

# 以機器視覺與類神經網路分級 玫瑰切花之研究

李芳繁<sup>1</sup>，蔡玉芬<sup>2</sup>

1. 國立中興大學農業機械工程學系副教授
2. 國立中興大學農業機械工程學系碩士

## 摘要

本文主要目的在使用機器視覺發展分級玫瑰切花的影像處理技術，再以類神經網路來學習人工的分級經驗，建立一套結合機器視覺技術及類神經網路的玫瑰切花分級系統。

本研究對每一枝切花攝取兩張彩色影像，一為整枝切花影像供花莖外觀特徵的擷取，另一為花苞部分影像做為花苞特徵的分析之用。花莖分割的方法為先定義出花莖影像形態集合，再依據此集合對整張影像進行逐行搜尋，以標記出花莖部分。玫瑰花苞的分割則使用彩色影像分割方法再加上膨脹收縮技術進行，完整的保留了玫瑰花苞的色彩資訊。對每枝切花共擷取 10 個外觀特徵參數，其中代表花莖彎曲情形的有最大彎曲角度、最大偏移距離及平均偏移距離，代表花莖粗細的有底端直徑、中間直徑及頂端直徑，而代表花苞開度的則有投影面積、周長、細密度及長短軸。以花莖彎曲情形、花莖粗細及花苞開度做為分級參數，使用誤差倒傳遞類神經網路來模擬切花外觀品質的人工分級作業；長度分級部分則以影像處理程式直接進行。

本研究長度分級的正確率為 93%，實驗所得的最佳類神經網路含一層隱藏層，輸入參數三個，其辨識率為 70.7%。

**關鍵詞：** 機器視覺，類神經網路，玫瑰，分級。

## CUT ROSES GRADING WITH MACHINE VISION AND NEURAL NETWORK

Fang-Fan Lee<sup>1</sup>, Yue-Fen Tsay<sup>2</sup>

1. Associate Professor, Dept. of Agricultural Machinery  
Engineering, National Chung-Hsing University.

2. Former Graduate Student, Dept. of Agricultural Machinery  
Engineering, National Chung-Hsing University.

## ABSTRACT

The objective of this study is to develop digital image processing techniques

to extract feature parameters of cut roses, and to use the neural network to simulate the manual grading experiences for cut roses grading.

Two color images were grabbed for each rose, one of which was the whole cut rose image for analyzing the morphological features of the stem, the other one was the bud image for analyzing the bud features. To segment the stems, the stem image characteristics were defined first, then the image was searched column by column based on the defined characteristics, and finally the stem segments were labeled. To segment the bud image, the color segmentation and the dilation and erosion techniques were utilized and the color information of the bud was not changed. Ten feature parameters were extracted for each cut rose. The stem straightness parameters were the maximum crooked angle, the maximum deviated distance, and the average deviated distance. The stem diameter parameters were the bottom diameter, the middle diameter, and the top diameter. And the bud maturity parameters were the projected area of the bud, the perimeter, the compactness, and the principal axes. Part of the 10 features were selected and inputted to an error back-propagation neural network to simulate human quality grading operations for cut roses. The length grading was run only by the image processing program.

The cut roses length grading accuracy is 93%, and the identification rate with the best neural network model obtained in this study is 70.7%, compared with human grading results.

**Keywords:** Machine vision, Neural network, Roses, Grading

## 一、前言

花卉具有藝術氣質，可以美化生活品質，隨著經濟快速發展及國人生活水準的提高，民眾對花卉的消費日增，使花卉成爲極具潛力的高經濟價值農產品。其中以切花類爲臺灣地區栽培面積及消費市場最大之花卉，年產約 10 億支，占花卉總生產面積之 51%，在 82 年栽培面積已達 4729 公頃。傳統上最主要的切花爲菊花、唐菖蒲及玫瑰三種，栽培總面積合計 2787 公頃，占 82 年切花總生產面積之 59%。

影像處理技術可以代替人類視覺判斷物品外觀，近年來此技術不斷發展，價格逐漸降低，執行速度更快，在農產品選別上有不錯的成績（李，1990；Shearer and Payne, 1990；McFarlane, 1991；李，1991；謝等人，1992；賴與林，1992；楊與李，1994；Steinmetz et al., 1994；林，1995；Shimizu and Heins, 1995）

。而類神經網路是一種模擬人類腦神經系統所架構的網路，具有學習及自我組織的功能，能夠在不很明確的條件下做最佳的預測與判斷，對於產品規格不是很齊一的農產品，使用類神經網路做分級判斷有很好的成果（謝與林，1994；黃，1995；謝等人，1995；Ikeda and Motohori, 1995）。

花卉的質地嬌嫩，需要嚴格的分級及妥善的包裝方能維持良好的品質。而現今花農多以人工做分級，不但耗時、費力，且易因人工疲勞而產生分級的誤判，在人工昂貴的今日是花農生產成本的一大負擔。

花卉分級標準在外觀各部分包括花莖、花萼及葉子的綜合品質評斷。市面上現有的花卉分級自動化機器有長度及重量的分級機器，而尚未有機器能對花卉的外觀做分級。本研究擬以影像處理技術發展辨認花卉外觀的方法，並結合類神經網路分級玫瑰切花，用來取代昂貴的人工分級，

促進玫瑰切花生產的自動化。

本文之研究目的為：

- (一) 使用機器視覺辨別玫瑰切花的外觀，發展分級玫瑰切花的影像處理技術。
- (二) 使用類神經網路學習人工的分級經驗，並找出最佳的分級模式，達到分級自動化的目標。

## 二、材料與設備

### (一) 材料

本研究所採用的樣品為南投縣埔里鎮李俊發先生所栽培的玫瑰，係紅色莎曼莎品種，總數為395枝，採集時間為民國八十四年11月至12月間。

### (二) 實驗設備

本研究使用彩色 CCD 攝影機對每一枝玫瑰切花攝取兩張影像，一為整枝切花影像，另一則為花苞部分影像。在玫瑰切花影像攝取系統中，彩色 CCD 攝影機從打光室內攝取影像輸出至個人電腦內之影像擷取器，將影像數位化後儲存於光碟中，處理過程之影像可由影像監視器顯示出來。系統另裝有一高速影像處理器，可提高影像處理速度。所使用設備詳列於下：

1. 彩色 CCD 攝影機 (XC-711, SONY)，拍攝整枝切花影像的鏡頭焦距為 8.5mm，拍攝花苞部分影像的鏡頭焦距為 25mm。
2. 即時彩色影像擷取器 (DT2871, DATA TRANSLATION) 內含四個 Buffer，可分別儲存 R、G、B (或 H、S、I) 影像與 Overlay 資料。
3. 高速影像處理器 (DT2868, DATA TRANSLATION)。
4. 13 吋彩色影像監視器 (PVM-1342Q, SONY)。
5. 微電腦 (精英 486/66MHz)，撰寫 C 語言程式，控制影像之擷取、處理及運算。使用 MATLAB 軟體，進行類神經網路的訓練及測試。
6. 照度計 (TL-1, MINOLTA)，量測範圍由 0 至 20000 Lux。

7. 可讀寫光碟機 (LF-1094)。
8. 翻拍燈架組，具有一取像平台、兩組照明燈，和長 100cm 可改變高度及旋轉任意角度的攝影機固定架。照明燈四支，為 60cm 長的晝白色燈管。
9. 打光室，長 135cm、寬 96cm、高 119cm。

## 三、研究方法

花農採收後的玫瑰切花，先依花莖長度分成四級，每一長度等級再依其花部及莖部外觀情況分成 A、B、C 三級。本研究的分級標準是依據台北花卉產銷股份有限公司編印的花卉分級包裝手冊中 (鄭振宏, 1994) 所定之分級原則。

本研究先以影像處理技術辨別玫瑰切花的外觀，擷取數個分級因子，再將分級因子輸入類神經網路中進行訓練與測試，求取最佳的分級模式。擷取的外觀參數有花莖長度、花莖彎曲度、花莖直徑、花苞投影面積大小、花苞形狀及花苞顏色。其中花苞顏色係供花苞影像分割用；花莖長度用來做長度分級；其餘參數則輸入類神經網路做花卉品質的分級。研究流程如圖 1。

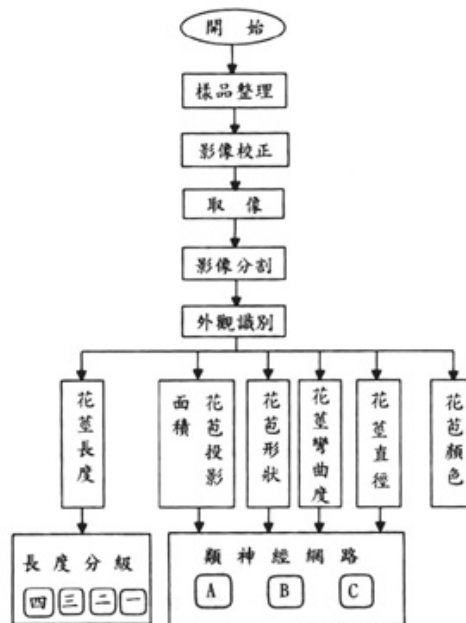


圖 1 研究流程

### (一) 取像環境及照明

照明不良的環境會影響影像灰階的正常分佈，使影像不易分割，並且會影響彩色影像色彩的量測結果，所以從事影像處理時，必須選擇一照明均勻且強度適當的取像環境。本實驗之打光室外覆黑色壁報紙，以阻絕外界光線的干擾，內側則覆以白色壁報紙，藉著光線的反射及漫射作用使照明更均勻。內部照明採用二組共四支 60cm 長的晝白色燈管，從翻拍架兩側向下約傾斜 45° 打光，打光室內的平均照度介於 2500-3200lx 之間。取像時以黑色絨布作背景，可以增加物體與背景的對比度，並將反光現象降到最低。

### (二) 樣品整理

自花農處取回之玫瑰切花，由具有多年經驗的專業人員，根據台北花卉產銷公司編印的分級手冊為本研究進行分級；同時記錄下每一枝切花的外觀情形，以做為研究時的參考和檢驗研究結果的資料。由於切花乃有生命的農產品，必需即刻進行影像擷取，方能得其分級時的原貌。圖 2 所示為不同長度等級及不同彎曲情形的玫瑰切花；圖 3 則為不同花苞開度的玫瑰切花。



圖 2 不同長度等級及不同彎曲情形的玫瑰切花

### (三) 影像校正

在打光室內，與玫瑰切花相同的取像參數下，攝取一已知直徑的圓形白色平面物體影像，撰寫影像程式讀取其像素點總數，再依下列的計算公式分別求出在此取像環境下所擷取影像在水平方向、垂直方向、對角線方向的校正係數  $C_h$ 、

$C_v$ 、 $C_d$ ，及像素面積解析度  $C_A$ 。

$$C_h = \text{直徑} / \text{水平方向直徑的像素點數} \quad (1)$$

$$C_v = \text{直徑} / \text{垂直方向直徑的像素點數} \quad (2)$$

$$C_d = (C_h^2 + C_v^2)^{1/2} \quad (3)$$

$$C_A = \text{實際面積} / \text{像素點總數} \quad (4)$$



圖 3 不同開度的玫瑰切花

### (四) 影像擷取

將玫瑰切花置於打光室內的取像平台上，每一枝切花各擷取兩張影像，一為整枝切花影像，一為花苞部分的影像。由於考量未來進行玫瑰切花自動分級時，切花係平放於輸送帶上，因此花苞係擷取側面影像。在取像過程中，由於不同的校正參數會影響取像的結果，所有取像參數在調至最佳值後，均需予以固定，使每一張影像皆控制在相同的取像條件下。

使用 Microsoft C++ 7.0 語言撰寫的影像程式，控制影像擷取器從彩色攝影機擷取切花影像，所得之影像顯示在影像監視器上，可以監控執行過程及確保擷取影像的品質。

### (五) 影像分割

#### 1. 花莖影像分割

在整枝切花影像中，所要分析的外觀特徵為花莖部分。首先，選擇合適的臨界值，將切花影像自背景影像中分割出來，然後定義出花莖的影像形態集合，再依據此集合對影像進行逐行搜尋，標記出可辨認的花莖，使其與葉子及花苞分離。

由於切花大部分由綠色的葉子及莖組成，所以採用 G 影像，選取合適的臨界值，將玫瑰切

花自背景中分割出來。分割花莖影像的步驟如下：

- (1) 由上而下，由左而右，逐行搜尋，找出切花影像的最左端點（花苞端）。
- (2) 由最左端點向右 15 個像素點，找出此位置的物體影像中點，做為第二個左端點。
- (3) 依據花莖起始點對判斷條件，由右至左逐行搜尋，尋找花莖起始點對。
- (4) 依據花莖影像形態判斷條件，以第 3 步驟中找到的花莖起始點對為參考點，開始由右至左逐行搜尋花莖，直至第二個左端點時停止。

最左端點用來做為花莖長度量測的端點，第二個左端點用來做為判斷花莖彎曲度的參考點，可避免花苞傾斜時，因使用最左端點所產生的彎曲度判斷誤差。花莖起始點對判斷條件如下：

- 1) 影像寬度小於 12 個像素點，大於 2 個像素點。
- 2) 至少有 2 個以上合於條件 1 的點對與之相鄰。

至於花莖影像形態判斷條件為：

- 1) 影像寬度小於 10 個像素點，大於或等於 2 個像素點。
- 2) 影像長度（水平方向）大於 4 個像素點。
- 3) 除了第一段花莖外，所搜尋到的花莖前後皆應有物體影像存在。
- 4) 花莖寬度大於前段花莖的 0.5 倍。
- 5) 若與前段花莖在水平方向的距離在 10 個像素點之內，則兩段花莖的高度差小於 20 個像素點。
- 6) 同一段花莖首尾的寬度差小於 6 個像素點。

影像寬度設定為小於 10 個像素點，以將玫瑰花刺排除在外，不計入花莖影像中，避免影響花莖直徑的量測。由觀察得知花莖影像前後皆會有物體影像存在（被葉片覆蓋），若搜尋到的影像為近似花莖影像的葉片影像，則此影像的前後為背景影像，不會有物體影像的存在，藉此可避免葉片的瘦長部分被誤認為花莖。

## 2. 花苞影像分割

花苞的顏色組成複雜，從鮮紅、暗紅、褐紅、黑紅至黑色皆有，花莖及葉子部分的顏色組成則有鮮綠、褐綠及暗綠等，而花萼部分有白色、綠色及摻雜一點點紅色，故無法以單一顏色灰階的臨界值做分割。且由於其顏色聚類分布甚廣並多聚集在 RGB 顏色座標的左下角位置，不適合以球形空間來包含其影像點的分布。因此使用色彩空間做分割時無法將花苞分割完全。本研究綜合臨界值法及改良色彩空間分割方法的原理做為花苞的分割方法，依分割條件逐一去掉背景部分。分割條件如下：

- (1)  $G \leq 90$ 。
- (2)  $R \geq 1.5G$ ，且  $G < 2B$ 。
- (3)  $R \geq 80$ ，且  $G < 65$ 。
- (4)  $R > 10$ 。

同時滿足上述條件之影像點屬於花苞影像。

影像分割後，仍餘留部分的花萼細線，可以使用收縮膨脹的方法將花萼細線去除，同時可除去一些微小的雜訊。先進行影像收縮一次將花萼細線與花苞相連部分斷開，並將花萼細線侵蝕掉，再經由一次的膨脹復原花苞影像。

在處理完花萼細線後，必需將影像再經過四次的膨脹處理及四次的收縮處理。因為有些花苞影像在經過以上步驟的分割後會在內部留下一些小空洞，這些小空洞對花苞投影面積的量測影響甚小，但會影響長短軸的量測結果，可以經由數次的膨脹將其填滿，再經由同樣次數的收縮復原花苞影像。

## (六) 花莖特徵擷取

花卉具生物特性，所以雖是來自相同品種、相同生長環境的玫瑰切花，其花莖長度和粗細並不齊一；而花莖雖大致筆直，但仍視各別情況而有不同程度的彎曲。一般而言，較長較粗的花材，吸水性好、保鮮期限較長、品質較佳，且利於插花、製作花籃花圈等各種應用上的處理，具有較高的經濟價值，在分級標準上屬於較優的等級；而花莖越筆直者，賣相好、又利於花材應用上的處理，其等級也越高。

擷取花莖特徵時係使用整枝切花的影像，對其分割出來的花莖影像部分作分析。由於部分花莖被葉子遮住，影像分割所得的花莖影像為一段

一段，無法得到完整花莖全貌，但已足夠影像分析用。

本研究中玫瑰切花長度的分級標準如表 1 所示，共分成四個等級；玫瑰切花等級標準則如表 2 所示。

表 1 長度分級標準

等級	長度範圍 L(cm)
一	$L > 66$
二	$66 \geq L > 54$
三	$54 \geq L > 45$
四	$45 \geq L$

表 2 玫瑰切花等級標準

等級	花部	莖部
A	成熟度佳	粗細一致，長直
B	成熟度微硬或開	粗細一致， 較細軟枝無嚴重彎曲
C	成熟度太開或太硬	細短，軟枝，彎曲

### 1. 花莖長度

不論花莖彎曲與否，花莖長度的計算方法乃為其頂端至底端之間的直線距離。使用花莖分割程式中尋找出的最左端點及花莖起始點座標，即可以式 (5) 計算其長度 L，如圖 4 所示。

$$L = \sqrt{(|x_1 - x_2| \times C_h)^2 + (|y_1 - y_2| \times C_v)^2} \quad (5)$$

式中  $(x_1, y_1)$  為最左端點座標， $(x_2, y_2)$  為花莖起始點座標， $C_h$  為影像水平方向校正值， $C_v$  為影像垂直方向校正值。



圖 4 花莖長度的計算

### 2. 花莖直徑

由於植物生長的特性，花莖底部靠近根部處較粗，向上越接近花苞處越細，所以本研究在判

斷花莖粗細時，共選取三個部位做量測，即花莖底端、中間處及頂端的直徑，任意選取或組合此三個參數，放入類神經網路中做訓練，以選取最佳的類神經網路分級模式。

底端直徑選取花莖分割程式搜尋出來的第一段花莖，中間處直徑選取最靠近花莖中點的一段花莖，頂端直徑則選取搜尋到的最後一段花莖。求取一段花莖中所有點對的平均寬度，將此平均寬度乘以垂直方向校正值以得到花莖直徑  $d_i$ ，如下式。

$$d_i = \text{average\_width} \times C_v \quad (6)$$

### 3. 花莖彎曲度

花莖彎曲度大的切花，其實相差，不利於花材應用上的處理，經濟價值較低，在分級時屬於較差的等級。本研究採用三個數值來表示花莖的彎曲情形，此三個數值之求法如下：

- (1) 求取同一張影像中各段花莖間中心線的夾角，最小的夾角即為此花莖的最大彎曲度，如下式及圖 5 所示。夾角越小表示花莖的彎曲度越大。

$$s_1 = \min(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n) \quad (7)$$

式中  $\theta$  為花莖中心線夾角， $n$  為夾角數目， $s_1$  則為代表彎曲度的最小夾角。

- (2) 連接花莖首尾的點成一直線，求取每段花莖的起始點及終點至此直線的距離，如圖 6，選取其中的最大值做為代表彎曲度的參數，此花莖偏移距離越大，則表示花莖彎曲的情形越嚴重。

- (3) 連接花莖首尾的點成一直線，求取每段花莖的起始點及終點至此直線的距離，計算所有距離的平均值如下式及圖 6，越彎曲的花莖，平均值越大。

$$s_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n l_i \quad (8)$$

式中  $l_i$  為距離， $n$  為距離的總個數， $s_2$  為距離的平均值。

任意選取或組合以上三種參數，輸入類神經網路中作訓練，以選取最佳的類神經網路分級模式。

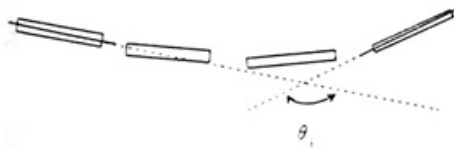


圖 5 花莖中心線夾角

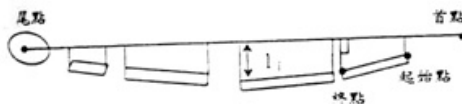


圖 6 花莖偏移距離

### (七) 花苞特徵擷取

花型完整、花色鮮明帶光澤、成熟度佳的切花，品質好，屬於較優良的等級。一般花農多選擇花苞開度在三分左右時剪取切花，因為開度太小者，花苞太硬，剪下後不易盛開；而花苞太開者，花朵很快就會盛開，不耐久藏及運輸，所以三分乃為最適宜的開度，太開或太硬者屬於較差的等級。通常花商在承銷切花時，會視其需要，選擇開度在三分或開度略大的切花。

在進行花苞特徵分析時，使用花苞部分的影像，針對分割出來的花苞影像做影像處理。使用間隙追蹤法 (Rosenfeld 與 Kak, 1982) 來尋找影像邊界，以免受雜訊的影響，及便於花苞影像投影面積及周長的求取。

#### 1. 花苞開度

一般而言，開度越大的切花，投影面積越大；花苞盛開時與含苞形狀也有所不同。本研究擷取數個參數，置入類神經網路中做訓練，了解各個參數與花苞開度的關係，以選取最佳的類神經網路分級模式。選取的參數有花苞投影面積、花苞投影周長，細密度及長短軸。

花苞投影面積的求法如式 (9)，撰寫影像處理程式讀取花苞投影面積總點數，即可以得到花苞投影面積  $A$ 。

$$A = N_p \times C_A \quad (9)$$

式中  $N_p$  為花苞投影面積總點數， $C_A$  為像素面積解析度。

區域的細密度 (Compactness) 定義為 (周長)<sup>2</sup>/面積，此值與物體尺寸變化無關，圓盤形狀的細密度為最小；主軸長短則與物體尺寸變化有關。使用間隙追蹤法尋找出來的影像邊界，可以計算周長。使用 Hotelling 轉換法可以量測長短軸。

#### 2. 花苞顏色

分析花苞顏色組成，可以辨別玫瑰切花的色澤，並可做為影像分割時的參考。採用 RGB 顏色座標系統做為顏色座標，繪成灰階統計圖 (Histogram)，以了解玫瑰切花色彩灰階的分佈情形。

### (八) 類神經網路的訓練與測試

本研究以誤差倒傳遞類神經網路來分級玫瑰切花的品質，使用 MATLAB 軟體來進行網路的訓練與測試工作，其中輸入層、隱藏層及輸出層單元數、學習常數、最小收斂誤差等均可彈性調整，並使用動量項及最適化學習速率來加快學習速度。

本研究網路架構為三層或四層，亦即具有一層或二層隱藏層，經由測試來決定適宜的隱藏層數目。圖 7 所示即為本研究中具有一層隱藏層的三層倒傳遞類神經網路模型。

第一層為輸入層，共有 10 個參數可以選擇，可以任意選取或組合此 10 個參數，置入類神經網路中做訓練，以選取最佳的分級模式。其中花莖彎曲角度、花莖最大偏移距離及花莖平均偏移距離是用來判斷花莖彎曲情形的參數；花苞投影面積、周長、細密度及長短軸是用來判斷花苞開度的參數；判斷花莖直徑大小的參數則有花莖底端直徑、中間直徑及頂端直徑。

第二層為隱藏層，一般隱藏層節點數的選取公式如式 (10) 及式 (11)，本研究隱藏層的節點數將在 2 至 26 個之間選取。

$$N_h = (N_i + N_o)/2 \quad (10)$$

$$N_h = (N_i + N_o)^{1/2} \quad (11)$$

其中  $N_h$  為隱藏層節點數， $N_i$  為輸入層節點數， $N_o$  為輸出層節點數。

第三層為輸出層，採用3個輸出單元，用來表示玫瑰切花品質的三種等級，每一個單元的輸出值變化以0或1來表示，其輸出值所代表的級數如表3所示。

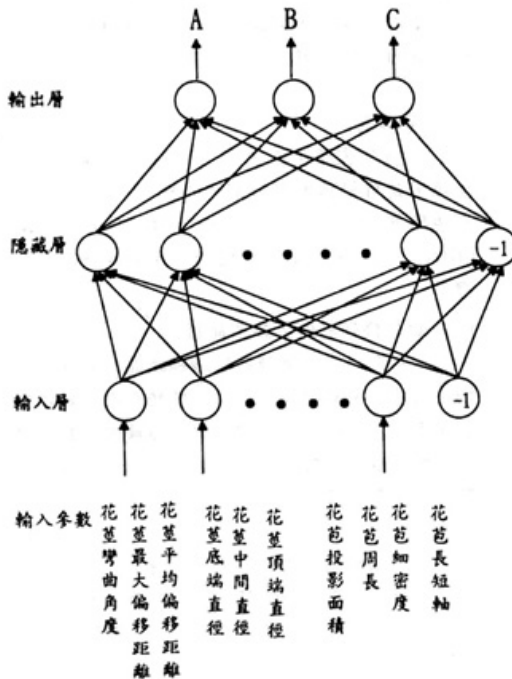


圖7 倒傳遞類神經網路模型

表3 輸出值之等級對照表

輸出值	等級
1 0 0	A
0 1 0	B
0 0 1	C

本研究所選擇的類神經網路，其輸出層的輸出值是介於0與1之間，為了使輸入與輸出匹配並加快其收斂速度，因此將輸入層之輸入值行正規化處理。首先從訓練樣本中找出每一種參數的最大值及最小值，將最大值增加5%，最小值減少5%，做為上限值 ( $I_{max}$ ) 及下限值 ( $I_{min}$ )，再

利用式(12)將輸入值 ( $I_n$ ) 映至0與1之間。

$$\text{正規化之參數值}(I_n) = (I - I_{min}) / (I_{max} - I_{min}) \quad (12)$$

凡測試樣品中的輸入值大於上限值者其正規化以0.9999計算，若輸入值小於下限值則其正規化值以0.0001計算。誤差倒傳遞學習法則之訓練參數的初始值設定如下：

1. 網路訓練的初始權值以 MATLAB 中的 initf 函數隨機產生。
2. 收斂誤差定為 0.01。
3. 學習常數設定為 0.01。
4. 學習速率遞增常數定為 1.05。
5. 學習速率遞減常數定為 0.7。
6. 動量係數定為 0.9。
7. 最大誤差比率定為 1.04。

從以人工分級完成的玫瑰切花中選取訓練樣本，將人工判定的等級作為網路的期望輸出，藉由誤差倒傳遞學習法則來修正各層的權值以學習人工的分級經驗，經重覆的演算修正直到網路輸出與期望輸出之誤差收斂至限定值之內，訓練程序方才完成。

使用 MATLAB 軟體中的 trainbpx 函數訓練網路，並改變以下條件，以比較不同網路模式的分級效果。

1. 不同的隱藏層數目，一層或二層。
2. 不同的隱藏層節點數，2 至 26 個。
3. 不同的輸入參數組合，從影像處理得到的 10 個參數中選取。

訓練完成的網路模式，以訓練樣本以外的樣本，使用 MATLAB 軟體中的 simuf 函數作測試。將測試結果與人工分級結果做比較，採用相符程度最高者作為本研究的分級系統。

## 四、結果與討論

### (一) 整枝切花影像分割結果

配合二值化影像的觀察及調整，得到整枝切花影像的最佳臨界值為 40，可用以分割出整枝切花的影像，以便進行花莖的搜尋。圖 8 所示為以 CCD 攝影機取得的整枝切花影像，而圖 9 即



圖 8 中之切花影像使用臨界值法分割後的結果。

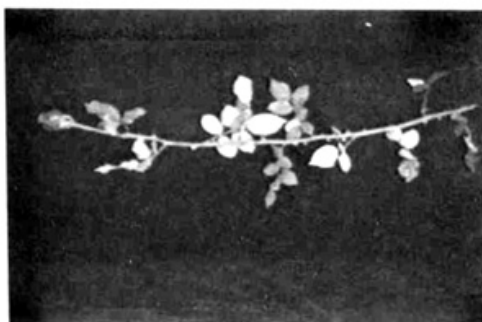


圖 8 整枝切花的原始影像

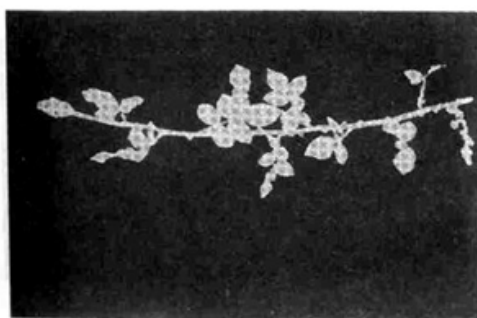


圖 9 切花影像以臨界值法分割的結果

## 二) 花莖起始點對搜尋

花莖起始點對搜尋的方法，主要是以點對的寬度來判斷其是否為花莖，寬度太寬者必屬於葉片；又由於葉片的尖端處較窄，易被誤認為花莖，故再加上一條件，必需有3個以上合於寬度條件的點對相連，方確認所搜尋到的點對為花莖起始點對。但由於有些葉片較細長，或因為葉片恰好覆蓋了花莖起始點，所以仍有少數影像在搜尋時會產生錯誤的結果，而導致花莖長度、最大偏移距離、平均偏移距離及彎曲角度等特徵的擷取結果錯誤。

本研究起始點對搜尋錯誤率為 3.6%。其中錯誤情況較輕微的，對特徵擷取結果的影響也較輕微，若錯誤情形較嚴重，除了使長度量測不正確外，因為花莖起始點為花莖搜尋的參考點，會

導致花莖搜尋不完全，甚至會搜尋不到任何花莖，而使得花莖直徑、彎曲角度及花莖偏移距離的量測產生嚴重誤差或無法進行。沒有花莖特徵參數，即無法以類神經網路進行分級；若分級參數有誤差，則會影響類神經網路分級的精確性。

## (三) 花莖搜尋

進行花莖搜尋時，使用花莖起始點對做為搜尋開始時的參考點，並依據影像點對的寬度、長度及相關位置判斷是否為花莖。

紅色莎曼莎品種的玫瑰，葉子多，刺粗大，影像形態複雜，使得花莖影像形態的訂定不易，增加了花莖搜尋時的困難度。若影像寬度範圍定得太大，易將葉片較窄部分及花刺當成花莖，若範圍定得太小，則會將較粗的花莖排除在外而無法搜尋完全；影像最小寬度也不可定得太小，否則會找到葉柄的部分，且由於花莖有彎曲的情形，故無法以角度彎曲範圍做為花莖影像的搜尋條件。此外，為了避免葉子的細長部分被誤認為花莖，必需再加上長度及相關位置的判斷條件，當寬度條件符合時，長度太短則可能為葉片的一部分，而且水平距離相近的花莖，高度不會相差太多，如此一來長度及寬度都符合的葉柄及細長葉片才不會被計入；同一段花莖之內寬度不會相差太多，寬度變化太大者即可能為葉片。在同一張影像的花莖搜尋過程中，由於互為參考點的關係，每一個花莖點對的搜尋結果，都將影響下一個花莖點對的搜尋。

花莖的搜尋有嚴重錯誤者佔 2.4%，然而搜尋的成功率並非 97.6%，仍有部分影像花莖搜尋結果有輕微的誤差，或花莖搜尋不完全。若花莖搜尋結果嚴重錯誤，或搜尋出來的花莖數過少，以致不足以表現出花莖特徵，則將無法得到正確的花莖特徵參數，不正確的輸入參數將導致類神經網路的分級失敗。

花莖搜尋失敗的原因有：(1) 花莖起始點對搜尋錯誤。由於起始的參考點錯誤，導致後續的搜尋方向偏差過大而失敗。(2) 花莖被葉子覆蓋的部分太多，以致合於條件可供搜尋的花莖太少；或足以表現花莖特徵的花莖部分恰好被葉子覆蓋，例如花莖彎曲度最大的部分恰好被覆蓋，進而影響特徵擷取的精確性。(3) 細長的葉子，由

於其形態與花莖相似而被誤認為花莖。(4) 搜尋到葉柄部分。葉柄的影像形態與花莖相似，但寬度多半較細，且與花莖呈一甚大的夾角，若搜尋到葉柄，會使得花莖後續的搜尋方向偏移，且會使影像處理計算出來的彎曲度變大。失敗的花莖搜尋，即無法得到正確的分級參數，使得類神經網路的切花品質分級失敗。

若花莖搜尋的結果不佳，將影響後續花莖特徵擷取的處理。當搜尋到的花莖段數太少，或搜尋到的花莖段不具代表性，不足以表現花莖彎曲的情形時，將導致花莖彎曲度的判斷錯誤，例如彎曲的花莖，因為搜尋到的花莖為直的段落，所以被判定為直的花莖，或者直的花莖，因為誤認葉片為花莖，而使得計算出來的彎曲度及花莖偏移量變大；此外，在花莖段的前後，極易計入部分花刺及葉片，而此部分的寬度較寬，會使得花莖直徑的計算結果偏高，再加上本研究中整枝切花影像的解析度較低，不易表現出花莖直徑間微小的差距，因此偏高的花莖直徑值將造成切花品質的分級誤差。不正確的分級參數，若置入類神經網路中做訓練，將會導致網路無法收斂；若置入類神經網路中做測試，則會導致錯誤的分級結果，降低網路的辨識率。

#### (四) 花苞影像分割結果

花苞影像分割的結果如圖 11 所示，圖 10 為其未分割前的原影像。為了加快影像處理的速度，縮小處理的範圍而不對整張影像做處理，因此由圖 11 中可見，範圍外的影像保持不變。在彩色影像分割完成後，將影像以臨界值法二值化，以方便後續的影像處理；圖中未分割完全的花萼細線，可使用一次的影像收縮將其去除。影像收縮之後，需再經一次的影像膨脹以復原花苞影像。

彩色影像分割後，有時會在花苞影像內部產生一些小空洞，這些小空洞有些是綠色的萼片所造成，有些是最外層經陽光曝曬而轉成黑色或紅黑色的花瓣，可經過數次膨脹將這些空洞填滿，以避免花苞面積的計算誤差，及長短軸的量測錯誤。在經過數次膨脹後，需以同樣的次數做影像收縮處理，以復原花苞影像，圖 12 所示即為影像經過同樣次數（4 次）收縮處理後的結果。

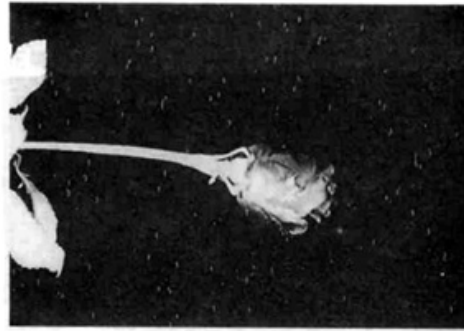


圖 10 花苞原始影像

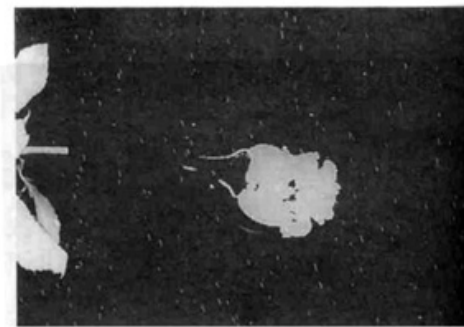


圖 11 花苞影像分割結果

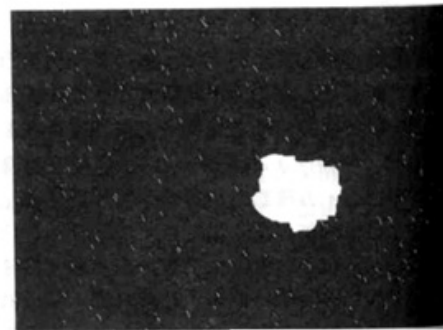


圖 12 膨脹收縮四次後之花苞影像

#### (五) 花莖長度量測結果

在花莖長度量測方面，本研究共

258張玫瑰切花影像，將所得的結果與實際量測的值相比較，所分等級與人工分級相符者有 240 張，分級正確率為 93.0%。

以統計方法分析得到量測值與實驗值的  $R^2$  為 0.9904，如圖 13 所示，由此可知實驗值與量測值間的相關性極高，圖中誤差很大的點是由於花莖起始點對搜尋錯誤所造成。

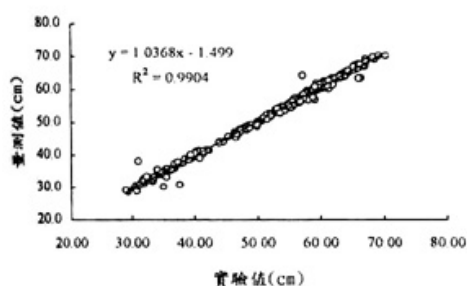


圖 13 長度量測結果分析圖

#### (六) 類神經網路的訓練與測試

將影像處理得到的玫瑰切花分級參數，置入誤差倒傳遞類神經網路中做訓練及測試，以得到最佳的類神經網路分級模式，做為玫瑰切花品質分級之用。

在網路的訓練與測試之前，先除去影像處理結果誤差太大者，例如花莖起始點判斷錯誤及花莖搜尋嚴重錯誤者，因為影像處理結果的誤差將使得類神經網路無法做出正確的判斷。在影像處理結果可以接受的 329 枝玫瑰切花樣本中隨機選取 A 級、B 級及 C 級各 30 枝做為誤差倒傳遞類神經網路的訓練之用，剩下的 239 枝樣本則做為訓練完成後之類神經網路辨識率的測試。

玫瑰切花品質評斷主要依據三個條件，一為花莖彎曲情形，二為花莖粗細，三為花苞開度，所以在選擇類神經網路的輸入參數時，每一個條件最少要選取一個能代表其特徵的分級參數。換言之，每一種模式的類神經網路其輸入參數最少要有三個。

在本研究中，網路的收斂誤差定為 0.01，但也嚐試以 0.001 的收斂誤差做訓練，以了解網路是否能因此而得到更好的辨識效果。表 4 的網路

模型其輸入參數為花莖最大偏移距離、花莖彎曲角度、花莖底端直徑及花苞投影面積，隱藏層皆為一層。由表中結果可知，0.001 的收斂誤差並沒有得到較好的網路辨識率。

表 4 不同收斂誤差之類神經網路測試結果

隱藏層單元數		7	8	9	10	14
正確率	收斂誤差 0.01	65.3	68.2	60.3	69	69.5
(%)	收斂誤差 0.001	65.3	67.8	61.1	68.2	68.2

使用一層隱藏層的網路模型，以不同的輸入參數組合及不同的隱藏層單元數做網路訓練，其中以花苞周長、花莖最大偏移距離及花莖頂端直徑做為輸入參數的網路模式經多次訓練並改變隱藏層單元數皆無法收斂，而以花苞細密度、花莖最大偏移量及花莖底端直徑做為輸入參數的網路模式也無法收斂，可知花苞周長及花苞細密度不適合做為分級參數。

本研究網路的部分測試結果如表 5 所示，共有 6 種不同的網路模式，隱藏層數目皆為一層，隱藏層單元數最少為 6 個，最多為 20 個，其中正確率最高者為模式 4，隱藏層單元數 16 個時，辨識率為 70.7%。此模式之輸入參數為花莖最大偏移距離、花莖中間直徑及花苞投影面積。表中尚有數個模式，其正確率達到 67% 以上，與模式 4 之辨識率很接近。表 5 顯示，隱藏層單元數的多寡與辨識率的高低並沒有一定的關係，而以花苞投影面積最能代表花苞的開度。

## 五、結 論

1. 使用影像處理量測花莖長度的準確率相當高，將其所得結果與人工分級結果比較相符程度為 93%。
2. 使用彩色影像分割方法分割玫瑰花苞的效果很好。本研究設計的分割方法，適合用來處理需要保留物體色彩資訊的影像。
3. 花苞投影面積適合用來做為花苞開度大小的分級參數；花莖最大偏移距離及花莖彎曲角度則適合用來做為判斷花莖彎曲情形的參數；花莖粗細的判斷，以花莖底端直徑或花莖中間直徑做為分級參數都適合。

表 5 各種模式之類神經網路的部分測試結果

模式類別	輸入參數名稱	隱藏層單元數	訓練次數	誤判數	正確率 (%)
1	花莖最大偏移距離 花莖底端直徑 花苞投影面積	6	204,771	74	69
		7	20,870	80	66.5
		8	46,000	122	49
		10	5,004	79	67
		15	3,856	80	66.5
2	花莖最大偏移距離 花莖彎曲角度 花莖底端直徑 花苞投影面積	6	14,436	91	61.5
		7	3,567	83	65.3
		8	2,434	76	68.2
		9	5,630	93	60.3
		10	5,291	74	69
		12	6,325	74	69
		14	3,017	73	69.5
		16	3,718	75	68.6
3	花莖彎曲角度 花莖底端直徑 花苞投影面積	8	84,753	96	59.8
		10	18,281	96	59.8
		16	6,798	95	60.3
		18	59,884	100	58.2
		20	8,718	98	59
4	花莖最大偏移距離 花莖中間直徑 花苞投影面積	8	15,030	82	65.7
		10	6,052	86	64
		12	3,730	80	66.5
		14	7,813	79	66.9
		16	6,339	70	70.7
		18	3,865	81	66.1
5	花莖最大偏移距離 花莖底端直徑 花莖中間直徑 花苞投影面積	8	7,520	82	65.7
		10	7,369	76	63.4
		12	5,129	82	65.7
		14	4,321	84	64.9
		16	15,563	82	65.7
		18	4,233	77	67.8
6	花莖平均偏移距離 花莖中間直徑 花苞投影面積	8	12,558	129	46
		10	13,629	135	43.5
		12	6,487	136	43.1
		14	5,995	131	45.2
		16	5,975	152	36.4

4. 本研究實驗所得的最佳類神經網路模式為：一層隱藏層，16 個隱藏層節點，以花莖最大偏移距離、花莖中間直徑及花苞投影面積做為輸入參數的類神經網路模式，辨識正確率為 70.7%。此模式經使用不同的初始權值加以訓練，所得之辨識正確率變化不大。

5. 就本研究而言，類神經網路使用一層隱藏層的網路模式即可得到很好的辨識效果，無需使用二層隱藏層的網路模式。隱藏層節點數的多寡與網路的辨識率無關，但一般而言，較多的隱藏層節點數在網路訓練過程中，網路較易收斂且收斂的速度較快。

6. 在本研究的類神經網路訓練過程中，收斂時的訓練次數最高者為 204,771 次，最低者為 1,872 次，但網路收斂所需訓練次數的多寡與網路的辨識率高低並沒有一定的關係。

## 六、參考文獻

1. 李芳繁。1990。以影像處理量測檸檬之幾性質。農業工程學報 36(3):36-42。
2. 李芳繁。1991。檸檬顏色分級方法之建立。農業工程學報 37(2):59-64。
3. 林宜弘。1995。機器視覺應用在魚苗計數之可行性研究。農業機械學刊 4(2):37-45。
4. 謝青霖、馮丁樹、陳世銘。1992。數位影像處理在蔬果大小選別之應用。農業機械學刊 1(1):28-41。
5. 黃膺任。1995。使用影像處理與類神經網路分級胡蘿蔔之研究。碩士論文。台中：國立中興大學農機系。
6. 楊清富、李芳繁。1994。應用機器視覺進行番茄顏色分級之研究。農業機械學刊 3(1):15-29。
7. 鄭振宏。1994。花卉分級包裝手冊(三)。台北：台北花卉產銷股份有限公司。
8. 賴天明、林達德。1992。應用於種苗移植作業之機器視覺系統。農業工程學報 38(4):91-110。
9. 謝志誠、林勁助。1994。以類神經網路技術作青椒形狀及大小之分級。農業機械學刊 3(3):15-27。
10. 謝清祿、鄭聖夫、林達德。1995。應用影像處理技術及類神經網路辨認不同生長階段藍苗之研究。出自“八十四年度農業機械論文發表會論文摘要集”，111-112。台北：中華農業機械學會。

11. Ikeda, Y. and T. Motohori. 1995. Quality Evaluation of Cut Flower with Neural Network and Genetic Algorithm. 出自“八十四年度農業機械論文發表會論文摘要集”，69-70。台北：中華農業機械學會。
12. McFarlane, N. J. B. 1991. A computer-vision algorithm for automatic guidance of microplant harvesting. *Computers and Electronics in Agriculture* 6:95-106.
13. Rosenfeld, A. and A. C. Kak. 1982. *Digital Picture Processing*. 2nd ed. New York: Academic Press.
14. Shearer, S. A. and F. A. Payne. 1990. Color and defect sorting of bell peppers using machine vision. *Transactions of the ASAE* 33(6):2045-2050.
15. Shimizu, H. and R. D. Heins. 1995. Computer-vision-based system for plant growth analysis. *Transactions of the ASAE* 38(3):959-964.
16. Steinmetz, V., M. J. Delwiche, D. K. Giles and R. Evans. 1994. Sorting cut roses with machine vision. *Transactions of the ASAE* 37 (4):1347-1353.

收稿日期：1996年8月26日

修改日期：1996年10月12日

接受日期：1996年11月1日