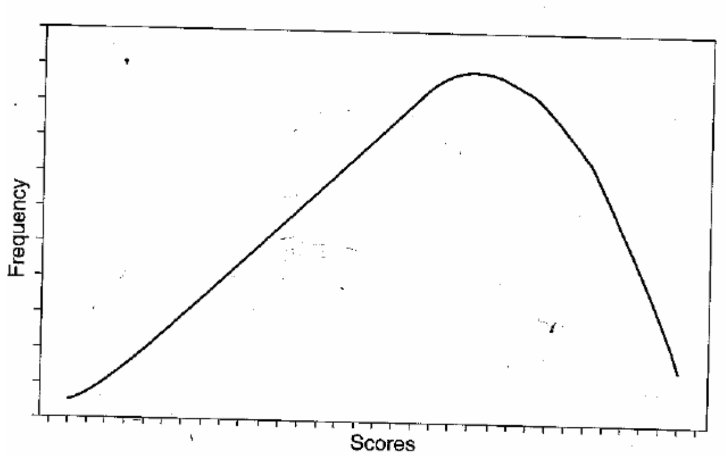

圖 2-9　負偏態

但如果其 g1 的數值計算出來很接近 0，其該項的常態分佈我們還是可以把這一項分佈歸類在常態分佈。

四、峰度(kurtosis)

利用峰度來歸類次數分佈曲線的方式簡單的說可以分為兩種，而這兩種方式我們都以常態分佈曲線作為基準，如果次數分佈曲線與常態分佈曲線比較之下，較為平坦者我們稱為低闊峰(platykurtic)分佈；而如果和常態分佈曲線相比較之下較為尖峻，而兩極端的分數較多者，我們則稱之為高狹峰(leotpkurtic)分佈。

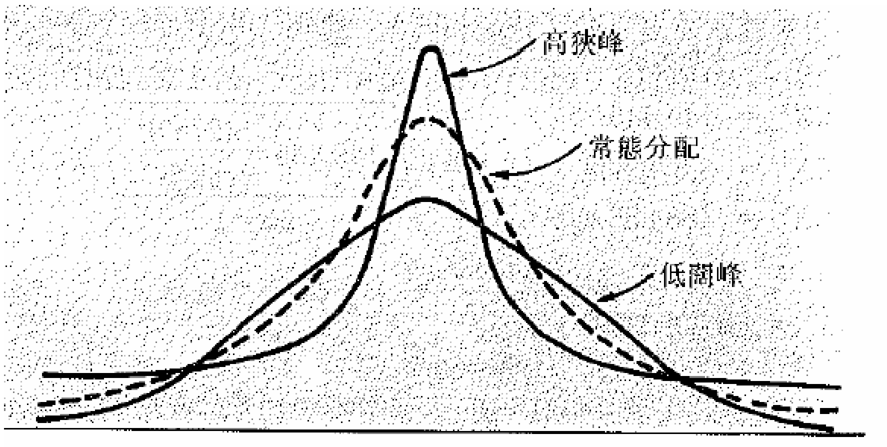

圖 2-10　峰度

至於計算峰度我們也是利用動差的方式來做為檢驗，其公式為：

$$g_2 = \frac{m_4}{m_2^2} - 3 \qquad \text{(公式十六)}$$

如果 g_2 等於 0 時，則該項分佈為常態分佈，但如果 g2 大於 0 時，在此時的峰度為高狹峰，則小於 0 時，峰度則是為低闊峰。林清山(1992)提到一個假定，當兩曲線分配的標準差相同時，曲線越高狹者，兩極端的分數的次數則會越多，所以 $\Sigma(X-\overline{X})^4$ 的值則越大，即 g2 越大，則為高狹峰。相反的，如果曲線越平坦者，兩個極端的分數次數越少，所以 $\Sigma(X-\overline{X})^4$ 越小，代表 g_2 值越小，則為低闊峰。

五、探討變異性訊息量熵熱力學第二定律-熵(entropy)

熵這一個概念應用在許多的學術領域之中，像是在物理學、數學、統計學、經濟學、電腦科學、文學、地球科學等等，但是對於許多人來熵的這一個概念還

是很抽象及困惑的一個想法。物理量熵是一種用來解釋訊息量多寡的方式，有許多方式在過去的文獻中被用來解釋物理量熵，在 1865 年德國物理學家 Rudolf Clausius 運用熵這一個概念在他的研究中，而這一個概念主要的想法為是否有可能將所有系統的能量有效的運用，原因是因為有部分的能量在被使用的這一段過程之中是沒有用的，而熵在原先利用熱力學的概念之中是用來計算或是檢測所得不到的能量的訊息量多寡，舉例來說當高的熵產生意思表示有大量的能量不能被某系統有效率的使用亦指混亂，相反則在低的熵之中，大部分的能量都能被有效使用。但對於還有許多種對於熵的解釋，第一種方式是 Claisius 在熱力學中的解釋，而其他的科學家則發展出第二種解釋為熵所給予的訊息可以代表混亂(disorder)，能量在消散的同時，熵也逐漸的增加，其代表在這轉變的期間訊息量從穩定轉變為不穩定或是混亂，舉例來說像是固體到液體到氣體這樣的改變，這樣的過程除了增加熵量之外，同樣在減少原子構成排列的次序性(order)，原子的排列在於固體的狀態下是非常有次序性的，這時熵量很低；當轉變成液體時，原子的次序性逐漸開始混亂，熵量逐漸身高；到達氣體石原子的次序非常混亂，而熵量到達非常高。所以我們可以了解熵是可以被用來觀察某一個系統中的混亂程度的例子。第三種解釋是利用機率(probability)來解釋，舉例來說明，我們把一千片的拼圖灑在地上，我們撿起每一片的機率為千分之一，而每一片的機率都相同，在這時熵的量很大，因為我們不確定會撿起哪一片而每一片的機會都是一樣的，不過當拼到最後一片時，只剩下最後一片，這時熵量最小，因為就只剩下最後一片拼圖，我們也只能夠選擇這一片拼圖因為它是最後一片。還有一種解釋方法為不確定性，舉例來說，丟一個正常的骰子，我們不知道結果會是多少點，換句話說在這時不確定性是相當大的，在這樣的情況之下我們可以假設出現骰子的每一點都是無秩序(disarray)、相同機率(equal probabilities)、和相同的分散情形(uniform distribution)，而這樣的情況之下，呈現了高度的熵量與不確定性，而與其相反的為我們可以很清楚的知道結果為何。由此可看出，熵量反應出多少程度的不確定性，熵量越低時，不確定性也越低。

訊息熵的計算是以機率為基礎概念，一種用來計算不確定性(uncertainty)的數學方法，說明高數值的訊息熵與系統中高水準的不確定性或高變異性，在現代動力系統中，扮演重要的角色，訊息熵可被用於計算物理系統中的不確定、擾動(disorganization)或變異性(Cover and Thomas, 1991；Kay, 1957；Shannon and Weaver, 1949)。

所以從上述的解釋後我們可以了解，高量的熵反映出的是多變樣性和平均的分佈在每一個機率中，因為每一個機會都是相等的，就像你丟出一個正常的骰子你無法預期出現的那一面是幾點。綜合以上的幾點我們可以了解到當某個訊息量越多越混亂時它的熵量就越高，而你已經可以預期出結果則熵量就越低，換句話說，當你在大量的熵之下找到你所需要的訊息時，這一個訊息是非常準確無誤的。

(一)Shannon's 訊息量熵(information entropy)

大約在 1870 年早期開始陸續有許多的科學家利用熵來計算訊息量，而 Shannon 在這一個方面有重大的發展，他與其他同僚在於早期的研究中利用數學模式來處理訊息量，在於 1940 年後期他在於訊息的理論上創造了許多重大的改變。他利用了熵來計算訊息(information)、機會(choice)、不確定性(uncertainty)等等。Shannon 計算的基本概念，就是畫一些小方格(bin)，罩在初始條件的點群上，好像印著紋路的汽球，計算方格中撐、縮的效應，其中面積的改變相當於來自過去的不確定性，資訊隨之增加或減少（林和（譯），1998）。而後在許多的情況中，許多人開始認為熵(以 Shannon 的觀點)也是提供訊息量的一種方式。以下的公式為計算訊息量熵(information entropy)公式：

$$H_w = \sum_{l=1}^{N_S} P_i \log(1/P_i) \qquad \text{(公式十七)}$$

訊息量(information)與機率(probability)也同樣可以適用於熵(entropy)，因為無論在訊息或熵中，機率都佔有很大的要素，訊息量與熵量的變化也是因為機率的分散而導致，換句話說，熵並不是因為資料中真實數據變異(variable)改變而是因為整體的機率導致熵量的改變。基於這個理由，公式中的 Pi(probability index)可以改

變成任何的範圍，而並不被限制。在 He 和 Meeden(1997)有檢驗並歸納出最合適的 bin 大小，他認為根據檢驗 scott 的公式所計算出最合適的大小為 5≦k≦20，而其值是利用 $a \times s \times n^{-\frac{1}{3}}$ 這樣的方式計算出來，他們同時也提醒在非常平滑的分佈情形，適合用較少的 bin，而對於較不平滑的分佈情形則需要多的 bin 才能夠清楚的觀察。而熵量的大小會隨著 bin 的大小而有所改變，以常態分佈的標準差與平均數作為假設前提來檢測，可以看到熵值隨著 bin 大小而逐漸改變

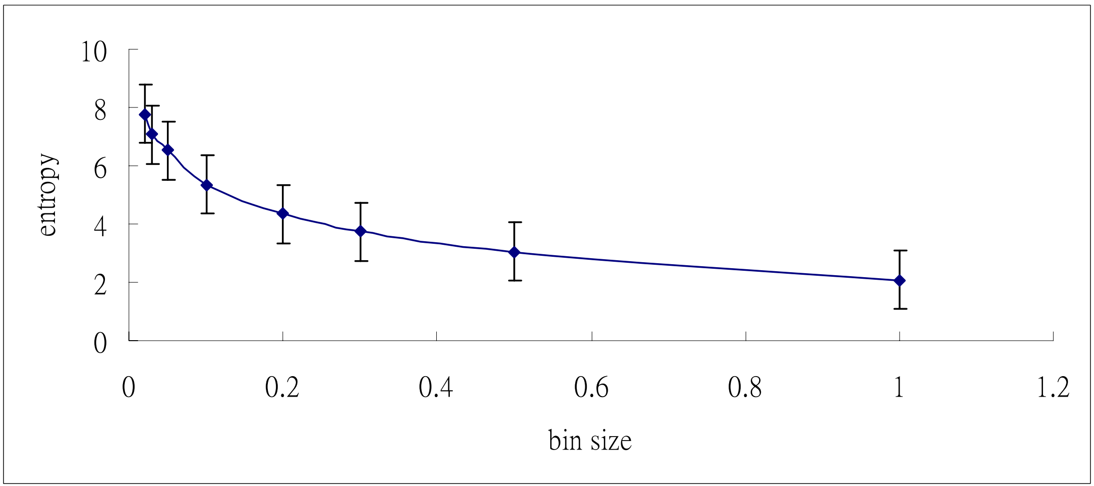

圖 2-11

Lai 等人(2005)研究裡利用兩種方法計算物理量熵並且來檢驗其數據資料分佈情形是否為常態，其中一種方法是利用實際真實數據的分佈情形 H_P，我們可由下列的方程式是透過實際數據的分佈情形來計算出熵：

$$Hp = \Sigma Pilog(1/Pi) \qquad \text{(公式十八)}$$

其中 Pi 定義為分散的機率，而 i 為每一個範圍與範圍之間的單位差。而第二種方法 H_G 為經過處理過資料在每一個時間點的分佈來假設為高斯分佈(Gaussian distribution)，高斯分佈為常態分佈的另一代名詞，為標準差(σ)為此一方程式(H_G)所使用之唯一參數。Shannon 和 Weaver(1949)也同樣利用檢驗高斯分佈(Gaussian distribution)相同的方程式來計算物理量熵。e 為公定數字，大約為 2.718。

$$H_G = 1/2\log^2(2\pi\sigma^2 e) \qquad \text{(公式十九)}$$

從動作變異結果可以從之前所做一系列的研究資料分佈的特性(標準差、變異係數)來廣泛的考慮(Hankcock & Newell, 1985; Schmidt, Zelaznik, Hawkins, Frank, & Quinn, 1979)，從先前的研究分析中呈現出根據動作範圍和時間條件的作用下，動作結果分佈在偏態(skewness)與峰態(kurtosis)這兩種特性下會有系統的改變(Newell & Hankcock, 1984)。根據先前的理論和綜合以上兩種方程式可以拿來檢驗動作結果型態分佈是否為常態分佈，同樣也可了解如果在整體動作時間的序列點是沿著動作的軌跡前進，如果這類型的數據符合常態分佈的話理論上來說方程式 Hp 應該等於方程式 H_G。為了利用 Hp 方程式來計算或然率其範圍的數必須與 H_G 有所相關，通常在一個常態分佈的範圍中每一個時間單位裡總共有六個標準差，而在 Hp 的方程式中有兩種特殊標準化且有系統的方式可以來決定單位(bin)範圍的大小，第一種標準化的方式為把所有不同的單位變成沒有單位，這樣的情形之下不同的單位數字才能拿來比較，而在第二種標準化的方法為單位範圍與標準差範圍比較必須要夠小而且又能夠適合拿來提供做為統計的考驗，在這項研究中 10 bins 被確定為合適的單位範圍符合六個標準差，經由這兩種標準化的方式，可以調整 Hp 的數值並且推算出另一方程式(3)來計算物理量熵。

$$H_P(\sigma, N, R)=H_P + \log_2(\sigma) - \log_2(N/R) \qquad \text{(公式二十)}$$

N 為計算物理量熵的單位範圍(N=10)，在這一項研究中，R 為時間點在動作軌跡數據資料所分散範圍的情形(R=6)，這一方程式主要為分析 Hp 的表現情形，隨著調整方程式 Hp 可以與 H_G 拿來做為比較。但其研究結果發現從動作軌跡持續時間分析檢驗 H_P 與 H_G 之間的誤差，利用 H_P 減去 H_G，由於我們假設 H_G 為常態分配，所以在分析物理量熵時零被假定為常態分佈，而其結果所有的物理量熵的偏差都與零有顯著的不同，此證明了這樣的數據分佈情形並非為常態分佈，另外又針對每一個動作軌跡的時間點作分佈，發現每一動作點都為偏態而非常態分佈的範圍，所以更支持了每一時間點的動作軌跡非常態分佈。

第三節、影響運動表現學習的因素

在任何動作學習的過程裡，除了不段的練習能夠帶來助益外，其有效與適當

的回饋(feedback)也是其中影響學習或動作表現的因素之一，給予回饋本身的目的為傳遞幫助學習者有關於動作本身的相關訊息，其回饋的來源有兩種：

一、自然回饋(natural feedback)

自然回饋為動作產生後自然產生，不需要其他外界物體會是他人告知自然可以獲得(Newell,1991)。

二、外加回饋(augmented feedback)

外加回饋非產生動作會直接產生的訊息，是根據外界因素對於動作結果外加的訊息，這樣的回饋可分為不同兩種方式給予，一為結果獲知(knowledge of result, KR)，二為表現獲知(performance of result, KP)。

(一)結果獲知(knowledge of result, KR)

對動作表現結果所提供的訊息，像是跑完一百公尺告訴跑者總共跑步時間為多少等，通常 KR 是利用口語化的方式來提供動作結束後有關動作結果的相關訊息(Newell, 1976)，KR 對於運動學習的角色，無論是在簡單或是複雜的動作，皆是一影響因素，在其影響動機或引導的功能上，KR 使動作朝向目標動作的結果趨近。

(二)表現獲知(performance of result, KP)

外在訊息針對動作型態所提供的訊息稱為表現獲知(Gentile, 1972)，影像回饋常常是 KP 中所使用的方式，影像提供了立即的運動學回饋，而非靜態部分身體的訊息(廖庭儀與劉有德，2003)。

根據給予回饋的意義與方式，在其前導實驗中設計了一種表現回饋方程式，在前導實驗中也是利用給予回饋的方式告訴受試者每一次試作的結果，其給於回饋計算表現分數的方程式參數其中包括了動作時間和空間誤差之參數方程式如下：

$$\text{Performance score} = (pt*MT + ps*SpatialError)/N \qquad \text{(公式二十一)}$$

其中動作時間的參數為每一次試作從左邊起點畫線到達右邊的目標點之間所花費的整體時間，而空間誤差為每一次試作目標點與實驗受試者畫筆最後停筆

的距離。而不同比重(weighting)中的 pt 與 ps 參數在於不同組別所注重動作時間與空間誤差會因為這兩個參數的改變而有所不同。從之前所作相同實驗動作的前導實驗(Tsai, Hsieh & Liu, 2005)中我們利用了許多配對的比重著重在於動作時間與空間誤差，每一個比重做 150 次的試作，我們透過時間與空間表現的雙曲線分佈，以這一些雙曲線分佈為基礎，用三種不同的切線斜率(slop)，注重速度組為(1/20)、注重準確度組為(1/10000)而速度與準確度都必需注重的組別為(1/500)而這三種比重皆為本次實驗所設定之參數。

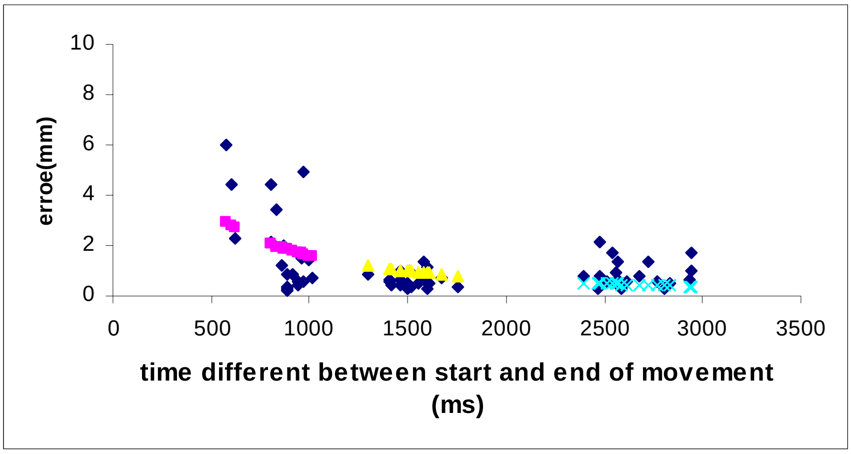

圖 2-12

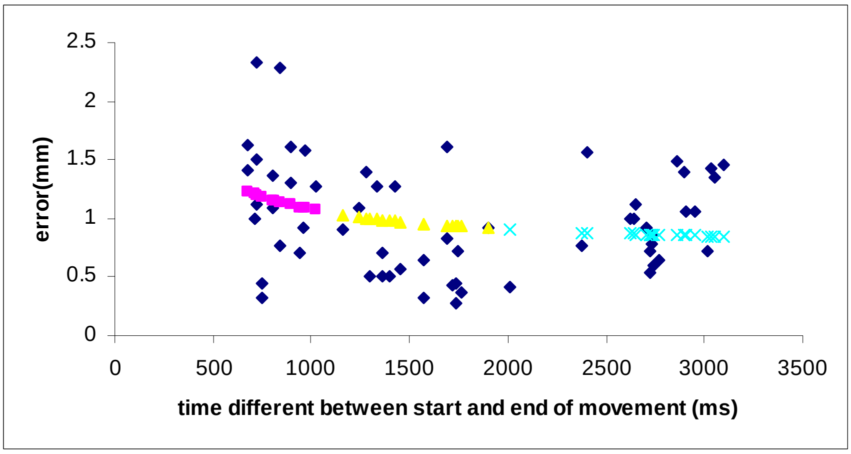

圖 2-13

因為不同的比重參數會對於計算表現分數而有所影響，所以我們需要一個利用標準化的方式將這三種比重所計算出的分數相同，而以標準化為基準(N)在下面方程式中：

$$N = pt*ct + ps*ce \qquad (公式二十二)$$

其公式二十二中 pt 與 ps 是和之前三種不同組別的比重(weighting)相同，而 ct 與 ce 為此實驗中實驗者用來作為標準化的動作時間與空間誤差，而這兩個參數由實驗設計者決定，經過預備實驗的結果，在本次實驗中利用前側最快的動作時間(500ms)為 ct，和最小的誤差(0.5mm)，標準化後所計算出的分數都會大於 1。利用這樣 KR 的概念給予實驗受試者表現回饋的方式企圖讓受試者修正其動作表現，並將其表現結果引領到我們所預期的範圍內。

在前導實驗被分在速度組的受試者，可以觀察到從最先的 20 次試做後隨著給予回饋的方式逐漸引導受試者得表現趨近於速度快與誤差大的範圍之中。

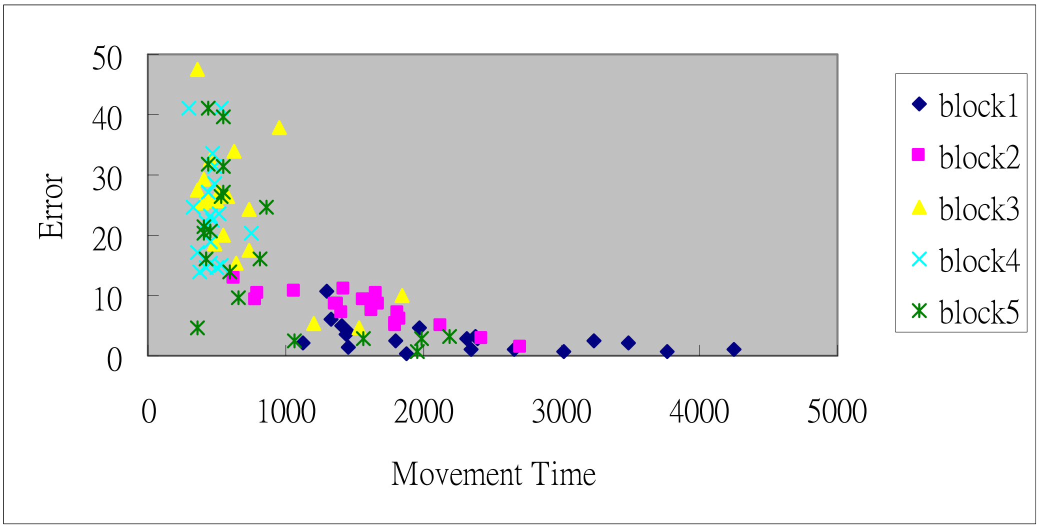

圖 2-14 速度組

在兼具速度與準確度的組別有可以觀察到受試者從一開始誤差很大和速度很慢的情形之下也逐漸的根據回饋的引導朝向所假設的範圍之內，在後幾十次的試做可以很明顯的觀察到受試者的表現兼具速度同時也降低速度。

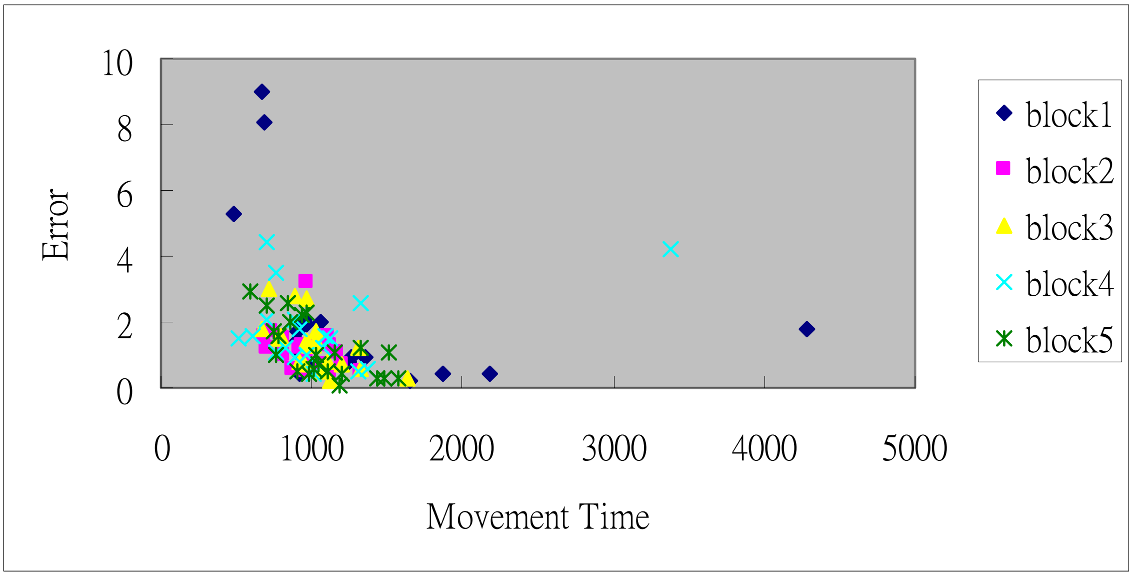

圖 2-15　速度與準確組

同樣的在注重準確組的方面，我們也可以觀察到在後面的結果表現也根據回饋的結果逐漸趨近於假設範圍，其假設範圍需注重在準確性。

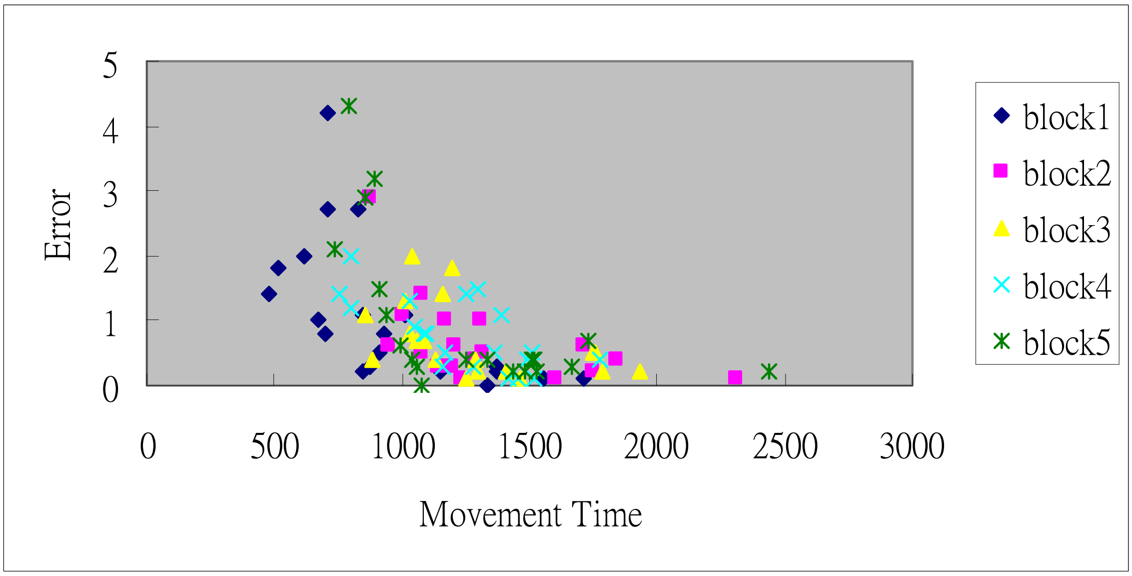

圖 2-16 準確組

從前導實驗的結果我們可以知道說利用這一種回饋方程式的方式是能夠有效的引導實驗受試者的表現到達實驗者所假設範圍區域內，而也可以藉由這樣的方式達到實驗者所希望受試者利用不同的動作速度方式來符合我們的實驗要求。

第四節、文獻總結

變異性這樣的議題在於運動行為這個領域之中被廣泛的討論與研究，無論是在控制、學習或是發展，過去的研究到現在都是將檢測平均數與標準差變異這樣的概念作為探討變異性的指標，但是只單看這兩個因素並無法完整的來推論變異性對於人體動作結果的影響，或者在強調動作偏重在速度和準確度之間的關係，而我們也想要了解說除了限制時間的方式外，是否還有其他因素的限制使得人體的動作表現產生變異的結果，而這些因素將動作結果限制在某一些的範圍內而導致不同的分佈情形，不過在過去的研究中，都是從以動作結果應該為常態分佈的假設之下來進行檢驗，單看平均數與標準差，而在過去檢驗類似以動作結果為常態分配的假設前提之下的文獻少之又少，所以我們也無法真正的去判別這假設的真實性。Hancock 和 Newell(1984、1985)也建議應將偏態與峰度考慮進去並且推論在不同速度會產生的分佈情形，而 Lai 等人(2005)也利用訊息量熵在限制工作的情形之下檢測其原始資料分佈與常態分佈不相同的基礎下。如果假設其結果並非與理論相吻合，那過去研究的發現與結果則會降低了應有的價值，本研究要利用動差(moment)的方式來檢驗偏態與峰度，並利用熵來檢驗與常態分佈之間的關係，透過這些方式來檢驗這一些理論的真實性與其價值性，並進一步來了解其人體動作的表現在不同限制下的相關情形。

第五節、研究目的

利用間斷性劃線動作在不同的時間限制下所表現的情形，利用偏態與峰度並檢驗在不同限制下分佈的情形，並推論原因為何，在利用熵來檢驗實際資料是否為常態分佈，利用其結果來驗證其是否符合理論假設。