

私立東海大學資訊工程與科學研究所

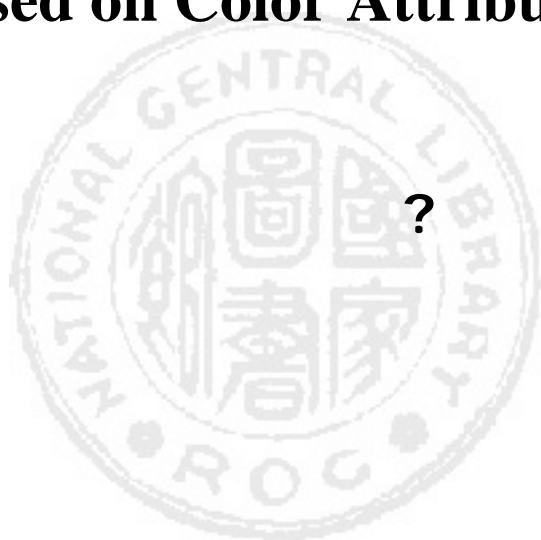
碩士論文

指導教授：許玟斌 博士

植基於色彩屬性之影像搜尋技術
之研究

**A Study of Image Searching Technology
Based on Color Attributes**

研究生：蔡瑞?



中 華 民 國 九 十 六 年 六 月

摘要

近年來電腦技術發展迅速，影像搜尋技術亦相對的提昇。透過電腦自動化的影像檢索，使用者可以快速直覺地對這些影像進行搜尋或瀏覽的相關研究已然形成一種風潮。本篇論文旨在發展一些新的相似性搜尋技術，並利用多類支向機分類比對方法以改善搜尋精確度。接著探討影像資料擷取的相關議題：包括色彩屬性、影像分割的技術以及從單一主題的圖像-以蘭花為例，尋找出重要的影像特徵值。本研究方法運用少量的特徵值來代表複雜的影像資料。經由針對特徵值的比對以達到相似性導向影像辨識的目的。

關鍵詞：多類支向機、影像分割、影像特徵值、影像辨識

ABSTRACT

As the computer technology develops rapidly, many promising applications in retrieving images have been introduced in recent years. In order to fulfill the needs of users in searching or browsing images intuitively and quickly, the related research become quite prevalent, specially in computer automaton of image retrieval. This thesis aims at studying forward some new image processing technology of partition and similarity, and utilizing multi-class support vector machines for improving searching accuracy. Next, we probed into the image objects, and studied the techniques of color attribute and image partition. We then take orchid as an example, the picture of a single theme for simplicity with dull backgroud, and determine its main characteristic values of image. With this new method, image information can be summed up with a small amount of characteristics. Finally, by comparing the similarity of image character, the purpose of image retrieval can be reached.

Key words : multi-class support vector machines, image partition, image characteristics, image recognition,

目 錄

摘 要.....	ii
Abstract.....	iii
目 錄.....	iv
圖目錄.....	vi
表目錄.....	vii
第一章 導論.....	1
一、 研究背景.....	1
二、 研究動機.....	1
三、 研究目的.....	2
四、 研究流程.....	2
五、 論文架構.....	4
第二章 文獻探討	5
一、 支援向量機.....	5
二、 顏色直方圖法 (Color Histogram)	12
三、 HSV 色彩座標.....	13
四、 蘭花構造及色彩分佈之研究.....	14
五、 色彩顏色屬性及 Histogram Equalization 方法之研究..	15
第三章 影像分類比對搜尋系統.....	18
一、 影像搜尋架構及流程.....	18
二、 影像正規化.....	19
三、 單一主體之影像特徵值擷取.....	20
四、 存取影像資料庫及比對	24
第四章 分析與實驗設計.....	27

一、 研究步驟.....	27
二、 實驗設計.....	27
三、 實作及分析設計.....	28
第五章 實證結果與討論.....	32
一、 各項實驗結果分析.....	32
二、 討論實驗結果.....	33
第六章 結論與未來展望.....	34
第七章 參考文獻	35
一、 中文部分.....	35
二、 西文部分.....	35

圖目錄

圖 一	研究流程圖.....	3
圖 二	線性支向機二分類圖.....	6
圖 三	非線性函數處理之二分類圖.....	7
圖 四	資料轉換到特徵空間圖.....	7
圖 五	HSV 色彩座標.....	14
圖 六	蘭花構造圖.....	15
圖 七	影像系統架構圖.....	19
圖 八	影像大小正規化圖.....	20
圖 九	影像未分割比較圖.....	22
圖 十	影像分割後比較圖.....	22
圖 十一	影像圓形分割結構圖.....	23
圖 十二	影像圓形分割實例圖.....	23
圖 十三	支向機分類流程圖.....	25
圖 十四	DAG 多類支向機架構圖 (5 個類別為例)	26

表目錄

表 一	影像特徵值擷取資料表.....	24
表 二	影像座標系 HSV 及 RGB 分類比較表.....	28
表 三	各種核心函數分類比較表.....	29
表 四	核心函數不同參數分類比較表.....	29
表 五	各種多類支向機分類比較表.....	30
表 六	各種影像分割方式分類比較表.....	31
表 七	各種不同取樣方式分析表.....	33

第一章 導論

一、研究背景

過去對於影像資料庫的搜尋方法，大部份是藉由人類的介入，以文字描述的方式，來記錄影像裡所含有的內容。這種以文字描述的查詢方法，必須先將所有影像內所包有的訊息，轉成以文字描述的表示式。但由於數位影像技術迅速的進展，數位影像的應用及需求也隨之大增，使得影像資料量快速的巨增。若要將大量影像的內容，轉成以文字式來描述時，則需花費相當龐大的事前轉換工作。這樣的查詢方法，無法被運用於含有大量影像之資料庫的影像查詢中。

近來很多學者對影像的相似性研究投入了許多心力。影像的相似性搜尋 (Similarity retrieval) 對於在醫學影像 (Medical image)、辦公室自動化 (Office automation)、數位圖書館 (Digital library)、電腦輔助設計 (Computer aid design)、多媒體文件 (Multimedia publication) 等應用領域顯得格外重要。以色彩屬性進行影像的相似性搜尋，是藉由對影像中的色彩特徵作為萃取對象並以萃取後的特徵值進行相似性搜尋。許多學者在影像的搜尋方法是以色彩屬性 (Color attribute) 為標的，找出具代表性的色彩資訊建立影像特徵資料庫，以少量的資訊來代表大量的影像檔，這些資訊的建檔可以進一步的提供相似性搜尋、分類等相關應用的要求。因此，提供影像的相關搜尋技術來協助使用者在一堆雜亂無章的影像資料庫中，找出相似的影像成了一個重要的課題。要達到這樣的要求，必須找出這些影像的特徵，以影像特徵來代表該影像，並發展適合的搜尋方法提供使用者有效的協助。

二、研究動機

一般傳統搜尋引擎，對於影像的搜尋最常採用的方法是利用影像的檔案名稱做為索引，使用者欲查詢某張影像的資訊，只要輸入影像名稱搜尋引擎就會自動搜尋資料庫所有影像名稱，但此種作法卻有一個相當嚴重的缺點就是使用者必須先知道搜尋影像的名稱。由於近幾年來屬於影像的課題廣泛的受到討論，許多學者也對此提出解決有關影像處理的方法，尤其在影像分類的方法像支向機 (support vector machine, svm) [13]、類神經網路等等，利用影像的特徵值獲取，來建立影像的資料庫，傳統的資料庫所存放的資料大都是以文字為主，而文

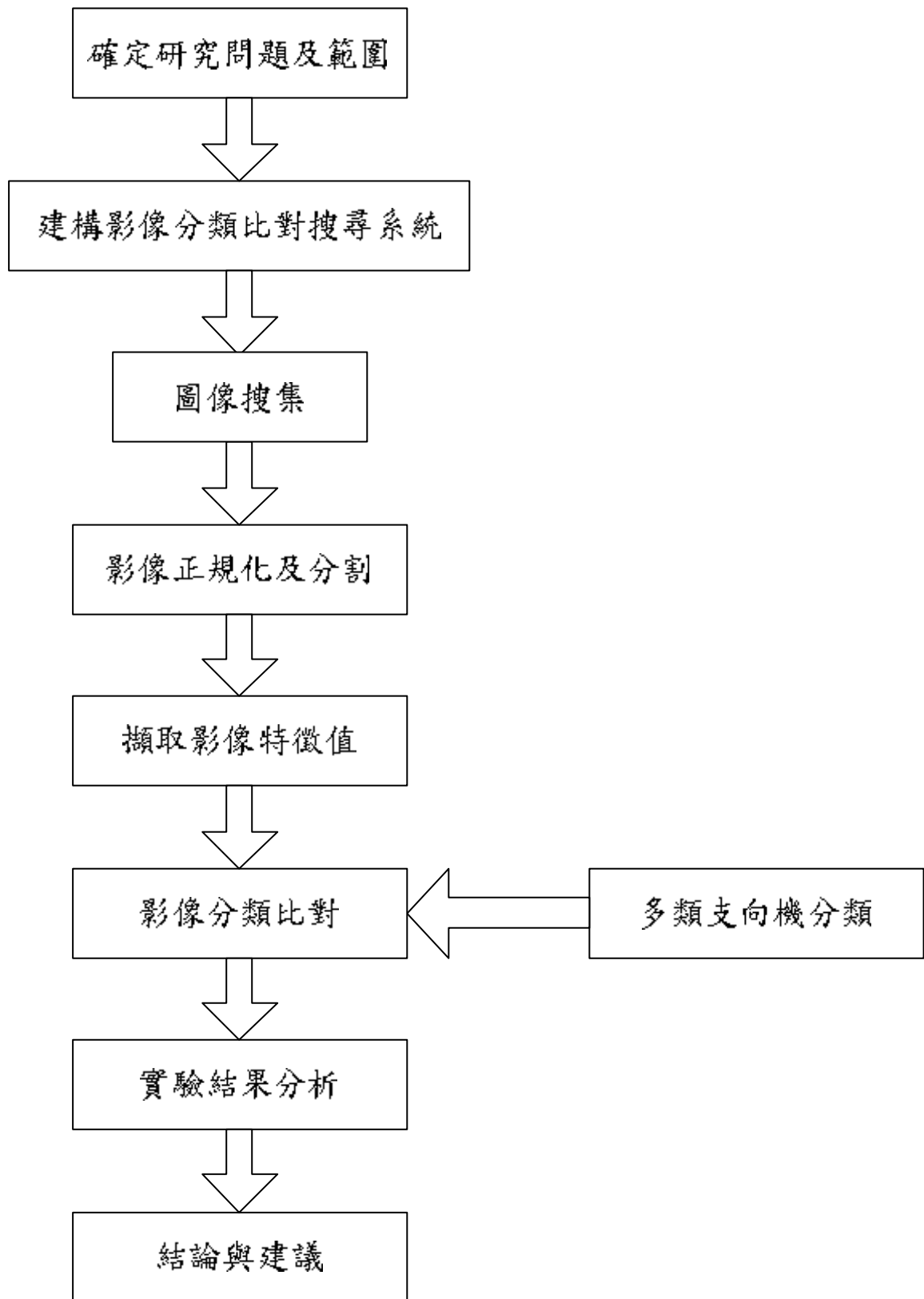
字所佔空間較少，所以資料庫能存放大量的文字資料，相反的，影像所佔的空間則相當龐大，資料庫中所能儲存的影像資料相對的就少很多。由於使用者輸入的影像來源可能來自於報章、雜誌或網站，如此所得到的影像就可能有大有小，色彩深淺不一，所以必須先對使用者所輸入的來源影像採取正規化(Normalize)處理，即將所有的影像大小固定成相同的尺寸，以及將顏色調和成相同範圍的深淺變化。除此之外還必須考慮到來源影像可能會因為受到外在環境的影響，而會有稍許破損或模糊不清的情況，甚而是影像的旋轉或鏡射所造成的差異，而產生比對上的錯誤，這些都是影像比對搜尋引擎所必須要解決的問題，克服了這些問題才有可能取得正確的特徵值，完成影像搜尋比對。因此一個有效率的影像查詢系統的發展是有其必要性的。

三、研究目的

數位影像在現在的社會中，出現與使用的機會也越來越重要。因此一個有效率的影像查詢系統的發展是有其必要性的。本論文所要研究的探索目標是利用不同影像分割的方式與擷取影像特徵值的方法，及使用多類支向機影像的類別加以比對，並且使用蘭花圖像作為研究的例子，藉此一新的結合在影像分類的研究上有新的方向，並能利用簡單的方法，得到一個影像搜尋正確率較好的結果。

四、研究流程

本論文研究流程圖請參考圖一所示。首先必須先確定所要研究問題及範圍，並對於問題的原因和以往解決的方法進行探討；然後開始收集蘭花圖像進行分析與探討，並決定用什麼方法解決該問題；接著建構分類搜尋系統，使用影像屬性正規化及分割方法擷取影像特徵值，並利用多類支向機模型獲得到實驗數據結果，再進行比較分析，得到最後結論與建議。



五、論文架構

本論文的架構可以分成幾個部分：第一章為導論；第二章為文獻探討，例如多類支向機、顏色直方圖等議題；第三章為影像分類比對搜尋系統，其中包含了本研究所應用到有關影像正規化及分割的設計步驟及影像特徵值擷取方法研究等；第四章則為問題分析與實驗設計的方法；第五章則提出實驗數據分析與討論。最後在第六章對本論文作一個總結，並探討未來的研究方向。

第二章 文獻探討

一、支援向量機

支援向量機是建立在機器學習理論的結構風險最小化原則之上，其主要思想是針對二元分類問題，在高維度空間中尋找一個超平面作為二類的分割，以保證最小的分類錯誤率，而且SVM 一個重要的優點就是能處理線性不可分的情況 [15][30]。

SVM 利用目前現有的資料作訓練，再利用這些分析出的資料(Training data)選出幾個支援向量(Support vector)來代表整體的資料，並將少部份極端值事先剔除，然後將所挑選的支援向量包裝成模型(Model)。假設若有測試的資料(Testing data)作預測時，SVM 就會將資料歸類，利用訓練集模型將測試集資料分成兩類。

1. 線性支向機

首先介紹線性支向機(Linear support vector machines)[26][35]如何處理可區分為二類的資料(Separable data)。先對每筆不同類的訓練資料加上標註：“+1”或是“-1”，以數學表示為 $(x_i, y_i)_{1 \leq i \leq N}$, $y_i \in \{-1, 1\}$, $x_i \in R^d$ 。假設有一個超平面可以將標註為“+1”和標註為“-1”之二類資料區分，則此超平面稱為區分平面(Separating hyperplane)；落在此平面上的 x 所有必須滿足 $w \cdot x + b = 0$ ， w 為超平面之法向量(Normal vector)。

處理可區分為二類的資料時，線性支向機會找尋一個具有最大邊界的區分平面。此類型資料必須符合以下二個限制式：

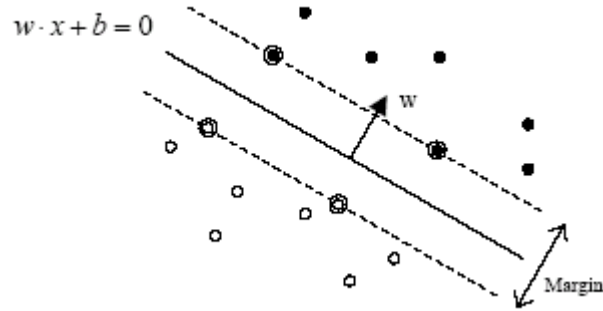
$$x_i \cdot w + b \geq +1 \quad \text{for } y_i = +1 \quad (2.1)$$

$$x_i \cdot w + b \leq -1 \quad \text{for } y_i = -1 \quad (2.2)$$

可將(2.1)(2.2)二式結合為以下不等式：

$$y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad \forall i \quad (2.3)$$

在符合限制式(2.3)的條件下，求 $\|w\|^2$ 的最小值；當等號成立時， x_i 稱為支持向量。以維度為2的訓練資料為例，圖二[1]表示所有的資料符合限制式(2.3)，和 為支持向量。



圖二 線性支向機二分類圖

在限制式為(2.3)的情況下，求 $\|w\|^2$ 的最小值；將這個問題轉換為拉格蘭吉 (Lagrange) 問題，其中拉格蘭吉係數 (Lagrange multipliers) $a_i, i = 1, 2, \dots, N$ ，對應到(2.3)式中的每一個不等式，且 $a_i \geq 0$ 。原本面對的問題變成求的最小值，限制式的最佳化問題[29]。

$$w(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,y=1}^n a_i a_j y_i y_j x_i \cdot x_j \quad (2.4)$$

$$\sum_{i=1}^N y_i a_i = 0 \quad (2.5)$$

$$w_0 = \sum_{i=1}^N a_i^0 y_i x_i \quad (2.6)$$

在求對偶問題最佳解時，每一個拉格蘭吉係數都對應到每一筆訓練資料 $a^0 = (a_1^0, \dots, a_N^0)$ ，將(2.5)代入(2.4)式可求得(2.6)，並求得最佳超平面座標 (w_0, b_0) 。

最後得到一個可以處理分類問題的函數：

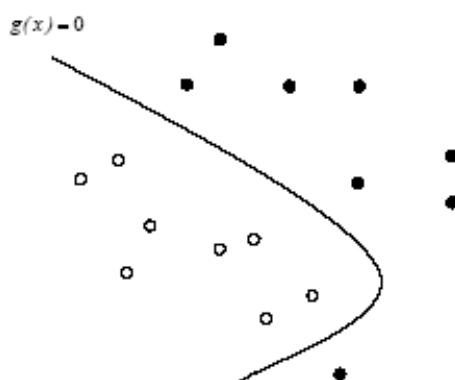
$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N a_i^0 y_i x_i \cdot x + b_0 \right) \quad (2.7)$$

當(2.7)式中求得 $f(x) > 0$ 時，表示該資料與標註為 "+1" 的資料屬於同一類；反之則屬於另一類。

2. 非線性支向機

2.1 特徵空間

線性支向機用來處理區分為二類的資料時，是以一個線性的函數來區分這二類不同的資料。但是資料可能無法用線性的函數完全區分開來，使用非線性的函數來區分資料可以大幅減少錯誤的出現。使用非線性的函數就可以將不可線性區分的資料區分開來，如圖三[4] 所示， $g(x)=0$ 是非線性函數。

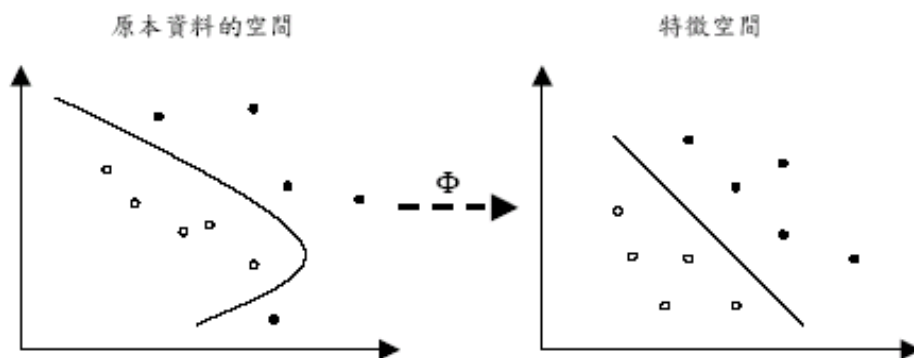


圖三 非線性函數處理之二分類圖

根據Boser等人[10]針對以非線性函數區分資料之研究，如果將原始資料透過一函數轉換到另一個較高維度的特徵空間(Feature space)：

$$\Phi: R^d \rightarrow F \quad (2.8)$$

原本不能以線性函數區分的資料，在高維度的特徵空間中將較可能用線性函數來區分不同類別的資料，如圖四[4] 所示。



圖四 資料轉換到特徵空間圖

2.2 核心函數

核心函數是針對非線性函數轉換到高維度空間，經由核心函數轉換將數值呈現於高維度空間上比較容易獲得較佳分類的效果，不同形式的核心函數將會使分類的效果有明顯的差異，這也是目前支向機研究的重點之一。

Kernel函數的定義為：

$$k(x_i, x_j) = (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) \quad (2.9)$$

將資料轉換到特徵空間中最後會影響結果則是，並不需要知道個別的值是多少。所以非線性支向機所處理的最佳化問題是：

Maximize :

$$\mathbf{w}(\mathbf{a}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{a}_i - \frac{1}{2} \sum_{i,y=1}^n \mathbf{a}_i \mathbf{a}_j y_i y_j k(x_i, x_j) \quad (2.10)$$

Subject to :

$$0 \leq \mathbf{a} \leq C \quad (2.11)$$

$$\sum_i \mathbf{a}_i y_i = 0 \quad (2.12)$$

如果 $k(x_i, x_j)$ 是半正定函數(symmetric positive definite function)，根據[35]，此Kernel函數會滿足Mercer's Condition：

$$\iint k(x_i, x_j) g(x_i) g(x_j) dx_i dx_j > 0 \quad (2.13)$$

若滿足Mercer's Condition，(2.10)式則可以保證存在最佳解。

根據1998年Gunn[30]整理許多其它學者所提出的Kernel函數，僅舉出其中最常見的三種：

A. Polynomial Kernel :

$$k(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^d \quad (2.14)$$

B. Multi-Layer Perceptron (MLP Kernel)

$$k(x_i, x_j) = \tanh(kx_i \cdot x_j - d) \quad (2.15)$$

C. Radial Basis Function (RBF Kernel)

$$k(x_i, x_j) = \exp(-g\|x_i - x_j\|^2) \quad (2.16)$$

在處理不同的問題的時候使用不同的Kernel函數，再配合不同的參數，會造成不同結果。由此可知，在使用非線性支向機時，Kernel函數的選擇和參數的決定，會對最後分類的結果產生很大的影響。

3. 多類支向機

多類支向機運用於在多種類的分類，支向機一般針對二種類別作分類，但一般的多種類別的分類就必須使用多類支向機，以下介紹最常使用的三種模型其方法大同小異，主要也是運用支向機針對二種類別作分類，先將多種類別分成多組的二種類別作分類，再利用統計等方法區分出類別，目前多類支向機的模型皆各有優缺，也是往後研究的一個重要方向。

3.1 One-against-all method

此方法[24]在處理 k 類別問題時，會產生 k 個支向機；其中第 i 個支向機的產生方式，是給定第 i 類資料的標註為“+1”，其它類的所有資料的標註則為“-1”。因此如果有 l 筆的訓練資料 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)$ ，其中 $x_j \in R^n, j = 1, \dots, l$ ，且 $y_j \in \{1, \dots, k\}$ 表示的 x_j 類別；則求解以下最佳化問題可得到第 i 個支向機：

minimize:

$$\frac{1}{2}(\mathbf{w}^i)^T \mathbf{w}^i + C \sum_{j=1}^l \mathbf{x}_j^i \quad (2.17)$$

Subject to :

$$(\mathbf{w}^i)^T \Phi(x_j) + b^i \geq 1 - \mathbf{x}_j^i, \quad \text{if } y_j = i \quad (2.18)$$

$$(\mathbf{w}^i)^T \Phi(x_j) + b^i \leq 1 - \mathbf{x}_j^i, \quad \text{if } y_j \neq i \quad (2.19)$$

$$\mathbf{x}_j^i \geq 0, j = 1, \dots, l \quad (2.20)$$

在解決(2.17)式之最佳化問題後(轉換為對偶問題再求解)，可以得到個決策函數(Decision function)：

$$\left(\mathbf{w}^1\right)^T \Phi(x)+b^1, \dots, \left(\mathbf{w}^k\right)^T \Phi(x)+b^k \quad (2.21)$$

未知類別資料 x ，利用這些決策函數可以產生 k 個決策值； x 的類別就是產生最大決策值之類別。以數學符號表示為：

$$\text{Class of } x \equiv \arg \max_{i=1, \dots, k} \left(\left(\mathbf{w}^i\right)^T \Phi(x)+b^i \right) \quad (2.22)$$

(argmax:表示尋找具有最大值的參數值)

3.2 One-against-one method

此方法[21][34]在處理 k 類別問題時，每二類資料都會產生一個支向機，所以最後有 $k(k-1)/2$ 個支向機。求解以下最佳化問題可得到 i 類別和 j 類別所產生的支向機：

minimize :

$$\frac{1}{2} \left(\mathbf{w}^{ij}\right)^T \mathbf{w}^{ij} + C \sum_t \mathbf{x}_t^{ij} \quad (2.23)$$

Subject to :

$$\left(\mathbf{w}^{ij}\right)^T \Phi\left(x_t\right)+b^{ij} \geq 1-\mathbf{x}_t^{ij} \quad , \text{ if } y_t=i \quad (2.24)$$

$$\left(\mathbf{w}^{ij}\right)^T \Phi\left(x_t\right)+b^{ij} \leq 1-\mathbf{x}_t^{ij} \quad , \text{ if } y_t=j \quad (2.25)$$

$$\mathbf{x}_t^{ij} \geq 0 \quad (2.26)$$

在解決(2.23)式之最佳化問題後，可以得到 $k(k-1)/2$ 個決策函數。在決定未知類別資料 x 時，one-against-one method採用投票策略(voting strategy)[21]。如果決策函數 $\text{sign}\left(\left(\mathbf{w}^{ij}\right)^T \Phi(x)+b^{ij}\right)$ 決定 x 屬於類別 i ，則類別 i 多一票；否則類別 j 多一票。最後， x 屬於票數最高的類別；如果發生二類別票數相等時，則任意選擇其中一類別為最後結果。

比較one-against-all method和one-against-one method可以發現：前者需

要產生 k 個支向機少於後者的 $k(k-1)/2$ 個支向機；而在處理最佳化問題時，前者的變數為 l 個，後者平均為 $2l/k$ 個。在求解支向機的過程中，如果最佳化問題的變數較多，將會花非常多的時間來求解。在大多數的情況下，我們處理問題的類別個數並不會太多。因此，雖然 one-against-one method 需要求解的最佳化問題比 one-against-all method 多，但因為變數較少，其效率還是會比 one-against-all method 好。

3.3 DAG method

DAG(Directed Acyclic Graph) method 是學者 Taylor 所提出 [20]。此方法在訓練階段與 one-against-one method 一樣，在處理 k 類別問題時會產生 $k(k-1)/2$ 個支向機。不同處在於測試階段，此方法建立一個二元且無循環的有向圖，此圖有 $k(k-1)/2$ 個內部節點 (Internal node) 和 k 個葉節點 (Leaf)。每一個內部節點都表示一個支向機， k 個葉節點表示 k 類。未知類別資料 x 由根節點 (Root node) 開始測試，依據該支向機決定下一層是左邊或右邊的內部節點，最後到達的葉節點就是 x 之類別。

支向機原本設計是用於處理兩類別 (Binary classification) 的分類問題，如何有效延伸支向機處理多類別的分類問題是目前仍在研究的重要工作。已經有許多學者對多類支向機 (Multi-class SVM) 提出相關研究，本篇論文引用想法是建立許多個二類支向機，再加以結合成一個多類支向機；目前此類想法有 one-against-all method [24]、one-against-one method [21][22] 和 DAG SVM [20] 這三種方法。根據實際資料測試結果，上述三種方法並沒有任何一種在處理多類別的分類問題時，絕對比其它方法好；但是在處理大量資料時，one-against-one method 和 DAG SVM 在訓練階段 (training phase) 會比其它方法有效率。所以，如何處理多類別的分類問題，仍然是支向機目前研究探討的重要課題之一 [1]。

二、顏色直方圖法 (Color Histogram)

色彩是最自然且直接的影像特徵之一，取得色彩值RGB也較為方便，因此許多學者以此屬性為標的進行特徵的萃取與相似性搜尋(Similarity retrieval) [12][29][31]。以色彩屬性做為特徵萃取的對象，其將影像的相似性搜尋問題分為：1. 辨識一個已知影像物件 (Object) 所在的位置(Location)；2. 辨識在某一個位置上的物件是為已知物件中的哪一個。以顏色直方圖的方法來解決，即將3 Dimension的色彩空間以數個bins來進行特徵萃取。

在1991年，Swain 和 Ballard [32]提出一個以顏色直方圖為特徵的影像查詢系統。首先、其利用K-means 分群演算法[33]，依顏色值的不同，將所有資料庫影像的像素(Pixels)，分成k 個群組。再計算出每一個群組的圖素顏色平均值，並以此顏色平均值，當作該群組的重心。每一個群組，對應至顏色直方圖中的一個bin，且以該群組的重心為此bin 的代表顏色。接著對於一張影像上的每一個圖素P，計算出此k 個bins 之代表顏色中，與P具有最短距離的bin B_i 。並將P 歸類至此bin B_i 中。最後k 個bins 內，所獲得的圖素個數，便是該影像的顏色直方圖。

因此顏色直方圖可以表現出一張圖像的主要顏色分佈的狀況。假如兩張彩色影像具有相近的顏色直方圖時，系統則視其為兩張相似影像；反之則視其為不同的影像。其定義兩影像 I_D 與 I_Q 之相似度Sim 如下：

$$Sim = \frac{\sum_{i=1}^K \min(H_i^D, H_i^Q)}{\sum_{i=1}^k H_i^Q} \quad (2.27)$$

(2.27) 式中的 H_i^D 與 H_i^Q ，分別為與所對應顏色直方圖中的第i 個bin 內，所含像素的數量。

此被提的顏色直方圖(Color histograms) [11][16][17]之優點，方法簡單且計算快速。而且可抵抗影像內的物件的平移、旋轉及變形等變異。

三、HSV 色彩座標

目前以 RGB 三原色光的亮度來定義色彩，是根據科學(物理)的看法來的。藝術家(畫家)通常不這樣看待色彩。他們用有如彩虹的色譜上的顏色(Hue)為基準，調和白色來稀釋它的濃度，術語是說改變色彩的飽和度(Saturation)，調和黑色降低它的反光的強度，術語是說改變色彩的亮度(Value或Brightness)，這樣來調混出適當的顏色。這一套藝術家習慣的調色法，放到電腦裡面成為HSV(或稱HSB)色彩座標[27]。

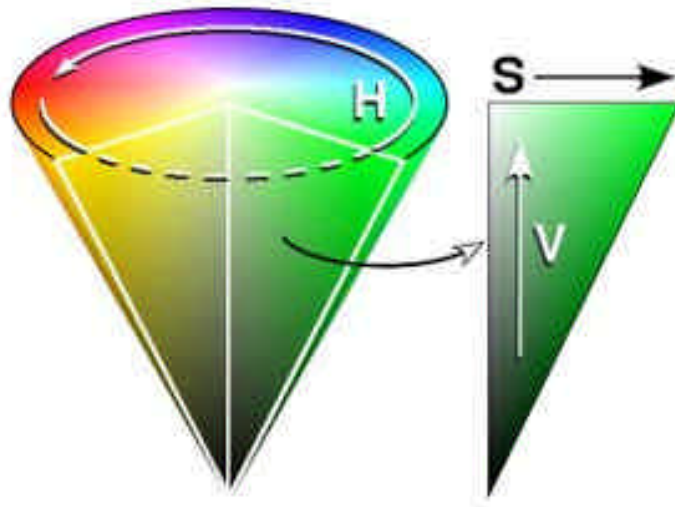
HSV色彩座標利用色度(Hue)、飽和度(Saturation)、亮度(Value)來分析影像資料。在HSV 色彩座標中，顏色座標(H座標)就有如圓柱座標的角度(theta 座標)，它是週期性的。因此只需要規定一個圓周角所對應的顏色就可以了。將顏色座標類比於角度座標，切分成360度，只取其整數度數，依序大致上就是從紅色(波長最長的可見光)到紫色(波長最短的可見光)再回到紅色。而飽和度(S 座標)和明暗度(V座標)就等分成100份，以百分比顯示，就有如圓錐座標的徑長(r 座標)和高度(z 座標)，所以飽和度(S座標)和明暗度(V 座標)就可以用直角平面座標來表示[4]。

將RGB 色彩轉為HSV色彩座標，轉換公式如下：

$$H = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right\} \quad (2.28)$$

$$S = \frac{\text{Max}(R, G, B) - \text{Min}(R, G, B)}{\text{Max}(R, G, B)} \quad (2.29)$$

$$V = \frac{\text{Max}(R, G, B)}{255} \quad (2.30)$$



圖五 HSV 色彩座標

四、蘭花構造及色彩分佈之研究

蘭花構造：花瓣 3 片、萼片 3 片，中間有 1 個蕊柱如圖六 所示。在 3 片花瓣中，上側 2 片成對，下側 1 片形狀和色彩與其他 2 片迥異，且特殊美麗，稱為「唇瓣」或「舌瓣」，其主要功能在引誘昆蟲，達到授粉之目的。

蘭花花色組成：主要有三種：花青素 (anthocyanins)、類胡蘿蔔素 (carotenoids) 及葉綠素 (chlorophyll)。葉綠素存在於葉綠體 (chloroplast)，為脂溶性，為最主要之色素體，以綠色呈現；類胡蘿蔔素亦存在於葉綠體，也為脂溶性，是構成黃色、橘色或紅色等顏色之色素體；花青色為水溶性，存在於細胞液泡，是形成黃色、橘色、紅色、藍色、紫紅色或粉紅色等顏色之色素體。

蘭花種類分佈：洋蘭種類的分佈目前大概有近 700 多屬，原生種大約 2 萬多種，加上互相交配種將近 3 萬多種[2][7]。洋蘭的發展：洋蘭類的栽培始自英國 1818 年，之後由著名園藝家威廉卡多雷氏 (William-Cattley) 見之加以培養，故卡多麗亞蘭 (Cattleya) 屬乃紀念卡多雷氏命名[9]。本論文使用分佈世界較多的洋蘭共選用五種屬當作分析的樣本為：卡多麗亞屬 (Cattleya)、石斛蘭屬 (Dendrobium)、拖鞋蘭屬 (Paphiopedilum)、蝴蝶蘭屬 (Phalaenopsis)、蕙蘭屬。



圖六 蘭花構造圖

五、色彩顏色屬性及 Histogram Equalization 方法之研究

數位影像依其儲存方式可分為兩大類。向量影像 (vector-based image)：影像圖案由一個個物件所組成，每個物件可由一數學式表達；點陣式影像 (bit-mapped image)：影像圖案由像素一個個排列而成，而圖像大致有：黑白、灰階、16 色、256 色、全彩等幾個種類。黑白：每個像素佔 1bit， $2^1=2$ ，只有黑白、灰階：每個像素佔 8 bit， $2^8=256$ 不同程度的灰色 16 色：每個像素佔 4 bit， $2^4=16$ 色、256 色：每個像素佔 8 bit， $2^8=256$ 色、全彩：每個像素 24 bit， $2^{24}=16777216$ 色。且常見的影像處理有：影像放大縮小、旋轉、位移、模糊化、清晰化、亮度調整、影像壓縮等。

Histogram Equalization 是將影像強化所用的方法，常是改變像素的灰度值直方圖(Histogram)，並加強明暗對比。此方法的目的是希望強化後的影像能達到全動態範圍且灰度值分布均勻。Equalization 是將原來的像素用一個新的值取代，此值要根據相對機率計算出來，這樣做的目的在於使像素的分布較為平均，讓影像中低頻的地方變的比較明顯一點，對比較強烈。將原本對比不明顯的部分利用 Histogram 加強對比，也就是說將原本像素出現頻率較密集的部分平均分散又不破壞其相對關係。根據機率論的變數變換定理，取任意機率的分布函數為變數變換公式，能將機率函數轉換為在 (0,1) 間的平均分配機率密度函

數。應用此種原理即可將原直方圖轉換為均勻分佈的直方圖。

設原機率密度函數為 $p(f)$ ，則其分佈函數：

$$T(f) = \int_0^f p(x)dx \quad 0 \leq x \leq 1 \quad (2.31)$$

讓 $s = T(f)$ 表示轉換後影像的灰度變數，則：

$$p(s) = p(f) \frac{df}{ds} = p(f) * \frac{1}{p(f)} = 1 \quad (2.32)$$

故變數 s 的機率分佈為均勻分佈。

由前面推導可知長條圖強化函數可表示如下：

$$s = T(f) = \int_0^f p(x)dx \quad (2.33)$$

(2.33) 式為理論的結果，但實際上因影像灰度值為有限個能階，(2.33) 式所計算的 s 值並不一定在有限能階上，此時須將 s 重新量化，因此實際並不能得到一灰度均勻分佈的結果。

？了將直方圖標準化，假定變數 r 代表待加強影像的灰階且灰階為連續的變化，其範圍在 $[1,0]$ 之間， $r=0$ 對應於黑， $r=1$ 對應於白。設灰階度 z 標準化為 r ，變換後的影像任一個灰度級 z 標準化為 s ， s 應滿足下列條件：

1. $T(r)$ 在 $0 < r < 1$ 區間是單直且單調增加。
2. 對於 $0 < r < 1$ ， $0 < T(r) < 1$ 。其中 $s = T(r)$ ，為原始影像每一像素灰階 r 產生灰階 s 的轉換式。

從 s 到 r 的反轉換如下形式： $r = T^{-1}(s)$ ， $0 \leq s \leq 1$ ；其中 $T^{-1}(s)$ 也滿足上面的條件1和2。

若影像灰階屬於連續量，則開始灰階 $p_r(r)$ 和轉換後灰階 $p_s(s)$ 分別表示出現的機率密度函數。由機率理論知，如果 $p_r(r)$ 和 $T_r(r)$ 為已知，且 $T^{-1}(s)$ 滿足條件1，則轉換後密度函數為：

$$p_s(s) = \left[p_r(r) \frac{dr}{ds} \right]_{r=T^{-1}(s)} \quad (2.34)$$

考慮轉換函數：

$$s = \int ds = \int_0^r p_r(w) dw \quad (2.35)$$

(2.35) 式中， w 為虛設積分變數，利用 $T_r(r)$ 去控制影像灰階的機率密度函數，進而改善影像，(2.35) 式右邊為 r 的累積分佈函數，它必須滿足條件1和條件2；從 (2.35) 式得到： $\frac{ds}{dr} = p_r(s)$ ，將它代入 (2.34) 式中。

由上面可知 s 變換後之機率密度是均勻的，若以增強觀點而言，其意指它增強了像素的動態範圍，對於影像的外觀有極佳的效果。

？ 了對數位影像的處理，將上面所述公式離散化，其機率形式如下：

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n}, \quad 0 \leq r_k \leq 1 \quad k = 0, 1, \wedge L-1 \quad (2.36)$$

(2.36) 式中 L 是灰階數目， $p_r(r_k)$ 是第 k 個灰階的機率， n_k 是灰階 r_k 在影像中出現的次數， n 是像素總數。 $p_r(r_k)$ 和 r_k 之關係圖叫直方圖，獲得均勻直方圖的技術稱為直方圖均勻化 (histogram equalization) 或直方圖線性化 (histogram linearization)。

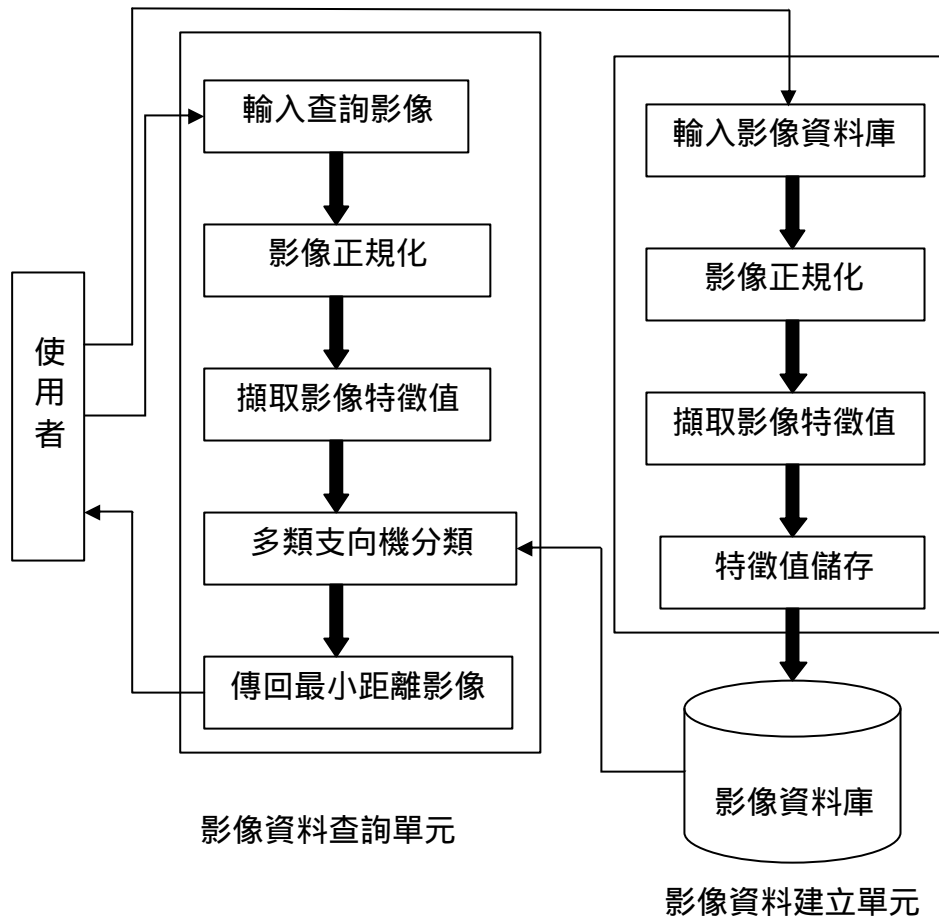
第三章 影像分類比對搜尋系統

一、影像搜尋架構及流程

影像查詢系統一般可包含影像資料建立與影像資料查詢兩個單元。影像資料建立單元在抽取每一資料庫影像之特徵，並將其儲存於資料庫中，以當作該資料庫影像之索引。影像資料查詢單元則請求使用者輸入某一查詢影像，並抽取該影像之特徵，同時將此特徵與儲存於資料庫中的資料庫影像之特徵作比對。最後再將與查詢影像最相似的資料庫影像，傳回給使用者。圖七說明此類影像查詢系統的一般架構。

本論文所提出的影像查詢系統之架構流程，為使用者可透過如掃瞄器之類的影像輸入工具，將一張查詢蘭花影像輸入系統中。系統則先抽取出此查詢影像之特徵值，且將其與事先已儲存於資料庫中的資料庫影像之特徵值作比對。最後再將與查詢影像具有最相似的影像比對之資料庫影像，傳回給使用者。使用蘭花單一花朵影像進行相似性搜尋探討影像資料擷取，包括：色彩屬性(Color attribute)、影像切割(Image partition)及相似性的說明，相似性的搜尋技術：包括從單一主題的影像中找出來代表影像特徵值的資料等。藉由少量的特徵資料來代表影像資料，同時經由對特徵資料的分類比對搜尋動作可以達到相似性搜尋的目的。

過程是將整個影像搜尋分類比對系統[36]分為四部份：影像正規化、特徵值擷取、存取影像資料庫和資料比對，首先在資料庫的部份，我們先將輸入的影像做正規化，當正規化步驟完成後，接著使用影像分割技術，取出該張影像之特徵值，並將擷取結果儲存到資料庫中，而使用者部分的作業也和上述大致相同，首先也是將影像正規化，然後擷取該張影像之特徵值，最後將資料庫儲存的資料取出進行分類比對，並將搜尋比對後的正確結果顯示出來。

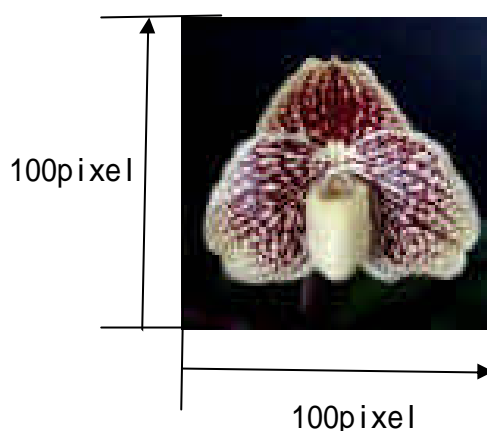


圖七 影像系統架構圖

二、影像正規化

影像進行比對前必須將其影像的大小及相關的條件對其有一致性的前置作業，本篇論文針對其圖像大小、光度、屬性正規化。首先其圖像正規化取單一蘭花花朵大小為 100*100 pixel，如圖八 所示為一拖鞋蘭屬大小正規化後之圖像。本論文所擷取之資料圖像皆與此圖像一樣，其花朵佔圖像範圍皆大致一樣，因蘭花種類眾多花朵大小不一故必須將其擷取範圍一致，所得之圖像資料正確性才能提高。圖像光度正規化：如第二章第五節所介紹本論文使用 Histogram Equalization 的方法將圖像的光度正規化，在一般獲取圖像的來源光度強弱不一容易影響色彩特徵值的獲取正確性，因故必須將光度作正規化處理使之達到圖像光度平均分配，致使色彩屬性呈現較為一致，比對也可得較佳的效果。圖像屬性部分，本論文所選取的圖像來源為蘭花圖鑑及相關網路蘭花圖檔儲存成 24bits 全彩圖像，經大小正規化及光度正規化後，其作用為將其 24 bits 全彩圖像色

彩值 RGB 的資料利用顏色直方圖法取得相關數量及 RGB 數值作為研究的根據。



圖八 影像大小正規化圖

三、單一主體之影像特徵值擷取

近年來，網際網路的發達使得資料透過網路傳送之需求量與日俱增，使得一些像是產品型錄(Product catalog)之類背景單調(Monotonous background)且主體明顯的影像搜尋更常見於網路環境之中。色彩就影像而言是一種非常直覺且自然的特徵，由於對影像的色彩資料擷取需要高度運算，因此早期在運算成本的考量下此特徵並不被強調，如今隨著資訊科技(Information technology)的突飛猛進，色彩特徵也漸廣為人用。針對色彩屬性可以用影像的色彩分佈來代表，作法是取出影像中的每個像素(Pixel)之三個主要色素(Red, Green, Blue, RGB)之值進行加總平均，再依求得的平均值來當搜尋的依據，此法雖能找到相似的影像，但卻也同時找到了一些根本就『不像』的影像，原因在於把RGB值加總平均時，已將色彩分佈的特徵淡化了，使得一些顏色對比強烈的影像會被視為相似的。有鑒於此，我們針對影像的色彩特徵提出了用多類支向機的分類(Classification)方法，這種分類方法的使用能改善色彩屬性在空間特徵表達上的不足，藉由特徵值資料的距離空間分佈使得對比較強烈的影像資料能被區分開來，加強我們在搜尋資料時的精確度。再者，經由顏色直方圖(Color histogram)相關方式所得特徵值資料，進行數量多寡排序亦能達到較佳的效果。

先介紹一些相關前置工作，包括三原色RGB的使用、影像切割(Image partition)、相似距離(Similarity metric)的定義，接著提出對本論文影像的切割方法、及擷取特徵值的方式。

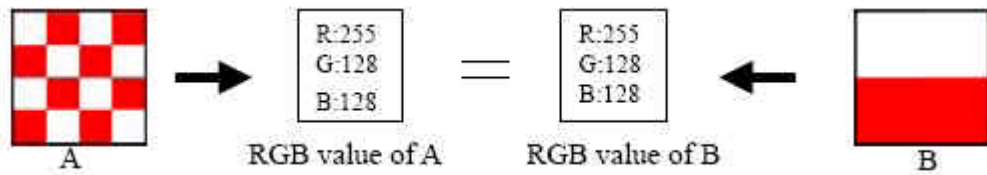
要獲取一張彩色影像上的特徵，最直覺且最容易的方法即是分析影像上的顏色特徵，亦即藉由影像上的色彩分佈情形來萃取出具代表性的特徵。一個比較簡易的方法是將影像中的每一個像素點的RGB值加總平均，並依此平均值當做該影像具代表性的特徵值，當欲進行相似性排序時即可以此特徵來進行比較，達到找相似影像(Similar image)的目的。為了度量兩張影像間之相似程度，通常必須定義相似距離(Similarity metric)。相似距離函數(Distance function, D)定義如下所示：

$$D(Q, P_t) = \sqrt{(R_1 - R_2)^2 + (G_1 - G_2)^2 + (B_1 - B_2)^2} \quad (3.1)$$

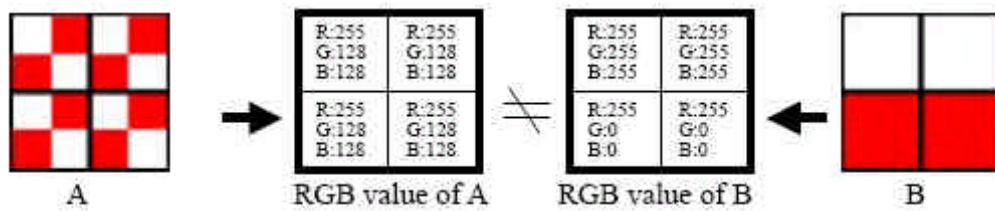
其中 Q 與 P_t 兩張圖像的 RGB 值以 (R_1, G_1, B_1) 與 (R_2, G_2, B_2) 表示，透過這樣的定義，我們即可以計算兩張圖像間的相似距離。

當要對單一主體的彩色影像建檔時，會先將影像加以切割並找出每張子區域影像的特徵，再將之存入影像檢索資料庫中。要查詢相似影像時，會先將查詢影像切割並萃取特徵，然後依據相似距離將影像檢索資料庫中的影像做遞增排序(Increasing order)，距離差愈小的影像代表與Q愈像，反之則愈不像。

使用RGB加總平均值的方法比對，雖然是快速且直覺的相似搜尋方式，但由於透過加總平均取得的色彩特徵容易形成色彩對比鮮明的影像無法分辨的問題，主要原因在於色彩的平均值淡化了影像內容的差異性，如圖九[5]所示。因此我們將對影像進行切割，使得影像的內容特性可以得到較好的考慮。圖九中之A與B是兩張完全不同的影像，其RGB值加總平均後的結果，很明顯的他們的值會一樣，換句話說，這種方法可能找到完全『不像』的影像。為了解決這樣的問題，於是我們將影像予以切割，其作法如圖十所示。透過圖十[5]的例子可以說明，A與B兩張影像先切割後，再分別對子影像進行RGB值加總平均，則可很明顯的看出來A與B中的各子影像RGB平均值均不相同且差距甚大，因此透過切割後相對子影像的RGB值比較，我們即可判定兩張影像是不一樣的。



圖九 影像未分割比較圖

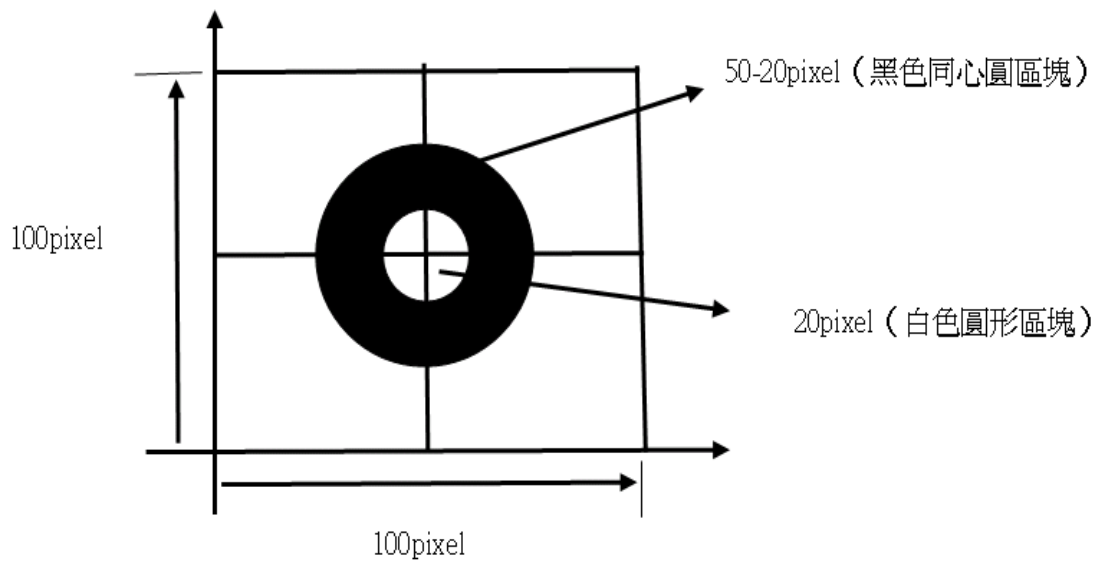


圖十 影像分割後比較圖

由上述例子可以得知影像分割後所得特徵值比不分割較佳，但如何分割將是本篇論文研究主題之一：針對蘭花的形狀分析後本篇論文採取圓形分割方式取得特徵值，上述例子提到的另一個重點：色彩的平均值淡化了影像內容的差異性，所以本篇論文的另一個研究主題是將顏色特徵值的萃取，不是求得子區域的色彩的平均值，而是以顏色直方圖法取得子區域內色彩 RGB 值的分配加上其數量當作多類支向機分析的特徵值資料，此作法較能得到準確數據，在影像比對上也較能得到較佳的效果。

1. 影像分割方式

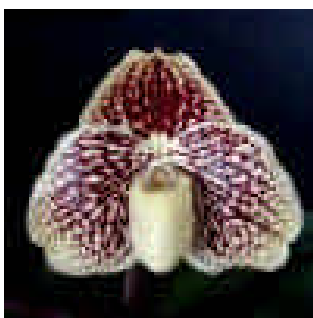
本篇論文針對分析單一主題 - 蘭花為例子，由第二章第四節提到蘭花構造，影像分割的方式以圓形分割的方式獲得如圖十一 所示，分割擷取的方式是以圖中心點畫以 20pixel 為直徑的圓及以中心點取 (50pixel-20pixel) 的同心圓擷取 R、G、B 三色類[25]，50 pixel 以外至 100 pixel 圖像部分不擷取，原因是圖像正規化後針對單一主題蘭花圖像而言，其所佔資訊量較少且若將其納入比對有以下缺點：1. 擷取的資料量增加 2. 影像雜訊會影響比對的效果，本論文實驗數據證明若將 50pixel 以外至 100pixel 圖像資料擷取加入比對效果將會比較差，故在分割上本論文只取 50pixel 以內的影像資料。



圖十一 影像圓形分割結構圖

2. 影像特徵值擷取

由上述研究將蘭花圖像正規化及分割後，會得到兩個子區塊如圖十二 所示：以圖像中心點畫【20pixel 為直徑】的子區塊 1 及中心點取（50pixel-20pixel）的同心圓的子區塊 2，首先將子區塊 1 的 R、G、B 三色頻值及其數量共取 5 組(5 組按數量多寡排列)，1 組為 4 個維度 5 組共 20 個維度，接下來取得子區塊 2 的影像特徵值資料，其取法與上述子區塊 1 的擷取方式一樣，用以下例子：說明擷取特徵值資料的方式。



拖鞋蘭圖



子區塊1



子區塊2

圖十二 影像圓形分割實例圖

子區塊 1 及子區塊 2 如上圖可依數量多寡次序獲得前五組的 R、G、B 三色頻值及其數量如表一 所示。(子區塊 1 擷取之總數量值為 316pixel；子區塊 2 擷

取之總數量值為 1660pixel)

表一 影像特徵值擷取資料表

比對次序	色頻 R 值	色頻 G 值	色頻 B 值	pixel 數量值	備考
1	160	206	188	52	子區塊 1
2	192	143	165	42	子區塊 1
3	135	112	108	34	子區塊 1
4	232	232	202	27	子區塊 1
5	124	86	87	24	子區塊 1
6	74	25	28	370	子區塊 2
7	160	116	118	221	子區塊 2
8	232	232	202	128	子區塊 2
9	124	86	87	123	子區塊 2
10	107	35	43	120	子區塊 2

由表一 擷取之影像數值共 10 組 40 維度的資料為一張蘭花圖像利用本論文所擷取的影像特徵值資料數值，其數值將提供本論文多類支向機分類比對之影像資料庫使用分析相關結果。

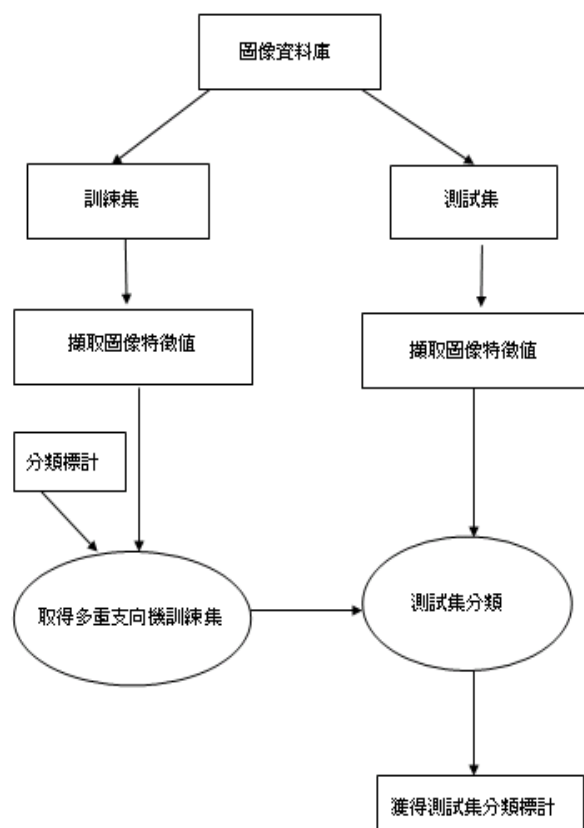
四、存取影像資料庫及比對

由上一節所提到影像特徵值擷取，我們所作的蘭花分類比對的樣本，擷取我們蘭花【洋蘭】分佈較多種類的五個屬做為圖像資料庫[2] [3] [6] [7] [8] [9] 分別為卡多麗亞屬、石斛蘭屬、拖鞋蘭屬、蝴蝶蘭屬、蕙蘭屬，獲得每一張圖像的影像特徵值資料，獲取之資料儲存於影像資料庫內提供相關實驗分析使用。

1. 影像分類比對

在影像分類比對方面，當使用者獲得一些蘭花的影像，系統便會對來源做色彩強度及影像大小的正規化，以便增加特徵值擷取的準確性。分類的方法，我們使用非線性的支向機分類方法[28]，因我們的維度較多，無法以線性方式區分及

因為我們的實驗樣本數共有 5 組，故採用多類支向機[22]做分類，首先將我們的特徵值資料，代入支向機模型中（相關支向機說明請參考第二章第一節），以影像特徵值資料庫建立一分類的訓練集，將我們欲求的未知影像輸入訓練集後如圖十三，預測我們未知影像類別。



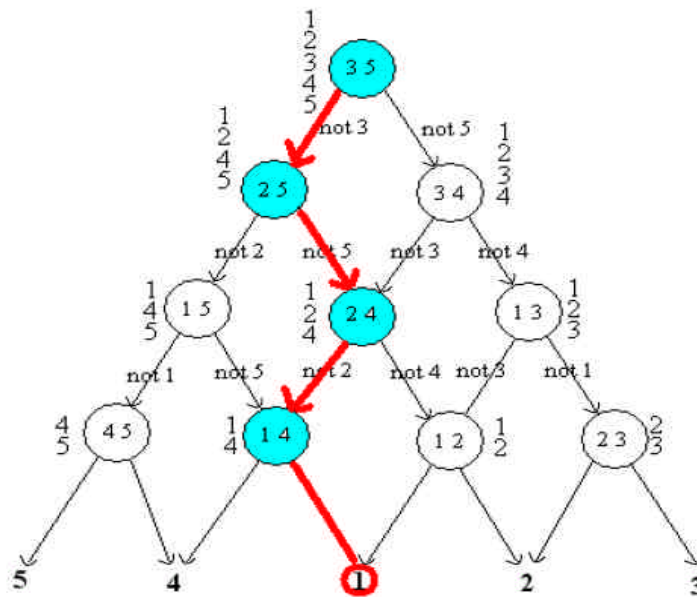
圖十三 支向機分類流程圖

選用之支向機模型的核心函數由本論文第四章對於常用的三種核心函數實驗數據得知為 RBF Kernel 如公式 3.2 式所示，對於本篇研究影像特徵值資料分析有較佳的分類效果。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (3.2)$$

因為本篇論文共有 5 種蘭花圖像樣本做多種類別的分類，所以使用 DAG method[23]結合支向機建立多類支向機模型，此方法是建立一個二元且無循環的有向圖，有 $k(k-1)/2$ ，(k:類別數)個內部節點和 k 個葉節點。每一個內部節點都表示一個支向機，k 個葉節點表示 k 類。未知類別資料 x 由根節點開始測試，

依據該支向機決定下一層是左邊或右邊的內部節點，最後到達的葉節點就是 x 之類別。圖十四 為例：以 5 種類別為例子的 DAG 多類支向機架構圖，圖十四[1] 中：樹的第一個節點 (3,5) 為由第 3 種類及第 5 種類所組成的一組支向機 (為第 3 種類及第 5 種類影像特徵值資料所組成的訓練集) 標記為 svm35，本例子共產生 10 組支向機為：svm35、svm25、svm34、svm15、svm24、svm13、svm45、svm14、svm12、svm23，由紅色標記箭頭往下分類一開始為未知共包含 1-5 類別，經過 svm35 支向機的分類將不是第 3 類別的 (1、2、4、5) 共四類別，再由 svm25 支向機分類，以此類推可得最後分類的結果。由單一主題蘭花圖像使用多類支向機分類後，將未知圖像分類後可依公式 3.1 將未知圖像在類別中找到影像距離最短為最相似之蘭花圖像。



圖十四 DAG多類支向機架構圖 (5個類別為例)

第四章 分析與實驗設計

一、研究步驟與實驗設計

本論文影像圖像分類比對的研究步驟，首先我們先取得蘭花種類的圖像資料，圖像由網路上及圖鑑取得相關蘭花樣本圖像[2][3][6][7][8][9][18][19]，共有卡多麗亞屬、石斛蘭屬、拖鞋蘭屬、蝴蝶蘭屬、蕙蘭屬等五種，每種取 100 張圖像，共 500 張圖像，格式存成全彩 24bit、JPG 檔，接著擷取其圖像特徵值當我們分析的影像資料庫（請參閱第三章第三節內容），首先利用 5 個種類蘭花的圖像樣本，組成 5 組支向機，將其各種類編號 1：卡多麗亞屬、2：石斛蘭、3：拖鞋蘭屬、4：蝴蝶蘭屬、5：蕙蘭屬。組成 5 組支向機分別為 svm12、svm23、svm34、svm45、svm51(例：svm12 為 1、2 種類所組成的支向機)，首先我們在訓練集資料每一種類取 50 個圖像，共 250 張圖像，其餘 5 個種類蘭花圖像各取 50 張作為測試集。以上述方式分析相關實作數據[14]。

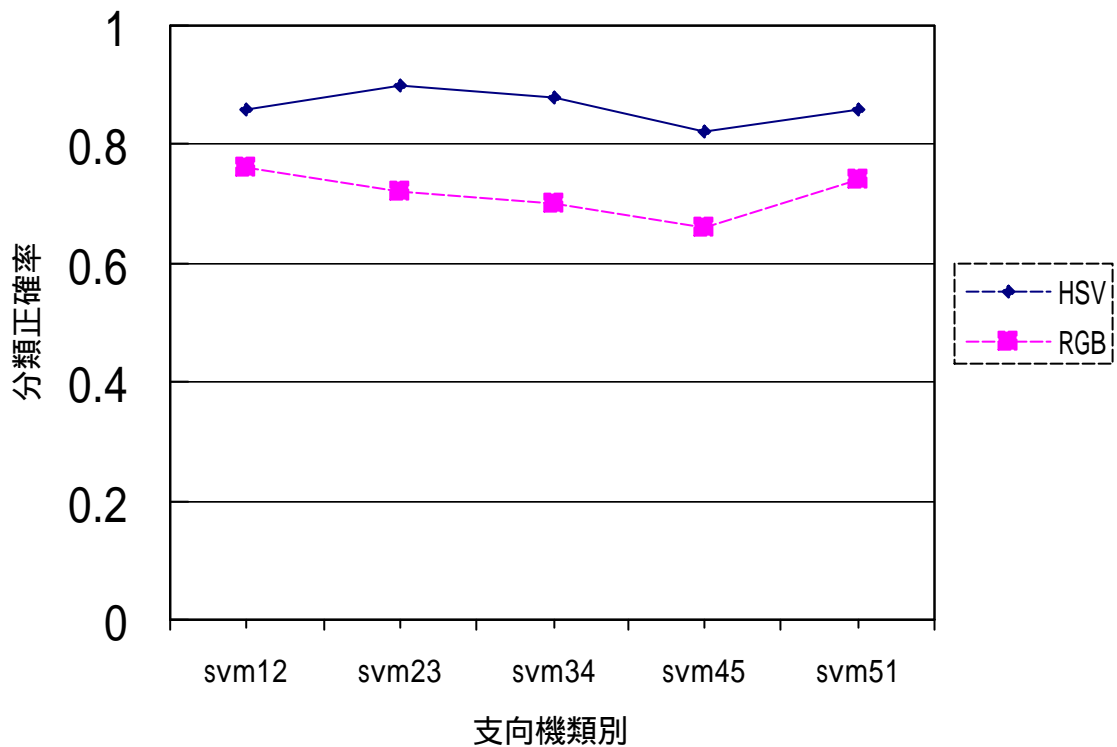
在實驗設計部份我們針對本論文所擷取影像特徵值作幾種測試相關方式是否能影響分類的效果，我們一共分成 5 個部分來測試在何種條件下我們會得到最好的分類效果。我們設計的實驗如下面列出共五個部分：

1. 針對影像座標系的不同，由 RGB 直角座標系及 HSV 座標系兩種方式擷取影像特徵值做支向機分類，比較何種座標系分類效果較佳。
2. 本論文使用非線性支向機，所以本論文使用核心函數為 linear、polynomial、RBF 三種方式作比較何種核心函數對其影像分類的效果最佳。
3. 支向機的核心函數參數比較，本論文使用 RBF 為核心函數使用不同的成本參數 C 及核心參數 g ，以分析影像特徵值分類的效果。
4. 本論文為以分類蘭花圖像為研究基礎，並以 5 種蘭花屬的類別為例；所以我們必須使用多類支向機來分類，故我們以三種多類支向機其分別為 DAG 法、one-against-one 法、one-against-all 法比較其分類的效果。
5. 在影像特徵值的擷取方面，本論文以圓形分割的方式擷取影像特徵值，所以比較其圖像不分割、分割 25 個正方形、及本論文圓形分割方式何者其分類效果較佳。

二、實作及實驗分析

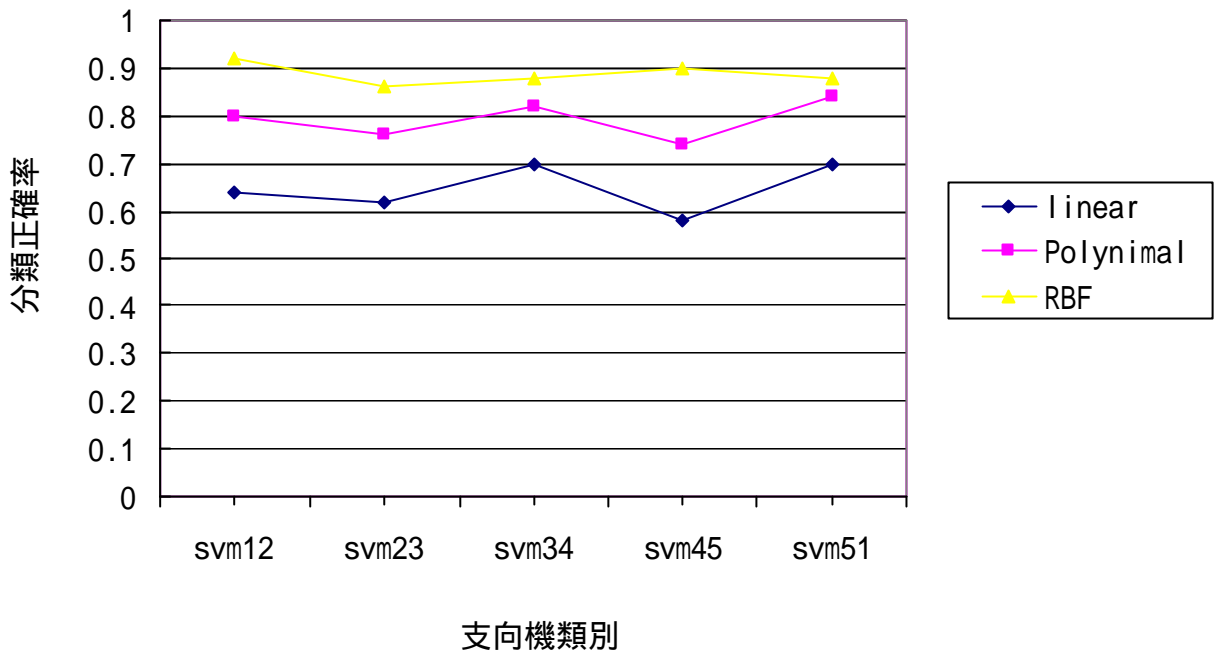
在實驗實作部分：由上一節所提的五個部分來做分析並由實驗數據決定本論文最佳分類效果所必須使用的各項條件。首先針對影像座標系的不同，由 RGB 直角座標系及 HSV 座標系兩種方式擷取影像特徵值做支向機分類所得結果如 表二。其各項支向機資料請參閱上一節，並使用一樣的支向機參數。

表二 影像座標系HSV及RGB分類比較表



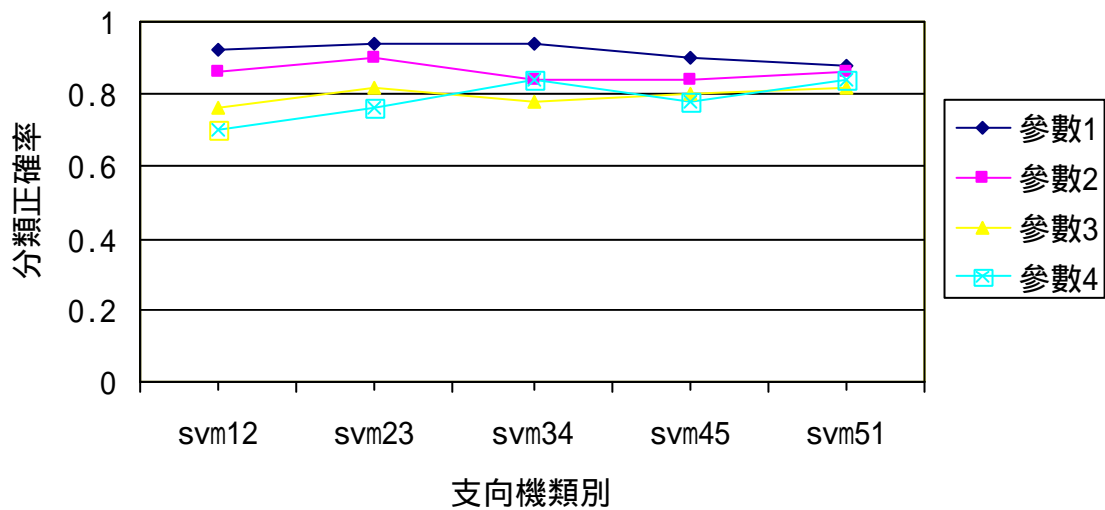
第二部分為核心函數 linear、polynomial、RBF 三種方式作比較其各項條件為一致的情況下作比較，其實驗數據如 表三。

表三 各種核心函數分類比較表



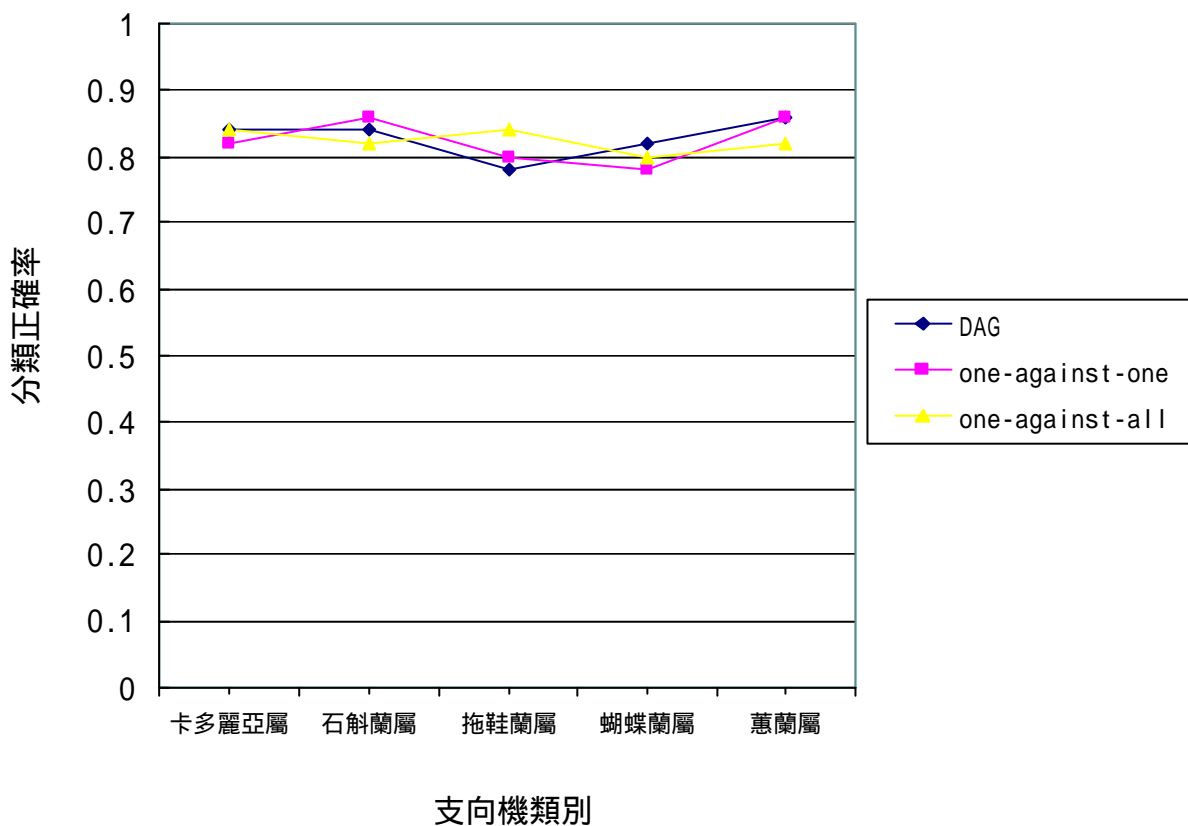
第三部分為支向機的核心函數參數的比較；我們使用 RBF 為核心函數其參數為成本參數 C 及核心參數 g ，我們使用三種不同的參數配對分別為參數 1： $C=100$ 、 $g=0.001$ ；參數 2： $C=10$ 、 $g=0.01$ ；參數 3： $C=1$ 、 $g=0.1$ ；參數 4： $C=0.1$ 、 $g=1$ ，其餘各項條件為一致的情況下作影像分類比較，其實驗數據如 表四。

表四 核心函數不同參數分類比較表



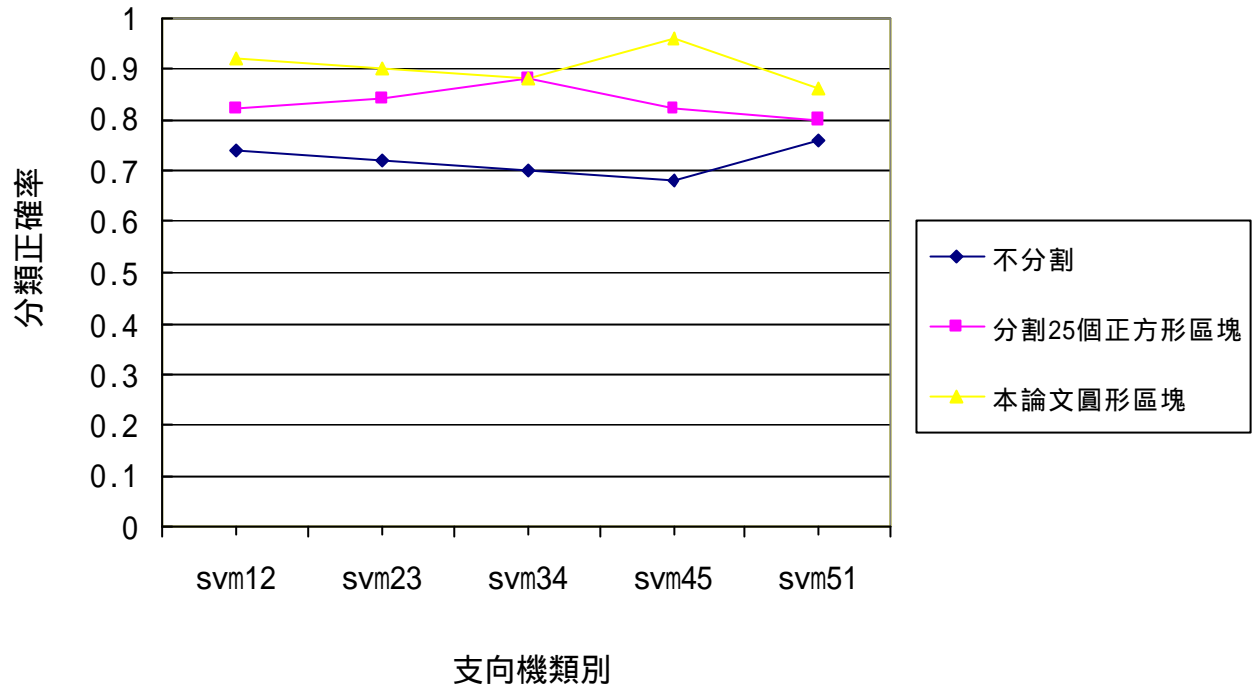
第四部份為各種多類支向機對於本論文影像擷取資料值其分類效果之比較，我們使用三種多類支向機分別為 DAG 法、one-against-one 法、one-against-all 法比較其分類的效果，各項條件為一致的情況下作影像分類比較其卡多麗亞屬、石斛蘭屬、拖鞋蘭屬、蝴蝶蘭屬、蕙蘭屬等五種影像分類的正確率。其實驗數據如 表五。

表五 各種多類支向機分類比較表



第五部分針對本論文所提出的分割方式作一個比較，比較其圖像不分割、分割 25 個正方形、及本論文圓形分割的三種方式，其影像所擷取的資料對影像分類比對效果何者為佳，其實驗數據如 表六。

表六 各種影像分割方式分類比較表



第五章 實證結果與討論

一、各項實驗結果分析

由第四章各項實驗數據可以得知，以各項條件分成 5 個部分所作的實驗結果可以作成影像比對的重要參考，彙整各項資料可的以下結果，如下面幾點所示：

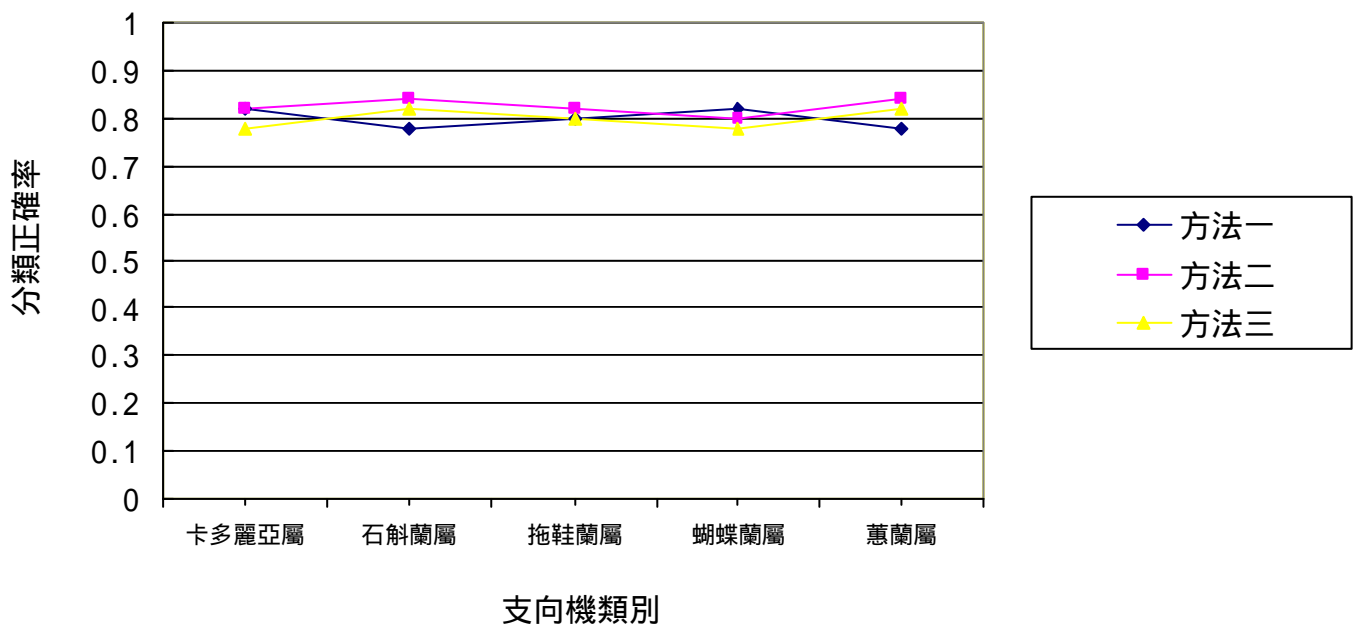
1. 首先可以得知由 RGB 直角座標系及 HSV 座標系兩種方式擷取影像特徵值做支向機分類所得結果，以 HSV 座標系分類效果較佳（以本論文為例）。
2. 第二部分由核心函數 linear、polynomial、RBF 三種方式作比較的結果，以核心函數為 RBF 的分類效果較佳（以本論文為例）。
3. 第三部分為支向機的核心函數參數的比較，我們使用 4 種不同配合的成本參數 C 及核心參數 g ，分別為參數 1： $C=100$ 、 $g=0.001$ ；參數 2： $C=10$ 、 $g=0.01$ ；參數 3： $C=1$ 、 $g=0.1$ ；參數 4： $C=0.1$ 、 $g=1$ ，實驗結果以參數 1： $C=100$ 、 $g=0.001$ 的分類效果較佳。
4. 第四部份我們使用三種多類支向機分別為 DAG 法、one-against-one 法、one-against-all 法比較其分類的效果，由數據上得知其三種分類效果各有好壞，所以其三種多類支向機皆是可行的，對本論文而言選擇 DAG 法作為本論文所使用的多類支向機，因為其步驟較為清楚簡單使用也較為容易，故本論文使用 DAG 法作為我們分析的工具。
5. 第五部分比較其圖像不分割、分割 25 個正方形、及本論文圓形分割的三種方式擷取影像特徵值資料，由實驗數據得知本論文圓形分割得到較佳的影像分類效果。

二、討論實驗結果

由上一節我們得知相關實驗結果對本論文影像分類的影響，由數據我們得知以下為我們作為影像分類的標準：使用 HSV 座標系擷取影像特徵值資料、支向機使用 RBF 為核心函數、支向機的成本參數 C 及核心參數 g 使用 $C=100$ 、 $g=0.001$ 、在多類支向機方面我們使用 DAG 法為我們的支向機模型、影像分割為本論文的方法得到較佳的分類效果。

最後我們改變我們圖像取樣方式，以上述方法實驗是否會影響我們的分類結果，我們在訓練集資料每一種類取 50 個圖像，共 250 張圖像，其餘 5 個種類蘭花圖像各取 50 張作為測試集為方法一；訓練集資料每一種類取 80 個圖像，共 400 張圖像，其餘 5 個種類蘭花圖像各取 20 張作為測試集為方法二；訓練集資料每一種類取 30 個圖像，共 150 張圖像，其餘 5 個種類蘭花圖像各取 70 張作為測試集為方法三。以上述方式分析相關實作數據如表七 得知在訓練集取樣愈多，會得到愈佳的分類結果。

表七 各種不同取樣方式分析表



第六章 結論與未來展望

在一般色彩屬性的擷取方法上，在空間表達上較為不足，所以我們以影像切割來改善這樣的問題。對於單一主體的彩色影像我們以影像分割的技巧找出所在的子影像特徵值資料，再利用多類支向機的方法分類後，同類別圖像以距離的求算判斷兩影像間的相似距離，達到相似影像的相似搜尋，使得當使用者要從類似蘭花圖像上的某一品種，即可透過我們提供的相似影像搜尋方法來進行搜尋。如此只要透過少數的資料即可快速的比對出影像相似分類比對。由於我們旨在以簡單的特徵萃取方法來達到相似性搜尋的動作，同時期許我們的方法能加速在網路上搜尋相似影像的速度與精確度。

由本論文實驗結果可以得知，利用多類支向機影像分類比對是可行的，結合影像分類及比對，可以快速正確的尋找影像資料，希望可以提供影像在搜尋引擎的另一種不同的思考方向，實驗至此只是一個段落，而往後著重的重點是在於提升辨識的正確率，相信在不久的將來影像比對引擎能推出讓使用者更方便使用的系統。

第七章 參考文獻

一、中文部分

- [1]王景南，元智大學資訊管理學系碩士論文，多類支向機之研究，2003.
- [2]新井清彥著；? 玉枝譯，迷你洋蘭，1998，22-49頁.
- [3]郭玉梅，新養蘭學，1984，39-145頁.
- [4]黃建榮，朝陽科技大學資訊管理系碩士論文，使用支援向量機分類變異特徵之影響查詢，2004.
- [5]周永振，朝陽科技大學資訊管理系碩士論文，植基於照片色彩屬性相似性之研究，2002.
- [6]楊國隆，養蘭學，1984，5-96頁.
- [7]董新堂，新洋蘭學，1980，5-42頁.
- [8]麥奮，亞洲原產拖鞋蘭圖譜，1990，4-142頁.
- [9]蘭花世界雜誌，養蘭技藝，1984，24-41頁.

二、西文部分

- [10] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. Vapnik. A training algorithm for optimal margin classifiers. In Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, Pittsburgh. ACM, 1992.
- [11] B. Brunelli, and O. Mich, "Histograms Analysis for Image Retrieval," Pattern Recognition, Vol. 34, pp. 1625-1637, 2001.
- [12] Carlo Colombo and Alberto Del Bimbo, "Color-Induced image representation and retrieval," Pattern Recognition, 32, pp. 1685-1695, 1999.
- [13] C. Cortes and V. Vapnik, "Support vector networks," Machine Learning, vol 20, pp1-25, 1995.
- [14] C.C. Chang and C.-J. Lin. LIBSVM: a library for support vector machines. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2001.
- [15] C. Corinna, and Vladimir V, "Support-vector networks," Machine Learning, Vol. 20, pp. 273-297, 1995.

- [16] C. Chan, , and L. H.Chen, “Fast Mapping Algorithm for Histogram to Binary Set Conversion,” Pattern Recognition Letter, Vol.21, pp.899-906, 2000 .
- [17]G.Gevers, “Robust Histogram Construction from Color Invariants,” The Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp.615 – 620,2001.
- [18] <http://dsorchid.myweb.hinet.net/new.flower.htm>
- [19] <http://www.tristar-orchids.com.tw>
- [20] J. C. Platt, N. Cristianini, and J. Shawe-Taylor. Large margin DAGs for multiclass classification. In Advances in Neural Information Processing Systems, volume 12, pages 547-553. MIT Press, 2000.
- [21] J. Friedman. Another approach to polychotomous classification. Technical report, Department of Statistics, Stanford University, 1996.
- [22] J. Weston and C. Watkins, “Multiclass support vector machines,” Univ .London, U.K., Tech. Rep. CSD-TR-98-04, 1998.
- [23] J. C. Platt, N. Cristianini, and J. Shawe-Taylor. Large margin DAGs for multiclass classification. In Advances in Neural Information Processing Systems, volume 12, pages 547-553. MIT Press, 2000.
- [24] L. Bottou, C.Cortes, J. Denker, H.Drucker, I. Guyon, L.Jackel, Y. LeCun, U.Muller, E. Sackinger, P. Simard, and V. Vapnik. Comparision of classifier methods: a case study in handwriting digit recognition. In International Conference on Pattern Recognition, pages 77-87. IEEE Computer Society Press, 1994.
- [25] M. S. Kankanhalli, B. M. Mehtre and Jian Kang Wu, .Cluster-Based color matching for image retrieval,. Pattern Recognition, 29(4), pp. 701-708, 1996.
- [26] N.Cristianini, J. Shawf-Taylor. An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods,Cambridge University Press,2000.
- [27] N. H., K. N. P., and A. N. V., “Automatic location and tracking of

the facial region in color video sequences,” *Signal Processing:Image Communication*, Vol. 14, pp. 359-388,1999.

[28] Olivier Chapelle, Patrick Haffner, and Vladimir N. Vapnik, “Support Vector Machines for Histogram-Based Image Classification,” *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, VOL. 10, NO. 5, SEPTEMBER, 1999

[29] R. Brunelli and O. Mich, .Histograms analysis for image retrieval,. *Pattern Recognition*, 34, pp. 1625-1637, 2001

[30] Steve R.Gunn., “Support vector machines for classification and regression,” *ISIS technical report*, Image speech and intelligent systems group of University of Southampton.,1998.

[31]S. Suresh Choubey and V.Vijay Raghavan, .Generic and fully automatic content-based image retrieval using color,. *Pattern Recognition Letters*, 18, pp.1233-1240, 1997.

[32]S. J.Swain, , and D. H.Ballard, “Color Indexing,” *Int. J. Comput.Vis.*, Vol. 7, No. 1, pp. 11-32,1991.

[33]S. C. Su, , and Chou, C. H. (2001), “A Modified Version of the K-means Algorithm with a Distance Based on Cluster Symmetry,” *IEEETransactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 674-680.

[34] U. KreBel. *Pairwise Classification and Support Vector Machines. Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning*, pages254-268, Cambridge, MA, MIT Press, 1999.

[35] V. Vapnik, *Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning*, pages1-15, Cambridge, MA, MIT Press, 1999.

[36] V. Gudivada and V. Raghavan, “Content-Based image retrieval systems,” *IEEE Comput*, 28(9), pp. 18-22, 1995.