

基於強健性特徵擷取之動態手勢辨識

Dynamic Hand Gesture Recognition based on Robust Feature Extraction

林仁俊 魏文麗 吳宗憲

國立成功大學資訊工程所

Email: lilijinjin@gmail.com

林瑞堂 朱家德 許進順

財團法人資訊工業策進會

Email: colin@iii.org.tw

摘要—本文提出一個基於強健性特徵擷取之動態手勢辨識之方法。本方法主要利用卡曼濾波器，對於所擷取之特徵進行重估測，並進一步透過自相關函數之運算，偵測出重複性手勢區段，降低所擷取之特徵變異，以提升動態手勢辨識率。實驗結果中，我們所提出之動態手勢辨識系統，應用於自然環境下，針對四種不同的手勢動作，動態手勢辨識率可達 87.5%。經由實驗結果得知，所提出的方法在自然環境中，可有效的辨識出人類之動態手勢動作，並進一步應用在人機互動介面上。

關鍵詞—動態手勢辨識、卡曼濾波器、自相關函數

Abstract—This paper presents a dynamic hand gesture recognition approach based on robust feature extraction. First, the Kalman filter is employed to re-estimate the extracted features. In order to reduce the variation of features and increase the dynamic hand gesture recognition rate, the autocorrelation function is adopted to detect the repetitive hand gesture segments. In the experimental results, the proposed method can achieve 87.5% average accuracy for four kinds of dynamic hand gestures in natural environment. Therefore, this system can be applied to human computer interaction applications.

Keywords— Dynamic hand gesture recognition、Kalman filter、Autocorrelation function

一、簡介

手勢是人類最原始的溝通方式之一，即使在語言無法溝通的環境下，仍然可以透過手勢傳達訊息，達到溝通的目的。以數位家庭居家照護系統來說，對於患有語言障礙或行動不變的患者及銀髮族而言，手勢動作便成了訊息傳達的最佳途徑。此外，近年來，由於人機互動(Human Robot Interaction; HRI)研究之興起[9], [10]，如何將自動化手勢偵測與辨識系統應用於自然環境中[5]，儼然成為人機互動研究範疇中重要的一項議題。

以手勢辨識(hand gesture recognition)系統而言，由於手勢偵測(hand gesture detection)技術對於手勢辨識系統之準確率有顯著地影響，因此，如何對自然環境下之影像序列準確地偵測出手勢區域，便成為一項熱門的研究主題。傳統手勢偵測技術主要以膚色為基礎[6], [8]，透過膚色在色彩空間下之統計量，以及一些事前定義好的條件來偵測手勢區域。然而，僅藉由膚色做手勢區域偵測，往往因為自然環境下之複雜背景，或光源變化等因素的影響，導致實際應用在人機互動介面上之偵測效果並不理想。因此，近年來，手勢偵測技術逐漸朝向以動態手勢偵測為主，進一步結合時間上的關聯性，降低因為自然環境之複雜背景或光源變化對於膚色所造成的影響

[12]，以提升手勢偵測技術實際應用在人機互動介面上之準確率。

另一方面，就人類行為動作辨識系統而言，Hitoshi Hayakawa 與 Tadashi Shibata[7] 提出一種運動特徵描述的方法，利用運動特徵在空間以及時間上之投影，與事前所建立之動作樣板做比對，進一步辨識人類行為或意圖。然而，此方法主要以考慮整張畫面中之運動特徵，作為人類行為動作辨識之依據，因此，在辨識方面，當畫面中有其它物體在移動時，反而會因為擷取到過多運動特徵上之變異，而導致辨識效果明顯地降低。

有鑑於此，近年來，在人類行為動作辨識方面，主要是透過事前定義的特徵屬性，來對人類行為動作做描述，但是此一方法常因為特徵上之變異，導致辨識結果不夠具有強健性。舉例而言，每個人在跑步或走路時，速度和身體大小變化之特徵描述不盡相同，因此，若僅根據所訂定之門檻值作為判斷之依據，則會因為特徵變異的關係，導致辨識結果混淆而不够具有強健性。因此，Lin 與 Sun 等學者[11]提出利用高斯混合模型(Gaussian Mixture Model; GMM)描述每個特徵屬性之變異，藉以提升人類行為動作之辨識率。

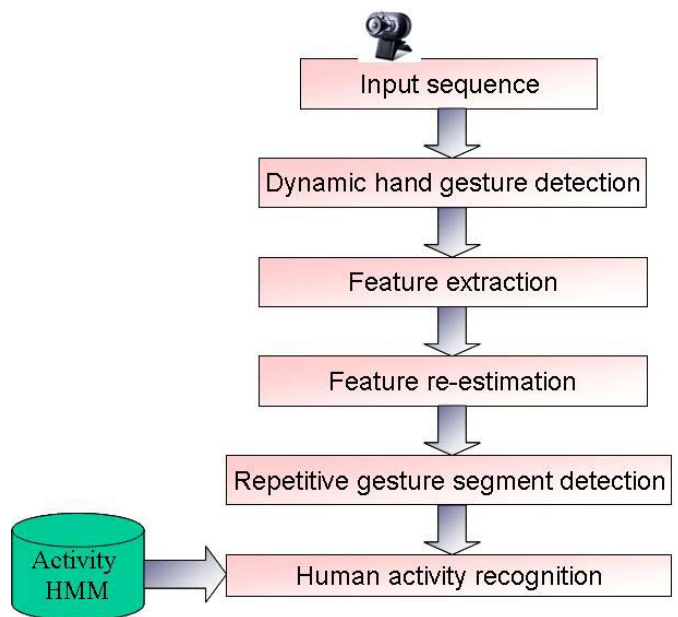
根據上述相關參考文獻可知，強健性特徵屬性擷取，對於人類行為動作辨識將產生顯著地影響。因此，本論文提出一個強健性動態手勢特徵擷取技術，利用卡曼濾波器考慮相鄰動態手勢區域間在時間上之關聯性，對於所擷取之特徵向量做修正。此外，本論文進一步透過自相關函數 (autocorrelation function) 運算，偵測出影像序列中之重複性手勢區段，以取得強健性特徵向量來描述手勢動作，提升自然環境下之動態手勢辨識率。

本論文之結構將分別探討如下：第二章介紹所提出之人類行為動作辨識系統架構流程圖；第三章說明動態手勢偵測技術；第四章為動態手勢特徵擷取；第五章則為動態手勢特徵重估測技

術；第六章為重複性手勢區段偵測；第七章為實驗結果；第八章則是結論與未來方向。

二、系統架構

本論文所提出之人類行為動作辨識系統流程如圖一所示，首先，經由網路攝影機(webcam)擷取到一連串輸入影像序列後，透過動態手勢偵測技術擷取出手勢區域，並對於所擷取之手勢區域做特徵擷取，在特徵擷取之後，為了降低因為動態手勢偵測區域所產生之變異，造成移動軌跡不穩定的情況，進一步利用卡曼濾波器，考慮時間上相鄰手勢區域之關聯性，對於移動軌跡做修正，藉以取得強健性動態手勢特徵，並透過自相關函數運算做重複性手勢區段偵測，最後，透過隱藏式馬可夫模型(Hidden Markov Model; HMM)對人類行為動作做辨識。



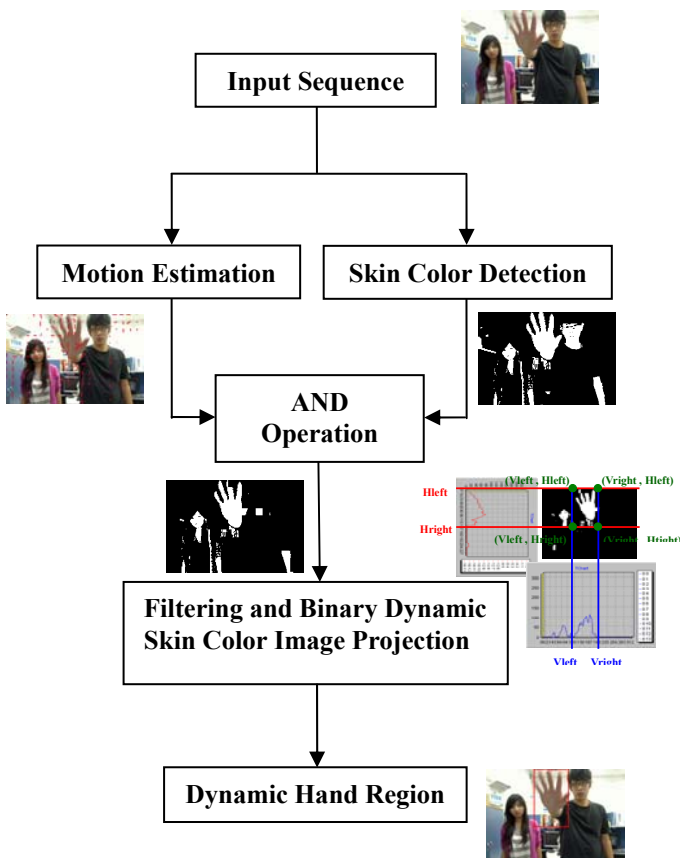
圖一 人類行為動作辨識流程圖

接下來，我們將於下列章節，分別針對所提出之動態手勢偵測技術、動態手勢特徵擷取、動態手勢特徵重估測技術以及重複性動態手勢區段偵測技術作詳細地說明。

三、動態手勢偵測

動態手勢偵測技術之系統流程如圖二所示 [1]，主要分成四個主要的部份：1.運動估測 (Motion Estimation) 2.膚色偵測 (Skin color detection) 3.交集運算(AND operation) 4.二值化影像投影 (Binary image projection)。

動態手勢偵測流程圖之步驟說明如下：(可參考流程圖中每一步驟方塊所附之影像配合文字說明)。首先，透過網路攝影機擷取一連串影像序列，接著，利用運動估測取得畫面中之動態物件，並藉由膚色偵測找出畫面中之膚色區域，經由交集運算取得二值化動態膚色影像，最後，將二值化動態膚色影像透過水平與垂直投影取得動態手勢區域，在取得動態手勢區域後，即可針對偵測後之手勢區域，進一步做特徵擷取。



圖二 動態手勢偵測技術之系統流程圖

四、動態手勢特徵擷取

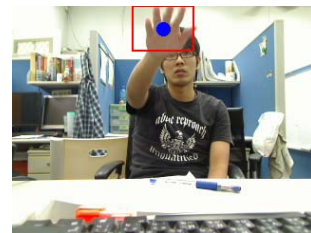
一個完整的動態手勢為一連串影像序列之集合，舉例而言，動態手勢動作“來”是由一連串包含手臂以及手掌上下來回揮動之影像序列所成的集合。如同動畫手翻書一般，動態手勢隱含了時間上的關聯性，因此，可藉由計算連續時間畫面上，動態手勢移動之軌跡，並將其量化成不同方向性之角度區間，用以描述動態手勢動作之特徵。

動態手勢特徵擷取過程說明如下：首先，透過式(1)表示在時間 t 所偵測到之動態手勢區域 H_t ，其中 $H_t(x)$ 和 $H_t(y)$ 分別表示手勢區域 H_t 所包含之水平以及垂直方向像素點之座標位置，此一手勢區域即為圖三中紅色矩形所圍成之區域範圍。

$$H_t = (H_t(x), H_t(y)) \quad (1)$$

接著，利用式(2)計算在時間 t 上手勢區域之重心點 G_t ，此一重心點代表手勢區域之中心點，如圖三所示，紅色矩形中之藍色圓點即為手勢區域之重心點，其中 x_t 與 y_t 分別表示手勢區域中心點於影像中之水平以及垂直座標位置。

$$G_t(x_t, y_t) = \left(\frac{\sum H_t(x)}{\text{number of } x}, \frac{\sum H_t(y)}{\text{number of } y} \right) \quad (2)$$



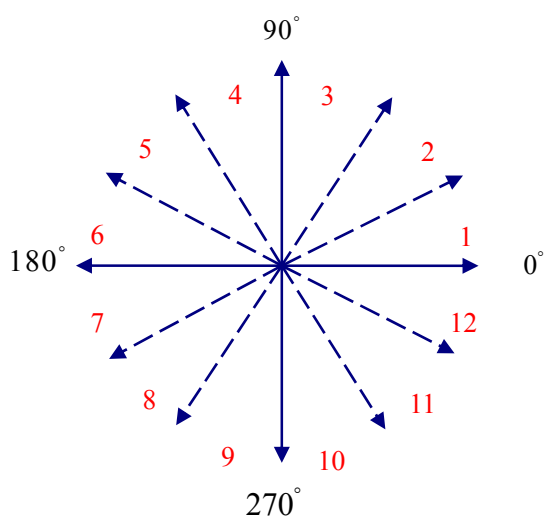
圖三 動態手勢區域與重心點示意圖

取得手勢區域重心後，進一步透過式(3)計算目前畫面 t 和前一張畫面 t-1，手勢區域重心在水平與垂直方向上之座標差值，分別以 X_t 與 Y_t 表示，則此差值向量組合即為動態手勢區域之移動軌跡。

$$(X_t, Y_t) = (x_t - x_{t-1}, y_t - y_{t-1}) \quad (3)$$

最後，根據式(4)計算在時間 t 上，所取得之動態手勢移動軌跡其角度之方向性 θ_t ，並以每 30 度為一個區間，如圖四所示，將其量化成 12 個區間之編碼碼字(codewords)，作為動態手勢辨識特徵擷取之依據。

$$\theta_t = \arctan\left(\frac{Y_t}{X_t}\right) = \arctan\left(\frac{y_t - y_{t-1}}{x_t - x_{t-1}}\right) \quad (4)$$



圖四 角度區間方向量化示意圖

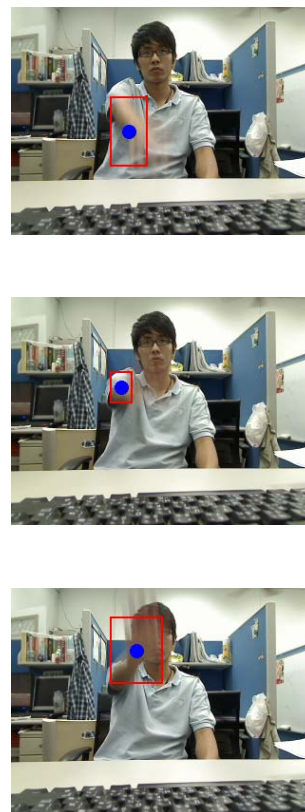
五、動態手勢特徵重估測技術

根據上述方式取得動態手勢特徵後，為了降低因為動態手勢偵測區域大小及位置之變異，造成在一連串影像序列中，移動軌跡不穩定的情況而影響辨識率，因此，在動態手勢特徵重估測部

分，本論文主要利用卡曼濾波器 (Kalman filter)[2-4]考慮時間上相鄰手勢區域之關聯性，對於取得之移動軌跡做修正，以提升動態手勢辨識之準確性。

(一) 特徵分析

在偵測動態手勢的過程中，由於手勢移動以及攝影機拍攝速度等因素的影響，導致在一連串影像序列集合中，產生動態手勢模糊的情況，如圖五所示，因而造成在偵測動態手勢區域時，針對二值化動態膚色影像做水平及垂直投影，所取得之手勢區域會產生變異，例如：手勢區域大小及位置不一致，導致擷取到一連串影像序列集合之軌跡特徵，所描述之手勢動作不穩定的情況產生。



圖五 動態手勢模糊示意圖

根據上述特徵分析結果，為了降低因為動態手勢區域偵測之變異性，造成移動軌跡不穩定的情況，因此，本論文提出利用卡曼濾波器，考慮時間上相鄰手勢區域之關聯性，對於一連串影像

序列動態手勢之移動軌跡做修正，以取得強健性動態手勢特徵。

(二) 卡曼濾波器

卡曼濾波器估測技術是由雜訊的測量並做遞迴程序的運算來準確地估測系統狀態。主要分為預測與量測兩個階段，下式分別為預測方程式(5)和量測方程式(6)。

$$v(k) = \Phi(k-1)v(k-1) + \Gamma(k)w(k) \quad (5)$$

$$z(k) = H(k)v(k) + e(k) \quad (6)$$

其中 $v(k)$ 和 $z(k)$ 分別表示在時間 k 的狀態向量與量測向量； Φ 、 H 和 Γ 則分別為狀態轉換矩陣、量測矩陣以及驅動矩陣。一般而言，我們假設 $w(k)$ 和 $e(k)$ 為互相修正的高斯分佈函數，分別以 $w(k) \approx N(0, Q(k))$ 和 $e(k) \approx N(0, R(k))$ 表示。

舉例而言，目前 k 時間上的系統狀態 $v(k)$ 是由前一時間 $k-1$ 所估測出來的系統狀態 $\hat{v}(k-1)$ 和新的量測值為基礎來做估測。

(三) 利用時間上的卡曼濾波器重新估測移動軌跡

在一連串視訊序列中，相鄰區域在時間上的運動方式通常具有高度的相關性和一致性，為了解決前述特徵分析的問題，本文利用動態手勢區域在時間上的關聯性，透過一維卡曼濾波器對所取得之移動軌跡做重估測的程序，以提升移動軌跡特徵應用在動態手勢辨識之辨識率。

在卡曼濾波器程序中，假設 $G(m, n, i)$ 表示在第 i 張畫框(frame)中 (m, n) 座標位置之重心點， $v(m, n, i) = [v_x(m, n, i), v_y(m, n, i)]^T$ 則表示重心點 $G(m, n, i)$ 之移動軌跡，其中， $v_x(m, n, i)$ 和 $v_y(m, n, i)$ 分別為移動軌跡之水平與垂直分量，假設移動軌跡是隨機處理，且這兩個分量互為獨立，因此，我們可以分別定義這兩個分量模組。在此，一維自動迴歸模組所利用的移動軌跡資訊，來自時間

上前一張畫框中重心點之移動軌跡，因此，我們可以定義移動軌跡的一維自動迴歸模組，式(7)和(8)：

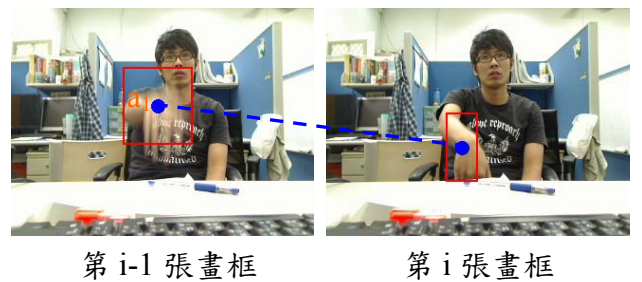
$$v_x(m, n, i) = \sum_{p \in S^{\oplus}} a_p v_x(m, n, i-p) + w_x(m, n, i) \quad (7)$$

$$v_y(m, n, i) = \sum_{p \in S^{\oplus}} a_p v_y(m, n, i-p) + w_y(m, n, i) \quad (8)$$

其中 $S^{\oplus} = \{p=1\}$ ， a_p 為模組係數，此一模組係數可能為時間上的變化量或非變化量，為了簡化計算，我們假設它為時間上的非變化量，在此，移動軌跡之水平及垂直分量，我們只選擇最接近的高相關性鄰近重心點。因此，可將式(7)與(8)分別簡化成式(9)和(10)，對照實際畫面之一維(時間)因果模型如圖六所示。

$$v_x(m, n, i) = a_1 v_x(m, n, i-1) + w_x(m, n, i) \quad (9)$$

$$v_y(m, n, i) = a_1 v_y(m, n, i-1) + w_y(m, n, i) \quad (10)$$



圖六 一維因果模型示意圖

此外，當執行卡曼濾波器迴歸時，必須將式(9)和式(10)表示成狀態空間矩陣，因此，可將狀態空間表示如下：

預測方程式：

$$v(m,n,i) = \Phi v(m,n,i-1) + \Gamma w(m,n,i) \quad (11)$$

其中 $v(m,n,i)$ 表示在位置 (m,n,i) 的狀態向量， Φ 和 Γ 皆為相對應矩陣，且 $\Phi = a_1 = 1$ ， $\Gamma = 1$ ，因此，式(11)可重寫為式(12)。

$$v(m,n,i) = a_1 v(m,n,i-1) + w(m,n,i) \quad (12)$$

量測方程式：

$$z(m,n,i) = H v(m,n,i) + e(m,n,i) \quad (13)$$

其中 $H=1$ 。

(四) 卡曼濾波器程序

狀態方程式在濾波器的部份為一數量方程式，因此，卡曼濾波器的計算是非常簡單的，在給定狀態空間後，一般的卡曼濾波器程序說明如下：

1) 預測：

狀態預測：

$$\hat{v}^-(m,n,i) = \Phi \hat{v}^+(m,n,i-1) \quad (14)$$

預測共變異數矩陣：

$$P^-(m,n,i) = \Phi P^+(m,n,i-1) \Phi^T + \Gamma Q(m,n,i) \Gamma^T \quad (15)$$

2) 更新：

狀態更新：

$$\hat{v}^+(m,n,i) = \hat{v}^-(m,n,i) + K(m,n,i) [z(m,n,i) - H \hat{v}^-(m,n,i)] \quad (16)$$

更新-誤差共變異數：

$$P^+(m,n,i) = [I - K(m,n,i)H] P^-(m,n,i) \quad (17)$$

卡曼增益矩陣：

$$K(m,n,i) = P^-(m,n,i) H^T [H P^-(m,n,i) H^T + R(m,n,i)]^{-1} \quad (18)$$

其中 $P(m,n,i)$ 為伴隨狀態預測 $v(m,n,i)$ 的誤差共變異數矩陣； $R(m,n,i)$ 與 $Q(m,n,i)$ 分別為 $e(m,n,i)$ 和 $w(m,n,i)$ 之共變異數，上標「-」與「+」則分別表示量測「前」與量測「後」。

(五) 適應性卡曼增益

在卡曼濾波器估測程序中，卡曼增益主要依賴預估誤差 $q(m,n,i)$ 以及測量值誤差 $r(m,n,i)$ ，因此，在狀態更新的過程中， $q(m,n,i)$ 和 $r(m,n,i)$ 將決定狀態預估值與狀態測量值參考多寡之依據。此外，根據動態手勢區域偵測變異性之分析結果，藉由歐基里德距離的計算取得時間上相鄰動態手勢之間特徵的差異，得知，當距離差異越大時，通常是因為動態手勢區域偵測錯誤或不穩定所導致，因此，本論文中，我們利用一指數函數(exponential function)近似變異數 $q(m,n,i)$ (式(19))。

$$q(m,n,i) = \exp\left(c \left(\sqrt{(z_x - \hat{v}_x^-)^2 + (z_y - \hat{v}_y^-)^2} \right)\right) \quad (19)$$

其中 c 為一正規化參數，在此，將 c 設定為 -0.1 ，將 $q(m,n,i)$ 正規化 0 到 1 之間。也就是說，當手勢特徵(移動軌跡)之差異性越大時，就越可能為目前手勢區域偵測錯誤或不穩定的情況，因此，我們希望考慮狀態預估值(即時間上前一個手勢區域移動軌跡)多一點，來修正目前測量到的移動軌跡；反之，則考慮測量值多一點，如式(20)。

$$r(m,n,i) = 1 - q(m,n,i) \quad (20)$$

六、重複性手勢區段偵測

在人機互動過程中，每一個人在下達同一指令或意圖時，所做的手勢指令往往會重複執行，且每次所重複執行的次數不一定會一致。舉例而言，就動態手勢而言，“來”這個動態手勢指令是由反覆上下揮動的手勢動作所成之集合，因此，在下達此動態手勢指令時，有時候上下揮動手勢兩次，有時候則上下揮動手勢三次，次數不一致且為循環之重複性動作。有鑑於此，重複性手勢亦會造成在特徵擷取上之變異，影響動態手勢動作辨識之準確率。

然而，傳統動態手勢辨識系統，主要是從一連串輸入影像序列中擷取手勢特徵，並沒有考慮到重複性手勢區段問題對於辨識所造成之影響，因此，本論文旨在透過自相關函數之運算，經由重估測後取得之手勢特徵訊號為輸入，偵測出手勢區段之重複性，進一步由所偵測出之重複性手勢區段中，擷取出一段手勢訊號，並將其量化成 12 個方向性之編碼碼字，作為訓練及辨識動態手勢之輸入向量，以降低特徵擷取之變異。

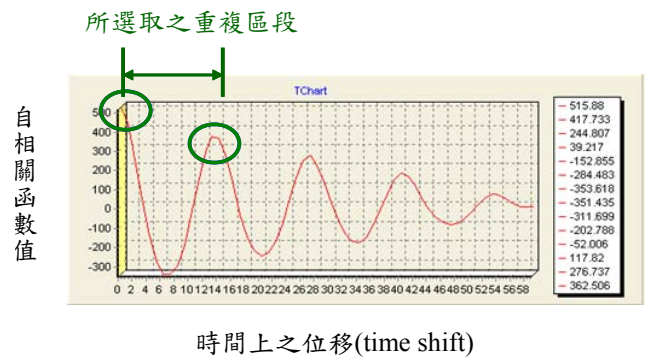
(一) 自相關函數運算

根據上述分析結果，在重複性手勢區段偵測的部份，本論文主要透過自相關函數之運算，偵測出連續影像序列中，重複性手勢訊號區段，如式(21)。

$$r_{xx}(k) = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M x(n) \cdot x(n+k) \quad (21)$$

其中 k 為時間之位移(在此為畫框之位移)； $r_{xx}(k)$ 表示時間位移 k 之自相關函數值； $x(n)$ 為時間 n 上之輸入移動軌跡特徵參數； M 則為輸入訊號之總長度。

經由式(21)的運算結果，圖七顯示動態手勢動作“來”之重複性手勢區段偵測結果，其中水平座標軸代表時間上之位移，垂直座標軸則表示自相關函數運算後之相關程度值。



圖七 重複性手勢區段偵測示意圖

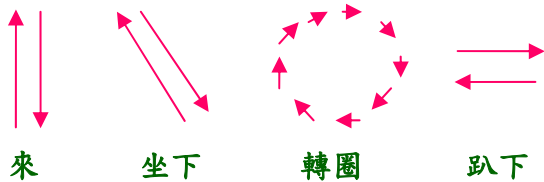
由圖七之分析結果可以發現，波峰與波峰之間為一重複性手勢區段，且使用者在下達“來”這個手勢動作時，大約重複上下揮動了手勢四至五次。因此，為了降低重複性手勢區段造成在特徵擷取上之變異，做完重複性手勢區段偵測後，僅取出第一段重複性手勢區段特徵，將其量化成 12 個方向性之編碼碼字，作為往後訓練及辨識動態手勢之依據。

七、實驗結果

(一) 實驗設定

本實驗採用 Borland C++ Builder 6.0 程式軟體，並經由羅技「快看瞭望台」網路攝影機，分別由兩位同學，針對四種不同的手勢動作：“來”、

“坐下”、“轉圈”、“趴下”做偵測與辨識，其中此四種不同手勢動作之動作比劃，可參考圖八之動態手勢動作示意圖。



圖八 四種不同手勢動作示意圖

在辨識模型訓練方面，資料蒐集先由一位同學針對四種不同的手勢動作，每一種動作重複做十次當成訓練的資料。在測試方面，除了本身錄製訓練資料的同學之外，另外邀請一位同學參與測試，共計兩位同學參與測試，其中每人每種手勢動作分別做五次，每次擷取 60 張畫面，畫面格式採用 SIF(320×240)。此外，辨識模型採用劍橋大學所開發之隱藏式馬可夫模型工具(Hidden Markov Model Toolkit; HTK)，本文採用由左到右共六個狀態(包含開始與結束)之隱藏式馬可夫模型來做辨識。

(二) 實驗評估

在動態手勢偵測方面，本實驗評估針對每人每一種手勢動作分別做五次，每次擷取 60 張畫面，每種手勢動作共計 600 張畫面做評估，如表一所示，在總測試影像張數(包含四種動作)，共計 2,400 張測試影像當中，動態手勢偵測正確之影像計 2,225 張，偵測錯誤之影像則有 175 張，平均手勢偵測率達 92.7%。

表一 動態手勢偵測結果

| 偵測結果 \ 手勢動作 | 來 | 坐下 | 轉圈 | 趴下 |
|-------------|-------|-------|-------|-------|
| 測試張數 | 600 | 600 | 600 | 600 |
| 偵測正確 | 554 | 517 | 570 | 584 |
| 偵測錯誤 | 46 | 83 | 30 | 16 |
| 偵測率 | 92.3% | 86.2% | 95.0% | 97.3% |

在人類行為動作辨識部份，針對每人每一種手勢動作分別做五次，每種手勢動作共計 10 次，表二、表三與表四，分別比較未加入卡曼濾波器、加入卡曼濾波器以及加入卡曼濾波器再加入重複性區段之辨識結果，表格中，對角線為正確辨識次數。

表二 未加入卡曼濾波器之動態手勢辨識結果

| input \ model | 來 | 坐下 | 轉圈 | 趴下 |
|---------------|---|----|----|----|
| 來 | 9 | 1 | 0 | 0 |
| 坐下 | 1 | 9 | 0 | 0 |
| 轉圈 | 2 | 1 | 3 | 4 |
| 趴下 | 1 | 1 | 2 | 6 |

表三 加入卡曼濾波器之動態手勢辨識結果

| input \ model | 來 | 坐下 | 轉圈 | 趴下 |
|---------------|---|----|----|----|
| 來 | 9 | 1 | 0 | 0 |
| 坐下 | 1 | 9 | 0 | 0 |
| 轉圈 | 1 | 1 | 7 | 1 |
| 趴下 | 1 | 0 | 1 | 8 |

表四 加入卡曼濾波器並取重複性區段之動態手勢辨識結果

| input \ model | 來 | 坐下 | 轉圈 | 趴下 |
|---------------|---|----|----|----|
| 來 | 9 | 1 | 0 | 0 |
| 坐下 | 1 | 9 | 0 | 0 |
| 轉圈 | 0 | 1 | 9 | 0 |
| 趴下 | 1 | 0 | 1 | 8 |

本實驗辨識四種人類行為動作，共計 40 次動態手勢辨識結果當中，未加入卡曼濾波器之動態手勢辨識結果正確計 27 次，辨識錯誤則有 13 次，平均辨識率達 67.5%，另外，加入卡曼濾波器之動態手勢辨識結果正確有 33 次，辨識錯誤則為 7 次，平均辨識率達 82.5%，加入卡曼濾波器再加入重複性手勢區段偵測之動態手勢辨識結果正確有 35 次，辨識錯誤則為 5 次，平均辨

識率達 87.5%，其辨識結果優於未加入卡曼濾波器與加入卡曼濾波器之動態手勢辨識結果。

除了上述之客觀數據之實驗結果以外，我們還可以透過主觀的畫面比較來證實，如圖九所示，根據觀察，藍色線段表示動態手勢之軌跡特徵，左圖表示未加入卡曼濾波器之軌跡特徵結果，藉由卡曼濾波器修正後，可得到右圖之軌跡特徵結果，比較紅色圓圈內之軌跡線段，可以明顯地看出經由卡曼濾波器修正後之軌跡改善之情形。



圖九 (左)未加入卡曼濾波器與(右)加入卡曼濾波器之軌跡特徵比較

八、結論與未來方向

本文提出一種基於強健性特徵擷取之動態手勢辨識方法，改善因動態手勢偵測技術不穩定，以及重複性手勢區段造成在特徵擷取上之變異。經由實驗結果證實，我們所提出之方法，實際應用在複雜的自然環境下，可有效地提升動態手勢之辨識率。在未來的工作裡，我們將進一步針對更多動態手勢動作做辨識。

九、誌謝

本研究感謝財團法人資訊工業策進會予以提供贊助。

十、參考文獻

- [1] 林仁俊、魏文麗、吳宗憲、林瑞堂、朱家德、許進順，“結合運動估測及膚色偵測之動態手勢偵測技術”，2009年數位生活科技研討會，成功大學，2009年5月。
- [2] 林仁俊、魏文麗、吳宗憲、林瑞堂、朱家德、許進順，“以卡曼濾波器為基礎之動態手勢特徵重估測技術”，2009年資訊技術應用及管理研討會，義守大學，2009年6月。
- [3] C.-S. Liu, J.-C. Lin, N.-C. Yang, and C.-M. Kuo, “Motion Vector Re-estimation for Trans-coding using Kalman Filter”, The third International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIHMSP), Taiwan, Vol. 1, pp. 592-595, 2007.
- [4] C.-M. Kuo, S.-C. Chung, and P.-Y. Shih, “Kalman Filtering Based Rate-Constrained Motion Estimation for Very Low Bit Rate Video Coding”, IEEE Trans. Circuit and Systems for Video Technology, Vol. 16, No. 1, pp. 3-18, 2006.
- [5] C. Manresa, J. Varona, R. Mas and F. J. Perales, “Real-Time Hand Tracking and Gesture Recognition for Human-Computer Interaction”, Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis, 2000.
- [6] H.-K. Tang and Z.-Q. Feng, “Hand’s Skin Detection Based on Ellipse Clustering”, IEEE International Symposium on Computer Science and Computational Technology, pp. 758-761, 2008.
- [7] H. Hayakawa, T. Shibata, “Spatiotemporal Projection of Motion Field Sequence for Generating Feature Vectors in Gesture Perception”, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2008.
- [8] J. Han, G. M. Award, A. Sutherland, and H. Wu, “Automatic Skin Segmentation for Gesture Recognition Combining Region and Support

Vector Machine Active Learning”, Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 237-242, 2006.

- [9] S. Calinon and A. Billard, “A Framework Integrating Statistical and Social Cues to Teach a Humanoid Robot New Skills”, in Proceedings of the ICRA Workshop: Social Interaction with Intelligent Indoor Robots (SI3R), Pasadena, CA, USA, 2008.
- [10] S. Calinon and A. Billard, “Incremental Learning of Gestures by Imitation in a Humanoid Robot”, in Proceedings ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI), pp. 255-262, 2007.
- [11] W. Lin, M.-T. Sun, R. Poovandran, and Z. Zhang, “Human Activity Recognition for Video Surveillance”, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Seattle, Washington, USA, pp. 2737-2740, 2008.
- [12] W.-K. Tsai, C.-C. Lin, S.-W. Yang, M.-H. Sheu, and C.-L. Su, “Adaptive Motion Gesture Segmentation”, IEEE International Conference on Embedded Software and Systems Symposia (ICCESS), pp. 386-391, 2008.