

基於主動性輪廓模型及色彩資訊分類之視訊物體 偵測

莊政宏

亞洲大學資訊工程學系

Email: chchuang@asia.edu.tw

趙員磊

亞洲大學資訊工程學系

Email: zu4y3@yahoo.com.tw

摘要—本論文之目的主要在進行視訊物體之偵測，首先採用主動性輪廓模型對初始畫面進行目標物體的偵測，取得視訊物體和背景的資訊，然後以 k-means 分群演算法對物體和背景的色彩資訊進行分類，偵測出初始畫面的物體和背景的色彩類別，後續畫面則使用時間差值法估測畫面中移動和靜止的區域，物體移動的區域採用區塊比對法至前一張畫面搜尋最相近的區塊並取得像素類別，靜止的區域則沿用前一張畫面的類別，如此便能有效地在後續畫面中自動偵測出目標物體。實驗結果顯示，本論文提出的方法相較於傳統主動性輪廓模型能更有效捕捉到視訊物體。

關鍵詞—主動性輪廓模型、GVF snake、k-means 分群演算法、區塊比對、視訊物體追蹤

一、前言

隨著視訊傳播技術的進步和視訊資訊的普及，對於視訊內容的分析與處理技術也變得越來越普遍，其中不乏需要偵測視訊中的移動物體。不過因為視訊的資料量相當龐大，通常一秒鐘的視訊便可達到三十張畫面，處理其中的內容物件即相當富有挑戰性，由於視訊大部分均含有色彩資訊，利用色彩資訊進行視訊中動態物體偵測更是一種趨勢。

近年來有不少的視訊物體偵測方法被提出，其中有些是應用影像切割的方法，有些是利用影像之間的差異性判斷物體移動的方法[1]，但是結果卻都不甚理想，有的是物體邊界不夠強烈，有的則是照明光線的干擾，很容易造成物體

偵測錯誤，亦容易產生生物體過度偵測(over-detection)或是不足偵測(under-detection)的問題。

視訊物體的偵測技術一直是電腦視覺領域中非常重要的一環，我們可以觀察出當視訊物體進行移動時，勢必在相鄰畫面上產生變化，而如何有效地偵測出這些變化的部分，便是偵測視訊物體方法的主要關鍵，以下介紹幾種常見的物體偵測方法。

時間差值法(Temporal Differencing)[2][3]是在連續畫面中，以相鄰兩、三張的畫面進行相減，利用像素值相減後所得的結果來辨別移動的區域，若相減的差值大於一個門檻值，則判斷為移動物體的像素，反之，則表示此像素不屬於移動物體，時間差值法因為有快速運算的優點，適合應用在具有即時性的移動物體偵測。但是在動態背景的場景之中，對於移動背景與實際移動物體則無分辨的能力，很容易造成錯誤判斷。

光流偵測法(Optical Flow)[4][5][6]的主要原理是利用兩張連續畫面找出光流變化的地點，當物體移動時，畫面中對應物體的亮度也會隨之變化，光流是指畫面影像亮度的表面變化分佈情形，簡而言之，就是將一個移動物體看成是由許多點組成，由於此方法的運算量高，故不常應用在一般實作上。

背景相減法(Background Subtraction)[7][8][9]是一種易於實現且廣受應用的方法，特別是在靜態背景的場景中；首先是建立好參考背景的畫面，再利用目前的畫面與參考背景的畫面相減，

以去除背景部分，剩下的即為移動物體的區域。此種方法可以完整且清楚地辨別出移動物體的部分，但是此方法受光線改變的影響極大，光線的變化會導致相減後的結果不精確，因此建立良好的參考背景畫面是很重要的，另一方面它也不適用於動態背景，因為背景的資訊隨時在更動的情形之下，無法找到特定的參考背景。

主動性輪廓模型(Active Contour Model；ACM) [10]或者稱為 Snake Model 主要用於目標物體的邊緣偵測，其優點在於可以精確地偵測出目標物體不規則的邊界線，但是此方法的缺點是在於初始化的設定，通常需要人工的介入給定一個初始輪廓，而且因為計算量大，需要耗費相當多的時間。主動性輪廓模型大致上可區分為兩種，一種是參數式(parametric)主動性輪廓模型，另一種為幾何式(geometric)主動性輪廓模型，在本論文之中只將重點放在探討參數式主動性輪廓模型。

Kass 等人於 1988 年首先提出主動性輪廓模型的邊緣偵測方法[10]，研究學者稱之為傳統主動性輪廓模型，以別於其他改良之後的主動性輪廓模型。由於 ACM 能有效地偵測出感興趣區域(Region of Interest; ROI)的不規則邊界線，因而受到研究學者廣泛地討論。但是，傳統的 ACM 有兩項缺點，第一是必需人工給予模型適當的初始輪廓，第二是當邊界輪廓嚴重凹陷時，在凹陷處並無法收斂至適當的邊界。第一項缺點可由氣球輪廓模型(Balloon Model)加以解決，第二項缺點則可由 Xu 和 Prince 所提出之 Gradient Vector Flow (GVF) ACM 演算法[11][13]加以解決。

大部分的研究工作將傳統 ACM [10]或是 GVF ACM [11]應用在靜態的灰階影像分割工作上，He 等學者[13]提出一個應用 GVF 於自動化彩色影像分割的方法，然而其分割的結果是以影像中相近的色彩區域進行切割，而非以影像中的物體或是 ROI 為分割的對象，因此無法分辨影像中的背景和物體。Park 等學者[12]提出一個利用

方向參數輔助 ACM 進行視訊物體追蹤的演算法，其主要的方法是將上一張畫面的 ACM 收斂結果，作為目前畫面的初始輪廓，並利用方向參數判別輪廓應該向內收縮或向外擴張。

本論文所提出的方法主要是將 GVF ACM 應用於視訊中的初始畫面進行物體偵測，以取得視訊中較為正確的物體和背景區域之資訊，以便進行後續自動化的視訊物體偵測。為了正確地偵測移動物體，我們將視訊轉換至色彩資訊較為豐富的 RGB 色彩空間模型，以利色彩資訊的萃取。然後利用 k-means 分群演算法(k-means clustering algorithm)分別對物體和背景的 RGB 色彩資訊進行像素分類，計算出初始畫面的物體及背景區域像素之色彩類別，後續畫面則使用時間差值法找出移動和靜止的區域，類別已知的區域沿用前一張畫面的類別，而類別未知的區域則使用區塊比對法(block matching)在前一張畫面中搜尋最相近的區塊，而取得移動區域的像素類別，如此便能有效地在視訊中偵測出目標物體。我們將此方法稱為「色彩資訊分類法」(Color Information Classification Model；CICM)。

在接下來的章節裡，我們將對於所提出的方法作詳細的介紹與說明，並用不同的方法進行實驗比較。第二章背景知識將介紹 GVF ACM 演算法。第三章中將介紹本論文所提出的基於 GVF ACM 和 CICM 之視訊物體偵測演算法。為了驗證我們的方法之優缺點，我們將在第四章呈現一些測試視訊的移動物體偵測結果。最後，第五章為本論文的結論。

二、背景知識

在參考文獻[11]之中，ACM 被定義成將輪廓曲線假設成函數的參數式，以純量參數式 $X(s) = [x(s), y(s)]$, $s \in [0, 1]$ 表示， E 則代表賦予此輪廓曲線的總能量，此能量由內部能量和外部能量構成，輪廓曲線的總能量最小化表示為收斂到物

體的邊界上，由下列公式表示：

$$E = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha |X'(s)|^2 + \beta |X''(s)|^2] + E_{ext}(X(s)) ds \quad (1)$$

其中 α 和 β 分別為內部能量的張力和剛性能量之權重，張力能量為一次微分，剛性能量則為二次微分，張力的物理意義為抵抗拉伸，也就是 α 的值越大，則ACM的長度不易拉長。剛性的物理意義為抗彎曲強度，亦即 β 的值越大，則ACM的形狀較不易彎曲。 $E_{ext}(X(s))$ 代表外部能量。可由視訊畫面灰階值 $I(x, y)$ 求得下式：

$$E_{ext}^{(1)}(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (2)$$

$$E_{ext}^{(2)}(x, y) = -|\nabla[G_\sigma(x, y)*I(x, y)]|^2 \quad (3)$$

其中 G_σ 代表變異數 σ 之高斯函數(Gaussian Function)，*及 ∇ 分別代表摺積(convolution)及梯度(gradient)運算子，如果影像只是白底黑線的線性圖案，那麼就可表示成：

$$E_{ext}^{(3)}(x, y) = I(x, y) \quad (4)$$

$$E_{ext}^{(4)}(x, y) = G_\sigma(x, y) * I(x, y) \quad (5)$$

欲得到ACM的最小能量 E ，必須滿足下列Euler方程式[11]：

$$\alpha X''(s) - \beta X'''(s) - \nabla E_{ext} = 0 \quad (6)$$

上式可以看成是內部力量與外部力量的平衡方程式

$$F_{int} + F_{ext}^{(p)} = 0 \quad (7)$$

其中 $F_{int} = \alpha X''(s) - \beta X'''(s)$ ， $F_{ext}^{(p)} = -\nabla E_{ext}$ 稱為標準外力 (standard external force)，要讓Snake活動，需設 $x(s, t)$ 為 s 對時間 t 的函數，則公式(6)變成：

$$x_t(s, t) = \alpha X''(s, t) - \beta X'''(s, t) - \nabla E_{ext} \quad (8)$$

但是只依靠標準外力是不夠的，遇到輪廓凹處(concavity)強烈的地方，Snake容易被區域能量最小值(Local Energy Minimum)所影響而停滯。於是有些學者將 $F_{ext}^{(p)}$ 轉換成廣義外力(general external force) $F_{ext}^{(g)}$ ，讓標準外力擴散，範圍更廣，則公式(7)變成：

$$F_{int} + F_{ext}^{(g)} = 0 \quad (9)$$

由於傳統ACM太過敏感，常會被背景或非物體本

身的邊緣強度所影響，所以需要運用GVF ACM來克服傳統模型的缺點。

GVF ACM方法主要是解決ACM方法的三個問題：(1)非常依賴起始輪廓，起始輪廓必須很靠近物體邊緣；(2)缺乏進入物體輪廓凹處的能力；(3)容易被區域能量最小值所影響而停滯。

GVF ACM模型的影像外力是利用影像的Gradient Vector Flow，來取代傳統ACM的影像外力，Gradient Vector Flow 定義為 $v(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$ 。在 GVF ACM 模型中 $F_{ext}^{(g)} = v(x, y)$ ，我們稱它為GVF外力，將公式(8)的外力 $-\nabla E_{ext}$ 替換成GVF外力，則變成：

$$x_t(s, t) = \alpha X''(s, t) - \beta X'''(s, t) + v \quad (10)$$

計算 $F_{ext}^{(g)} = v(x, y)$ 時先要求取邊緣圖形(edge map) $f(x, y)$ ：

$$f(x, y) = -E_{ext}^{(i)}(x, y), \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (11)$$

GVF的能量以函數 ε 表示如下：

$$\varepsilon = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |v - \nabla f|^2 dx dy \quad (12)$$

其中 ∇ 是梯度運算子， f 是影像的邊緣圖形， $\nabla f = (f_x, f_y)$ ， μ 可視為前後兩項的權重參數。Gradient Vector Flow $v(x, y)$ 使得公式(12)能量最小化，為求得 $v(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$ ，亦即公式(12)有最小能量，則公式(12)必須滿足下列 Euler 公式[11]：

$$\begin{cases} u^{n+1} = u^n + \mu \nabla^2 u^n - (f_x^2 + f_y^2)(u^n - f_x) \\ v^{n+1} = v^n + \mu \nabla^2 v^n - (f_x^2 + f_y^2)(v^n - f_y) \end{cases} \quad (13)$$

其中 n 為疊代次數， ∇^2 為Laplacian運算子，初始條件($n=0$)設定為 $(u^0, v^0) = (f_x, f_y)$ ，更詳細之推演運算過程可詳於參考文獻[11]。

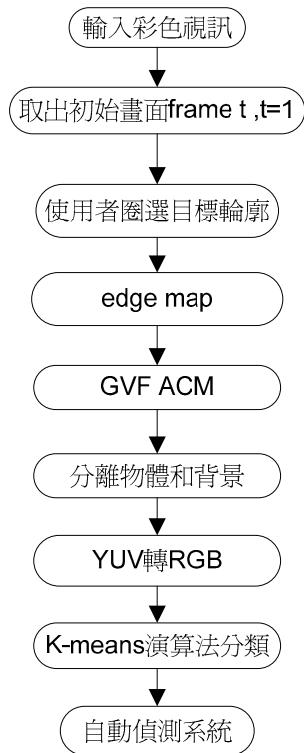
三、研究方法

本論文所提出的視訊物體偵測方法可分成初始系統和自動偵測系統兩部分。初始系統目前

是由人工圈選 ROI 作為 GVF ACM 的初始輪廓，其收斂的結果再以 k-means 分群演算法進行分類，然後進入自動偵測系統。自動偵測系統必須以目前的視訊畫面和上一張畫面進行處理，並且利用時間差值法及區塊比對等方法，以自動的方式進行視訊物體偵測，以下將針對初始系統和自動偵測系統兩部分進行說明。

(一) 初始系統

圖一為初始系統流程圖，首先輸入彩色視訊的初始畫面，並直接利用視訊畫面的強度資訊進行物體偵測，我們使用GVF ACM演算法以克服傳統ACM的缺點。在系統載入視訊初始畫面之後，由使用者圈選出想要偵測的物體，系統只需以滑鼠點出輪廓上重要的轉折點即可，點與點之間會自動由內插方式連結，形成連續不間斷的封閉曲線，此曲線即為GVF ACM的初始輪廓。

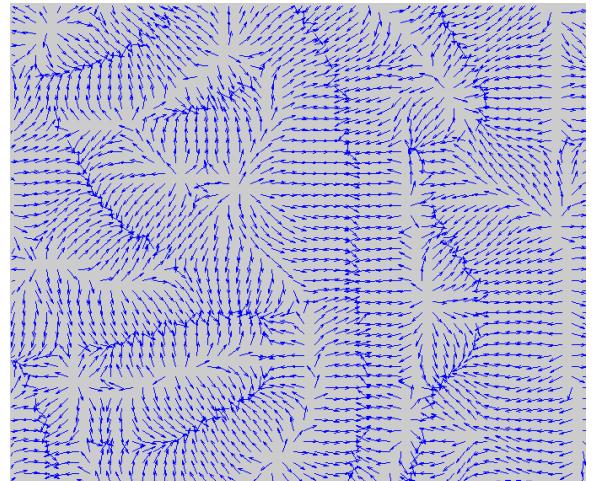


圖一、初始系統流程圖

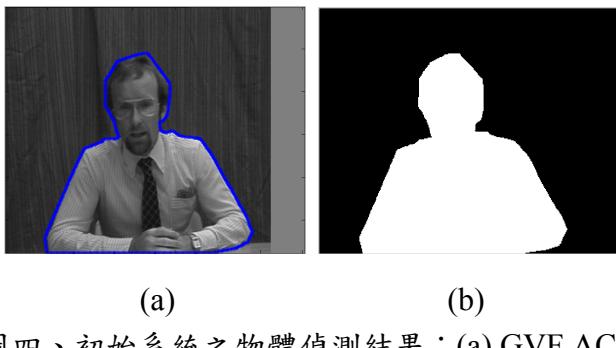
接下來對初始畫面進行梯度運算以獲得邊緣圖形(edge map)，圖二所示即為測試視訊初始畫面的邊緣圖形，其數學運算式可參考公式(3)，然後以公式(13)疊代計算出GVF，圖三所示即為GVF的局部放大圖，以向量方式來表示則如圖中的箭號所示。接著將GVF代入ACM影像外力的部分，經過ACM過程，初始輪廓將會移動與形變，最後收斂至物體邊界，如此便可以分離出物體和背景，圖四(a)即為GVF ACM收斂後之物體輪廓，圖四(b)為其物體與背景之二元圖。



圖二、視訊初始畫面邊緣圖形



圖三、Gradient Vector Flow 局部放大圖



圖四、初始系統之物體偵測結果：(a) GVF ACM 收斂後之物體輪廓，(b)物體與背景二元圖

分離初始畫面的物體和背景區域之後，利用 k-means 分群演算法對 RGB 色彩資訊進行分類，在我們提出的方法中是將 RGB 三色頻分開處理。由於測試視訊格式為 YUV，因此必須先將 YUV 格式轉換成 RGB 格式。在所有的分類法之中，最基本的方法就是所謂的 k-means 分群演算法，其主要目標是要在大量資料中找出具有代表性的資料，然後以這些代表性的資料作為群聚的中心，進行分群的處理，分群的準則是期望群聚內的資料與群聚中心距離越小，而和其他群聚中心的距離越大，此處距離為色彩資訊的誤差值，而群聚中心則為群聚內色彩資訊的平均值。

由於 GVF ACM 已將初始畫面分離成物體和背景，因此分類時可將物體和背景兩區域分開處理。我們採用監督式(supervised)的 k-means 分群演算法，以人工給定物體和背景兩區域的類別數目進行分類。假設初始畫面中，某一色頻每一個像素點的像素值為 $I(x,y)$ ，欲分成 N 個類別， S_c 為類別 c 的群聚中心， $c = 1, \dots, N$ ，且 $N > 1$ ，計算 $I(x,y)$ 與 S_c 之間的差值，然後將 $I(x,y)$ 分類至具有最小差值的類別中，如下列公式：

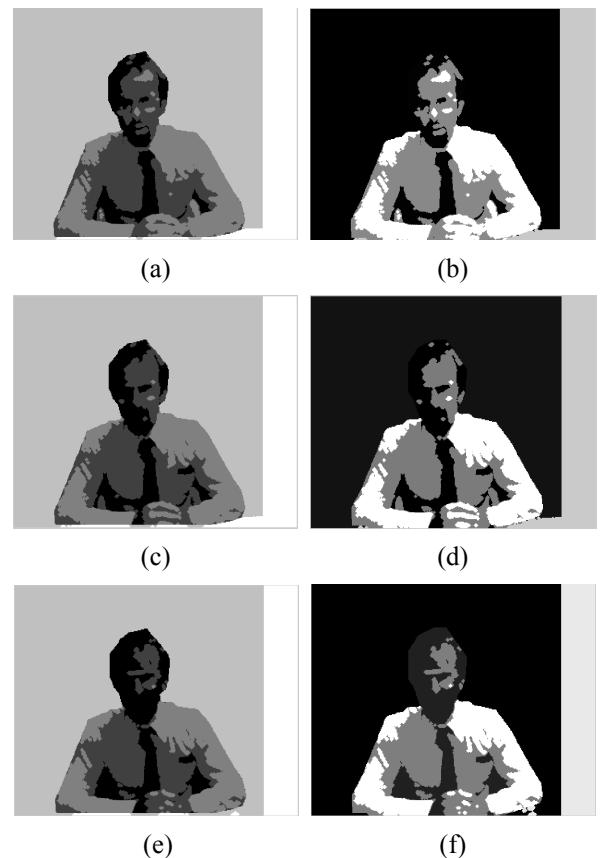
$$\min_c |I(x,y) - S_c| \quad (14)$$

其中 S_c 的初始值則由下列公式給定：

$$i \times \left\lfloor \frac{255}{N-1} \right\rfloor, \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (15)$$

當所有 $I(x,y)$ 都分類過後，計算每個類別所

有像素值的平均值，並以此平均值取代群聚中心 S_c ，然後再重新分類，如此重複疊代計算，直到所有群聚中心 S_c 不會變動為止。當物體和背景兩區域都經過上述的分群計算之後，初始畫面則有物體的類別及背景的類別。圖五為測試視訊初始畫面的分類圖，圖五(a)(c)(e)分別為 RGB 三色頻的分類圖，其中物體區域分成三個類別，背景區域分成兩個類別。圖五(b)(d)(f)則分別為 RGB 中以各類別的灰階平均值顯示之影像。

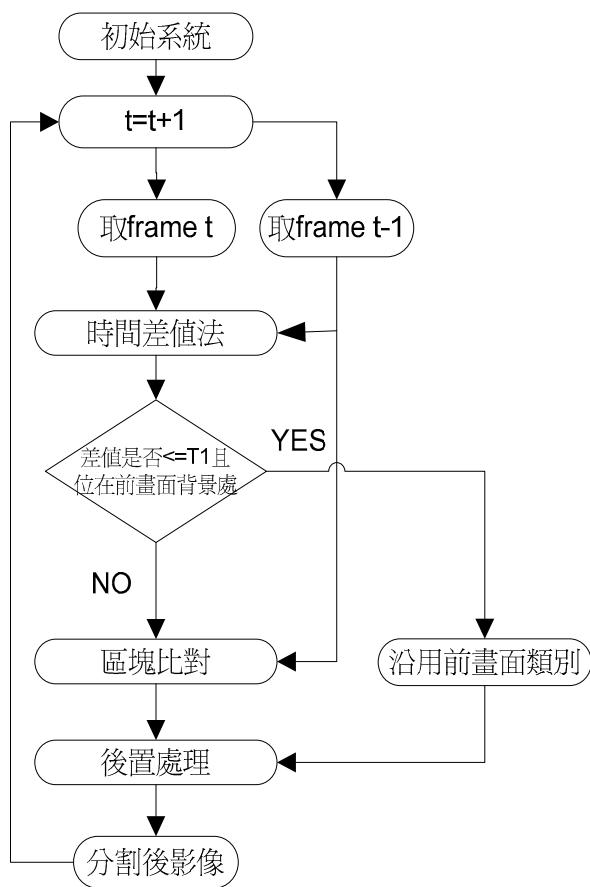


圖五、初始系統之分類圖：(a)(c)(e)分別為RGB的分類圖，(b)(d)(f)分別為RGB中以各類別的灰階平均值顯示之影像。

(二) 自動偵測系統

當初始系統完成之後，從視訊的第二張畫面開始即進入自動偵測系統，圖六為此系統之流程圖，這裡首先使用時間差值法，先找出目前畫面和上一張畫面之間較大的移動區域，從圖七可看

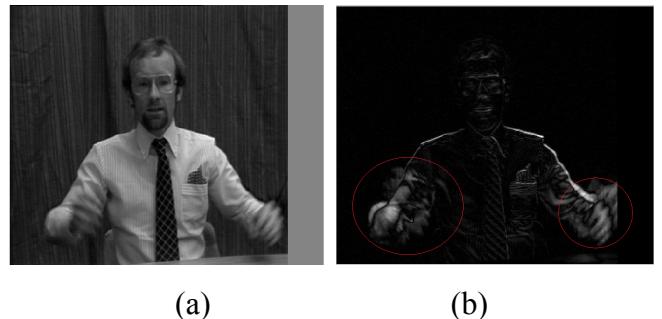
出紅色圓圈是差異較大的區域，也是移動較大的地方，此處必須訂出一個門檻值T1(實驗中T1=5)用來過濾移動區域以及靜止區域。首先將前一張畫面中背景和物體區域分開處理，若是屬於物體區域則一律進行區塊比對，而在背景區域則以門檻值T1過濾出移動區域以及靜止區域，在靜止區域沿用前一張畫面的分類結果，移動區域則同樣進行區塊比對。因此，所有進行區塊比對的區域均為未分類的區域。



圖六、自動偵測系統流程圖

區塊比對首先須設定一個小區塊(實驗中設定為 7×7)，以每一個未分類的像素點為中心，然後在前一張畫面中設定一個搜尋區塊(range block)(實驗中設定為 21×21)，進行比對的計算，比對方法是利用均方差(MSE)值，求出MSE值最小的區塊表示成最相近的區塊，這時才將未分類

的像素點分類成此最相近的區塊中心點的類別，持續進行分類到所有未分類像素點都分類完成。圖八(a)顯示R色頻大部分背景區域沿用前畫面的類別，而大部分物體區域(黑色區域)為未分類區域，必須進行區塊比對，圖八(b)則顯示經由區塊比對之後所得到的R色頻分類圖



圖七、R色頻之時間差值法：(a)原始畫面的R色頻影像，(b)連續畫面差值影像



圖八、R色頻區塊比對：(a)分類前，(b)分類後

經過沿用前畫面類別以及區塊比對處理，雖然畫面全部皆已分類，但是仍然會有判斷錯誤的問題發生，這些問題將由後置處理程序來解決。這些判斷錯誤的類別，通常是在較小的區域上形成類似雜訊一般，因此我們將這些小區域當作雜訊處理。在後置處理程序上使用鄰近區域分類法，顧名思義，就是以此小區域的像素值和鄰近區域範圍內的像素值進行差異比較，以差異最小的像素之類別取代原來的類別，如同區域合併(region merge)的程序一樣，便可將一些判斷錯誤的類別加以修正。最後將RGB偵測的結果以交集的方式取出物體區域，物體以外即為背景區域。

四、實驗結果與討論

為驗證本論文所提出之方法CICM的正確性及其效能，我們以一些常見的測試視訊進行實驗，測試視訊名稱分別為：TV、WEATHER、AKIYO、MOTHER&DAUGHTER，其規格皆為CIF 352x288之YUV彩色視訊。這些視訊先以人工切割的方式，將物體區域分割出來，作為評估的標準視訊。同時，我們以另一個方法ACM進行實驗比較，此方法原理類似參考文献[12]，是以前一張畫面ACM收斂的結果，作為目前畫面的初始輪廓，而為了得到較佳的偵測效果，此處均採用GVF ACM作為其偵測物體的方法，如此可大幅減少傳統ACM所產生的問題。

在ACM的參數設定上，我們將 α 和 β 均設定為1。而在k-means分群演算法上，依據不同的測試視訊，分別在物體和背景兩區域，以人工給定2至4類不同的初始類別數。以測試視訊TV為例，其物體區域初始類別數為3，背景區域初始類別數為2。

在效能的評估上，我們是以整張視訊畫面進行誤差計算，以偵測結果中的物體區域和背景區域分別對標準視訊畫面進行交集面積的計算，以交集面積作為正確面積，兩者交集面積之和除以整張畫面面積即為正確率，正確率越高代表偵測結果越接近標準視訊。假設整張畫面的面積為A，物體區域和標準視訊的交集面積為 B_o ，背景區域和標準視訊的交集面積為 B_b ，以下則為正確率計算公式：

$$\frac{B_o + B_b}{A} \times 100 \quad (16)$$

實驗將測試視訊以CICM、ACM的偵測結果分別和標準視訊進行比較，並在各視訊上取出第11、31、51張畫面顯示在圖九、十、十一、十二，正確率的計算則列在表一。如圖九所示，因為TV視訊的物體移動較劇烈，ACM偵測的結果不甚理想，而CICM的方法雖然也受到劇烈移動的影響，但相較之下呈現較佳之結果。而在圖十、十一、十二的視訊因為物體移動較為輕微、緩慢，其結果都在可接受的範圍內，但是ACM的結果在頭部的地方還是有明顯的錯誤情況發生。由表一可看出正確率的評估，CICM比ACM有較高的正確率。

五、結論

本論文提出一個利用主動性輪廓模型及色彩資訊分類(CICM)之視訊物體偵測方法，改進應用ACM於視訊移動物體偵測的效果，目前雖然還無法達到令人非常滿意的結果，特別是在分類上還有些許的小瑕疵，但是其偵測結果的正確率高於利用GVF ACM 偵測視訊物體輪廓的正確率，顯示本論文所提出的方法有較佳的結果。未來的研究工作將朝向全自動化的視訊物體偵測方向邁進，同時發展更加快速準確的演算法，對於視訊物體偵測能更加有效率，並期望能將此技術運用於視訊監控系統或其他領域。

方法 畫面	CICM ^o	ACM ^o	標準圖 ^o	原影像 ^o
11 ^o				
31 ^o				
51 ^o				

圖九、視訊TV各方法比較

方法 畫面	CICM ^o	ACM ^o	標準圖 ^o	原影像 ^o
11 ^o				
31 ^o				
51 ^o				

圖十、視訊WEATHER各方法比較

方法 畫面	CICM ^o	ACM ^o	標準圖 ^o	原影像 ^o
11 ^o				
31 ^o				
51 ^o				

圖十一、視訊AKIYO各方法比較

方法 畫面	CICM ^o	ACM ^o	標準圖 ^o	原影像 ^o
11 ^o				
31 ^o				
51 ^o				

圖十二、視訊MOTHER&DAUGHTER各方法比較

表一、各方法正確率的評估

測試視訊及其畫面	實驗方法	CICM	ACM
TV	11	99.25	98.21
	31	97.53	95.31
	51	95.91	93.92
WEATHER	11	98.95	98.37
	31	98.46	97.75
	51	98.10	97.68
AKIYO	11	98.81	98.80
	31	98.14	98.12
	51	98.29	98.22
MOTHER&DAUGHTER	11	98.55	97.80
	31	97.37	97.01
	51	97.03	94.73

六、參考文獻

- [1] 詹寶珠、黃詰琳、周郁仁，“MPEG-4中視訊物件分割技術及其於遠距教學之應用”，in 2000 Workshop on Consumer Electronics (WCE 2000)，pp. 45-50，2000。
- [2] 薛人愷，林國祥，“視訊監控系統中移動物體偵測與背景更新之實作”，大葉大學資訊工程研究所碩士論文，2008年6月。
- [3] A. J. Lipton, H. Fujiyoshi, and R. S. Patil, “Moving target classification and tracking from real-time video”, in Proc. of the IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 8–14, Oct. 1998.
- [4] A. M. Tekalp, “Digital video processing”, Prentice Hall PTR, 1995.
- [5] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, “Determining optical flow”, Artificial Intelligence, Vol. 17, pp. 185-203, 1981.
- [6] J. Barron, D. Fleet, and S. Beauchemin, “Performance of Optical Flow Techniques”, International Journal of Computer Vision, Vol. 12(1), pp.42–77, Jan. 1994.
- [7] C. Kim and J. N. Hwang, “A fast and robust moving object segmentation in video sequences”, in Proc. of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP’99), 2, Kobe, Japan, pp. 131–134, Oct. 1999.
- [8] C. Kim and J. N. Hwang, “Fast and automatic video object segmentation and tracking for content-based applications”, IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 12, pp. 122-129, Feb. 2002.
- [9] S.-Y. Chien, S.-Y. Ma, and L.-G. Chen, “Efficient moving object segmentation algorithm using background registration technique”, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 12, pp. 577~586, 2002.

- [10] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: Active contour models”, International Journal of Computer Vision, Vol. 1(4), pp. 321–331, 1988.
- [11] C. Xu , and J. L. Prince, “ Snakes Shapes , and Gradient Vector Flow”, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 7(3), March , 1998.
- [12] H. Park, T. Schoepflin, and Y. Kim, “Active contour model with gradient directional information: directional snake”, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 11, pp. 252~256, 2001.
- [13] Y. He, Y. Luo, and D. Hu, “Automatic seeded region growing based on gradient vector flow for color image segmentation”, Optical Engineering, Vol. 46(4), April, 2007.