

臺灣二〇〇六年國際科學展覽會

科 別：電腦科學

作 品 名 稱：植物葉片自動辨識系統

得 獎 獎 項：第一名
美國團隊正選代表:美國第 57 屆國際科技展覽會
英特爾電腦科學獎 第一名

學校 / 作者：國立新竹女子高級中學 陳虹汝
國立新竹女子高級中學 楊旻儒



陳虹汝,就讀國立新竹高級女子中學三年級.

興趣是電腦,曾在國小參加兒童電腦班,自此便相當喜愛電腦,也對電腦相關的資訊一直有注意.

高中時,專題研究便選生活應用科技科,經老師的指導後,使我對電腦相關的知識更加豐富.

在這次作品中,我對影像處理及程式方面的有很多的認識.在作這個專題時,受到許多人的協助,非常感謝.



楊旻儒，就讀新竹國立女子高級中學。

國小時就開始參加科學展覽的競賽，國中時也參加科學展覽競賽並皆有在新竹市獲得名次，國中及高中時都有參加各個科學競賽及活動，尤其是對電腦學科特別有興趣，於高二時也參加了交通大學資訊工程營隊，拓寬自己在這方面的視野。

在這次的作品中，在老師的指導與和同學的互相琢磨下，更讓我在關於電腦影像以及程式方面有更多的了解。能夠有這個機會參與，這都是來自各方的支持與協助，謝謝。

英文摘要(Abstract) :

Automatic Leaf Recognition System

In our living environment, there are many kinds of plants, but we can only name a few. We may consult an encyclopedia about plants, we always can't find any encyclopedia with us. Besides, even if we have one, it won't be easy to find out the proper section or the exact page immediately. How should we solve this problem? One significant improvement can be expected if the plant recognition can be carried out by a computer. First, we take a picture of the unknown plant's leaf. Then, we transmit this image into a leaf database to recognize. After the recognition we will get the answer easily. By using a computer-aided leaf recognition system, non-professionals can also identify many plant species. Isn't it much more convenient than checking the encyclopedia?

In this study, we present an efficient method for leaf database retrieval by inputting leaf images. We use a two-stage approach and combined features with optimized weight to adjust the system to get the best system performance. The result of the experiment shows that our approach is workable and efficient. 82% leaves of the query images can be recognized accurately. And in general, the average response time only takes 17.22 sec per query.

中文摘要：

植物葉片自動辨識系統

在我們週遭環境中常可見到許多種類的植物，然而可以叫出名字的卻少之又少，或許我們可以查閱植物百科之類的書籍，但是這類書籍通常多不在手邊，就算有了植物百科，也不易翻到顯示該種植物的正確章節。假如我們可以將想要認識的植物葉片影像取得後，透過網路將該影像傳送至植物葉片資料庫查詢，經過電腦的自動分析辨識後，再將結果傳送回來，這樣不是比查閱植物百科方便多了嗎？

本研究提出一種利用輸入葉片的影像來進行植物資料庫辨識查詢的方法，藉著兩階段處理的策略及最佳權重組合式的特徵值來調校系統，以達到較佳的整體辨識效能，從實驗測試的結果得知，我們的策略與方法確實有效，有 82% 的查詢葉片可以被精確的辨識出來，而每次查詢的平均反應時間只要 17.22 秒。

一、研究動機與目的：

近年來由於台灣人口成長，及經濟發展，及對自然環境的超限利用，自然生態環境相對也遭受到極大的破壞，許多植物種類已經受到威脅或瀕臨滅絕的危機，爲了讓人們對於植物有進一步的認識，進而珍惜愛護植物，較爲簡便的方式就是建立完整之植物資料庫，並提供便利有效的查詢方式，以協助快速的認知與學習。

目前台灣地區的數位化植物資料庫以中央研究院之「台灣本土植物資料庫」最爲完善，其查詢的方式需輸入科名、屬名、學名、中文名等，對於一般人來說實在是不易上手使用，就現今社會生活環境而言，以葉片影像來查詢植物資料庫是最爲方便的了，主要的原因有兩點：第一點是相較於根、莖、花、果，葉片可算是最容易見到與接觸到的植物特徵了；第二點是行動式通訊網路的發達及隨手可得的影像取得設備（如數位相機、網路攝影機、照相機、掃描器等），人們可即時地取得葉片影像並連結至植物資料庫查詢。

在我們週遭環境中常見到許多種類的植物，然而可以叫出名字的卻少之又少，真的是應驗了阿嬤口中所說近世農村生活式微，長於都市者鮮能辨識草木之形，或許我們可以查閱植物百科之類的書籍，但是這類書籍通常多不在手邊，就算有了植物百科，也不易翻到顯示該種植物的正確章節。假如我們可以如圖 1 所示般，將想要認識的植物葉片影像取得後，透過網路將該影像傳送至植物葉片資料庫查詢，經過分析辨識，資料庫再將結果傳送回來，這樣不是比查閱植物百科方便多了嗎？

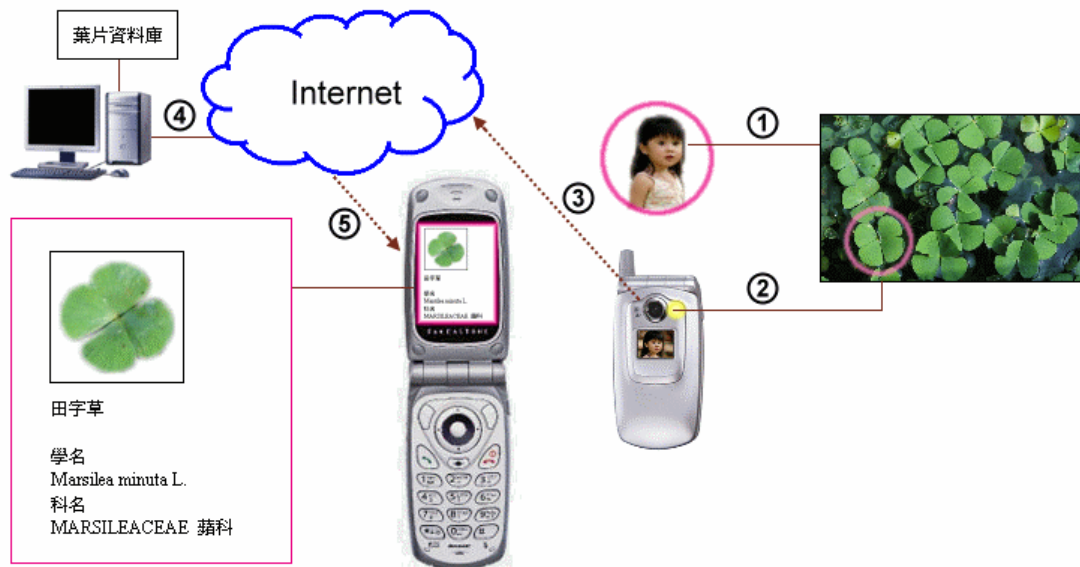


圖 1 葉片辨識創意構想

二、研究過程：

1. 簡介

參考文獻[1]對於物體辨識作了些通用性的描述，我們可將其略作修改而套用到植物葉片的辨識，整個葉片辨識過程可用圖 2 來說明，葉片資料庫是由具有特徵值的不同種類葉片所組成，需要辨識的未知葉片將其特徵值求取出來後，與資料庫中各葉片的特徵值做比對，看看和哪一個葉片最像，系統就會判定這個未知的葉片爲最像之葉片所代表的植物。

關於影像的物體辨識方法所採用的特徵值主要有兩類[2]：一是利用輪廓特徵值，另一個是利用區域特徵值，一般而言，利用輪廓特徵的物體辨識方式速度較慢，而且不太容易找到物體正確的輪廓曲線，所以我們採用性質較為穩定的區域特徵值作為葉片辨識的依據，由參考文獻[4]知道，很難使用某一個特徵值就能達到辨識能力佳與運算反應時間短的要求，本研究希望能夠藉著數個特徵值的組合運用，以獲得最佳的整體辨識效能。

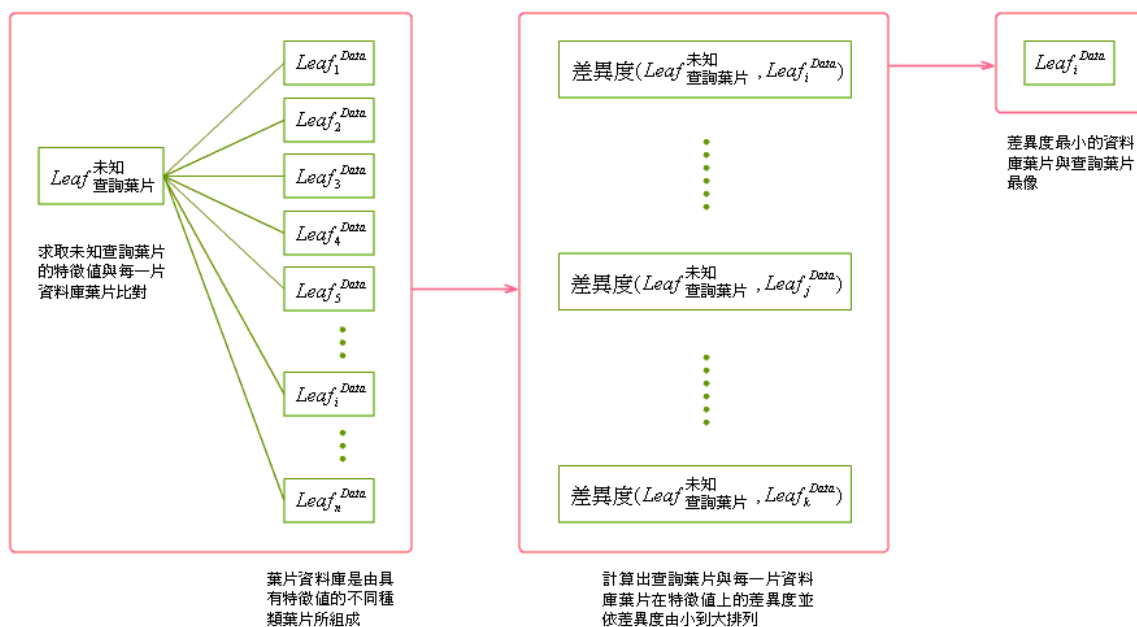


圖 2 葉片辨識過程

2. 葉片的特徵值與差異度

由參考資料[1]得知，關於物體二維平面影像的辨識與分析可供採用的特徵值有非常多的種類，我們依據葉片影像的特質及程式撰寫的便利性選擇了縱橫比、中心點位置、平均半徑、邊緣簽名、垂直方向投影、水平方向投影等六項特徵值。此外，在葉片辨識比對的過程中，必須評估兩張葉片在某項特徵值上是否相似？其相似或差異的程度是多少？所以兩張葉片在這些特徵值上的差異度（兩張葉片的差異度越小表示兩張葉片的相似度越高）必須給予明確的定義及計算方式。本節將針對我們所選用的葉片特徵值與差異度分別做詳盡地描述。

A. 縱橫比

縱橫比 *Ratio* 代表著葉片的縱向長度 L_y 與橫向長度 L_x 的比值，可由式子

$$Ratio = \frac{L_y}{L_x}$$

計算得到，例如圖 3 中的葉片，其 $L_y = 134\text{ pixels}$ ； $L_x = 300\text{ pixels}$ ，故其縱橫比為

$$Ratio = \frac{134}{300} = 0.4467$$

兩張葉片 *Leaf1* 與 *Leaf2* 在特徵值縱橫比上的差異度，我們採用下列式子計算，其中

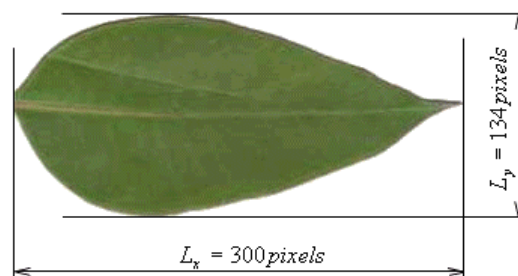


圖 3 縱橫比 $Ratio = 0.4467$

$Ratio^{Leaf1}$ 與 $Ratio^{Leaf2}$ 分別代表葉片 $Leaf1$ 與葉片 $Leaf2$ 的縱橫比。

$$Difference_{Ratio}(Leaf1, Leaf2) = \left| Ratio^{Leaf1} - Ratio^{Leaf2} \right|$$

B. 中心點位置

葉片中心點 $Center$ 的位置 (C_x, C_y) 依下列式子計算得到

$$C_x = \frac{1}{(B_{Right} - B_{Left} + 1)} \times \left(\frac{\sum_{x=B_{Left}}^{B_{Right}} \sum_{y=B_{Up}}^{B_{Low}} (x - B_{Left} + 1) \cdot f(x, y)}{\sum_{x=B_{Left}}^{B_{Right}} \sum_{y=B_{Up}}^{B_{Low}} f(x, y)} - 0.5 \right)$$

$$C_y = \frac{1}{(B_{Low} - B_{Up} + 1)} \times \left(\frac{\sum_{y=B_{Up}}^{B_{Low}} \sum_{x=B_{Left}}^{B_{Right}} (y - B_{Up} + 1) \cdot f(x, y)}{\sum_{x=B_{Left}}^{B_{Right}} \sum_{y=B_{Up}}^{B_{Low}} f(x, y)} - 0.5 \right)$$

其中 (x, y) 代表葉片影像的像素座標，若是 $(x, y) \in$ 葉片內部，則 $f(x, y) = 1$ ；若是 $(x, y) \notin$ 葉片內部，則 $f(x, y) = 0$ ； B_{Up} 、 B_{Low} 、 B_{Left} 、 B_{Right} 則分別代表葉片的上、下、左、右邊界，例如圖 4 的葉片示意圖，其中心點的位置為

$$C_x = \frac{1}{9-2+1} \times \left(\frac{1 \times 2 + 2 \times 4 + 3 \times 5 + 4 \times 6 + 5 \times 6 + 6 \times 4 + 7 \times 3 + 8 \times 1}{2+4+5+6+6+4+3+1} - 0.5 \right) = 0.4698$$

$$C_y = \frac{1}{8-3+1} \times \left(\frac{1 \times 3 + 2 \times 6 + 3 \times 8 + 4 \times 7 + 5 \times 5 + 6 \times 2}{3+6+8+7+5+2} - 0.5 \right) = 0.4758$$

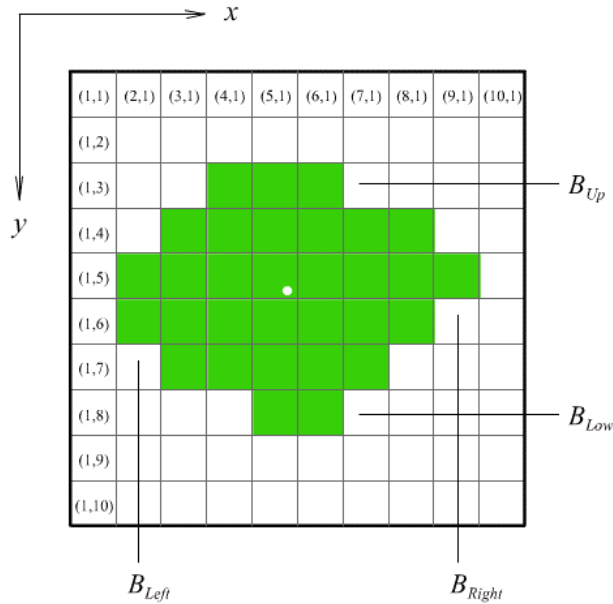


圖 4 中心點位置(0.4698,0.4758)

兩張葉片 $Leaf1$ 與 $Leaf2$ 在特徵值中心點位置上的差異度，我們採用下列式子計算，其中 $(C_x^{Leaf1}, C_y^{Leaf1})$ 與 $(C_x^{Leaf2}, C_y^{Leaf2})$ 分別代表葉片 $Leaf1$ 與葉片 $Leaf2$ 的中心點位置。

$$Difference_{Center}(Leaf1, Leaf2) = \sqrt{(C_x^{Leaf1} - C_x^{Leaf2})^2 + (C_y^{Leaf1} - C_y^{Leaf2})^2}$$

C. 邊緣簽名

簽名是葉片邊緣的一種函數表示法，我們可以在某一固定的角度間隔上，取葉片中心點到邊緣的距離 $Radius(\theta_1), Radius(\theta_2), \dots, Radius(\theta_n)$ 來表示，例如圖 3 中的葉

片，其邊緣簽名如圖 5 所示。

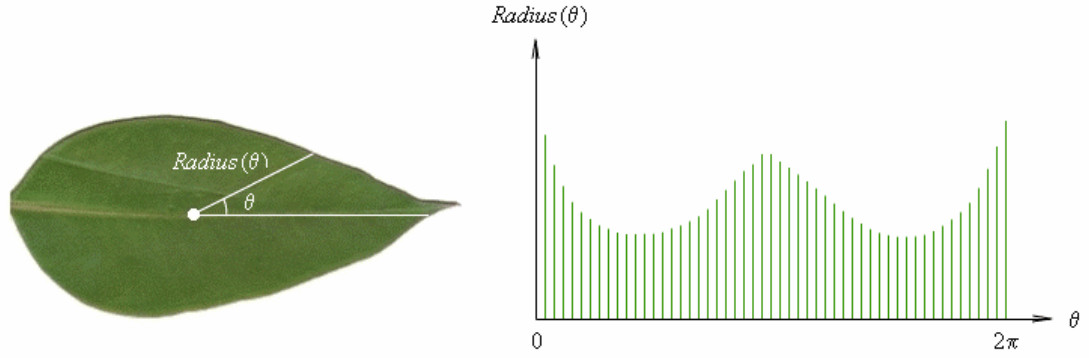


圖 5 葉片邊緣簽名

兩張葉片 $Leaf1$ 與 $Leaf2$ 在特徵值邊緣簽名上的差異度，我們採用下列式子計算，其中 $Radius^{Leaf1}(\theta_i)$ 與 $Radius^{Leaf2}(\theta_i)$ 分別代表葉片 $Leaf1$ 與葉片 $Leaf2$ 在 θ_i 角度時中心點到邊緣的距離。

$$Difference_{Radius}(Leaf1, Leaf2) = \sum_{i=1}^n |Radius^{Leaf1}(\theta_i) - Radius^{Leaf2}(\theta_i)|$$

D. 平均半徑

葉片的平均半徑 $AvgRadius$ 代表中心點至邊緣的平均距離，可用下列式子由其邊緣簽名求得

$$AvgRadius = \frac{\sum_{k=1}^n Radius(\theta_k)}{n}$$

兩張葉片 $Leaf1$ 與 $Leaf2$ 在特徵值平均半徑上的差異度，我們採用下列式子計算，其中 $AvgRadius^{Leaf1}$ 與 $AvgRadius^{Leaf2}$ 分別代表葉片 $Leaf1$ 與葉片 $Leaf2$ 的平均半徑。

$$Difference_{AvgRadius}(Leaf1, Leaf2) = |AvgRadius^{Leaf1} - AvgRadius^{Leaf2}|$$

E. 垂直方向投影與水平方向投影

垂直方向投影 P_x 與水平方向投影 P_y 的定義分別如下

$$P_x(i) = \sum_{y=1}^{ImgH} f(i, y), \quad i = 1, 2, 3, \dots, ImgW$$

$$P_y(j) = \sum_{x=1}^{ImgW} f(x, j), \quad j = 1, 2, 3, \dots, ImgH$$

其中 (i, y) 代表葉片影像第 i 行的像素座標，若是 $(i, y) \in$ 葉片內部，則 $f(i, y) = 1$ ；若是 $(i, y) \notin$ 葉片內部，則 $f(i, y) = 0$ ； (x, j) 代表葉片影像第 j 列的像素座標，若是 $(x, j) \in$ 葉片內部，則 $f(x, j) = 1$ ；若是 $(x, j) \notin$ 葉片內部，則 $f(x, j) = 0$ ； $ImgW$ 與 $ImgH$ 則分別代表葉片影像的寬度與高度，我們可如圖 6 所示般，用垂直投影直方圖與水平投影直方圖來表示其投影結果。

兩張葉片 $Leaf1$ 與 $Leaf2$ 在特徵值垂直方向投影與水平方向投影上的差異度，我們分別採用下列式子計算，其中 $P_x^{Leaf1}(i)$ 與 $P_x^{Leaf2}(i)$ 分別代表葉片 $Leaf1$ 與葉片 $Leaf2$ 在第 i 行的垂直方向投影； $P_y^{Leaf1}(j)$ 與 $P_y^{Leaf2}(j)$ 分別代表葉片 $Leaf1$ 與葉片 $Leaf2$ 在第 j 列的水平方向投影。

$$Difference_{P_x}(Leaf1, Leaf2) = \sum_{i=1}^{ImgW} |P_x^{Leaf1}(i) - P_x^{Leaf2}(i)|$$

$$Difference_{P_y}(Leaf1, Leaf2) = \sum_{j=1}^{ImgH} |P_y^{Leaf1}(j) - P_y^{Leaf2}(j)|$$

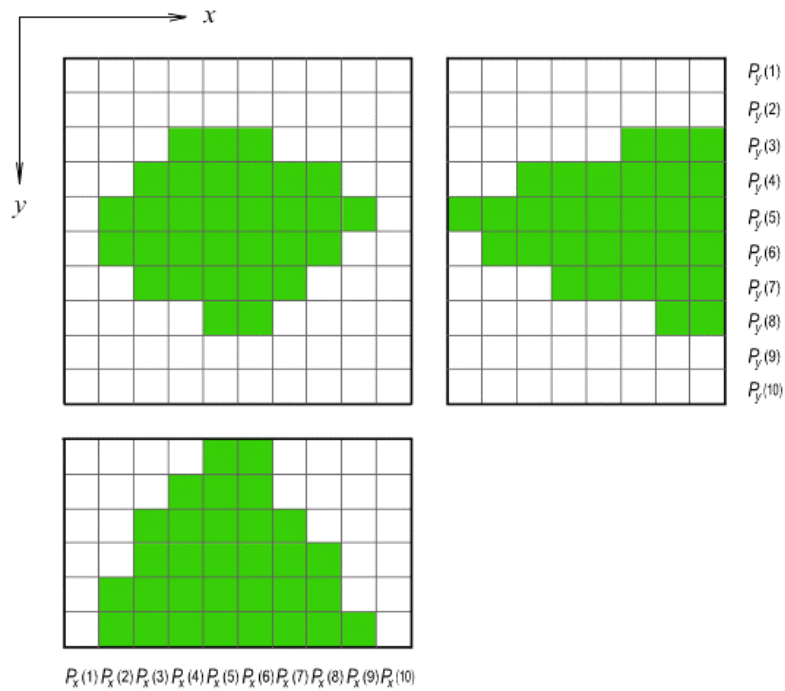


圖 6 垂直方向投影直方圖與水平方向投影直方圖

3. 葉片影像的正規化

由於葉片特徵值中的邊緣簽名、平均半徑、垂直方向投影及水平方向投影與葉片影像的大小有很密切的關係，所以在使用這些特徵值作為葉片間的差異度比對前，必需將影像轉換成統一的大小尺寸規格（本研究採用 $300\text{pixels} \times 300\text{pixels}$ ），我們稱此過程為葉片影像的正規化。如圖 7 所示，首先我們將原始葉片影像去除背景並作邊界的偵測，再來，根據邊界計算出葉片的縱橫比 $Ratio$ ，若是 $Ratio < 1$ ，則依邊界將葉片影像剪裁並等比例縮放至 $300(\text{pixels}) \times H(\text{pixels})$ 的大小；若是 $Ratio \geq 1$ ，則依邊界將葉片影像剪裁並等比例縮放至 $W(\text{pixels}) \times 300(\text{pixels})$ 的大小，最後，我們將葉片影像貼入一幅 $300(\text{pixels}) \times 300(\text{pixels})$ 的空白影像中，即完成葉片影像的正規化步驟。

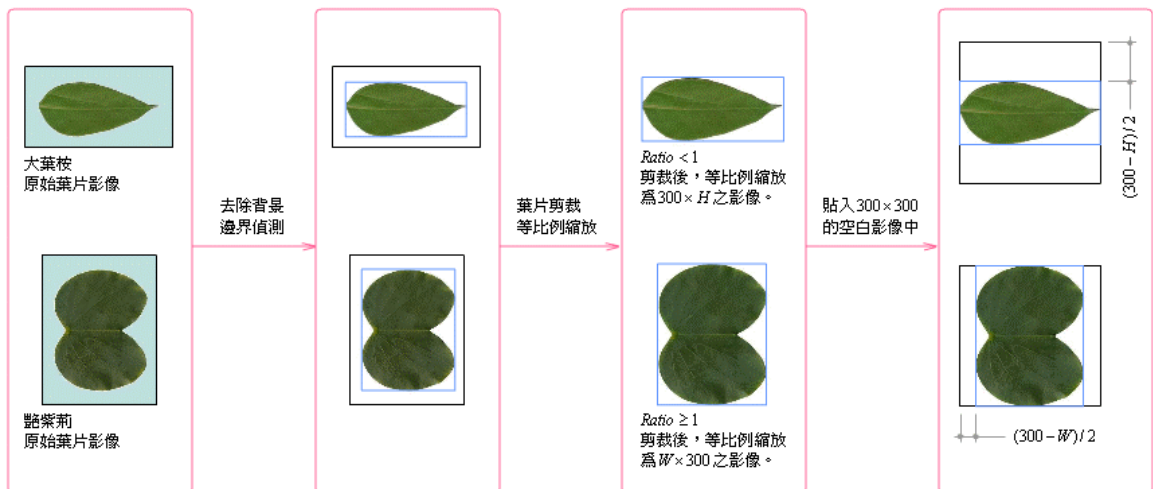


圖 7 葉片影像的正規化

4. 資料庫葉片與測試葉片

我們實驗所使用的葉片（如圖 8 所示）大部份都就近在學校校園內摘取，去除葉柄後利用桌上型平台式掃描器來取得葉片的影像，計有 50 種，每種各有 5 片資料庫葉片、2 片測試葉片。

由於葉片影像的正規化過程會耗費大量的電腦運算時間，為了加速程式的處理與反應，所以每一幅資料庫葉片影像，我們都預先使用影像處理軟體 *Ulead PhotoImpact* 予以正規化，將其剪裁調整成 $300\text{pixels} \times 300\text{pixels}$ 的大小。至於測試葉片影像，因其必需模擬使用者輸入的查詢影像，所以必須保持原始掃描器所取得的影像，等到程式運作讀入測試葉片影像後，再利用程式執行正規化的動作。





圖 8 實驗所使用的 50 種葉片

5. 葉片特徵值的辨識能力測試

我們在提出葉片辨識的方法之前，必須針對每一個特徵值的辨識能力以及耗費時間作測試與了解，參考文獻[3]提出了一種稱為 *AVRR*（同種類葉片的平均排名 *Average Rank of All the Same Class Images*）的辨識能力指標，可將其稍作修改用來測試資料庫葉片每個特徵值的辨識能力。

$Leaf_x^{Test}$ 代表某一張編號為 x 的測試葉片（ $x = 1, 2, \dots, 100$ ，50 種植物，每種 2 片測試葉片，計 100 片），先將其正規化處理後與每一張資料庫葉片 $Leaf_i^{Data}$ （ $i = 1, 2, \dots, 250$ ，50 種植物，每種 5 片資料庫葉片，計 250 片）在某項特徵值 α 上的差異度計算出來 $Difference_{\alpha}(Leaf_x^{Test}, Leaf_i^{Data})$ ，再來，依據差異度 $Difference_{\alpha}(Leaf_x^{Test}, Leaf_i^{Data})$ 作由小到大的排序而得到相似度的排名，最後，我們把與測試葉片 $Leaf_x^{Test}$ 同一種類的 5 張資

料庫葉片之相似度排名加總後除以 5，即可得到測試葉片 $Leaf_x^{Test}$ 的同種類葉片在特徵值 α 上的平均排名 $AVRR_x^\alpha$ ，在最理想的情況下，相似度排名前 5 名的資料庫葉片均與測試葉片 $Leaf_x^{Test}$ 同一種類，那麼 $AVRR_x^\alpha = (1 + 2 + 3 + 4 + 5) / 5 = 3$ 。

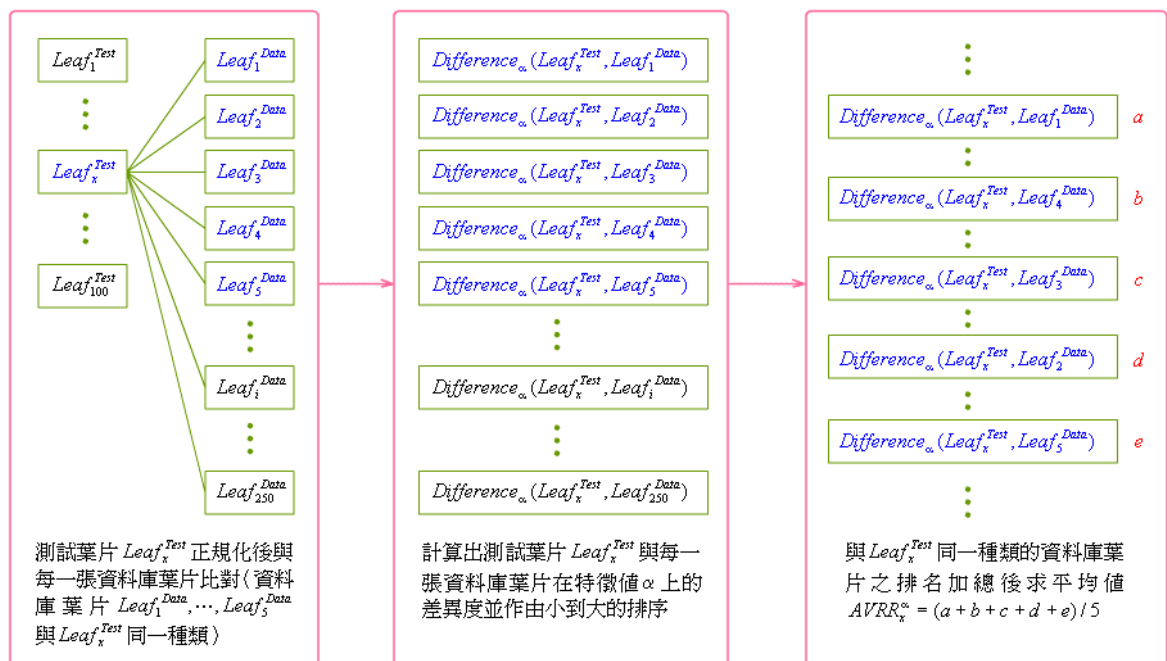


圖 9 $AVRR_x^\alpha$ 計算示意圖

每一張測試葉片 $Leaf_x^{Test}$ 在特徵值 α 上的 $AVRR_x^\alpha$ 都求得後，我們可以計算整體測試葉片在特徵值 α 上的平均排名 $AVRR^\alpha$ ，其算式如下

$$AVRR^\alpha = \frac{\sum_{x=1}^{100} AVRR_x^\alpha}{100}$$

不同的特徵值 α ，其 $AVRR^\alpha$ 越小代表其辨識能力越佳。經過程式的實際測試後（程式執行畫面見圖 10），每一個特徵值的整體同種類葉片平均排名 $AVRR^\alpha$ 與運算耗費時間則記錄於表格 1。

項目 \ 特徵值	縱橫比	中心點位置	平均半徑	邊緣簽名	垂直投影	水平投影
$AVRR$	24.034	38.660	28.098	16.154	11.492	18.086
測試葉片特徵值求取	48.625	54.453	59.141	58.234	53.625	53.641
資料庫葉片特徵值求取	42.688	60.453	73.781	73.391	59.609	60.500
$AVRR$ 計算時間	1.703	1.485	1.547	1.844	1.750	1.937
整體耗費時間	93.016	116.391	133.469	133.469	114.984	116.078
備註	1. 時間單位：秒 2. CPU：AMD XP2600、Memory：256MB					

表格 1 各項特徵值的 $AVRR$ 與運算耗費時間

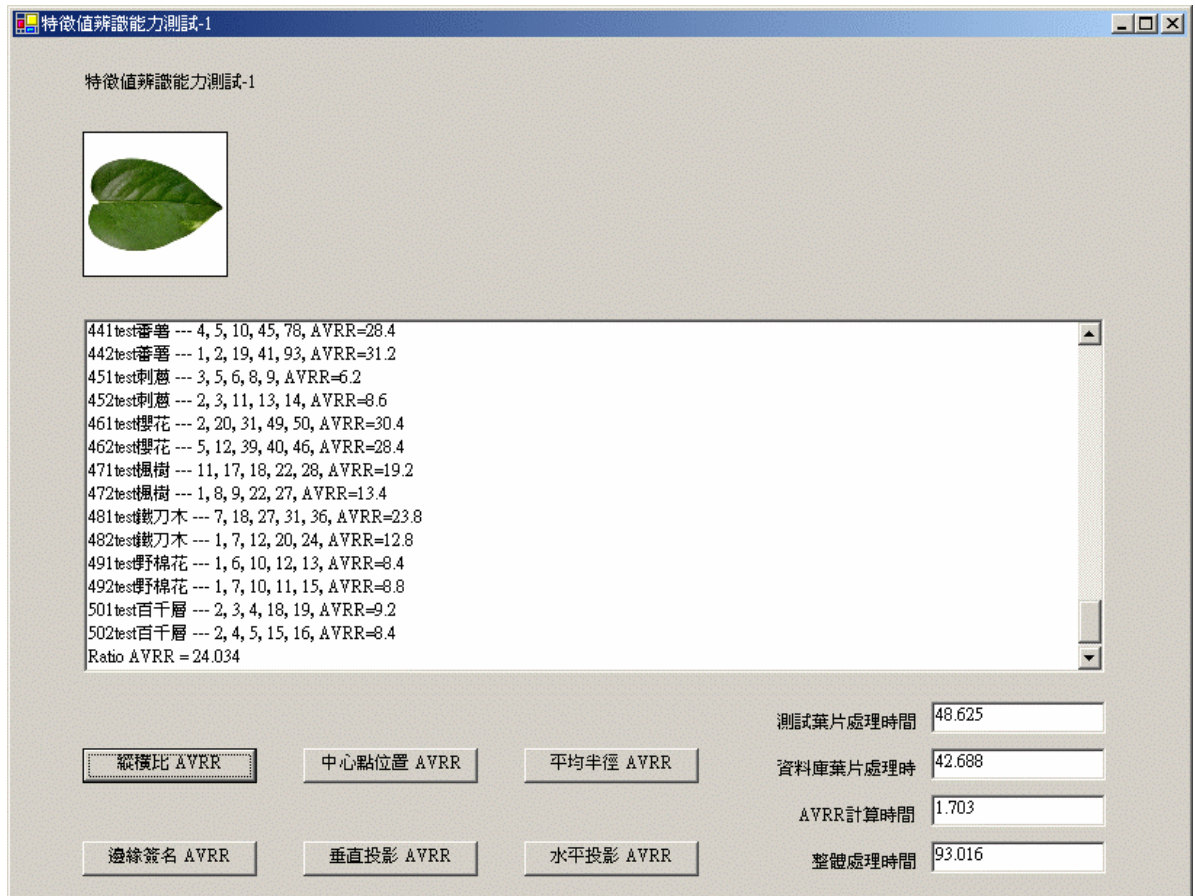


圖 10 葉片特徵值的辨識能力測試程式執行畫面

由表格 1 我們可以知道，測試程式的整體耗費時間主要用來處理測試葉片與資料庫葉片的特徵值求取，我們可以不必在意測試葉片的特徵值求取時間，因為在植物葉片辨識系統實際執行的時候，通常使用者輸入的查詢葉片只有 1 片，而非測試葉片的 100 片，故查詢葉片的特徵值求取並不會耗費太多的時間。

但是資料庫葉片的特徵值求取時間就不是這麼一回事了，每一次葉片查詢都要搜尋比對整個葉片資料庫，也就是說資料庫葉片的特徵值在每次查詢的時候都得重新計算，若是我們能夠將資料庫葉片的特徵值預先計算後儲存起來，那麼對於植物葉片辨識系統的比對反應時間將會減少許多。資料庫葉片特徵值中的縱橫比、中心點位置、平均半徑的資料量較少，比較適合預先處理儲存起來，但是對於資料量較大的特徵值，如邊緣簽名、垂直投影、水平投影就不適合做預先處理儲存了，尤其當葉片資料庫日益充實增加到很龐大的時候。

我們針對資料庫葉片的縱橫比、中心點位置、平均半徑等三項特徵值做預先處理，求取後儲存在 *Microsoft Access* 資料庫中，將測試程式稍作修改，直接由 *Microsoft Access* 資料庫讀取此三項特徵值，其執行畫面如圖 11 所示，其運算耗費時間則記錄於表格 2，我們可以發現，經過預先處理過的資料庫葉片特徵值，其整體的運作耗費時間明顯地改善了許多。

項目 \ 特徵值	縱橫比	中心點位置	平均半徑	邊緣簽名	垂直投影	水平投影
AVRR	24.034	38.660	28.098	16.154	11.492	18.086
測試葉片特徵值求取	48.797	53.656	59.453	58.563	53.656	53.797
資料庫葉片特徵值求取	0.016	0.000	0.016	74.218	59.328	59.984
AVRR 計算時間	1.453	1.469	1.703	1.844	1.766	1.750
整體耗費時間	50.266	55.125	61.172	134.625	114.750	115.531
備註	1. 時間單位：秒 2. CPU：AMD XP2600、Memory：256MB					

表格 2 修正後的程式其各項特徵值之運算耗費時間

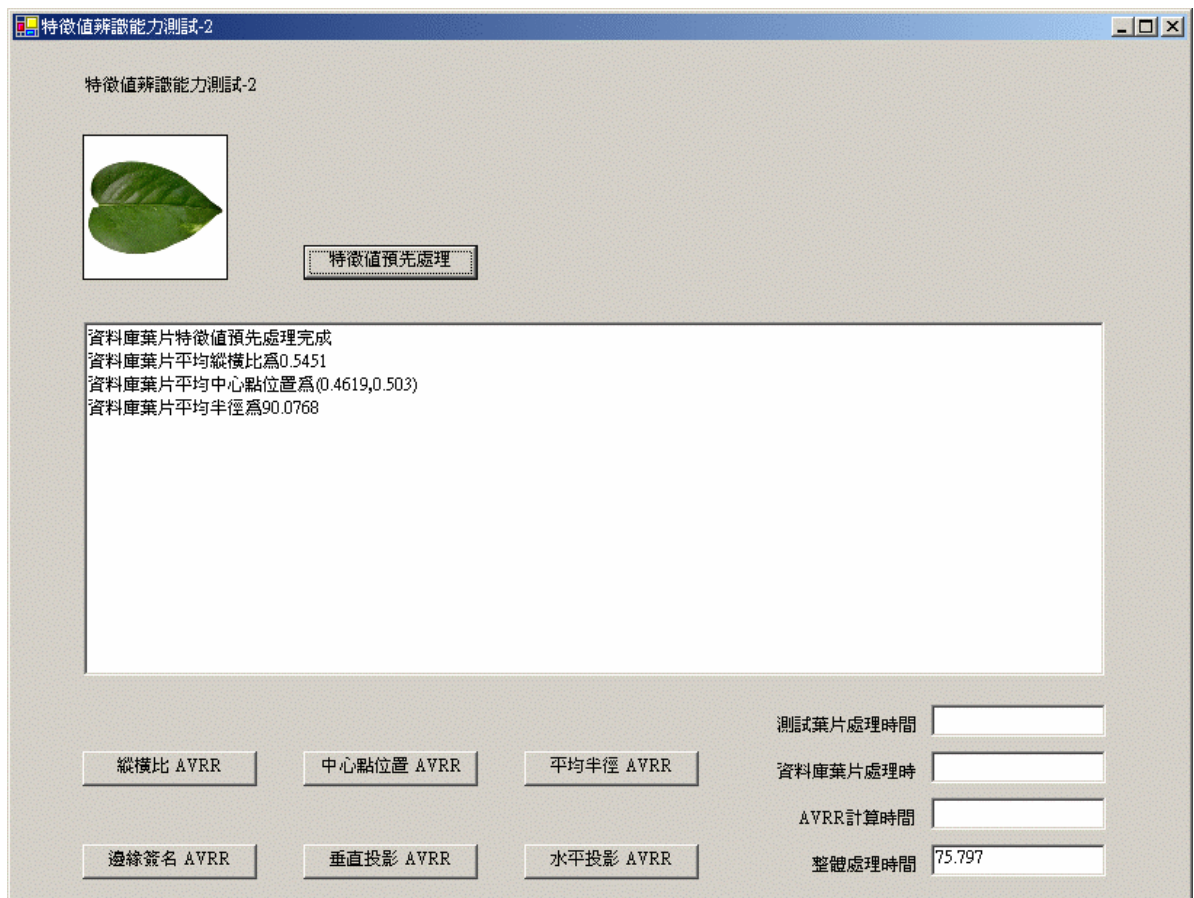


圖 11 具有預先處理資料庫葉片特徵值的辨識能力測試程式執行畫面

6. 葉片辨識的方法

一套良好的植物葉片辨識系統需要達到兩項要求，一是具有較高的辨識能力，另一個是系統運算比對時間越短越好，不過，我們可由葉片特徵值辨識能力測試結果中發現，具有較高辨識能力的特徵值需要較多的運算比對時間，而運算比對時間較少的特徵值其辨識能力較差。

爲了克服這個問題，我們可將植物葉片的辨識分成兩個階段來進行，首先，利用運算速度較快的特徵值（縱橫比、中心點位置、平均半徑）來比對整個葉片資料庫，篩選出與

查詢葉片相似度最高的一些資料庫葉片，然後，再利用辨識能力較佳的特徵值（邊緣簽名、垂直投影、水平投影）對這些篩選出來的資料庫葉片做運算比對，經過排序後，依序輸出相似度最高的前 7 種不同種類植物葉片當做查詢辨識結果。現就葉片辨識兩個階段處理時，其差異度的計算方式分別作個定義。

第一階段處理的時候，兩張葉片間的差異度計算方式如下

$$\begin{aligned} Difference_{Stage1}(Leaf1, Leaf2) = & w_{Ratio} \times Difference_{Ratio}(Leaf1, Leaf2) + \\ & w_{Center} \times Difference_{Center}(Leaf1, Leaf2) + \\ & w_{AvgRadius} \times Difference_{AvgRadius}(Leaf1, Leaf2) \end{aligned}$$

第二階段處理的時候，兩張葉片間的差異度計算方式如下

$$\begin{aligned} Difference_{Stage2}(Leaf1, Leaf2) = & w_{Radius} \times Difference_{Radius}(Leaf1, Leaf2) + \\ & w_{P_x} \times Difference_{P_x}(Leaf1, Leaf2) + \\ & w_{P_y} \times Difference_{P_y}(Leaf1, Leaf2) \end{aligned}$$

參數 w_{Ratio} 、 w_{Center} 、 $w_{AvgRadius}$ 分別代表縱橫比、中心點位置、平均半徑等三個特徵值差異度所佔的權重，其和為 1 ($w_{Ratio} + w_{Center} + w_{AvgRadius} = 1$)；參數 w_{Radius} 、 w_{P_x} 、 w_{P_y} 分別代表邊緣簽名、垂直投影、水平投影等三個特徵值差異度所佔的權重，其和為 1 ($w_{Radius} + w_{P_x} + w_{P_y} = 1$)。至於這些參數的值該為多少才適合呢？又第一階段該篩選出多少資料庫葉片呢？則需進一步的實驗測試方可得知。

7. 葉片辨識系統調校

A. 葉片辨識第一階段處理最佳參數

葉片辨識在第一階段處理的時候，兩張葉片間的差異度是採取縱橫比、中心點位置、平均半徑等三項特徵值以不同權重的組合方式來計算，由於整個資料庫葉片的此三項特徵值之分布範圍並不一致，詳列如下

縱橫比 $Ratio$ ：範圍 0.1100 ~ 1.2987、平均值 $Average_{Ratio}^{DataLeaf} = 0.5451$

中心點位置 C_x ：範圍 0.3439 ~ 0.5793、平均值 $Average_{C_x}^{DataLeaf} = 0.4619$

中心點位置 C_y ：範圍 0.4285 ~ 0.5812、平均值 $Average_{C_y}^{DataLeaf} = 0.5030$

平均半徑 $AvgRadius$ ：範圍 26.6063 ~ 143.9532、平均值 $Average_{AvgRadius}^{DataLeaf} = 90.0768$

分布範圍的不一致，會造成測試程式很難去估測各項特徵值權重所需要的精確度（精確度越高，花費的運算時間越久），所以我們將第一階段處理的時候，兩張葉片間的差異度計算方式作如下的修正

$$\begin{aligned} Difference_{Stage1}(Leaf1, Leaf2) = & w_{Ratio} \times Difference'_{Ratio}(Leaf1, Leaf2) + \\ & w_{Center} \times Difference'_{Center}(Leaf1, Leaf2) + \\ & w_{AvgRadius} \times Difference'_{AvgRadius}(Leaf1, Leaf2) \end{aligned}$$

其中

$$Difference'_{Ratio}(Leaf1, Leaf2) = \frac{|Ratio^{Leaf1} - Ratio^{Leaf2}|}{Average_{Ratio}^{DataLeaf}}$$

$$Difference'_{Center}(Leaf1, Leaf2) = \sqrt{\left(\frac{C_x^{Leaf1} - C_x^{Leaf2}}{Average_{C_x}^{DataLeaf}}\right)^2 + \left(\frac{C_y^{Leaf1} - C_y^{Leaf2}}{Average_{C_y}^{DataLeaf}}\right)^2}$$

$$Difference'_{AvgRadius}(Leaf1, Leaf2) = \frac{|AvgRadius^{Leaf1} - AvgRadius^{Leaf2}|}{Average_{AvgRadius}^{DataLeaf}}$$

上述的修正，可視為將葉片的各項特徵值分別除以該項特徵值在整個資料庫葉片的平均值，所以整個資料庫葉片的此三項特徵值之分布範圍會變得較為一致，調整後的分布範圍如下

縱橫比 *Ratio*：範圍 0.2018 ~ 2.3825

中心點位置 C_x ：範圍 0.7445 ~ 1.2542

中心點位置 C_y ：範圍 0.8519 ~ 1.1555

平均半徑 *AvgRadius*：範圍 0.2954 ~ 1.5981

程式 1 為我們尋找第一階段處理時最佳參數組合的流程，參數的精確度設定到小數點下兩位，經過 17595.547 秒（約 4 小時 53 分鐘）的運算後，尋找到的最佳參數組合為 $w_{Ratio}^{Best} = 0.20$ 、 $w_{Center}^{Best} = 0.64$ 、 $w_{AvgRadius}^{Best} = 0.16$ ，其辨識能力指標 $AVRR = 11.392$ ，程式執行終了時的畫面如圖 12 所示。

```

For i = 0 To 100
  For j = 0 To 100 - i
    wRatio = i / 100
    wCenter = j / 100
    wAvgRadius = 1 - wRatio - wCenter
    計算特徵值不同權重組合的辨識能力指標 AVRR(wRatio, wCenter, wAvgRadius)
  Next
Next
具有最小 AVRR(wRatioBest, wCenterBest, wAvgRadiusBest) 值者
即為所求

```

程式 1 最佳參數測試程式

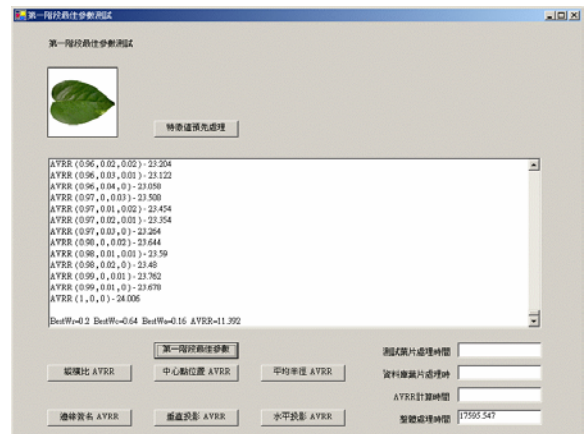


圖 12 葉片辨識第一階段處理最佳參數測試

B. 第一階段該篩選出多少資料庫葉片？

第一階段該篩選出多少資料庫葉片來進入第二階段的比對呢？我們可用參考文獻[4]中提到的平均篩選正確率 ARR (Average Recall Rate) 來做評估，假設 $Leaf_x^{Test}$ 代表某一張編號為 x 的測試葉片 ($x = 1, 2, \dots, 100$)，將其與每一張資料庫葉片 $Leaf_i^{Data}$ ($i = 1, 2, \dots, 250$) 使用第一階段處理時的差異度計算方式計算出來 $Difference_{Stage1}(Leaf_x^{Test}, Leaf_i^{Data})$ ，再來，依據差異度作由小到大的排序後篩選出相似度最高的前 M 張資料庫葉片，則此測試葉片 $Leaf_x^{Test}$ 在篩選出 M 張資料庫葉片時的篩選正確率為 $N/5$ (每種葉片各有 5 片於葉片資料庫中)，其中 N 代表我們篩選出來的 M 張資料庫葉片中與測試葉片 $Leaf_x^{Test}$ 同一種類的葉片數目。

將所有測試葉片的篩選正確率做個平均，則可得到第一階段在篩選出 M 張資料庫葉片時的平均篩選正確率 ARR^M 。圖 13-1 為平均篩選正確率測試的程式實作畫面，圖 13-2 為篩選出 M 張資料庫葉片時的 ARR 關係圖，我們決定篩選出相似度最高的前面

50 張資料庫葉片（佔全體資料庫葉片的五分之一）進入第二階段處理，辨識程式第一階段處理在篩選出 50 張資料庫葉片時的平均篩選正確率為 $ARR^{50} = 96.40\%$ 。

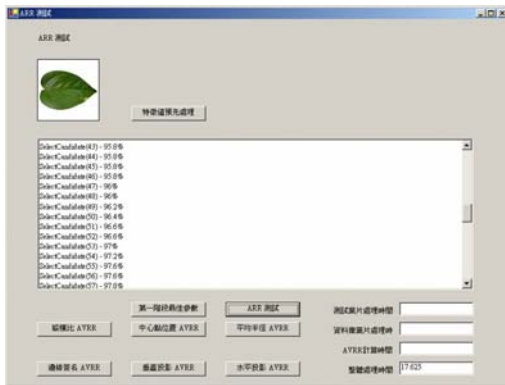


圖 13-1 ARR 測試

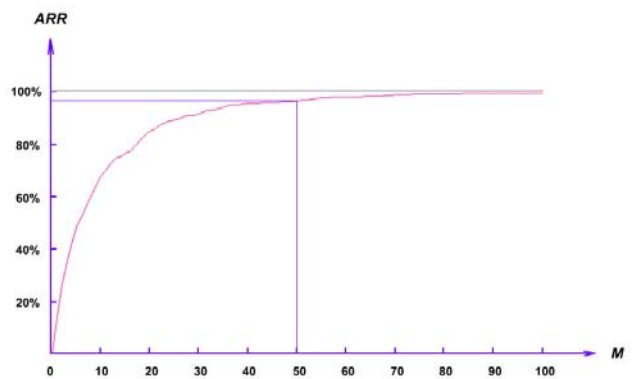


圖 13-2 篩選出 M 張資料庫葉片時的 ARR

C. 葉片辨識第二階段處理最佳參數

葉片辨識在第一階段處理完成後，篩選出 50 張資料庫葉片進入第二階段處理，邊緣簽名、垂直投影、水平投影等三項特徵值的權重該如何分配才會有最佳的辨識能力呢？依然需經過測試方可得知。

由於篩選出來的 50 張資料庫葉片僅佔全體資料庫葉片的五分之一，與測試葉片同種類的資料庫葉片不見得在第一階段的篩選中同時都被選中，所以整體葉片資料庫的辨識能力指標 $AVRR$ 就不再適用於第二階段處理的最佳參數測試了。我們將 $AVRR$ 稍作修改，不再去計算與測試葉片同種類資料庫葉片的平均排名，而改為記錄與測試葉片同種類的資料庫葉片之最佳排名（我們稱為精確度 $Accuracy$ ），假設精確度 $Accuracy_x^\alpha$ 代表與測試葉片 $Leaf_x^{Test}$ 同種類資料庫葉片在特徵值 α 上的最佳排名，那麼整體測試葉片在特徵值 α 上的平均精確度計算如下

$$Accuracy^\alpha = \frac{\sum_{x=1}^{100} Accuracy_x^\alpha}{100}$$

$Accuracy^\alpha$ 的值越小代表特徵值 α 的辨識精確度越高，我們可用來尋找第二階段處理中具有最佳辨識精確度的權重組合，圖 14-1 中的測試程式經過 2383.6719 秒（約 40 分鐘）的運算後，得到最佳的權重分配為 $w_{Radius}^{Best} = 0.01$ 、 $w_{P_x}^{Best} = 0.91$ 、 $w_{P_y}^{Best} = 0.08$ ，其平均精確度 $Accuracy = 1.47$ ，有 83% 的測試葉片其 $Accuracy = 1$ 。

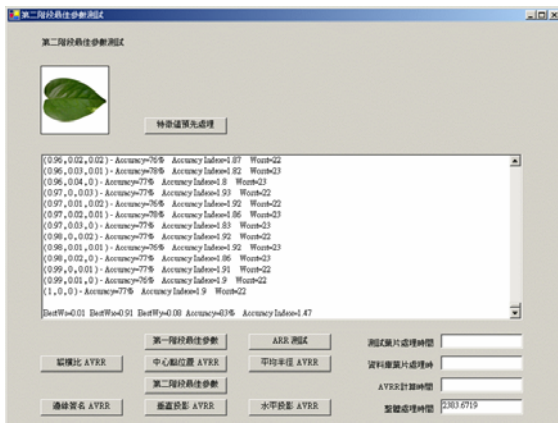


圖 14-1 葉片辨識第二階段處理最佳參數測試

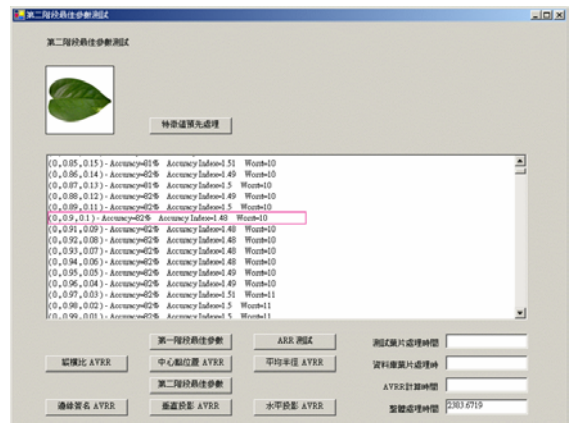


圖 14-2 當 $w_{Radius}^{Best} = 0$ 時的最佳參數

我們發現邊緣簽名的權重 $w_{Radius}^{Best} = 0.01$ 佔的非常的少，是否可以在影響辨識精確度最小的情況下，不使用邊緣簽名這項特徵值來加速辨識程式的處理反應時間，由測試程式的輸出中發現（圖 14-2），當 $w_{Radius}^{Best} = 0.00$ 、 $w_{P_x}^{Best} = 0.90$ 、 $w_{P_y}^{Best} = 0.10$ 時，其平均精確度 $Accuracy = 1.48$ ，82% 的測試葉片其 $Accuracy = 1$ ，與最佳的情形相去不遠，若是能有效縮短辨識程式的運算反應時間的話，非常值得我們去考慮與嘗試。

8. 葉片辨識模擬測試

尋找到最佳參數後，我們針對所提出的兩階段葉片辨識方法做個模擬測試，以瞭解其辨識能力及運算反應時間。我們將 100 片測試葉片模擬成使用者輸入的查詢葉片，當一張查詢葉片進入辨識系統後，先將其影像正規化並計算出其縱橫比 $Ratio$ 、中心點位置 $Center$ 、平均半徑 $AvgRadius$ 、邊緣簽名 $Radius$ 、垂直投影 P_x 、水平投影 P_y 等六項特徵值；第一階段處理的時候，利用運算速度較快的縱橫比、中心點位置、平均半徑等三項特徵值，以最佳權重的組合方式來比對整個葉片資料庫，篩選出與查詢葉片相似度最高的 50 片資料庫葉片；第二階段處理則利用辨識能力較佳的邊緣簽名、垂直投影、水平投影等三項特徵值，以最佳的權重分配對這些篩選出來的資料庫葉片做運算比對，經過排序後，依序輸出與查詢葉片相似度最高的前 7 種不同種類植物葉片當做查詢辨識結果；完成所有測試葉片的模擬測試後，測試程式會輸出運算處理時間及統計結果，整個葉片辨識系統模擬測試的流程如圖 15 所示。

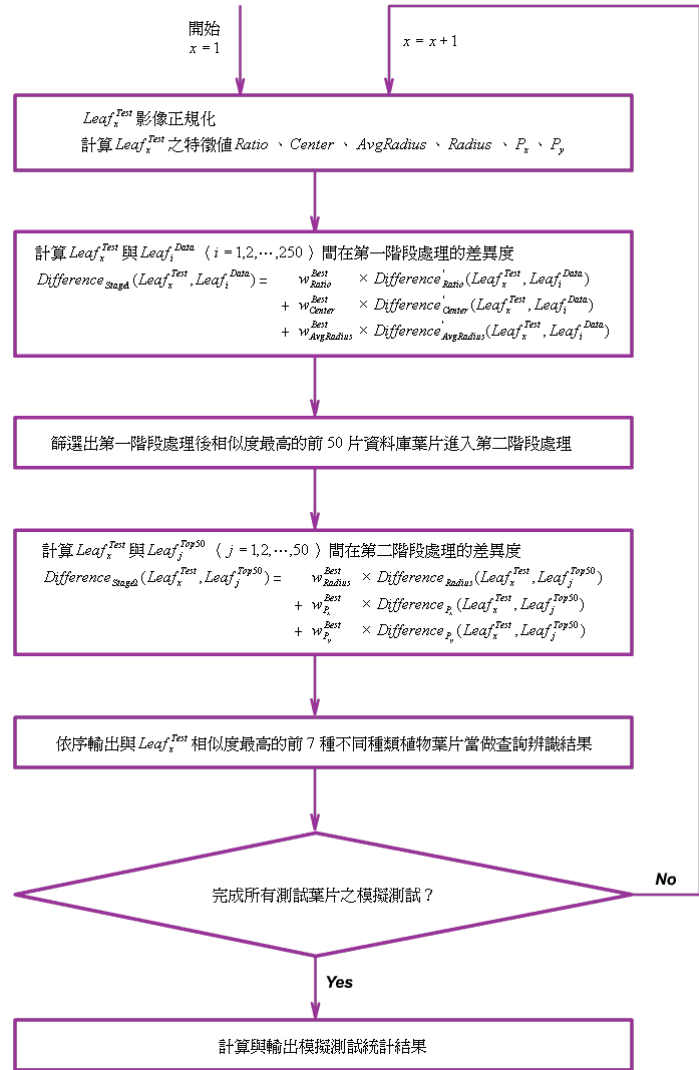


圖 15 葉片辨識系統模擬測試流程圖

辨識結果；完成所有測試葉片的模擬測試後，測試程式會輸出運算處理時間及統計結果，整個葉片辨識系統模擬測試的流程如圖 15 所示。

辨識程式在第二階段處理的時候，分別採用邊緣簽名、垂直投影、水平投影等三項特徵值與僅採用垂直投影、水平投影等兩項特徵值做為差異度計算之依據，其統計結果及運算花費時間可見表格 3、圖 16-1 與圖 16-2，我們發現兩者的辨識結果相差的微乎其微，但是運算所花費時間倒是相差蠻多的，所以我們決定在葉片辨識系統程式實作的時候，第二階段處理僅採用垂直投影、水平投影等兩項特徵值作為差異度計算的依據，以便獲得較佳的系統運算反應時間。

測試程式	統計結果		辨識結果中正確排位者佔整體測試葉片的比例							整體花費時間	平均每個查詢葉片花費時間
	1	2	3	4	5	6	7	>7			
第二階段 使用三個特徵值	83%	10%	4%	1%	1%	0%	1%	0%	2438 秒	24.38 秒	
第二階段 使用二個特徵值	82%	11%	4%	1%	1%	0%	1%	0%	1722 秒	17.22 秒	

表格 3 模擬測試統計結果及運算花費時間



圖 16-1 葉片辨識系統模擬測試輸出

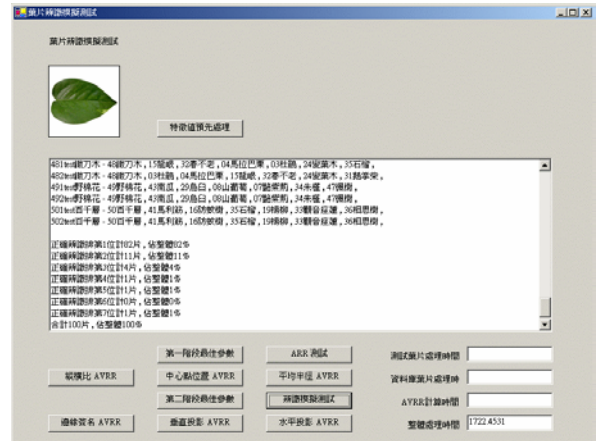


圖 16-2 第二階段僅使用 P_x 與 P_y 的模擬測試輸出

三、研究結果：

依據提出的植物葉片辨識方法及程式實驗測試結果而發展出我們的植物葉片辨識系統，分為下列四個步驟來完成查詢葉片的辨識工作，系統的執行畫面如圖 17 所示。

- 第一步：由使用者載入查詢葉片的影像（不限定其尺寸大小），對於查詢葉片的影像有兩項要求，第一，掃描或拍攝時葉片的背景應為單色，且越接近白色越好，以利葉片影像背景的去處；第二，葉柄需先去除並且葉柄部位朝向左邊。
- 第二步：依據使用者輸入的灰階臨界值（預設值為 190）去除查詢葉片的背景，並執行影像正規化的動作。
- 第三步：計算查詢葉片的縱橫比、中心點位置、平均半徑、垂直投影、水平投影等五項特徵值，並以適當的視窗顯示各項特徵值的計算結果，雖然在資料庫葉片的辨識比對過程中我們並沒有用到邊緣簽名此項特徵值，但是我們依然顯示出查詢葉片的邊緣簽名特徵值，供使用者參考。
- 第四步：進行兩階段式的資料庫葉片辨識比對，比對完成後，依序輸出與查詢葉片相似度最高的前 7 種不同種類植物葉片當做查詢辨識結果。

整個植物葉片辨識系統是採用 *Microsoft VB.NET* 來實作，雖然有執行速度稍慢的缺點，但它提供了 *System.Drawing* 命名空間，主要封裝了 GDI+ 基本繪圖功能的存取，可讓我們不需要注意顯示裝置的硬體詳細資料，只要透過呼叫 GDI+ 類別所提供的方法，便可以開發出與裝置無關的應用程式，進行基本的影像處理及顯示操作。

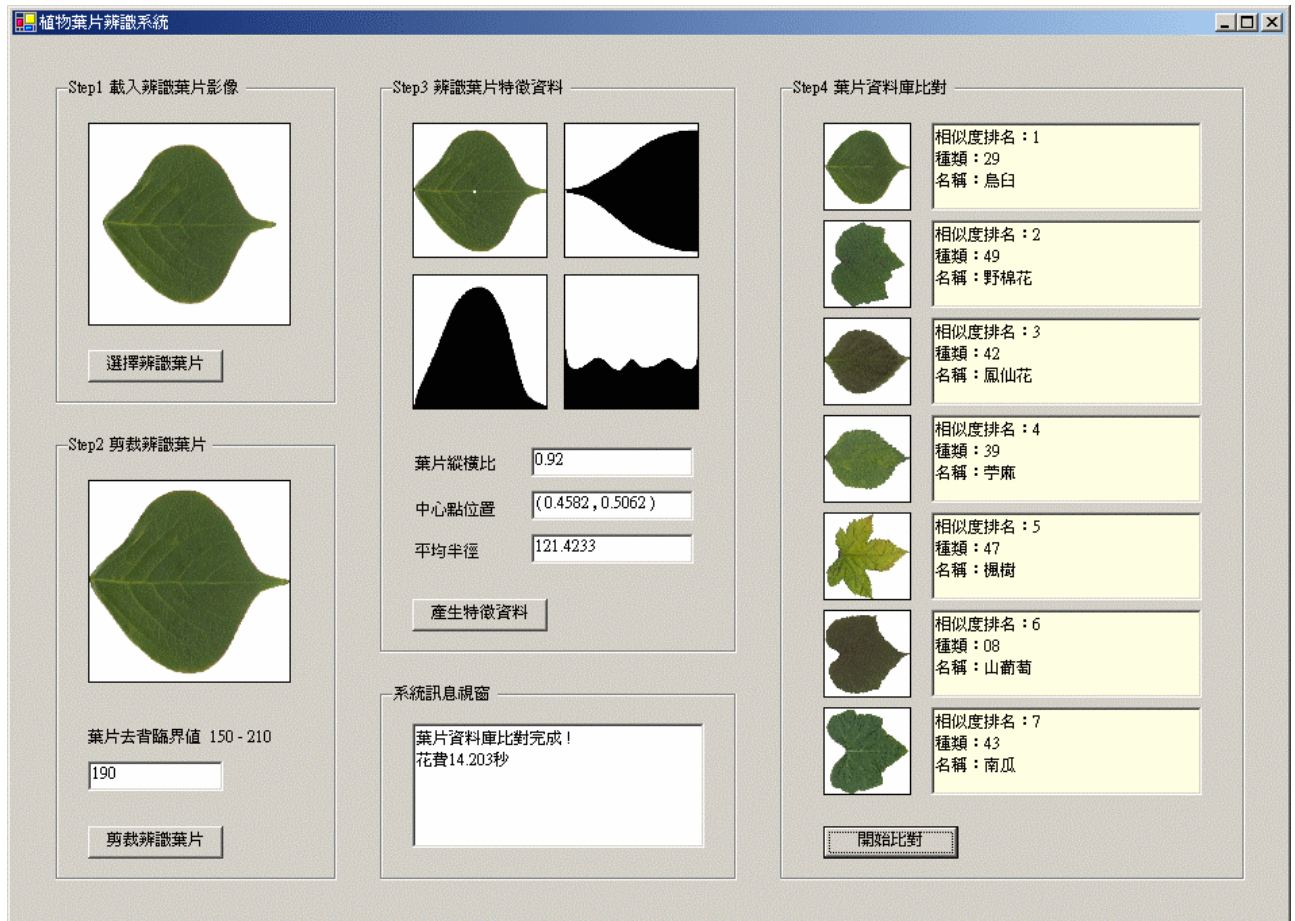


圖 17 植物葉片辨識系統執行畫面

四、討論：

利用電腦來進行植物葉片的辨識工作，希望能夠達到的基本要求有兩項：第一，要有較快的辨識反應速度，因為在現今互動式的操作環境中，等待系統回應的耐性有限，所以必須要有較快的辨識速度，太慢易使人失去興趣；第二，要有足夠的辨識能力，目前在物體辨識方面的演算法中，應該是沒有達到百分之百辨識率的方法，但辨識率至少要在可以接受的範圍內。

一般而言，影響系統辨識反應時間的因素有很多，諸如中央處理器的運算速度、電腦記憶體的多寡、資料庫葉片特徵值預先處理的儲存量、資料庫中葉片的總量、使用者對於系統反應時間的期待等，所以葉片辨識系統的運算反應時間得視實際情況做調整。參考文獻[4]採用平均篩選正確率 ARR 來評估其辨識能力，將其與我們方法的第一階段平均篩選正確率做個比較，由圖 18 可以看出，我

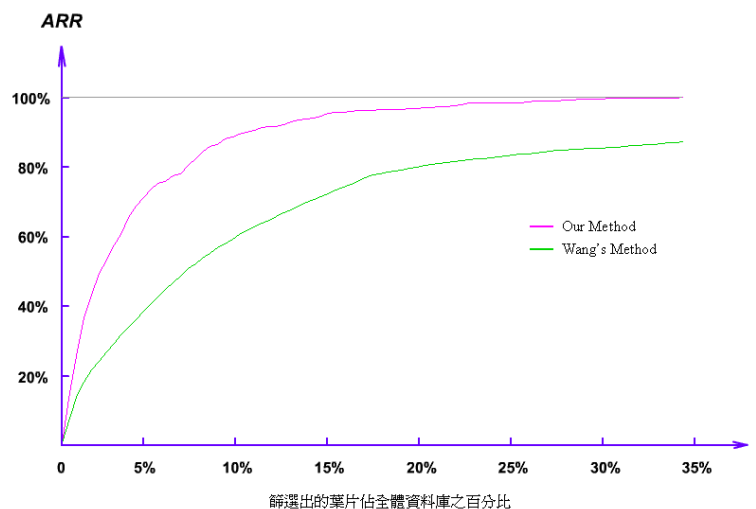


圖 18 我們的方法與參考文獻作比較

們的方法應該有較佳的辨識能力。

與植物百科或植物圖鑑相較起來，經由葉片影像來辨識植物種類算是相當便捷的方式，但是要達到百分之百的辨識率，是不太可能的事情，因為在我們的研究過程中發現了兩種現象：第一，同種類的植物葉片，本身就有不小的差異；第二，不同種類的葉片，就特徵值上而言竟然十分相似。我們是否可以找到其他更有效率的特徵值來增加系統的辨識速度與辨識能力，有待我們日後的研究。

五、結語：

以影像內容做為資料庫查詢之索引是近來蠻熱門的研究主題，但是針對植物資料庫者卻是非常的少，本研究提出一種利用輸入葉片影像來進行植物資料庫辨識查詢的方法，藉著最佳權重組合式的特徵值及兩階段處理的策略來調校系統，以達到較佳的整體辨識效能，從實驗測試的結果得知，我們的策略與方法確實有效，約有 82% 的查詢葉片可以被精確的辨識出來，每次查詢的平均反應時間為 17.22 秒。

本研究所使用的的葉片影像，均是利用桌上型平台式掃描器取得，相信經過適當的修正與調校，應該可以適用於現今隨處可見的數位相機、網路攝影機、照相手機等裝置所取得的葉片影像。

六、參考資料：

1. 繆紹綱譯, 數位影像處理, 台灣培生教育出版股份有限公司, 2003。
2. S. Loncaric, "A Survey of shape analysis techniques," *Pattern Recognition*, Vol. 32, No. 8, pp. 983-1001, 1998。
3. C. Faloutsos, R. Barber, M. Flickner, J. Hafner, W. Niblack, D. Petkovic, and W. Wquitz, "Efficient and effective querying by image content," *Journal of Intelligent Information*, vol. 3, Issue 3-4, pp. 231-262, 1994。
4. Z. Wang, Z. Chi, and D. Feng, "Shape Based Leaf Image Retrieval," *IEEE Proceeding of International Conference on Image Signal Process*, Vol. 150, No.1, pp. 34-43, 2003。

Introduction

Many interesting plants share our living habitat but are unknown to us. To identify them, we usually consult cyclopedias. However, it is impractical to carry heavy cyclopedias for on-the-spot identification of plants in the field, especially for small kids. To address this issue, we have developed a mobile system that can help people explore and recognize plants anytime anywhere.

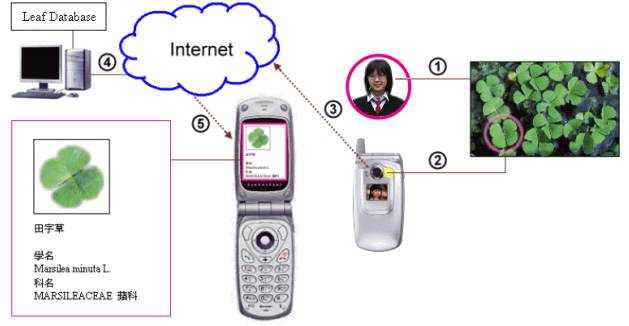


Fig. 1 The creativity conception for automatic leaf recognition

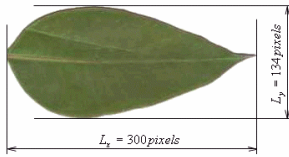
Image Database

The leaves used in our experiment are collected by our-self. We pluck them from the plant in or near our schoolyard and scan the leaves in our school. They include 50 species. Each species includes 5 database images and 2 test images. The representative images in the database are shown as follows. Class 14~50 are listed in our report, thus omitted here.



Features and Dissimilarity

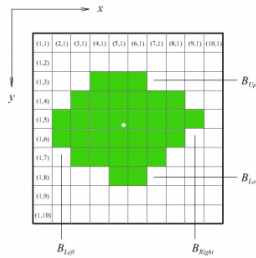
Aspect Ratio



$$\text{Ratio} = \frac{134}{300} = 0.4467$$

$$\text{Difference}_{\text{Ratio}}(\text{Leaf1}, \text{Leaf2}) = |\text{Ratio}^{\text{Leaf1}} - \text{Ratio}^{\text{Leaf2}}|$$

Signature and Average Radius

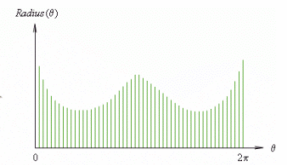
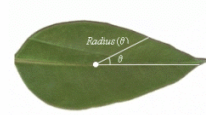


$$C_x = \frac{1}{9-2+1} \times \left(\frac{1 \times 2 + 2 \times 4 + 3 \times 5 + 4 \times 6 + 5 \times 6 + 6 \times 4 + 7 \times 3 + 8 \times 1}{2+4+5+6+6+4+3+1} - 0.5 \right) = 0.4698$$

$$C_y = \frac{1}{8-3+1} \times \left(\frac{1 \times 3 + 2 \times 6 + 3 \times 8 + 4 \times 7 + 5 \times 5 + 6 \times 2}{3+6+8+7+5+2} - 0.5 \right) = 0.4758$$

$$\text{Difference}_{\text{Center}}(\text{Leaf1}, \text{Leaf2}) = \sqrt{(C_x^{\text{Leaf1}} - C_x^{\text{Leaf2}})^2 + (C_y^{\text{Leaf1}} - C_y^{\text{Leaf2}})^2}$$

Center Position



$$\text{Difference}_{\text{Contour}}(\text{Leaf1}, \text{Leaf2}) = \sum_{i=1}^n |\text{Contour}^{\text{Leaf1}}(\theta_i) - \text{Contour}^{\text{Leaf2}}(\theta_i)|$$

$$\text{AvgRadius} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Radius}(\theta_i)}{n}$$

$$\text{Difference}_{\text{AvgRadius}}(\text{Leaf1}, \text{Leaf2}) = |\text{AvgRadius}^{\text{Leaf1}} - \text{AvgRadius}^{\text{Leaf2}}|$$

For plant, there are many features can be used to develop content-based image retrieval system, we only try to use leaf region-based features. The reason is that the leaf region-based features are more reliable than the others. Those features include aspect ratio, center position, average radius, signature, horizontal projection and vertical projection [1][3]. We use the measures AVRR and average accuracy proposed in [3] to evaluate the recognition ability of each feature.

• AVRR (average rank of all the same class images) :

The average rank of all images that have the same species as that of the test image. In our experiment, $\text{AVRR} \geq 3$ and the perfect AVRR is 3.

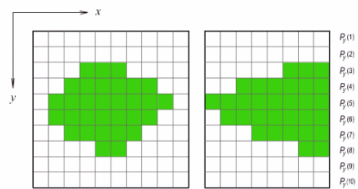
• Average Accuracy : The average of the best rank among 100 test leaf images. In general, Average Accuracy ≥ 1 and the perfect Average Accuracy is 3.

A smaller value of AVRR and Average Accuracy which represents the feature having higher recognition ability. The experimental results are shown in Table 1 (CPU is the Intel Pentium 4 processor in the 478-pin package at 1.8 GHz).

Table 1 Recognition ability of each feature

Items	Features	Aspect Ratio	Center Position	Average Radius	Contour Signature	Vertical Projection	Horizontal Projection
AVRR		24.03	38.66	28.10	15.96	11.48	18.07
Average Accuracy for 100 test images		6.48	7.94	7.92	1.97	1.51	3.02
Time for feature extraction	100 test images	59.97 sec.	67.38 sec.	72.70 sec.	67.84 sec.	62.22 sec.	61.98 sec.
	250 database images	52.30 sec.	77.84 sec.	92.27 sec.	53.17 sec.	55.56 sec.	55.86 sec.
	database images after preprocess	0.02 sec.	0.01 sec.	0.01 sec.	54.02 sec.	55.58 sec.	55.34 sec.
Average time for a query		52.92 sec.	78.54 sec.	93.02 sec.	55.87 sec.	56.21 sec.	56.50 sec.
Average time for a query after preprocess		0.64 sec.	0.71 sec.	0.76 sec.	54.72 sec.	56.23 sec.	55.98 sec.

Vertical and Horizontal Projection



$$P_x(i) = \sum_{j=1}^{\text{imgH}} f(i, j), \quad i = 1, 2, 3, \dots, \text{imgW}$$

$$P_y(j) = \sum_{i=1}^{\text{imgW}} f(i, j), \quad j = 1, 2, 3, \dots, \text{imgH}$$

$$\text{Difference}_x(\text{Leaf1}, \text{Leaf2}) = \sum_{i=1}^{\text{imgW}} |P_x^{\text{Leaf1}}(i) - P_x^{\text{Leaf2}}(i)|$$

$$\text{Difference}_y(\text{Leaf1}, \text{Leaf2}) = \sum_{j=1}^{\text{imgH}} |P_y^{\text{Leaf1}}(j) - P_y^{\text{Leaf2}}(j)|$$

Automatic Leaf Recognition System

Leaf ! What are you ?

Min-Ju Yang and Hung-Ju Chen

Proposed Leaf Recognition Method

From the results of Table 1, we find that the precise features with higher recognition ability have longer expenditure time. On the other hand, the simple with shorter expenditure of time have lower recognition ability. In order to develop a leaf recognition system with shorter response time and higher recognition accuracy, we further divide the recognition process into two stages. Fig. 2 shows the flowchart of this two-stage approach.

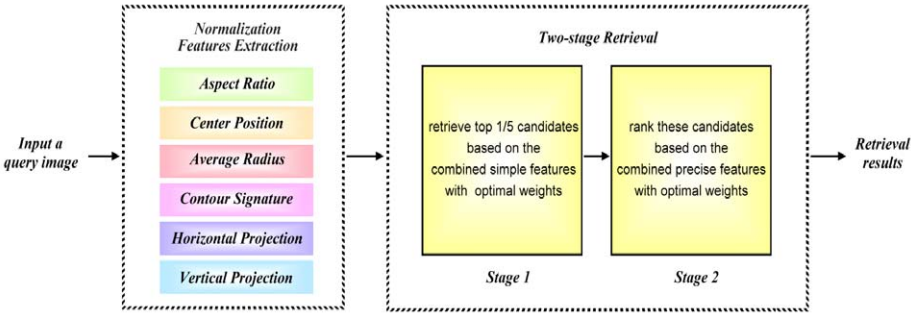


Fig. 2 Block diagram of the two-stage leaf recognition approach

The dissimilarities between *Leaf1* and *Leaf2* in the first stage and second stage are respectively defined as the following expressions, where $w_{Ratio} + w_{Center} + w_{AvgRadius} = 1$ and $w_{Contour} + w_{Px} + w_{Py} = 1$. Those weights of each feature will be determined according the experimental results.

$$Diff_{Stage1}(Leaf1, Leaf2) = w_{Ratio} \times Diff_{Ratio}(Leaf1, Leaf2) + w_{Center} \times Diff_{Center}(Leaf1, Leaf2) + w_{AvgRadius} \times Diff_{AvgRadius}(Leaf1, Leaf2)$$

$$Diff_{Stage2}(Leaf1, Leaf2) = w_{Radius} \times Diff_{Radius}(Leaf1, Leaf2) + w_{Px} \times Diff_{Px}(Leaf1, Leaf2) + w_{Py} \times Diff_{Py}(Leaf1, Leaf2)$$

Determination of optimal feature weights in the first stage

We use the Iterative algorithm to obtain the optimal combination of weights. Through the experiment, when $w_{Ratio} = 0.20$, $w_{Center} = 0.64$ and $w_{AvgRadius} = 0.16$, the combined simple features have the optimal recognition ability (AVRR = 11.47, Average Accuracy = 2.08).

How many candidates will be retrieved in the first stage?

The evaluation criterion is based on the measure ARR (Average Recall Rate) used in [4]. The recall rate is defined as $(N_{re} / N_{db}) \times 100\%$. N_{re} is the number of the retrieved images that have the same-species as that of the test image, and N_{db} is the number of database images which have the same-species. We set $N_{db} = 5$ in our experiment. We also decide that the top 20% images are retrieved from the database in the first stage. An average recall rate of 96.4% is achieved for the 100 test images. As shown in Fig. 3, compare with the method proposed by Wang et al. [4], our method has superior average recall rate.

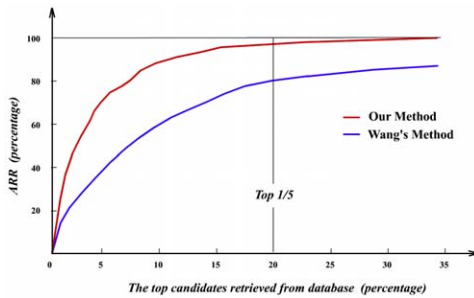


Fig. 3 Comparison of our method with the method proposed in [4]

Determination of optimal feature weights in the second stage

Through the experiment, when the weights $w_{Contour} = 0.00$, $w_{Px} = 0.96$ and $w_{Py} = 0.04$, the combined precise features have the optimal recognition accuracy. An average accuracy of 1.45 is achieved for the 100 test images, and 83% test images have the accuracy of 1.

Results

In order to investigate the performance of our approach, we conduct a simulation test by using the 100 test leaf images. Table 2 shows the performance evaluation results, from which we know that our method has 83% recognition accuracy and the average response time is about 10 sec. per query (CPU is the Intel Pentium 4 processor in the 478-pin package at 1.8 GHz).

Table 2 Results of the performance evaluation

Method	Accuracy	Percentage of the accuracy for the 100 test images							Expenditure of time	Average time for a query
		1	2	3	4	5	6	7		
Two-stage approach	83%	11%	3%	2%	0%	0%	1%	0%	992 sec.	9.92 sec.

We can develop the automatic leaf recognition system Based on the proposed method. We also design the web service for the recognition system. The users will be convenient to use this system via the internet. Fig. 4, Fig. 5 and Fig. 6 show the system and its web service.

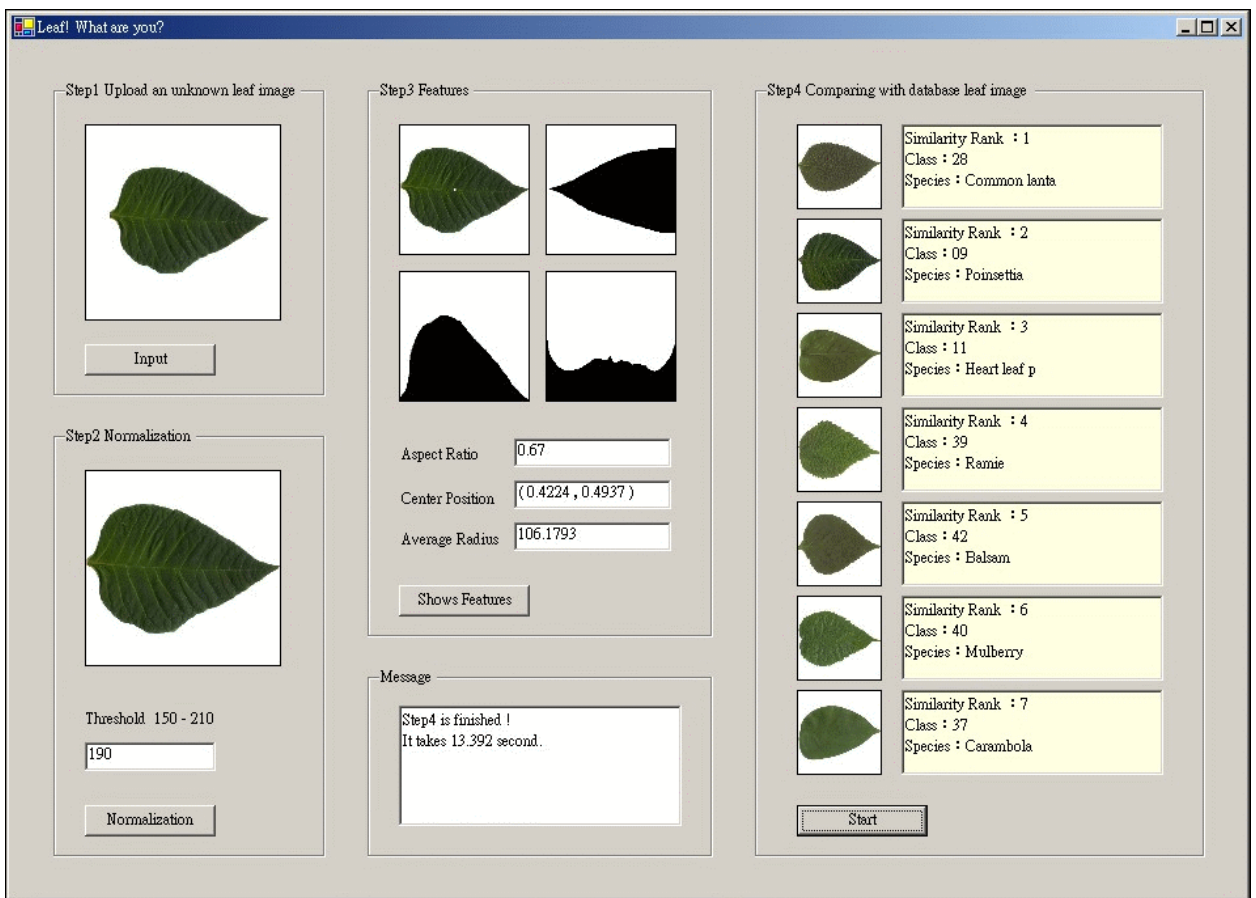


Fig. 4 The automatic leaf recognition system

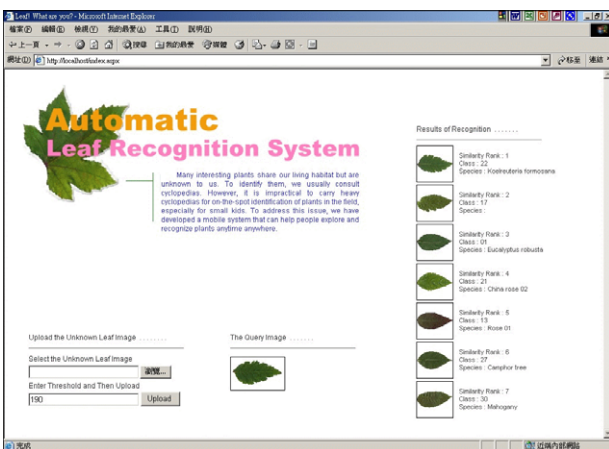


Fig. 5 Browser version for leaf recognition

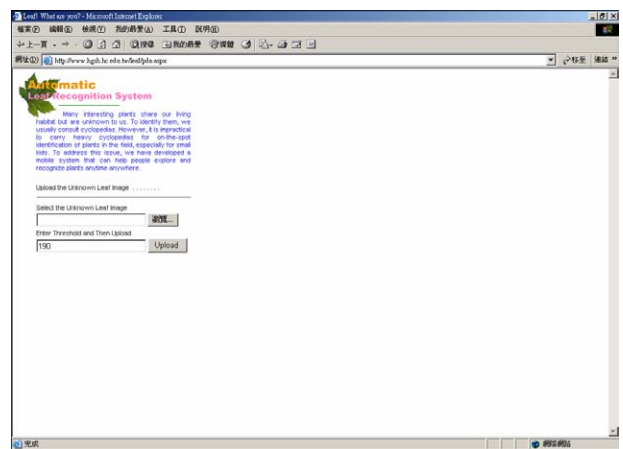


Fig. 6 PDA version for leaf recognition

Discussion

Comparing with the manual searching with handbook, present study, identifying leaves through the images takes advantages of the conveniences offered by the computing environment. There are two fundamental requirements for the automatic leaf recognition system. **First, it must have the shorter response time.** In the interactive environment, longer response time may cause person to lose the interest. To this end, we use the two-stage retrieval approach instead of the time-consuming exhaustive searching. **Second, the system must have the acceptable recognition accuracy.** It is unlikely to achieve 100% recognition accuracy. The reasons are that different species of plants have similar leaf shapes and same species of plants have individual variations. More features should be included to improve the system accuracy such as the texture of nervure and the moment invariant. It will be done in the future research.

Conclusion

In this study, we have presented an automatic leaf recognition system based on a two-stage leaf retrieval method using combined features with optimized weights. The results of the experiment show that our approach performs well and efficiently. Although all the leaf images are obtained using desktop scanner in our current phase of the experiment, we believe that with some suitable revision and correction, our automatic leaf recognition system would be applied to the leaf images gathered by other image capturing devices.

References

1. R. C. Gonzalez, and R. E. Woods, "Digital Image Processing 2/e," Addison-Wesley Publishing Company, 1998.
2. S. Loncaric, "A Survey of shape analysis techniques," Pattern Recognition, Vol. 32, No. 8, pp. 983-1001, 1998.
3. C. Faloutsos, R. Barber, M. Flickner, J. Hafner, W. Niblack, D. Petkovic, and W. Wqutz, "Efficient and effective querying by image content," Journal of Intelligent Information, vol. 3, Issue 3-4, pp. 231-262, 1994.
4. Z. Wang, Z. Chi and D. Feng, "Shape Based Leaf Image Retrieval," IEEE Proceeding of International Conference on Image Signal Process, Vol. 150, No.1, pp. 34-43, 2003.

評語

整體系統建置擁有非常可行的商業模式，可考慮申請專利。唯前段傳送照片回系統與後段搜尋結果傳回手機，必須整合完整，才可能於國際科展得獎。兩段式比對演算法需要更完整的資料證明其效益。整體而言，這是一個很好的作品，可推廣至昆蟲、花及蕈類辨識。