

基於 HMMD 色彩及紋理特徵的物體照片查詢系統-以台灣野鳥為例

An Object Query System using HMMD and Texture Features for Photos of Taiwan Wild Birds

王献章

長榮大學 資訊管理學系

Email: wangbb@mail.cjcu.edu.tw

陳奕伸

長榮大學 資訊管理研究所

Email:makiyokarolin@hotmail.com

摘要

本研究嘗試提出一套基於色彩及紋理特徵的影像查詢系統，希望能讓使用者透過以圖找圖的方式瞭解更深入的生態知識。

在色彩方面，本研究採用可濃縮色彩維度的 HMMD 色彩空間，搭配色彩描述子的頻率作為特徵向量；在紋理方面則採用灰階共現矩陣作為特徵向量及 Haar 小波轉換。而特徵值比對則共使用了四種決策方法：歐氏距離、餘弦相似度、類神經網路以及決策樹。

在實驗及初步成果方面，以台灣野鳥為例，使用目前照片收集較容易的鳥種 15 種，每種約 10~15 張照片作為訓練樣本。測試的結果顯示，使用色彩特徵可讓系統的 top3 正確率達到 90% 以上的正確性，但紋理特徵方面，使用灰階度共現矩陣演算法則無法作為有效的特徵值。未來將實驗更多的鳥種，並測試更多的紋理特徵擷取方式，以增進系統的效能。

關鍵詞：HMMD 色彩空間、灰階度共現矩陣、Haar 小波轉換、歐氏距離、餘弦相似度

Abstract

This research attempts to propose an image query system based on the color and texture

features to allow users to find more in-depth understanding of ecological knowledge by means of “querying photos by a photo”.

The frequencies of color structure descriptor based on HMMD color space is adopted as the color feature of the subjects. On the other hand, gray level co-occurrence matrix and Haar wavelet transform are used as the texture feature. For the decision making, four types of feature matching are compared: the Euclidean distance, the Cosine similarity, the Neural Network and Decision tree.

The experiment is carried out using the photos of wild birds in Taiwan. We choose 15 bird species which are easier to collect their photos, with each of them 15 photos being the training sample. The test results showed that using only the color features allows the system achieved top3 correct rate of more than 95% accuracy. However, using gray-level co-occurrence matrix as texture characteristics cannot serve as an effective algorithm. In the future, experiments using more bird species will be conducted and, different texture features will be surveyed and tested in order to enhance the system performance.

Key Words : HMMD color space、Gray Level Co-occurrence Matrix、Haar Wavelet Transform、Euclidean distance、Cosine similarity

一、緒論

1.1 研究動機

近年來生活水準的提升，加上周休二日的實行，使得民眾到戶外踏青、接觸大自然的機會也隨之增多，在親近大自然的同時，也自然而然的想對所接觸的物種生態知識能夠有進一步的瞭解。對於這些大自然中漂亮美艷的生物，人們都想要用相機拍攝下來。然而，擁有這些照片，但卻不知道從何查起，往往都成為一大遺憾。因此本研究希望能建置一套查詢系統作為查詢的輔助，只要將照片上傳給系統，分析後可將出照片中的生物名稱及相關知識告訴使用者，即使不用具備太深的專業知識也能查詢到相關的知識，對生態知識的取得將有莫大的助益。

由於國人的生態保育觀念越來越強，加上鳥類在我們日常生活中幾乎隨處可見。據各縣市野鳥學會統計，台灣的賞鳥人口早就已經超過了一萬人，賞鳥活動已成為最受歡迎的戶外生態活動之一，因此本研究擬以台灣鳥類為例，建立一套以照片為主的生物知識查詢系統。

1.2 研究目的

本研究預期將找出一個適合鳥類影像檢索並以圖形查詢的方式去檢索相關資訊的方法，利用實驗結果所找出的較高辨識率的方法，建置一套方便的查詢介面系統。研究成果的系統可交給各地鳥會進行測試，幫助愛鳥人士能夠利用簡單的方式，去查詢想要的知識。具體目標如下：

1. 收集鳥類圖片，做為訓練及測試之樣本。
2. 擷取各種鳥類的色彩及紋理特徵。
3. 建立類神經網路或決策樹，進行鳥種比對。

4. 測試系統的精確率、包含率。

二、文獻探討

2.1 影像檢索系統

早期以文字描述影像的內容及特徵，再藉由文字比對方式嘗試找到使用者想要的資料，但是文字並沒有辦法詳敘影像的內容，亦沒有統一的表示方法，造成了文字查詢圖像系統的缺陷。

近年來電腦對多媒體資料處理的能力大幅提昇。使用影像、聲音、視訊等多媒體比文字更能有效地傳達人們想要傳達的資訊，隨著多媒體技術的日益發展，以影像為基礎的影像檢索成了新一代的查詢方法。以下簡介幾個透過影像的介面來查詢物種的相關研究：

2.1.1 臺灣蝴蝶外觀檢索系統

「蝴蝶生態面面觀」[8]是由國立自然科學博物館及暨南大學合作開發，提供兩種互動查詢方式。(1)外形查詢(直覺式查詢)：讓使用者依蝴蝶的特徵進行查詢，提供了11種顏色特徵、19種紋理特徵及7種形狀特徵；(2)關鍵字查詢：透過名稱、分類、別名、分布地等詞彙進行查詢。

2.1.2 IBM QBIC 及其他影像檢索系統

IBM的QBIC(Query By Image Content)[15]系統是為了俄國博物館製作的繪圖作品查詢系統，是最早成功應用於商業的影像處理系統。除了QBIC外，其他比較著名包括美國伊利諾大學MARS系統[19]、麻省理工學院的Photobook[17]、及哥倫比亞大學的VisualSEEK[16]...等。

2.2 物種顏色特徵

2.2.1 色彩空間

減少色彩數量的方法之一，便是將原本的 RGB 色彩空間轉換到其它的色彩空間，較常見的色彩空間如 YCbCr、HSV、HMMD...等。

- YCbCr 色彩空間

YCbCr[14]是一種不依賴任何外部因素就可以準確表示顏色的色彩空間，是 YUV 壓縮和偏移的版本。YCbCr 的 Y 與 YUV 中的 Y 含義一致，Cb 和 Cr 與 UV 同樣都指色彩，Cb 指藍色色度，Cr 指紅色色度，在應用上很廣泛，JPEG 圖形檔案、MPEG 影像檔案等皆採此格式。欲將 RGB 轉 YcbCr 如公式(1)。

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.209 & 0.587 & 0.114 \\ -0.168 & -0.331 & 0.5 \\ 0.5 & -0.418 & -0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \dots\dots\dots(1)$$

- HMMD (Hue-Max-Min-Diff)色彩空間

HMMD(Hue-Max-Min-Diff)[1][13]可以將原本的 RGB 全彩圖像量化為極少的顏色總數量，可以將全彩影像的 $256_R * 256_G * 256_B$ 量化降階為 32, 64, 128 或 256 階的代表色量，雖然色彩數量降低許多，但人類視覺能辨識的顏色數量有限，故 HMMD 色彩空間已經足夠表達人類所能辨識的色彩。HMMD 中的 Hue 代表色調，Max 代表黑的程度，Min 代表白的程度，Diff 代表包含多少灰色，亦即接近純色(pure color)的程度。將色彩由 RGB 轉成 HMMD 空間的公式如下圖 1 所示。

$$\begin{aligned} Max &= \text{Max}(Gray_R, Gray_G, Gray_B) \\ Min &= \text{Min}(Gray_R, Gray_G, Gray_B) \\ Diff &= Max - Min \\ Sum &= (Max - Min) / 2 \\ \text{if } (Max == R) \&\&(Gray_G > Gray_B) \text{ Hue} &= 60 \times \frac{Gray_G - Gray_B}{Max - Min} \\ \text{if } (Max == R) \&\&(Gray_G < Gray_B) \text{ Hue} &= 360 + 60 \times \frac{Gray_G - Gray_B}{Max - Min} \\ \text{elseif } (Max == G) \text{ Hue} &= 60 \times \left(2.0 + \frac{Gray_B - Gray_R}{Max - Min} \right) \\ \text{else Hue} &= 60 \times \left(4.0 + \frac{Gray_R - Gray_B}{Max - Min} \right) \end{aligned}$$

圖 1. RGB 轉 HMMD 色彩空間公式

2.2.2 色彩直方圖

色彩直方圖(Color Histogram)[20]是統計各種色彩在目標圖形中出現的次數，是顏色特徵上最傳統的統計方法，由圖片的最左上點 $Piexl(0,0)$ 取出 RGB 值並紀錄，再取出 $Piexl(0,1)$ 的 RGB 值記錄，一直到圖片的最後一個 $Piexl(Height-1,Width-1)$ ，作為色彩頻率的特徵值，如圖 2 所示。

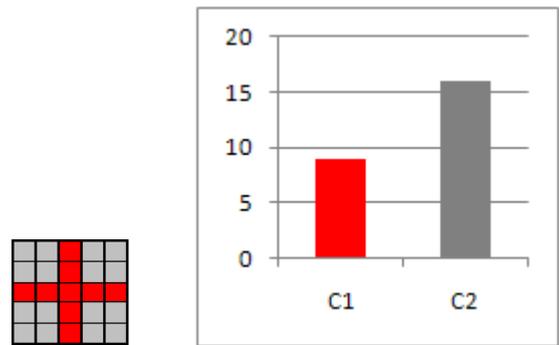


圖 2.色彩直方圖示意圖

2.3 物種紋理特徵擷取

紋理特徵在影像辨識領域中扮演相當重要的角色，如地理影像、醫學醫療影像...等等，都運用了大量的紋理特徵分析技術。紋理的特徵分析通常可以分為兩種方式[7]：

1. 結構式分析方法(Structural Approach)

例如：傅立葉頻譜分析(Fourier Transform)、小波轉換分解法(Wavalet Transform Decomposition)等。

2. 統計式分析方法(Statistical Approach)

例如：自相關函數(Auto-correlation)、灰階度共現矩陣(Gray-Level Co-occurrence)、紋路頻譜(Texture Spectrum)等。

其中，以統計式的方法是較普遍使用的一種，因其符合人類語意上對紋理特徵的描述。

2.3.1 灰階度共現矩陣 (Gray Level Co-occurrence Matrix)

灰階度共現矩陣[7][12][18]是用來統計每一對可能的灰階值出現在特定相關位置像素的頻率。其流程如下(林榮章，1999)：

1. 欲將一張影像轉換為共現矩陣時，必須先決定其像元對間的位移向量，再根據此一向量計算出其位置矩陣。
2. 探討灰階值為 i 的像元位於灰階值為 j 之相對位置上的次數，並考慮紋理的方向，但若在紋理分析的過程中，紋理的方向不是很重要，則通常會以各個方向的平均矩陣來取代單一方向的矩陣。
3. 利用位置矩陣推估出影像中灰階值 i 與 j 出現在相對位置的聯合機率 (joint probability) 即灰階度共現矩陣，可供各項紋理特徵值之計算。

Haralick[18] 提出了基於灰階度共現矩陣的 14 個紋理分析方法，其參數定義如下：

$$P_x(i) = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j | d, \theta)$$

為正規化後的灰階度共現矩陣中第 x 行的所有機率值總和， x 為橫軸座標的值。

$$P_y(j) = \sum_{i=1}^{N_g} p(i, j | d, \theta)$$

為正規化後的灰階度共現矩陣中第 y 行的所有機率值總和， y 為橫軸座標的值。

N_g ：灰階級數，即(最大灰階度-最小灰階度)+1。

$$P_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{\substack{j=1 \\ |i+j=k}}^{N_g} p(i, j | d, \theta), \quad k = 2, 3, 4, \dots, 2N_g$$

$$P_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{\substack{j=1 \\ |i-j=k}}^{N_g} p(i, j | d, \theta), \quad k = 0, 1, 2, \dots, (N_g - 1)$$

μ_x, μ_y ：為 $P_x(i)$ 及 $P_y(j)$ 的平均數

σ_x, σ_y ：為 $P_x(i)$ 及 $P_y(j)$ 的標準差

Haralick 紋理特徵分析：

1. *Angular Second Moment* 角二階矩

$$f_1 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \{p(i, j | d, \theta)\}^2$$

2. *Contrast* 對比度

$$f_2 = \sum_{i=1}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j | d, \theta) \right\}$$

3. *Correlation* 相關性

$$f_3 = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

4. *Sum of Squares: Variance* 平方和

$$f_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j | d, \theta)$$

5. *Inverse Difference Moment* 逆差矩

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j | d, \theta)$$

6. *Sum Average* 和平均

$$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i)$$

7. *Sum Variance* 和變異

$$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_6)^2 p_{x+y}(i)$$

8. *Sum Entropy* 和熵

$$f_8 = -\sum_{i=2}^{2Ng} p_{x+y}(i) \text{Log}(p_{x+y}(i))$$

9. Entropy 熵

$$f_9 = -\sum_i \sum_j p(i, j | d, \theta) \text{Log}(p(i, j | d, \theta))$$

10. Difference Variance 差變異

$$f_{10} = \text{variance of } p_{x-y}$$

11. Difference Entropy 差熵

$$f_{11} = -\sum_{i=0}^{Ng-1} p_{x-y}(i) \text{Log}(p_{x-y}(i))$$

12. 13. Information Measures of Correlation 資訊量的相關性

$$f_{12} = \frac{HXY - HXY_1}{\text{Max}(Hx, Hy)}$$

$$f_{13} = (1 - \exp[-2.0(HXY_2 - HXY)])^{1/2}$$

$$HXY = -\sum_i \sum_j p(i, j | d, \theta) \text{Log}(p(i, j | d, \theta))$$

$$HXY_1 = -\sum_i \sum_j p(i, j | d, \theta) \text{Log}(p_x(i) \times p_y(j))$$

$$HXY_2 = -\sum_i \sum_j p_x(i) \times p_y(j) \text{Log}(p_x(i) \times p_y(j))$$

HX 、 HY 分別為 p_x 及 p_y 之熵值。

14. Maximal Correlation Coefficient 最大相關係數

$$f_{14} = (\text{Second largest eigenvalue of } Q)^{1/2}$$

$$Q(i, j) = \sum_k \frac{p(i, k)p(j, k)}{p_x(i)p_y(k)}$$

2.3.2 Haar 小波轉換

Haar 小波轉換[1]於 1909 年由數學家 Haar 所提出，是最簡單、最早的小波轉換(Wavelet transform)，Haar 小波轉換可以將圖片分解成高低頻兩個部分。

Haar 小波運算有兩個步驟，水平分割與垂直分割，依方向讀取原始影像中的像素值，作相加及相減運算。如圖 3.所示，先截取原始影像之水平頻帶，再透過水平頻帶計算垂直頻

帶，其結果為四個頻帶，分別為 LL、HL、LH、HH，稱作一階小波轉換，再由各個頻帶中抽取特徵值(例如平均數及變異數)，來作為紋理特徵。

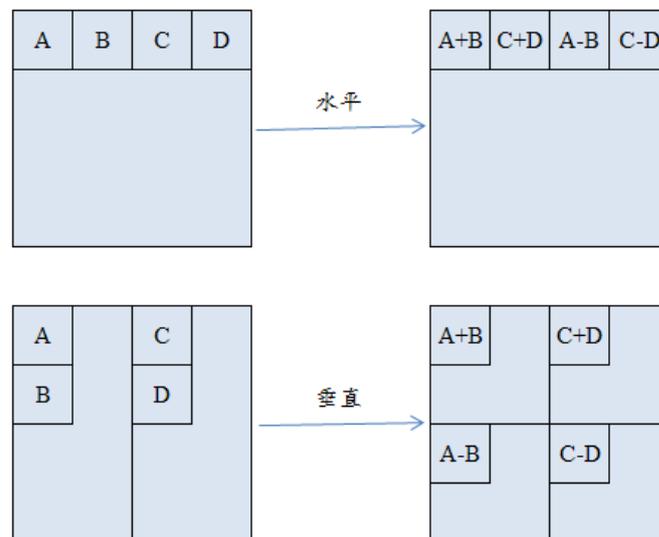


圖 3.Haar 小波轉換示意圖

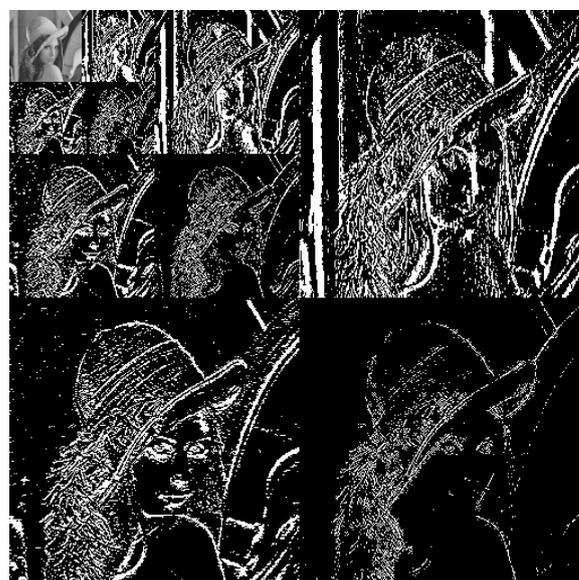


圖 4.Lena 圖進行三階 Haar 小波轉換

2.4 特徵統計分析及比對

取得各種特徵值後，則要對所有特徵值進行分析與統計，再將比對出的結果呈現給使用者。比對方式可採計兩個特徵向量的歐氏距離或餘弦相似度進行比對。

2.4.1 歐氏距離(Euclidean distance)

歐氏距離[6]在影像辨識系統中是最傳統的度量方法，是距離度量(Distance measure)中的一環，可以用來計算兩點之間的距離，距離越短，則特徵向量越相近。其公式如下所示。

$$d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \dots\dots(2)$$
$$= \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

2.4.2 餘弦相似度(Cosine similarity)

餘弦比對法[6]則是傳統文件分類中經常被使用的方法，以兩個相同維度之向量夾角來度量兩個向量的相似程度，所得數據會介於0~1之間。兩向量越相似則其值越接近1，反之則接近0。公式如下：

$$Sim(a, b) = \frac{a \cdot b}{|a| |b|} \dots\dots\dots(3)$$

2.4.3 決策樹(Decision tree)

決策樹簡單來說就是一種沙盤推演的過程建立的決策模型，採用樹狀分岔的架構來產生規則，通常是由上而下生成，每個決策或事件都可能兩個或兩個以上的結果，即多個節點，這種將決策分支畫成一棵類似樹狀的圖，用來分類及預測事件的工具即稱為決策樹。決策樹生長流程如下：

1. 資料母體作為根節點。
2. 根據最佳變數產生分岔，產生子節點。
3. 根據每個子節點案例分佈狀況指派分類結果。
4. 決策樹持續生長，最後採用修剪技術減去不必要的規則。

徐芳玲(2002)於論文中提到決策樹之優點[10]如下：

1. 直覺性的表示方式使得分類模式的結果

容易被了解。

2. 建立決策樹不需要分析者輸入任何參數。
3. 在訓練資料集充分的情況下，決策樹的正確性不會較其他分類模式差。
4. 快速、可擴充性的演算法可用於任何龐大的訓練資料庫中建立決策樹。

較常見的決策樹分析模式演算法包括 ID3、C4.5、C5.0、CART 分類樹...等。

2.4.4 類神經網路(Neural Network)

曾憲雄等人於著作資料探勘一書[4]中提到，類神經網路是一種人工智慧的系統，模擬大腦的神經細胞的運作方式，由一些處理單元(或稱節點、神經元, neuron)組成一動態的運算系統。類神經網路透過訓練、調整，使輸入的資訊在經過運算後得到預設的輸出結果，並可以應用在線性或非線性的情況。類神經網路模型中包含三層，如圖5所示：

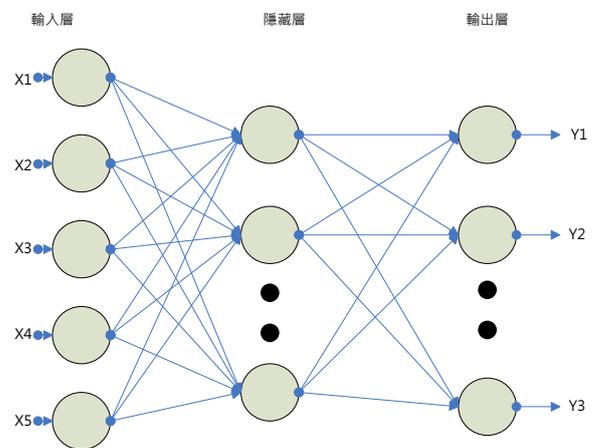


圖 5. 類神經網路示意圖

輸入層用來接受外來的變數，隱藏層對輸入層接收的變數進行處理，輸出層再將處理後的訊息傳送給外界，而輸入層與輸出層可以有1至N組，隱藏層則可以有0至N組。訓練類神經網路之前，以預設或亂數的方式來決定初始權重值，接著開始訓練，進行回饋

(Feedback)，來調整權重，進而讓輸出值與目標值吻合。

近年來，類神經網路已經廣泛運用在科學領域中，尤其是類神經網路擁有部分容錯的能力，就算樣本資料中含有錯誤的資料，也可以達到不錯的效果。

三、研究架構與流程

本研究基於前述的色彩頻率分析的色彩直方圖、紋理特徵分析的灰階度共現矩陣及 Haar 小波轉換，建立物體之特徵資料庫，主要工作可以分為訓練階段及查詢擷取階段，研究的架構描述如圖 6：

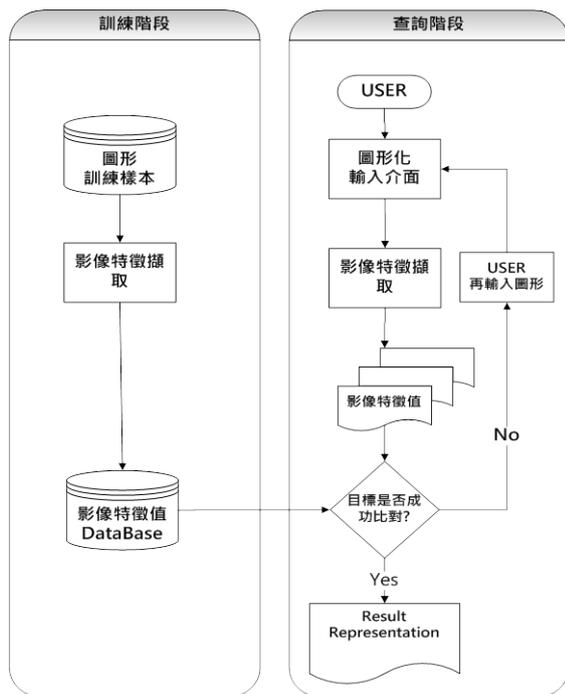


圖 6.系統架構圖

3.1 物種影像收集

本研究的研究對象為台灣野鳥，故須收集其靜態照片。根據社團法人台北市野鳥學會所出版的台灣常見的 100 種鳥類一書[5]為例，書內有 124 種鳥類，扣除掉較難拍攝到靜態照片的猛禽類，及並不太常見的鳥類，共有 109 種

台灣野鳥容易進行相片收集與分析。為了方便進行各種研究，我們需先手動去除與目標物特徵沒有關係的圖片背景，以減少運算時間及避免取出錯誤的特徵值。因此，必須建置一個後台管理者介面，讓管理者手動圈選目標物體所在的部份(矩形圈選、圓形圈選、不規則形狀圈選)，再讓程式將圖片只保留管理者裁切需要進行擷取特徵的部份，再進行分析。

3.2 物種影像色彩頻率分析

因色彩直方圖有空間結構上的缺陷，可能會導致特徵值比對時發生錯誤，如下圖 7：

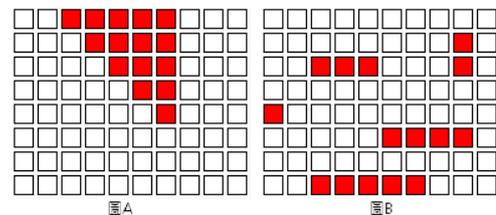


圖 7. 色彩直方圖相同之範例圖片

圖 7.為兩張看起來截然不同的圖片，但其色彩直方圖卻是相同的，因此，本研究將額外實驗 Mpeg-7 的色彩結構描述子 (Color Structure Descriptor, CSD)。

3.2.1 色彩結構描述子

色彩結構描述子(Color Structure Descriptor, CSD) [9][13]類似傳統的色彩直方圖，但改善了色彩直方圖沒有辦法分辨空間結構上的缺陷。其方法為先設定一個 $N \times N$ 的結構元素 (Structure Element)，由左上至右下掃描，若色彩出現於結構元素中，則該色的 BIN 值加 1，但每次最多只增加 1。下圖 8.為 $N = 5$ 的範例：

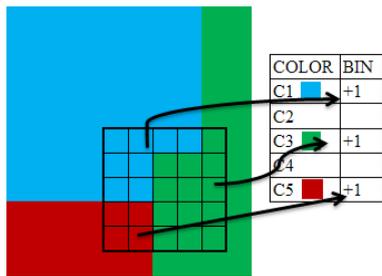


圖 8. CSD 建構示意圖

3.2.2 正規化(Normalization)

由於物種影像在切割後會導致每張樣本影像大小不一，為了要讓樣本的特徵值有一致性及代表性，必須將 CSD 及 CH 正規化。一般而言，正規化的方法有二：

1. 絕對色彩頻率：將每個顏色頻率除以像素 (Pixels) 總數，為最直覺的正規化方式，求得絕對色彩頻率。此方法亦即求取正規化後的色彩直方圖。
2. 相對色彩頻率：將每個顏色頻率除以最高頻率數，求得相對色彩頻率。此方法亦即求取正規化後的色彩結構描述子

其中，第一個方法只適用於傳統的色彩直方圖，因其 BIN 總數並不等於像素總數，因此 CSD 必須採用第二個正規化方法。

正規化之後，即可將物種樣本影像的色彩結構描述子存入特徵庫中，供查詢系統進行比對。本研究將實驗比較絕對色彩頻率及相對色彩結構頻率之系統效能差異。

3.2.3 類神經網路及決策樹訓練

本研究使用 SPSS Clementine 12 進行類神經網路及決策樹的訓練，分別使用 Neural Net 模組及 C5.0 模組，將訓練集的特徵值(CSD、CH、GLCM、Haar)加入類神經網路及決策樹內訓練，並進行兩組實驗，設定訓練集及測試集為(90%、10%)進行訓練，實驗結果再與歐氏距離及餘弦相似度比對法做精確度比較。

3.3 物種影像紋理特徵分析

本研究建置的影像處理系統中亦包含紋理特徵的分析，採用灰階度共現矩陣(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)及 Haar 小波轉換產生紋理特徵值。其中，灰階度共現矩陣依前章節步驟執行，每個樣本產生其 GLCM，並計算出 14 個特徵值，設定 $P(i, j/d, \theta)$ 其 $\theta=0^\circ$ 。Haar 小波轉換採用三階小波轉換，並取各頻帶之平均數及變異數，共計 20 個特徵值，分別儲存於特徵庫中，再加入類神經網路及決策樹訓練。

3.4 特徵值比對

本研究將利用文獻中四種比對法進行實驗，並利用精確率(precision ratio)[2]觀察查詢結果是否為正確答案，計算公式如下：

$$\text{Precision ratio} = \frac{C}{K} \dots\dots\dots(4)$$

其中，C 代表查詢目標出現在前 N 名次數，K 為實驗次數。

依據研究方法，設定研究變數及特徵值如下：

表 1.研究變數設定

比對法 特徵值	歐氏 距離	餘弦 相似	類神經 網路	決策樹
絕對色彩頻 率 (CH)	CH 歐氏	CH 餘弦	CH 類神經	CH 決策樹
相對色彩結 構頻率 (CSD)	CSD 歐氏	CSD 餘弦	CSD 類神經	CSD 決策樹
紋理特徵 GLCM	GLCM 歐氏	GLCM 餘弦	GLCM 類神經	GLCM 決策樹
紋理特徵 Haar	Haar 歐氏	Haar 餘弦	Haar 類神經	Haar 決策樹

表 2.特徵值列表

方法	特徵值
色彩直方圖	HMMD 36 ^{color cell}
色彩結構描述子	HMMD 36 ^{color cell}
灰階度共現矩陣	14 個 Haralick 提出的特徵值
Haar 小波轉換	10 個頻帶的平均數、變異數

四、初步成果與討論

4.1 初步實驗成果

初步實驗物種數 15 種，各有 10~15 張樣本，如表 2 所示。歐氏距離及餘弦相似度比對法由自行設計的程式執行，類神經網路及決策樹由 SPSS Clementine 12 分別以 Neural Net 模組及 C5.0 模組執行，並以內建的精確率分析方法(Analysis 模組)進行比較。

每種鳥類隨機取 2 張圖輸入系統進行外部測試(outside)，分別計算各種比對法的精確率，結果如圖 9。

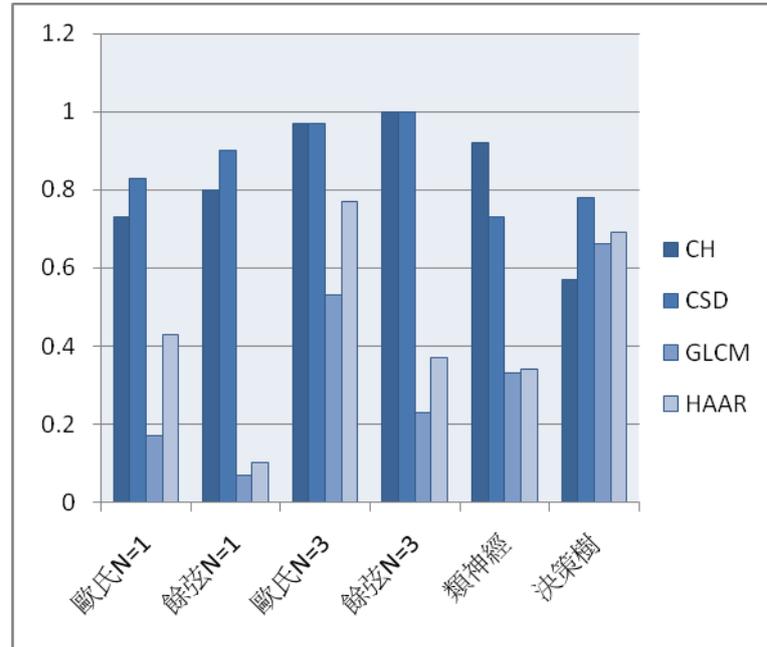


圖 9. 初步實驗結果

表 3. 訓練樣本物種及樣本數

	環頸雉		綠繡眼
	11		13
	黃山雀		黃鶺鴒
	12		12
	台灣藍鵲		白耳畫眉
	11		11
	藍磯鶇		紫嘯鶇
	10		15
	戴勝		紅頭山雀
	11		10
	白頭翁		冠羽畫眉
	11		14
	八色鳥		栗背林鶇
	10		15
	赤翡翠		
	10		

由圖 9.可以看出，以歐氏距離及餘弦相似度作為比對法的實驗方面，以 CSD 餘弦及 CH 餘弦方法在 top-N=3 時能達到 100%的精確率，top-N=1 時也有 80%以上的精確率。由表 4.可以看出，CH、CSD 採用類神經網路及決策樹的比對方法，平均達到約 80%的精確率，而 GLCM 採用類神經網路及決策樹的方法並不理想(平均低於 60%)。在色彩特徵分析方面，以 CSD 餘弦比對方法之成績為最高，而紋理特徵分析方面，以 Haar 歐氏距離比對方法精確率為最高。

4.2 結論與未來工作

本研究基於物體照片的色彩及紋理特徵進行訓練及比對，讓使用者可用「以圖找圖」的方式查詢目標物種，並找出相對的生態知識。

在 top-3 的正確性平均達到了 90% 以上，這初步的成果對本研究有很大的鼓舞。

類神經網路及決策樹的精確度不是很理想，其可能原因為 1. 樣本數不足、2. 訓練集及測試集分配不理想，未來可收集更多訓練樣本嘗試改善。

本研究未來工作項目包括增加實驗鳥種數，並使用其他的類神經訓練法(如:自我組織映射網路 SORM) 或不同決策樹演算法(如:ID3、CART)。此外，在紋理特徵的比對方面，應該嘗試不同的紋理特徵擷取演算法以增加紋理特徵的正確性。

在這類以圖找圖的應用中，若能適當地採用使用者的回饋意見(透過介面設計，讓使用者可一面查詢，一面回饋重要特徵，例如：圈出臉部、描出輪廓等)，將能夠大大提升系統的判斷正確性，這也是未來的努力方向之一。

五、致謝

本研究感謝國科會計畫經費補助，計畫編號 NSC 98-2221-E-309 -014.

六、參考文獻

- [1] 蔡文吉, 李嘉紘, "利用影像特徵擷取之貝類檢索系統", 崑山科技大學碩士論文, June 2007.
- [2] 楊珮菁, 王猷章, "專業語料與模糊描述中物體特徵自動擷取及比對之研究—以專業鳥類語料為例", 長榮大學碩士論文, June 2006.
- [3] 黃育仁, "區域相鄰關係為基礎的影像搜尋法", 東海科學第六卷, 17-41, June 2004.
- [4] 曾憲雄 著, "資料探勘", 旗標出版社, February 2007.
- [5] 曾國藩, "台灣常見的 100 種鳥類", 社團法人台北市野鳥學會, October 2007.
- [6] 曾冠燕, "生物資訊文獻查詢-利用文件相似度", 亞洲大學碩士論文, January 2008.
- [7] 莊家和, 洪明輝, "紋路特徵編碼法於紋路分析之研究", 南華科技大學碩士論文, June 2002.
- [8] 國科會數位博物館先導計畫, 「蝴蝶生態面面觀網站」, <http://turing.csie.ntu.edu.tw/ncnudlm/index.htm>, March 2009.
- [9] 袁凱群, 范國清, "限制區域非法進入者之偵測", 國立中央大學碩士論文, June 2005.
- [10] 徐芳玲, 葉榮懋, "以主成分分析應用在決策數名目屬性值之二元分割上", 國立成功大學碩士論文, May 2002.
- [11] 林辰生, 戴金憲, "影像二值化相關資料", <http://140.134.32.129/sciteach/mech>, March 2009.
- [12] 呂威廷, 蔡耀弘, "利用適應性視窗分析影像紋理之物件分割技術", International Journal of Advanced Information Technologies (IJAIT), 2 卷 1 期, pp. 95-105, June 2008.
- [13] 吳泓叡, 李樹莊, "應用 MPEG-7 做搜尋特定影像之研究", 逢甲大學碩士論文, June 2006.
- [14] Chai, D., "A BAYESIAN APPROACH TO SKIN COLOR CLASSIFICATION IN YCBCR COLOR SPACE", TENCON 2000. Proceedings, Vol. 2, pp421-424, September 2000.
- [15] IBM, "QBIC^(TM) -- IBM's Query By Image Content", <http://www.qbic.almaden.ibm.com/>, March 2009.
- [16] John R. Smith, " VisualSEEk: a fully

automated content based image query system”, International Multimedia Conference Proceedings of the 4th ACM international conference on Multimedia, pp 87 – 98, 1997.

[17] Pentland, “Photobook: Content-Based Manipulation of Image Databases”, International Journal of Computer Vision, Vol.18 , NO.3, pp 233-254, June 1996.

[18] Robert M. Haralick, ” Textural Features for Image Classification”, IEEE Transactions on systems , man, and cybernetics, Vol. SMC-3, NO. 6, November 1973.

[19] S. Mehrotra, “Query refinement for multimedia similarity retrieval in MARS”, In Proc. of the 7th ACM Multimedia Conference, pp. 235-238. Orlando, Florida, 1999.

[20] Swain. M.J., ”Color Indexing”, International Journal of Computer Vision, Vol.7 ,NO. 1, pp. 11-32, June 1991.