

Fuzzy C-means 演算法於彩色影像自動分割之研究

Automatic Color Image Segmentation with Fuzzy C-means Algorithm

李建德 Jiann-Der Lee
長庚大學電機系
Department of Electrical Engineering
Chang Gung University
Tao-Yuan, Taiwan 333, R.O.C
jdlee@mail.cgu.edu.tw

黃鐘賢 Zhong-Xian Hunag
長庚大學電機系
Department of Electrical Engineering
Chang Gung University
Tao-Yuan, Taiwan 333, R.O.C
m8721201@stmail.cgu.edu.tw

摘要

在影像處理研究領域中，影像分割在許多不同的應用裡，都是非常重要的一個步驟。所謂的影像分割，就是藉由影像各個不同的特徵，如灰階、色彩、紋路等，將影像區分成幾個區域。雖然藉由人的觀察，可以輕易地將影像中所感興趣的地方分開，但對於電腦而言，這仍是複雜且困難的事。在本論文中，我們首先將 RGB 彩色影像轉換為一特殊之灰階影像，並運用 FUZZY C-MEANS (FCM) 演算法，以逐漸收斂的方式，對影像中所有像素逐一分類，達成影像分割的目標，最後，並探討如何合理且自動的決定一理想分割區域的數目。

Abstract

For many applications in the area of image processing, image segmentation is an essential step, which entails the division or separation of the image into regions of similar attribute such as gray level, color, texture, etc. In this paper, a new algorithm based on Fuzzy C-means algorithm has been proposed for color image segmentation. First, we design a novel transformation to transfer a RGB color image to a specific gray-level image, and Fuzzy C-means algorithm is then employed to cluster each pixels of the image using the property of the pixel and its neighbors. In addition, the proposed algorithm can automatically determine the number of regions for a color image such that the segmented result is best. Experimental results that confirm the performance of the method using three evaluation functions are also included

關鍵詞：FUZZY C-MEANS，影像分割，色彩座標轉換，自動分割，分類。

1、序論

對於人的視覺，一張影像所提供的資訊，遠大於相同大小的文字，這是以人類的視覺以及思考方式為基礎的比較結果。在人類視覺對影像的感受度，很直覺就能判斷影像是尖銳、或是柔和，因為人類很容易感受到影像的對比以及邊界變化的程度；但對於電腦而言，則不容易對一幅影像定義

出一個標準，因為相對於人類對影像的整體觀感，電腦是針對影像一個個像素進行分析及記錄。因此，如何用簡單的模式去處理複雜的訊息，這就是數位影像處理困難的所在。

影像分割在影像處理中，是最基本且最重要的步驟。舉凡影像編碼(Video Coding)、電腦視覺(Computer Vision)、醫學影像處理(Medical Imaging)

等領域中，影像分割都是扮演重要且不可或缺的角色。藉由萃取出影像中不同特徵變數，包括灰階、色彩、紋理、頻譜等，將影像中相同或近似的區域與其他差異量較大的區域分隔開來，這就是分割。

雖然分割方式的種類很多，但人們還是對發展一個可以快速且正確的分割影像的演算法感到興趣。在過去，有很多影像分割方式被提出探討，舉例而言，臨界值法(Threshold Method)、區域成長(Area Growing)、區域分裂與合併(Region Splitting and Merging)，以及叢簇法(Clustering)等。其中的臨界值法以及叢簇分類法更常常被運用於彩色影像分割。

在臨界值法技術方面，Hance, Umbaugh, Moss 及 Stoecker 所提的方法[1]，乃藉由一個尺度-空間濾波器(scale-space filter)取出影像直方圖的峰頂(peaks)及峰谷值(valleys)。假使我們對於影像有一先前的認識，我們可以選擇一個更合適的峰頂與峰谷數量。經過直方圖分析後，即可對影像中所有像素分類到其所對應的類別，而進行分割。

類神經網路，也是分割影像的一種方法。早些年，Huang [2]利用霍夫曼網路(Hopfield network)找到一最小適合函式解決分割問題，P. Campadelli [3] 基於 Huang 的構想，改變網路的初始值並演化其分割演算法。而 Liu 及 Yang[4]則藉由馬克夫隨機場(Markov Random Field)提出一多解析度影像的分割演算法。

近年來，藉由模糊理論分割影像，則引起相當大的討論。Lim 和 Lee[5]即藉由 Fuzzy C-means(FCM) 的方式來分割彩色影像，而 Pham 及 Prince[6]更修正 FCM 方式，將其應用於醫學核磁共振影像(MRI)的分割。因為模糊理論的特徵，有別於一般硬性的分割(hard segmentation)，故可保有原始影像更多的資訊。而 FCM 分割，就是藉由模糊像素的分類法論為基礎，所進行的一種分割方式。它並不像是一般硬性的分割將一個像素獨立性的歸類到某一類別，而是允許每個像素歸屬於多個類別並有其不同程度的隸屬函數(membership)。也因此，我們可利用反覆的收斂方式，找到一個更適合的臨界值做為分割的界線，而得到較佳的分割結果。

2、彩色影像分割

2.1 彩色影像特徵向量之選取

在電腦的世界裡，數位化的彩色影像是建立在 RGB 的座標空間上。所謂的 RGB 影像，是利用紅色、綠色、藍色三種不同的單色鏡頭濾波器，分別對彩色影像處理，單獨得到三組範圍為 0 到 255(或 0 到 1)的數值，其分別代表影像在 R、G、B 各軸向的強度。此三組數值，皆包含有原始影像的資訊，若單獨取出的話，雖可近似得到影像的輪廓，但亦會遺漏原始影像在其他軸向的資訊。

針對影像特徵的不同，以及分割目的之差異，我們經常做的分割前處理，是將影像由 RGB 座標經由不同的座標轉換式，轉換到其他的色彩座標空間，如 HIS、CIE、HLS 等色彩空間，以得到更能代表影像特性的特徵值，使得以後的分割步驟能更具效能。

藉由座標轉換方式，以往有許多有效的分割方式被提出來[7,8]。如 SCT/Center 2D [7]之分割方式，是將 RGB 座標資料轉換到球面座標，以得到不同的兩組角度 A、B，及一強度值 L。由於人類在色彩分辨上，對於色彩角度感覺較色彩強度敏銳，故由角度 A 及角度 B 做中值分割，即可完成原始影像資料分割。其所用公式如下

$$L = \sqrt{R^2 + G^2 + B^2} \quad (1)$$

$$\text{Angle}A = a \cos\left[\frac{B}{L}\right] \quad (2)$$

$$\text{Angle}B = a \cos\left[\frac{R}{L \times \sin(\text{Angle}A)}\right] \quad (3)$$

PCT/Median 3D [7]則基於主要成分轉換(Principal Component Transform, PCT)觀念，將原始的 RGB 色彩向量做一線性轉換，取其協方差矩陣(covariance matrix)做為新的特徵向量，再進行分割的步驟。這一組新的特徵向量 $[X_1 \quad X_2 \quad X_3]^T$ ，是藉由下式轉換得到：

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{11} & E_{12} & E_{13} \\ E_{21} & E_{22} & E_{23} \\ E_{31} & E_{32} & E_{33} \end{bmatrix} \odot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 $[E_{11} \quad E_{12} \quad E_{13}]$ ， $[E_{21} \quad E_{22} \quad E_{23}]$ 和 $[E_{31} \quad E_{32} \quad E_{33}]$ 為影像的 RGB 協方差矩陣之特

徵向量。

由於藉由以上的座標轉換方式，皆是將原始 RGB 三組特徵向量，轉換成另外三組不同的特徵向量。若能將 RGB 三組特徵向量，轉換為單一的特徵向量，將可有效降低整體架構的複雜度及運算量。傳統上的做法，在進行此一轉換時，經常將 RGB 三個特徵向量轉換成色度(Hue)、飽和度(Saturation)、亮度(Luminance)三個特徵向量，並刪除色度、飽和度，只留下亮度此一特徵向量，以將原始影像轉換為灰階影像。此法雖簡單，但捨棄太多原始影像資訊。

有鑑於此，我們提出一個新的座標轉換方式，將 RGB 三個特徵向量轉換為一個特徵向量，但相較於傳統方式，則保留更多原始影像的資訊。具體而言，我們將原始影像之 RGB 三個特徵值，分別對其乘上一個加權值，保留各分量原始的強度，並對具有較顯著特徵的部分，給予更大的加權值。因此，經由此轉換式，我們可以將原始 RGB 三組數值轉換為單一的特徵值，而後做正規化的動作，使 $F(i,j)$ 之數值介於 0 與 255(或 0 與 1)之間，將彩色影像轉換為另一強度影像，以利後續的分割處理。所提公式如下

$$F(i, j) = R(i, j) \times \left(1 + \frac{\text{Amount}R(i, j)}{N}\right) + G(i, j) \times \left(1 + \frac{\text{Amount}G(i, j)}{N}\right) + B(i, j) \times \left(1 + \frac{\text{Amount}B(i, j)}{N}\right) \quad (5)$$

其中 $R(i, j)$ 、 $G(i, j)$ 、 $B(i, j)$ ：分別為原始影像中像素座標 (i, j) 在 R 、 G 、 B 平面的值。 $\text{Amount}R(i, j)$ 、 $\text{Amount}G(i, j)$ 、 $\text{Amount}B(i, j)$ ：分別為在 R 、 G 、 B 平面上，具有強度與像素 (i, j) 相同的像素之總數量。 N ：原始影像之總像素數量。

2.2 Fuzzy C-means 演算法

標準的 Fuzzy C-means(FCM)演算法，是利用模糊理論來對一群量化資料作分類所常用的方法。其步驟為事先決定出所要分類的數量，並找出其中每一類別的質心(centroids) v_k ，以及每一個成員相對於各個質心的隸屬函數 u_k ，藉此求得一目標函數為：

$$J_{FCM} = \sum_{i,j} \sum_{k=1}^C u_k(i, j)^q \|F(i, j) - v_k\|^2 \quad (6)$$

其中 $u_k(i, j)$ 為座標 (i, j) 的像素在第 k 個分類中的隸屬函數，且 $\sum_{k=1}^C u_k(i, j) = 1$ ，而 v_k 則是第 k 個分類的質心， C 為分類的總數。而參數 p 則是一個對每一隸屬函數具有加權性質的指數，也就是取決於主觀意識的“模糊程度(fuzziness)”。相對於越大的 q ，則模糊的程度也越大。而符號 $\|\bullet\|$ 則表示執行歐基理德距離(Euclidean distance)的運算。當成員的數值越接近質心，我們給定其隸屬函數值越高；而離質心越遠，則給定較低的隸屬函數值。

其中， $u_k(i, j)$ 、 v_k 可用下式計算：

$$u_k(i, j) = \left[\sum_{n=1}^C \left(\frac{\|F(i, j) - v_k\|}{\|F(i, j) - v_n\|} \right)^{2/(q-1)} \right]^{-1}, \quad 1 \leq k \leq C \quad (7)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i,j} u_k(i, j)^q \times F(i, j)}{\sum_{i,j} u_k(i, j)^q}, \quad 1 \leq k \leq C \quad (8)$$

藉由反覆運算式(7)、(8)，可使式(6)之 J_{FCM} 慢慢收斂至一穩定的最小值。在此，我們可以藉由經驗以及要求的準確度，訂定一臨界值，當 J_{FCM} 的改變量小於此臨界值，視其為穩定，並得到最後之 $u_k(i, j)$ 、 v_k 。針對影像中的所有像素相對於所有叢簇的隸屬函數，將其歸類於隸屬函數值最大的叢簇。也就是此像素相對於此叢簇的質心有最大的相關度。依此做為分類的基準，而後進行分割。

2.3 決定初始質心

為了能夠減少反覆運算的次數以加快收斂速度，我們藉由以下兩種方式，可以自動的定義出初始質心，以利之後的 FCM 運算。

我們藉由一個平滑且精確的核心估測元(kernel estimator)來近似影像的長條圖。此核心估測元， $\hat{p}(x)$ ，是一個對一群資料集合的機率密度函數，其定義如下

$$p(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i,j} \phi\left(\frac{x - F(i, j)}{h}\right) \quad (9)$$

其中 ϕ 為平均值為零且變異數為 1 之高斯函數， n 為影像像素的總和， h 稱為波段寬度參數 (bandwidth parameter)。當 h 越大時，密度函數將會更趨於平滑，而 h 越小，密度函數則會顯得陡峭。換句話說，當 h 值越大時，密度函數曲線較平滑，則曲線之峰頂數量較少，也就是分類的數量較少；反之，當 h 越小，則分類的數量將會增多。

因此，藉由波段寬度參數 h 的改變，我們可以得到不同的分類數。故我們可先給定一較大的 h ，再將其慢慢減小，使得分類數相等於我們想要之分類數量 C 。同時為了增進演算法的速度，我們也採用了二分法來計算波段寬度參數。綜上所述，決定初始質心步驟如下：

- 1、設定 h 之下界 h_{lo} 為 0，上界 h_{hi} 為 50 (或其他更大的值)。
- 2、計算波段寬度參數 $h = (h_{lo} + h_{hi}) / 2$ 。
- 3、計算此時分類的數目。
- 4、當分類數小於或等於 C 時，令 h_{hi} 為 h ；而當分類數大於 C 時，則令 h_{lo} 為 h ，並跳回步驟 2。
- 5、重複以上步驟，直到 h 的變化量小於一臨限值且分類數相等於 C 。

如此，即可計算出初始質心。

至於如何計算分類的數目，我們可以判斷在特徵函數範圍內之機率密度函數，當其一階導函數為零且二階導函數小於零時，因為只有曲線峰頂值才有此特性，因此，此點即為一質心，而質心的總數即為分類個數。

2.4 自動決定分割數目

對於一幅影像，雖然我們可以依我們的目的以其視覺上的觀點來決定分割的數目，但是若在沒有先前的知識以及資訊之前，要判斷一個理想的分割數卻是一件不容易的事。然而，我們可以藉由一影像像素分類後，在每一叢簇所有像素與質心的內部距離大小，找到一個最佳的分割數目。換言之，由式(12)，我們計算每一個叢簇內每一特徵向量與其質心 V_k 的歐基里德距離，並取其總和，稱為 W_k (Within-cluster distance)：

$$W_k = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^C \sum_{s \in g_k} d(V_k, X_s) \quad (10)$$

其中 N 為所有叢簇成員的總和， s 為每一叢簇的成員， X_s 為特徵向量， g_k 則表示為第 k 個叢簇。當 W_k 的值越大時，表示影像中每一個像素的特徵向量與其叢簇質心的相似度就越小。當我們增加分類的數量時，每一叢簇的成員，將會越來越將近於其質心，而使得 W_k 越來越小。可以預期的， W_k 將慢慢收斂致一穩定的狀態，由 Figure 1 中，我們可以發現，當分類數目較少時， W_k 曲線的斜率是陡峭的，而當到達某一分類數時，斜率將會轉為平緩，而在此分類數之後，雖然增加了分類數，但 W_k 曲線維持了較為穩定的狀態。因此，我們認定，在此一斜率改變之轉折點上，其為一最理想的分割函數。同時，我們可以下式來判斷此一轉折點：

$$\frac{W_{i-1} - W_i}{W_i - W_{i+1}} > T \quad (11)$$

其中 T 為一臨界值，且我們可藉由經驗或所面對不同特質的影像而定之。而當上式成立時，此時的 i ，即是我們所認定為最佳分割的數目。

3、實驗結果及效能評估

由於分割的結果，若由人為的方式來判別好壞，是較為主觀且不一致的。因此，我們藉由 Liu 和 Yang[8]所提出的評估函數(evaluation function)，以及 M.Borsotti, P.Campadelli, 以及 R.Schettini[9] 針對 Liu 及 Yang 提出的評估函數，修正其在破碎區域及非均勻區域的影響性，所提出的修正評估函數，來以較我們所提方法與傳統方法的優劣。這些評估方程式的特點為其並不需要設定任何的參數以及臨界值，而以一單純的量化方式來判斷影像分割之效能。故可提供客觀的評估參考。

本文所用評估方程式定義如下：

(1)

$$F(I) = \frac{1}{1000(N \times M)} \sqrt{R} \sum_{i=1}^R \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}} \quad (12)$$

其中， I 為被分割的影像， $N \times M$ 為影像大小， R 為分割區域的數量， A_i 和 e_i 則為第 i 個分割區域面積以及平均色彩誤差。

(2)

$$F(I) = \frac{1}{10000(N \times M)} \sqrt{\sum_{A=1}^{Max} [R(A)]^{1+1/A}} \times \sum_{i=1}^R \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}}$$

(13)

(3)

$$Q(I) = \frac{1}{10000(N \times M)} \sqrt{R} \times \sum_{i=1}^R \left[\frac{e_i^2}{1 + \log A_i} + \left(\frac{R(A_i)}{A_i} \right)^2 \right]$$

(14)

其中， $R(A_i)$ 表示擁有與 A_i 相同面積的區域的數量。

在此，對於影像 I ，藉由不同的分割方式，所得到的評估值 $F(I)$ 、 $F'(I)$ 、 $Q(I)$ 數值越小，表示此種分割方式的效果越好。

為了測試我們所提分割演算法的效能，我們利用兩張標準的影像，Peppers(Figure 2.(a))、House(Figure 2.(b))進行實驗，並與傳統的 SCT 及 PCT 分割方式做一比較。實驗結果分別列於 Table 1 至 Table 3。

Table 1 所示，為我們分別以傳統的 RGB 轉灰階方式，及本文所提之轉換方程式為基礎，進行 FCM 分割之結果。所謂傳統的 RGB 轉灰階的方式，是保留亮度，而忽略色度及飽和度的方式。Figure 3(a)、(b)則分別為傳統方式與本文方法轉換後的結果，而 Figure 3 (c)、(d)則分別為 Figure 3 (a)、(b)之直方圖。由 Table 1，我們可以發現，本文所提方法的確比傳統方式好。

在 Table 2，我們比較藉由自動決定出理想分類數與其他分類數的分割結果。很明顯的，由自動決定理想分類數的結果，顯然比其他分類數的效果好。Table 4，即為 House 影像在分割數分別為 2、3、4 所得的結果。

最後，我們將 FCM 分割的方式，與另外兩種常用的分割方法，SCT、PCT 方式做比較，並評估其優劣。如 Figure 5 及 Table 3 所示。雖然 FCM 的方式較其他兩者為大，但其所得到的分割結果，則較其他方法優秀許多。

4、結論

對影像而言，色彩是重要且直觀的特徵，有許許多多的分割方式，都是以此為基礎來進行。由於影像分割最困難的地方，是存在有一些難以分辨的區域，我們很難定義出何為明確的邊界。因此，我們藉由 FCM 的方式，逐一對這些模糊地帶的像

素進行分類，使其逐漸收斂至與其相關性較高的區域，也就是對一些邊緣地帶且難以分類的部分，一改以往硬性的分割，轉用逐漸收斂的方式，讓其慢慢歸類到較適合的區域，以達到較好的分割結果。

此外，當我們面對一張毫無概念的影像，要將其進行分割，往往無法確切知道一個合理的分割數目，但是藉由一自動判別理想分割數量的方法，則可以一較客觀的觀點來進行分割。

由於 FCM 是針對影像中所有像素逐一運算，是一種耗時且運算量大的分類方式，在將來，可以朝著演算法的修正、步驟的精簡化，藉以提昇其速度與效能。此外，針對有雜訊的影像，其靈敏度亦較大，無法有效濾除雜訊，因此，如何適當的加入一雜訊濾波器，亦是改進的部分。

參考文獻

- [1] Gregory A. Hance, Scott E. Umbaugh, Randy H.Moss, William V. Stoecker, "Unsupervised Color Image Segmentation with application to skin borders" IEEE Engineering in Medicine and Biology, pp. 104-111, January/February 1996.
- [2] C. L. Huang, Parallel image segmentation using modified Hopfield model, Pattern Recognition Letters, 13, pp.345-353, 1993.
- [3] P. Campadelli, D. Medici, R. Schettini, "Color image segmentation using Hopfield networks," Image and Vision Computing, No. 15, pp.161-166,1997.
- [4] Jianqing Liu, Yee-Hong Yang, "Multiresolution color image segmentation", IEEE Transaction on Pattern Analysis And Machine Intelligence, vol. 16, No.7, July 1994.
- [5] Y. W. Lim and S. U. Lee, "On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy c-means techniques" Pattern Recognition, vol. 23, no.9, pp. 935-952, 1990.
- [6] Dzung L. Pham and Jerry L. Prince, "An adaptive fuzzy C-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities." Pattern Recognition Letters 20, pp. 57-68, 1999.

- [7] Scott E. Umbaugh, Randy H. Moss, William V. Stoecker, Gregory A. Hance, "Automatic Color Segmentation Algorithms with Application to skin tumor feature identification," *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, September, pp. 75-82, 1993.
- [8] Scott E. Umbaugh, Yansheng Wei, Mark Zuke, "Feature Extraction in Image Analysis a program for facilitating data reduction in medical classification" *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp.62-73, July/August 1997.

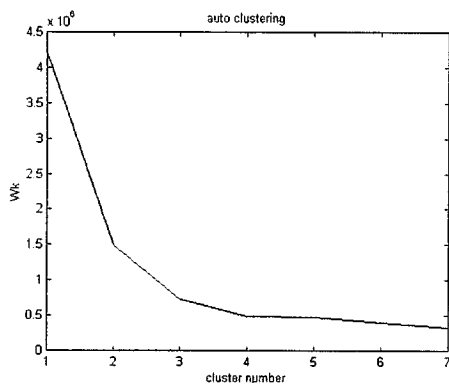
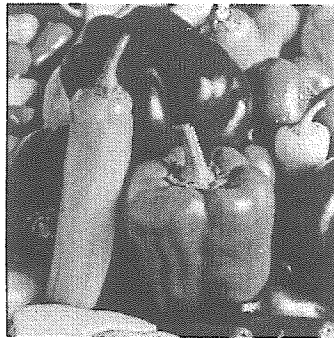


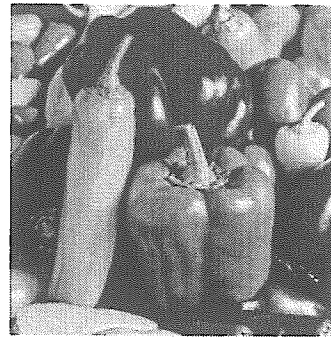
Figure 1



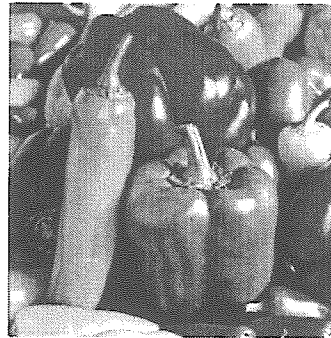
(a)Peppers



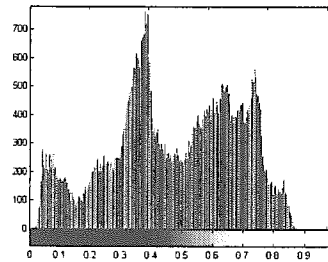
(b)House



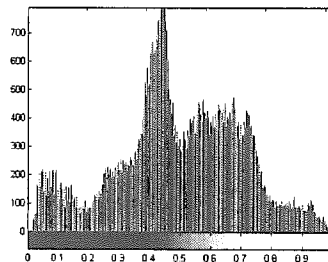
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 2. 原始影像

Figure 3.(a)以傳統方式將圖 2(a)轉換為灰階影像，
 (b)以本文方法轉為灰階影像，(c)為(a)之直方圖，(d)
 為(b)之直方圖。



(a)

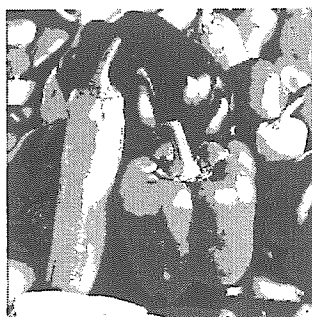


(b)

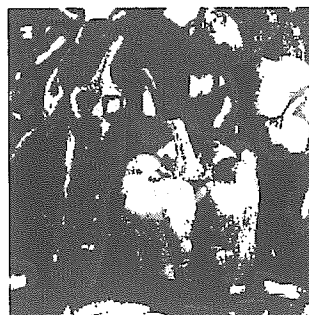


(c)

Figure 4: Figure 2(b) 影像進行分割後結果 (a) 分割數為 2, (b) 分割數為 3, (c) 分割數為 4



(a)



(b)



(c)

Figure 5: (a) FCM 方法, 分割數為 4, (b) SCT 方法, 分割數為 4, (c) PCT 方法, 分割數為 8

	F(I) value	F'(I) value	Q(I) value
Peppers (傳統方式)	1.2481	3.9012	1.9305
Peppers (本文方法)	1.2439	3.9080	1.9782
House (傳統方式)	0.7039	1.7429	2.0201
House (本文方法)	0.5268	1.8256	0.6437

Table 1

	F(I) value		F'(I) value		Q(I) value	
	Peppers	House	Peppers	House	Peppers	House
影像						
FCM 分類數=4	1.2439	0.5268	0.5268	1.8256	0.2467	0.4193
SCT 分類數=4	1.7608	1.4639	6.1878	4.9988	3.6113	4.1197
PCT 分類數=8	1.8426	2.2019	6.9630	18.626	2.1022	9.3510

Table 2

	F(I) value		F'(I) value		Q(I) value	
	Peppers	House	Peppers	House	Peppers	House
影像						
自動分類數	3	3	3	3	3	3
分類數=2	0.9708	0.5971	2.2137	1.2540	2.0838	1.8194
分類數=3	0.7178	0.2796	1.0328	0.2255	1.8771	1.0627
分類數=4	1.2439	0.5268	3.9080	1.8256	1.9782	0.6437

Table 3