

以影像處理與類神經網路分級胡蘿蔔之研究 Carrots Grading with Image Processing and Neural Network

國立嘉義技術學院農業機械工程系助教

黃 膺 任
Ying-Jen Huang

國立中興大學農業機械工程學系教授

李 芳 繁
Fang-Fan Lee

摘 要

本文主要目的是結合影像處理技術與類神經網路來建立一套胡蘿蔔的分級系統。其分級方式，首先以間隙追蹤法找出影像邊界，以 Hotelling 法找出影像長軸，再根據長軸及影像邊界的相對關係萃取出對稱率、直徑差異度、曲率及細密度等描述形狀的特徵因子，並以根肩綠色與紅色在色度圖上有不同分佈的特性，找出屬於綠色像素的判斷模式，藉以計算根肩綠色面積來作為描述顏色的特徵因子，結合形狀及顏色因子作為分級參數，並配合一個三層式倒傳遞神經網路來模擬人工分級作業，同時藉由改變輸入參數種類、數目及隱藏層節點數，以尋求分級胡蘿蔔之最佳模式。實驗結果，由神經網路所建立的分級模式與人工分級結果比較，其相符程度為 81 %。

關鍵詞：影像處理，類神經網路，胡蘿蔔，分級。

ABSTRACT

Image processing techniques and artificial neural network were used in this study to establish a grading system for carrots. At first, the boundary pixels of the carrot image were located using the crack-following method, and the major axis was obtained using the Hotelling transform. Then, the shape descriptors—the symmetry ratio, the diameter difference, the curvature, and the compactness were extracted based on the relative position between the major axis and image boundary. The green area of the root-shoulder portion, used as the color descriptor, was calculated by utilizing the chromaticity diagram. A three-layer back-propagation artificial neural network was utilized to simulate human grading operations. The shape and color descriptors were used as the input parameters of this neural network. In order to find the best model for grading, the type and number of the input parameters, the number of the nodes of the hidden layer were changed during the training process. The grading accuracy of the best model was 81 % compared with human grading results.

Keywords : Image processing, Neural network, Carrots, Grading.

一、前言

以外觀為訴求的農產品分級，常需綜合數種特徵才能定出其等級，尤其是外形較不規則的產品如胡蘿蔔、青椒或葉菜類等。它們的外觀特性不易量測，傳統機械很難滿足所求，因此對這類產品的分級工作目前普遍採用的方式，多半還是仰賴人工來完成。人工的作業速度有限，而且易受精神、體力及外在因素的影響。在不能行機械自動化的作業方式下，產量及品質常無法確保，因此尋找有效的分級技術來取代人工作業是必需的。

由於影像處理技術日趨成熟，價格及執行速度也更符合經濟效益，近年來被廣泛地應用在農業領域裡，尤其是在農產品的選別上有不錯的成績。而類神經網路是一種模擬人類腦神經系統所架構的網路，因此它具有學習能力及自我組織功能的特性，能夠在不是很明確的條件下做最佳預測與判斷。這個特性正好滿足農產品選別時的須要。因此，本文結合影像處理技術與類神經網路對胡蘿蔔進行分級，期望本文所建立的分級模式能擁有人類視覺在圖形辨識上的能力。

本研究主要架構是依據農林廳所編訂之蔬果分級準則，利用影像處理技術，將農產品分級準則中一些尚未量化的分級參數予以量化，尤其是在形狀及顏色的條件方面。並結合類神經網路來學習人工的分級經驗，找出最佳的分級模式，以期能替代人工分級，達到分級自動化的目標。

二、文獻探討

(一) 影像處理技術的應用

李(1990)以二值化影像計算檸檬影像之像素點數，乘以面積像素解析度來計算投影面積。以間隙追蹤法尋找出邊界的像素，再依兩像素的相鄰方式再乘上各方向之像素解析度來計算兩像素間的距離，累計邊界上相鄰像素之間的距離即為邊界長度。以 Hotelling 轉換或旋轉法找出通過檸檬影像形心且相互垂直的長軸及短軸作為檸檬影像的長軸和短軸。實驗結果顯示投影面積與質量、長度及寬度之間均具有很高的相關性。

楊與李(1994)以彩色影像系統對小蕃茄進行

顏色分級。此系統分別以 HSI 顏色系統中的 H 值、YIQ 顏色系統的 Q 值及 RGB 顏色系統中的 G 值來作為三個分級小蕃茄的顏色模式，將小蕃茄分成紅色、紅綠色及綠色三種等級。依判定結果再配合 4 個出料口的平行分級機構對小蕃茄分級。三種模式的分級結果與人工分級結果之相符程度分別為 95.3 %、93.9 % 及 88.9 %。分級作業速度最快為每分鐘 380 個。

Strachan(1993)利用機器視覺來量測鱈魚的長度。其量測方法是利用垂直於皮帶的輸送方向的掃描線找出魚的影像位置，並定魚體在橫軸及縱軸方向的邊界位置，然後截取魚身首尾兩處的寬度，以寬度較大的一邊視為頭部的位置，隨後在魚的影像上取適當的間隔定出五條分割線，取各線的中點作為魚之首尾的連線點，此連線的長度即為魚體的長度，此法的特點是當魚體彎曲時，亦能正確量測其長度。經實驗結果成功地將魚分成 4 個等級，分級速度每秒鐘超過 1 條，魚先定向後再行分級的方式，其誤差率為 $\pm 1\%$ ，而以隨機擺置的分級方式，則誤差率為 $\pm 3\%$ 。

Ling 與 Searcy(1991)以機器視覺決定蝦子的去頭位置。文中利用游程長度編碼 (Run-Length Encoding) 找出蝦子的 HP(Hepatopancreas) 位置，再利用 MAT 演算法決定切頭的位置。經測試結果以此法所得的標準差值在 2.8mm ~ 4.6mm 之間，演算速度達每秒鐘 2 隻。

Kassler 等(1993)以影像處理方式對明蝦進行分級包裝。其分級方法是先找出明蝦的投影面積與重量之關係式，再藉量測投影面積來預測明蝦的重量以行等級判定。實驗結果其正確率為 87 %，高於人工分級結果。由於包裝前須先將過份捲曲的明蝦拉直，再將頭尾依相同方向放置，因此計算出明蝦影像的二次矩 (Moments)、面積、周長、形心、及主軸方向的長度、寬度，用以找出在明蝦體上三個機械手臂的挾持點，並計算出明蝦的捲曲度，進而導引機械手臂將過份捲曲的明蝦拉直。經測試結果，此系統的影像分析速度每秒鐘超過 20 隻。

Howarth 與 Searcy(1990)以 RLE(Run-Length Encoding) 對胡蘿蔔影像進行編碼，進而計算長度、寬度、面積、曲率及破裂程度。在文中胡蘿

葡萄大小是以長度、寬度及面積來表示，並由 RLE 找出胡蘿蔔影像的中心線，計算該線的曲率(ASD)來檢測胡蘿蔔的彎曲程度。以直徑的變化曲線之一階導數(FDV)，來分析胡蘿蔔的斷裂程度。利用 CC(Connected Components) 演算法可辨識出表面是否有瘀傷或分叉。實驗結果顯示，長度與寬度的平均誤差在 0.07cm 之內，而且成功地區分正常或彎曲的胡蘿蔔，利用 FDV 辨識正常與破裂的胡蘿蔔，其誤差高達 31.3%，若能選擇較佳的分界值，則可降低誤差。

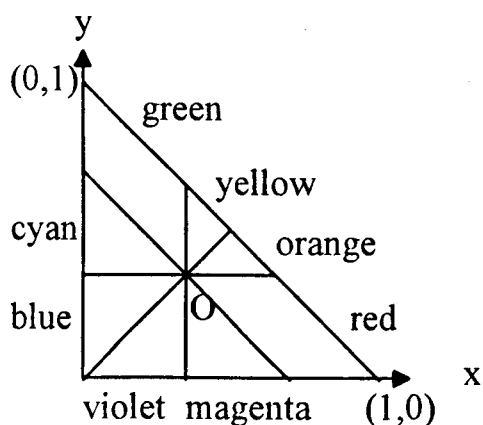


圖 2. 分級系統流程圖

表 1. 影像之 RGB 值與色相對照表

$R > I$	$G > I$	$ R-I > G-I $	色相(顏色)
1	1	1	orange
1	1	0	yellow
0	1	0	green
0	1	1	cyan
0	0	1	blue
0	0	0	violet
1	0	0	magenta
1	0	1	red

註： $I = (R+G+B) / 3$ 。

Shearer 與 Payne(1990) 以彩色視覺系統依甜椒的顏色及損傷程度來分級甜椒。其方法是將色度圖(Chromaticity Diagram) 近似成如圖 1 所示，圖中是以 0 點(標準白色的等能量點)為中心，等間隔 $\pi / 4$ 角度，將三角形劃分成 8 個區域分別代表 8 種

顏色，並以表 1 將 8 種顏色的色相定義出來，例如若 $R > I$ 、 $G < I$ 、 $|R - I| > |G - I|$ 則該像素的色相代表紅色。

經由上述方法，再以統計分析計算出甜椒的色相頻率分佈，利用頻率分佈來辨識顏色及損傷。分級結果在顏色辨識方面其準確度為 96%，損傷判定的準確度為 63%。

(二) 影像技術結合類神經網路的應用

謝與林(1994)以類神經網路對青椒的形狀及大小作分級。該文以影像處理技術從青椒影像中萃取出周長、投影面積、長度、寬度、投影面積對周長平方比及寬度對長度比等作為青椒的分級參數。其中並比較最長軸法、最短軸法與 Hotelling 轉換法來求出青椒影像的長軸，結果以後兩種方法較能正確定出其位置。然後配合一以反向傳遞演算法之三層前饋式神經網路來學習人工分級經驗，以建立青椒之分級模式。經測試結果與人工的相符性為 84%。

Liao 等(1993)以類神經網路來辨識破裂的玉米粒。其方法是先將每一個玉米影像區分成 3 個區域，再根據玉米的形態特徵，萃取出最大邊界曲率、最大對稱率、最小對稱率，長短軸比及玉米粒尖部的變化率，將這些參數經正規化處理，送入一型式為 8-32-8-2 的 4 層式倒傳遞類神經網路，加以訓練及測試。其結果為扁平型的玉米粒樣品其辨識結果正確率較圓形玉米粒高，取像時玉米粒胚芽端的擺置方向不影響扁平型破裂玉米粒的辨識，但胚芽端朝下方的圓型玉米粒其辨識的正確率高於胚芽在上的，分級速度為 1.5 秒/顆。

Yang(1993)以類神經網路來分辨三種表面特徵不同的蘋果。文中利用結構光線投射在蘋果表面所形成條狀影像，隨著表面形狀的起伏，產生不同的曲率變化，利用這個特性將蘋果的損傷區域或花萼部位分割出來，並計算出用以描述這些區域的特徵參數，如平均正數曲率、平均負數曲率、曲率為 0 的平均點數、弧形長度、面積、細密度、邊界最大斜率、平均亮度值及亮度值變異數，做為類神經網路的輸入值。經測試並與人工分類結果比較，正確率高達 96%，結果也顯示損傷區域為長條形的蘋果其正確率較低。

三、材料與方法

(一) 實驗設備

本實驗所使用的相關設備有：

1. 彩色 CCD 攝影機 (XC-711, SONY)

可輸出 NTSC 複合彩色視訊和 R、G、B 視訊。

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。每一張 Buffer 的記憶容量為 $512 \times 512 \times 8$ 位元。DT2871 的軟體部份是 "Aurora"，可使用 Microsoft C 語言撰寫程式去執行。

3. 高速影像處理器 (DT2868, DATA TRANSLATION)

可提高影像處理速度。

4. 彩色影像監視器 (PVM-1342Q, SONY)

用來監控取像品質及影像處理過程。

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。

6. 照度計 (TL-1, MINOLTA)

量測範圍由 0 至 20000Lux。

7. 可讀寫光碟機 (RS-9200E, RICOH)

用以儲存大量影像資料。

8. 打光室

以 6mm 厚的電木板為材料，內部尺寸為 $55\text{cm} \times 31\text{cm} \times 63\text{cm}$ 。內面塗以白色漆料而以四個 60W 鎢絲燈泡為光源，燈泡向上傾斜 45 度，以避免光線直接投射。藉反射及漫射的作用使樣品受光均勻。

(二) 實驗材料

實驗用的胡蘿蔔樣品是採摘自彰化縣芳苑鄉謝朱常先生所栽培的胡蘿蔔，品種為高農。樣品在取像之前已先經過清洗，樣品總數為 596。

(三) 研究方法

本系統的識別程序是利用影像處理方式，依據農林廳分級準則從胡蘿蔔影像中擷取數個分級參數，輸入類神經網路加以區分成特、優、良三個等級，其分級流程如圖 2。執行方法分述如下：

1. 影像校正

先取得已知面積的圓形影像，計算其像素總數，再分別求出面積校正係數 (C_A)、x 方向的校正係數 (C_h)、y 方向的校正係數 (C_v) 及對角方向的校正係數 (C_d) 等，這些係數的計算公式如下：

$$C_A = \text{實際面積} / \text{像素總數} \quad (1)$$

$$C_h = \text{直徑} / \text{在 x 方向直徑像素點數} \quad (2)$$

$$C_v = \text{直徑} / \text{在 y 方向直徑像素點數} \quad (3)$$

$$C_d = (C_h^2 + C_v^2)^{1/2} \quad (4)$$

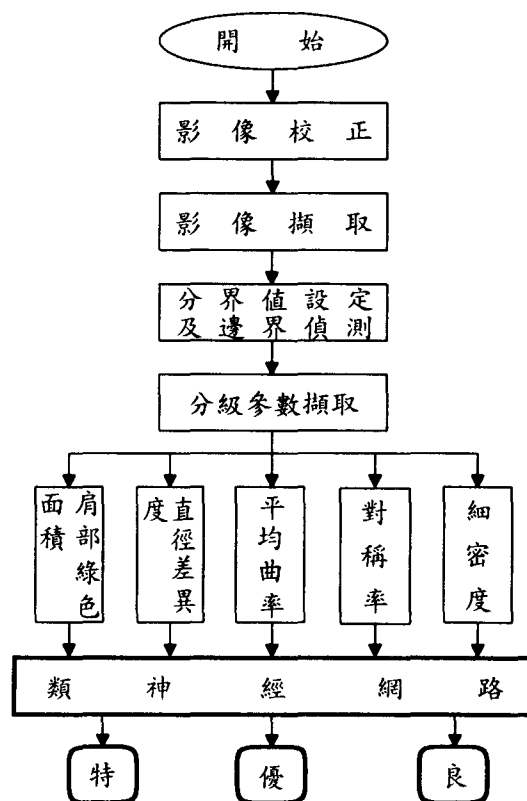


圖 2. 分級系統流程圖

經由這些校正值可換算實際投影面積及周長。

2. 影像擷取

以任意方向將胡蘿蔔平放於背景顏色為黑色的打光室內，然後在電腦上使用以 Microsoft C 語言撰寫的影像程式，控制影像擷取器 (DT2871) 從彩色攝影機擷取胡蘿蔔影像訊號，擷取的胡蘿蔔影像顯示在影像監視器上，以便監控整個執行過程。

3.分界值 (Threshold)

由於物體與背景的灰階不同，因此我們可以從影像的統計圖 (Histogram) 上看出，物體與背景的灰階分佈會形成兩個分開的波峰，從兩波峰之間可找出一區分兩波峰的分界點，該點的灰階值是區分物體與背景的分界值。由於兩波峰之間尚有空間，因此先在波峰之間找出影像與背景的大概分界，再經由觀察二值化影像是否完整以及雜訊多寡作上下調整，直至所設定的分界值能得到最接近真實影像為止。經由測試結果得最佳分界值為灰度值 50。

4.形狀邊界量測

本文應用間隙追蹤法 (Rosenfeld 與 Kak, 1982) 來尋找物體邊界像素的座標。邊界像素的位置係用以計算描述形狀的分級參數。

5.分級參數擷取

農林廳分級準則上並未以定量方式列出分級細則，只概略地說明人工方式的分級準則，因此若要滿足分級準則的要求可能還是以人工來分級最為有效。為了模擬人工的分級方式，本文以人類神經網路作辨識系統，利用擷取自影像中與分級準則有關的參數作為神經網路的輸入，經由訓練程序以學習人工分級經驗，然後對胡蘿蔔進行分級測試。其中與等級相關的參數函蓋形狀及顏色因子，計有對稱率、細密度、直徑差異度、平均曲率及肩部綠色面積等五種主要的分級參數，其擷取方法如下：

(1)對稱率

先以 Hotelling 轉換法 (Gonzalez 與 Woods, 1992) 找出胡蘿蔔影像的兩個特徵方向，循這兩個方向在影像區域內繪出二條通過形心的直線，其中較長的線定義為影像的長軸。圖 3 及圖 4 為形狀不同的兩張胡蘿蔔影像，比較兩張影像可以發現，形狀彎曲度愈大或愈不規則者，則由長軸區隔之兩邊影像的差異愈大，也就是愈不對稱。因此本文定義胡蘿蔔影像的形狀對稱率如下：如圖 5 所示，對稱率

$$S_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |L_i - R_i| \quad (5)$$

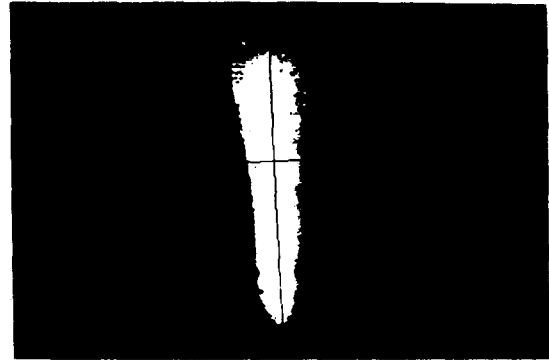


圖 3. 形狀較規則的胡蘿蔔影像繪出其長短軸的情形



圖 4. 形狀較不規則的胡蘿蔔影像繪出其長短軸的情形

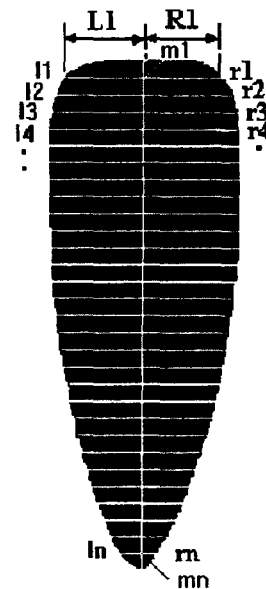


圖 5. 胡蘿蔔對稱率量測之示意圖

其中 n 為長軸之等間隔點數， L_i 及 R_i 分別為 m_i 至 l_i 之距離及 m_i 至 r_i 之距離；而 m_i 為第 i 條間隔線與長軸之交點， l_i 和 r_i 為第 i 條間隔線與影像邊界之交點。

對稱率的量測步驟如下：

步驟一：以肩端為起始位置，將長軸劃分成 n 個等間隔點（本文預設值為 30 點）。

步驟二：以垂直長軸方向，通過每一間隔點在影像區內繪直線。

步驟三：依式(5)求出對稱率。

圖 6 與圖 7 分別是圖 3 與圖 4 經執行上述方法後所標出的等間隔線情形。由於等間隔線是由根肩端為起始點，因此求對稱率之前須先判斷根肩在那一個方位。在對稱率的量測過程中，需求出樣品影像的形心、長軸，以及判定根肩部的方位。現將這些方法分述如下：

(a) 形心求法

假設胡蘿蔔影像為 $f(x,y)$ ，其總像素數為 N_t ，則形心座標 (x_c, y_c) 為

$$x_c = \frac{1}{N_t} \sum_{x \in f(x,y)} x_i \dots\dots\dots (6)$$

$$y_c = \frac{1}{N_t} \sum_{y \in f(x,y)} y_i \dots\dots\dots (7)$$

(b) Hotelling 轉換法

假設 V_i 為胡蘿蔔影像第 i 個像素的座標向量，則 V 的平均值為

$$m_v = \frac{1}{N_t} \sum_{V_i \in f(x,y)} v_i \dots\dots\dots (8)$$

V 之共變異矩陣 (Covariance Matrix)

$$C = \frac{1}{N_t} \left[\sum_{V_i \in f(x,y)} V_i V_i^T \right] - m_v m_v^T \dots\dots (9)$$

式中 V_i^T 與 m_v^T 分別為 V_i 與 m_v 之轉置 (Transpose)。共變異矩陣為一實對稱矩陣，因此必然可以找出一組正交的特徵向量，以這兩個向量的方向通過形心在影像區內繪線，其中較長的線為影像之長軸，較短的線則為短軸。

(c) 根肩方位判定

胡蘿蔔形狀的特性是根肩通常比根尖寬大，因此所找出的形心位置較靠近肩部。由於形心位在長軸上，於是比較長軸兩端與形心的距離，那一端較靠近形心，則以該端為肩部，以此作為自

動偵測肩部位置的依據。因此在形心及長軸找出之後，執行程式均會先行判斷根肩是在那一個方位，然後再作分級參數的擷取，使得這些擷取方法可適用於任意方位的影像。

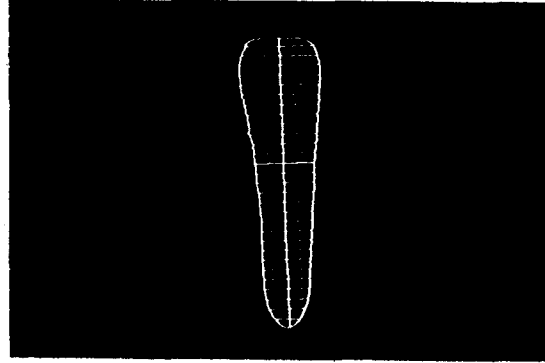


圖 6. 在圖 3 上繪出等間隔線之情形

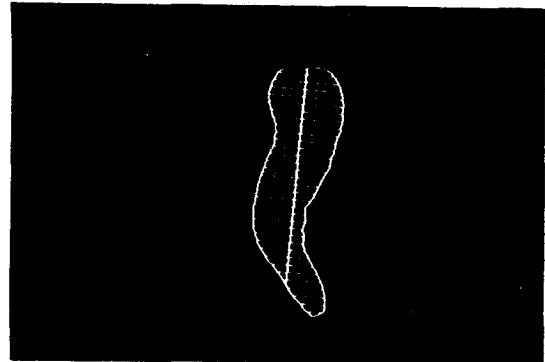


圖 7. 在圖 4 上繪出等間隔線之情形

(2) 細密度

細密度的定義為(周長)²/面積。圓形區域的細密度最小，愈不規則的形狀，其細密度值愈大，因此以該值來作為描述胡蘿蔔形狀的一項因子，本文將之標示為細密度(A)。另再定義細密度(B)為(周長)²/(面積×長短軸比)作為類神經網路的另一項輸入因子。

實際周長的量測，是以間隙追蹤法找出形狀邊界之後，再依據式(9)計算實際周長：

$$P(\text{周長}) = N_h C_h + N_v C_v + N_d C_d \dots\dots\dots (10)$$

N_h 為搜尋邊界點的過程中，點與點間朝 x 方向的次數， N_v 為朝 y 方向的次數， N_d 為朝對角方向的次數。實際面積量測及長短軸比的計算式如下：

$$A(\text{面積}) = \text{邊界內之像素總數} \times C_A \dots\dots\dots (11)$$

$$\text{長短軸比} = \text{長軸長度} / \text{短軸長度} \dots\dots\dots (12)$$

(3)平均曲率

如圖 8 所示，我們定義胡蘿蔔影像的曲率如下：

$$C_v = \frac{1}{n} \sum_{i=3}^{n-2} |\theta_i - \theta_{i+2}| \dots\dots\dots (13)$$

其中

$$\theta_i = \tan^{-1} \frac{y_i - y_{i-2}}{x_i - x_{i-2}}$$

上式中 x_i, y_i 為點 m_i 的座標。在圖 8 中，點 m_1, m_2, \dots, m_n 為各間隔線的中點，可標示出近似胡蘿蔔影像的區域中軸 (Medial Axis of Region)，圖 9 為標出影像中軸的情形，再利用式(13)計算出此軸的平均曲率，作為描述胡蘿蔔形狀的參數。同時另取 θ_i 中最大的值定義為最大曲率，以比較兩個值的分級效果。胡蘿蔔的形狀愈不規則或愈彎曲，則曲率量測值愈大。

(4)直徑差異度

比較圖 3 與圖 10，兩影像的形狀有明顯的差異，實際等級也不同，但以前述方法所量測之對稱率及曲率值卻很接近，無法區分其等級，為改善這個現象，本文再定義直徑差異度 (A)，其定義如圖 11 所示。

$$D_v = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} D_{di} \dots\dots\dots (14)$$

其中

$$D_{di} = |D_i - D_{i+1}|$$

此 D_i 為第 i 條間隔線之長度， $i = 1, 2, \dots, n - 1$ 。同時另將 D_i 由大至小排列，選取前 10 個較大值之平均值定義為直徑差異度 (B)。

(5)根肩綠色面積

胡蘿蔔生長期間，若根肩露出土面，表皮因受陽光的照射會產生綠色區塊，這個部位味道苦澀口感不佳，因此肩部綠色面積大小也是分級的重要依據。本文嘗試下述兩種方法，來檢測胡蘿蔔的綠色面積。

方法一：

在彩色影像系統中，三原色 R(紅色)、G(綠色)、B(藍色)可組成大部份的顏色。若以一 RGB 為基底的三維座標將胡蘿蔔影像的每一個像素之 RGB 分量標示出來，則綠色像素與非綠色像素的

分佈位置應該不同，因此可以找出綠色像素分佈區域的中心位置，並以此點為中心，劃定一球形區域來近似綠色像素的分佈區域。判定像素是否為綠色像素的方法是：凡被檢測的像素其 RGB 分量落於該區域內者則判定為綠色像素，不在該區域內者為非綠色像素，最後再累計綠色像素數量，作為根肩綠色面積。

經測試結果，根肩綠色區域之 RGB 分量的分佈範圍為：R 值為 80 ~ 160，G 值為 60 ~ 90，B 值為 30 ~ 70，以各分量之中心值作為球形區域的中心點 (r,g,b) 為 (120,75,50)，半徑為 50，因此像素顏色的辨識方法如下：

$$G_s = [(R - 120)^2 + (G - 75)^2 + (B - 50)^2]^{1/2} \dots\dots\dots (15)$$

決策方法：若某像素之 $G_s \leq 50$ 則該像素屬於綠色。

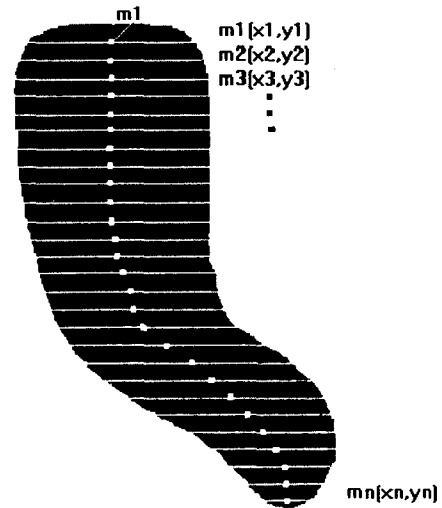


圖 8. 胡蘿蔔曲率量測之示意圖

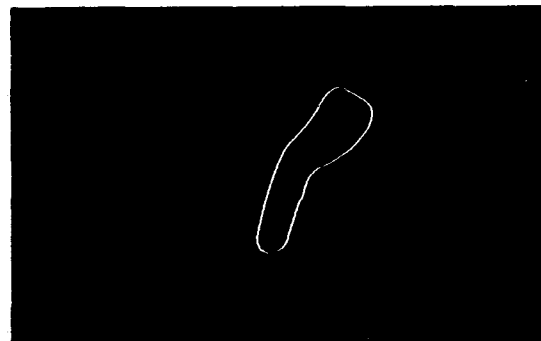


圖 9. 胡蘿蔔影像之中軸

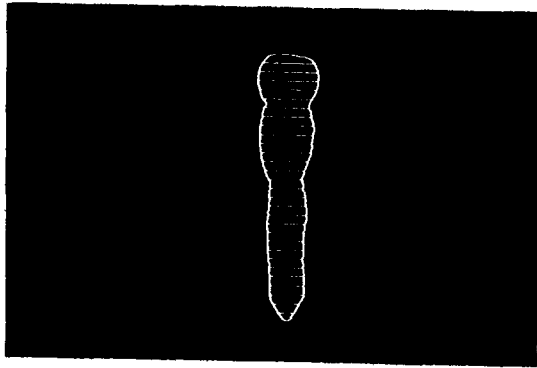


圖 10. 特殊形狀胡蘿蔔之影像

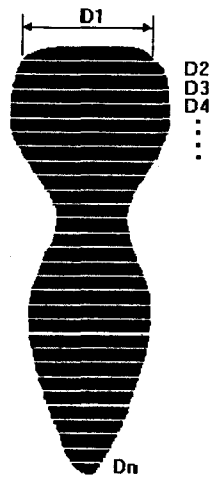


圖 11. 胡蘿蔔直徑差異度量測之示意圖

方法二：

由於紅色在色度圖上的分佈區域與綠色不同，因此本文嘗試應用 Shearer 與 Payne(1990)的方法，將胡蘿蔔影像中每一像素的 RGB 值轉換至所應對的色相，再累計色相屬於綠色的像素之數量作為綠色面積，但以此法對根肩帶有綠色區域的胡蘿蔔進行測試結果，影像中的所有像素全部被歸類為紅色，顯示胡蘿蔔的表皮顏色都非常近於紅色。由於上述方法為一概括性的分類方法，而且使用的對象是青椒，因此若要使用在不同的產品則應做適當的調整。本文檢測對象是胡蘿蔔，由於胡蘿蔔根肩綠色像素之 x 值（紅色激勵係數）較非綠色像素低，因此本文參考圖 1 及表 1 的色相分類法，經適當的調整及測試，得出胡蘿蔔綠色

像素的辨識方法如下：

$$\left. \begin{aligned} \frac{2R}{3} > I \\ G > I \\ |R-I| > |G-I| \end{aligned} \right\} \dots\dots\dots (16)$$

其中 $I = (R + G + B) / 3$.

決策方法：凡像素的 RGB 值不滿足式(16)則該像素歸類為綠色。

由於胡蘿蔔的綠色區域只出現在根肩部位，為提高執行速度及減少誤判機率，特在根肩規劃一矩形區域，並只在該矩形區域內進行像素的顏色判定。矩形區域的標示方法如圖 12 所示，再由式(16)計算出平均綠色面積值。

$$G_v = S_g / S_A \dots\dots\dots (17)$$

其中， S_g 為矩形區域內屬於綠色像素的總數， S_A 為矩形區內屬於胡蘿蔔影像的總像素數目。

圖 13 是根肩帶有綠色像素的胡蘿蔔影像，經由上述兩種方法的辨識結果如圖 14 及圖 15 所示。為了方便監控執行狀況，我們特別將被歸為綠色的像素在其 G 影像上以灰度值 255 標示出來，所以在圖上所看到的亮度較高的像素，即是所偵測出的綠色像素。比較兩種方法的辨識效果，顯示後者的辨識效果較佳，所以本文採用第二種方法萃取描述胡蘿蔔顏色的參數。

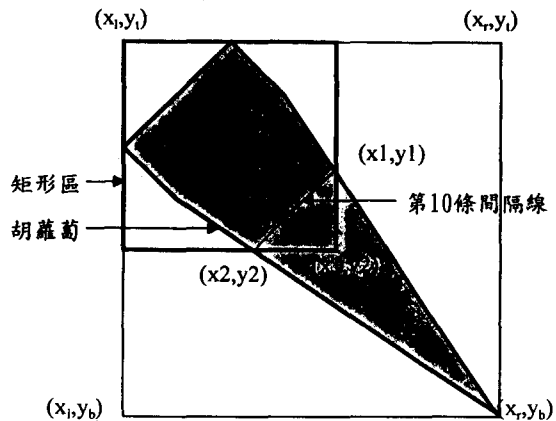


圖 12. 胡蘿蔔根肩矩形區域之標示方法

6. 正規化 (Normalization)

本文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



圖 13. 根肩帶有綠色像素的胡蘿蔔影像

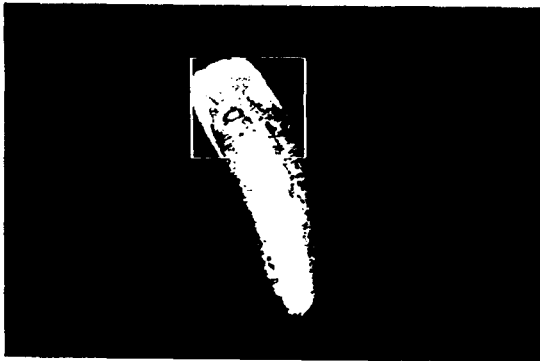


圖 14. 以式(14)對根肩綠色像素的偵測結果

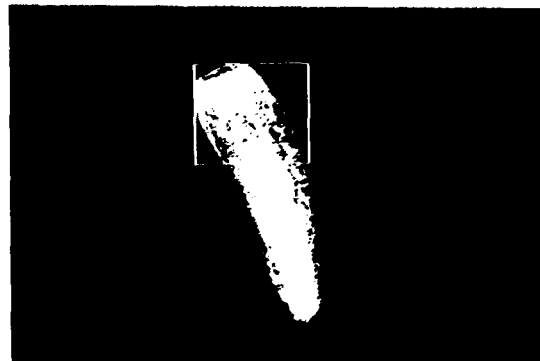


圖 15. 以式(15)對根肩綠色像素的偵測結果

快其收斂速度，因此在分級參數送入輸入層之前，先將輸入值行正規化處理。

正規化之方法是從訓練樣本中找出每一種參數的最大值與最小值，成為上限值(I_{max})及下限值(I_{min})，再利用(17)式將輸入值(I)映至0與1之間。

正規化之參數值(I_n)= $(I - I_{min}) / (I_{max} - I_{min})$ (18)

其中凡測試樣品的輸入值大於上限值時，則

其正規化值以 0.9999 計算，若輸入值小於下限值則其正規化值以 0.0001 計算。

7. 分級標準

農林廳分級準則中就形狀及顏色所描述的等級標準：特級品是塊根形狀優良，肩部無青綠色，優級品是塊根形狀良好，肩部微帶青綠色，良級品為次於優級品者。由於它並沒有一個明確的量化說明，因此本文再綜合其內容，訂出本研究中所依循的人工分級準則：形狀優良（近似等腰三角形）且根肩無綠色者為特級、形狀微彎曲或根肩出現綠色者為優級、彎曲度及根肩綠色面積更甚於優級者為良級。大意是形狀愈不規則或彎曲度愈大以及根肩綠色面積愈大則被判定的等級愈低。圖 16 為胡蘿蔔以上述方法經由人工分級後之等級樣品。



圖 16. 以人工分級後的胡蘿蔔樣品

8. 類神經網路的訓練與測試

本文使用三層式倒傳遞類神經網路來執行胡蘿蔔的分級處理，如圖 17 所示。網路的訓練與測試工作是以 Microsoft C 語言所撰寫的模擬網路程式來執行，其中輸入層、隱藏層及輸出層的單元數、學習常數、動量項及最小收斂誤差均可彈性調整。

(1) 網路架構

第一層為輸入層，共有 8 個參數來提供輸入層不同選擇，可藉由變換不同種類的輸入參數及參數數目，以找出最佳的輸入方式。這些擷取自胡蘿蔔影像的分級參數計有細密度 (A)、細密度 (B)、對稱率、平均曲率、最大曲率，直徑差異度 (A)、直徑差異度 (B) 及肩部綠色面積。

第二層為隱藏層，其單元數的多寡與訓練結果並無一定的關係，通常選取原則如下：

$$\text{隱藏層單元數} = (\text{輸入層單元數} + \text{輸出層單元數}) / 2$$

或

$$\text{隱藏層單元數} = (\text{輸入層單元數} + \text{輸出層單元數})^{1/2}$$

不過，仍需視問題的狀況來適當的選擇單元數。

第三層為輸出層，由於用來代表胡蘿蔔輸出等級只有3種，而且每一個單元的輸出值變化以0或1來表示，因此輸出層單元數的選擇至少為2個，本文則採用3個輸出單元。其輸出值所代表的級數如表2所示。

表 2. 輸出值之等級對照表

輸出值	等級
100	特
010	優
001	良

本文藉由改變輸入參數種類及調整隱藏層節點數來變換網路架構，再藉由對網路的訓練與測

試，並將測試結果與人工分級結果比較，以找出準確度最高的網路模式作為辨識系統。

(2) 初始值設定

誤差倒傳遞學習法則之訓練參數的初始值設定如表3：

表 3. 誤差倒傳遞學習法則參數

參數項目	初始值
權值 (Weights)	-1 ~ 1
學習常數 η	0.01 ~ 1
慣性因子 α	0 ~ 1
收斂誤差	0.001

(3) 致動函數的選擇

由於輸出層的輸出值是介於0~1之間，因此每一神經元的致動函數均採單級的 Sigmoid 函數如式(18)所示。

$$f(net) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda net)} \dots\dots\dots (18)$$

其中，net 為神經元的輸入，而不同的 λ 值能改變函數的形狀。輸出層三個輸出單元的最後表示值，是以三個單元中值最大者定為1，其餘二個

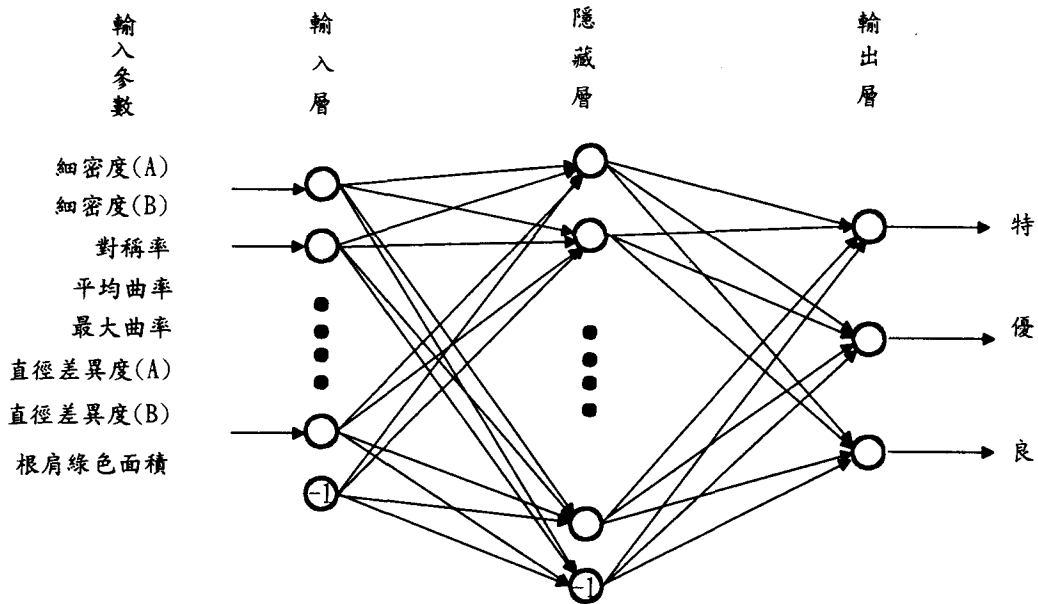


圖 17. 模擬胡蘿蔔分級之三層式倒傳遞類神經網路

表 4. 訓練樣本之分級參數值

編號	肩部綠色面積	對稱率	直徑差異度(A)	直徑差異度(B)	平均曲率	最大曲率	細密度(A)	細密度(B)	等級
1	0.0292	1.456	1.547	2.475	0.0291	0.1425	31.6	8.75	特
2	0.0185	2.342	1.124	1.752	0.0271	0.0831	34	8.08	特
3	0.0347	0.813	1.097	1.780	0.0612	0.1221	22.6	8	特
4	0.0471	2.385	1.153	1.893	0.051	0.1496	30	8.25	特
5	0.0265	1.608	1.245	1.968	0.0336	0.1052	29.1	8.61	特
6	0.0082	1.883	1.152	1.820	0.0477	0.1489	34.2	8.17	特
7	0.0425	1.381	1.125	1.685	0.052	0.1107	30.2	8.63	特
8	0.0145	2.643	1.794	3.282	0.0482	0.1489	30.5	8.84	特
9	0.0054	2.89	0.939	1.506	0.0624	0.1574	26	7.36	特
10	0.0084	1.999	1.226	1.764	0.0508	0.1419	31.4	8.54	特
11	0.0198	2.722	0.997	1.694	0.0558	0.1309	29.9	6.59	特
12	0.0106	1.599	1.102	1.899	0.0592	0.1618	24.6	7.64	特
13	0.0283	1.335	1.501	2.575	0.0529	0.1632	27.7	8.8	特
14	0.0036	3.754	1.330	2.285	0.0475	0.1651	28.3	7.91	特
15	0.0158	2.089	1.202	1.954	0.038	0.1261	25	6.3	特
16	0.0217	0.762	0.878	1.549	0.0402	0.0955	28.4	6.49	特
17	0.0164	1.423	1.381	2.288	0.0665	0.1608	31.4	8.67	特
18	0.0155	1.908	1.379	2.265	0.0629	0.1769	24.6	7.33	特
19	0.04	1.412	1.588	2.455	0.0664	0.1868	26.6	7.6	特
20	0.0142	1.629	1.151	1.964	0.0559	0.2198	24.4	7.13	特
21	0.251	2.536	1.137	2.119	0.0675	0.1641	33.3	8.78	優
22	0.2975	2.905	1.593	2.756	0.0788	0.3076	34.4	7.68	優
23	0.2093	2.204	1.588	2.571	0.0722	0.1831	30.8	8.38	優
24	0.2525	2.149	1.256	1.914	0.0631	0.1049	31.6	8.74	優
25	0.3309	3.85	1.216	2.294	0.0359	0.1376	27	7.47	優
26	0.0012	1.808	1.729	3.641	0.0478	0.1643	47.7	7.15	優
27	0.2613	3.207	2.027	3.368	0.1128	0.3393	25.8	7.71	優
28	0.1187	2.616	1.071	1.847	0.048	0.1086	28	7.74	優
29	0.1834	3.603	0.996	1.875	0.0659	0.1929	29.9	6.63	優
30	0.3185	1.704	1.551	2.644	0.0779	0.1824	31.1	7.65	優
31	0.207	1.924	1.794	2.902	0.0549	0.1868	26	8.59	優
32	0.1093	3.719	1.404	2.186	0.0465	0.1107	30.1	8.6	優
33	0.0008	1.844	1.573	3.133	0.0851	0.2213	34.7	7.55	優
34	0.037	2.917	1.313	2.265	0.0555	0.1575	34.4	8.16	優
35	0.0555	5.763	1.263	2.251	0.0491	0.1456	33.3	7.48	優
36	0.1217	1.745	2.228	3.655	0.0651	0.1326	24.8	8.58	優
37	0.0102	5.85	1.312	2.113	0.0633	0.1498	34.8	8.21	優
38	0.206	4.05	1.458	2.260	0.0566	0.1566	29.1	9.29	優
39	0.0324	5.094	1.358	2.286	0.0804	0.2177	34.1	8.89	優
40	0.0386	3.975	1.432	2.571	0.0556	0.1662	31.1	8.62	優

表 4. 訓練樣本之分級參數值(續)

編號	肩部綠色面積	對稱率	直徑差異度(A)	直徑差異度(B)	平均曲率	最大曲率	細密度(A)	細密度(B)	等級
41	0.1952	5.002	1.678	2.678	0.1	0.3382	42.5	6.68	良
42	0.2493	11.41	1.617	3.213	0.0876	0.2265	30.5	8.51	良
43	0.1151	10.1	1.230	1.990	0.1288	0.4941	42.4	8.7	良
44	0.0873	6.887	1.398	2.557	0.1081	0.2843	30.7	8.57	良
45	0.0383	5.921	1.458	2.331	0.0884	0.4379	33.1	9.73	良
46	0.0628	6.895	1.967	3.681	0.1364	0.3131	35.3	8.44	良
47	0.0987	8.324	1.234	2.013	0.1122	0.2258	32.6	9.38	良
48	0.0391	9.153	1.389	2.261	0.102	0.3696	29.5	9.23	良
49	0.1904	6.077	1.681	3.042	0.1239	0.4739	23.3	10.9	良
50	0.0853	16.15	2.312	4.368	0.1151	0.4571	36.3	11.9	良
51	0.0443	7.281	1.730	3.132	0.112	0.3856	29.5	9.31	良
52	0.1694	10.47	1.557	2.847	0.109	0.2599	36.8	9.69	良
53	0.0571	9.502	1.126	2.100	0.1075	0.4129	28.4	9.81	良
54	0.4577	13.84	2.420	4.711	0.1696	1.0496	26.8	12.2	良
55	0.0326	9.171	1.625	2.913	0.1551	0.4116	31.6	7.28	良
56	0.0561	4.376	2.130	3.351	0.1095	0.3005	28.8	10.6	良
57	0.0652	7.586	1.576	2.762	0.1164	0.3351	30.3	8.89	良
58	0.085	7.562	1.529	2.560	0.1131	0.3982	42.5	8.15	良
59	0.2155	9.747	1.164	1.918	0.102	0.2119	32.1	8.27	良
60	0.1852	7.173	2.037	3.361	0.1843	0.6227	36.5	7.94	良

為0。

(4)類神經網路的分級訓練

先以人工依據分級標準將胡蘿蔔分類成特、優、良三種等級。每級各取20個作為訓練樣本，每個樣本經由前述方法萃取出8個參數如表4所示，作為各種網路的輸入因子。將人工判定的等級當作網路的期望輸出，再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以內，訓練程序方才完成。若輸

出誤差一直未能收斂，則可以嚐試以下幾個方法：

- (a)調整學習常數 η
 - (b)調整慣性因子 α
 - (c)改變隱藏層之單元數
 - (d)調整輸入參數種類或數目
- (5)類神經網路的分級測試

將訓練完成的網路模式，對另取得之536個樣本進行測試，將測試結果和人工分級結果比較，以準確率最高者作為本文的辨識系統。

表 5. 各等級之分級參數的最大值、最小值、平均值及標準差

	肩部綠色面積	對稱率	直徑差異度(A)	直徑差異度(B)	曲率	最大曲率	細密度(A)	細密度(B)	等級
最大值	0.0471	3.754	1.7943	3.2817	0.0665	0.2198	34.2	8.84	特
最小值	0.0036	0.762	0.8782	1.5058	0.0271	0.0831	22.59	6.3	特
平均值	0.021	1.9017	1.2454	2.0425	0.0504	0.1449	28.52	7.885	特
標準差	0.0126	0.7291	0.2305	0.4273	0.0118	0.0324	3.294	0.805	特
最大值	0.3309	5.85	2.2281	3.6548	0.1128	0.3393	47.65	9.29	優
最小值	0.0008	1.704	0.9963	1.8471	0.0359	0.1049	24.75	6.63	優
平均值	0.1521	3.1732	1.4649	2.5324	0.0641	0.1765	31.59	8.095	優
標準差	0.1129	1.3007	0.3095	0.5545	0.0173	0.0599	4.94	0.681	優
最大值	0.4577	16.15	2.42	4.7113	0.1843	1.0496	42.51	12.2	良
最小值	0.0326	4.376	1.1263	1.9183	0.0876	0.2119	23.31	6.68	良
平均值	0.1265	8.6314	1.6428	2.8894	0.1191	0.4004	32.97	9.209	良
標準差	0.1029	2.8743	0.3683	0.757	0.0251	0.1844	5.272	1.404	良

四、結果與討論

(一)分級參數與胡蘿蔔等級分析

胡蘿蔔的分級依據包括形狀及顏色。由於胡蘿蔔的形狀較不規則，不易描述，因此本文擷取7種形狀參數，期望能涵蓋各類型的形狀特徵。而胡蘿蔔顏色比較單純因此在有關顏色的分級參數只取根肩綠色面積值一項。表5是各等級之分級參數的最大值、最小值、平均值及標準差。從表5中我們發現幾個特性：

- 1.對每一種分級參數而言，數值愈大則等級愈低。
- 2.在7種描述形狀參數之分佈圖中，特級品及優級品的分佈差異較小，這是因為特級品與優級品之間的區別，除形狀因素之外還包括顏色因素(根肩有無綠色)，因此形狀參數較不易區分這兩種等級。良級品與優級品的分佈則有較大的差異，其中又以對稱率及曲率的分佈差異最明顯，顯示對稱率及曲率在形狀的描述功能較強。

表 6. 各分級參數間之相關係數

	肩部綠色面積	對稱率	直徑差異度(A)	直徑差異度(B)	平均曲率	最大曲率	細密度(A)	細密度(B)
肩部綠色值	1.000							
對稱率	0.151	1.000						
直徑差異度(A)	0.128	0.309	1.000					
直徑差異度(B)	0.170	0.381	0.960	1.000				
平均曲率	0.220	0.682	0.435	0.486	1.000			
最大曲率	0.254	0.662	0.442	0.501	0.846	1.000		
細密度(A)	-0.038	0.150	-0.117	-0.073	0.108	0.048	1.000	
細密度(B)	0.278	0.447	0.323	0.336	0.329	0.415	0.012	1.000

3.特級品在顏色上的要求是根肩無綠色區塊，所以特級品的綠色面積在圖上的分佈都非常低(0.05以下)。因此顯示本項參數對綠色像素的偵測效果頗佳。

4.雖然對稱率及曲率對大多數類型的形狀均能描述，但有某些特定的形狀就無法區分，如圖3與圖10所示，這類的形狀則須藉由直徑差異度來改善。因此為完整描述形狀變異性很大的產品，組合數種能描述各類型形狀的參數是必須的。

ㄟ類神經網路的訓練與測試

類神經網路經由訓練程序來學習人工分級經驗，再對測試樣本進行測試，以找出分級效果最佳的模式。

1.網路的訓練

從訓練樣本中萃取出8個參數，做為類神經網路的輸入參數。藉由調整網路輸入參數數目、輸入參數種類及隱藏層節點數，以尋求最佳的網路模式。經測試結果，較佳的調整方法如下：

- (1)輸入參數數目的變化範圍為3~5個。
- (2)8種分級參數間的相關性如表6所示，其中平均曲率與最大曲率的相關係數為0.85，直徑差異度(A)與直徑差異度(B)的相關係數為0.96，由於這兩組的相關性較高，因此在輸入參數的選擇上，不宜一併作為神經網路同一模式的輸入參數。另外，因為對稱率對形狀的變異具有較高的感應性，且根肩綠色面積值是唯一的顏色因子，因此在建立任何分級模式時，均將這兩種參數考慮在內。
- (3)在訓練過程中，初始權值、學習常數及慣性因子的選擇是否適當，攸關收斂速度及能否收斂。幾個不能收斂的原因及改善方法如下：

- ①初始權值是以隨機方式產生，因此誤差在收斂的過程中有時會落入局部最小值而無法收斂，遇到此種情形，必須重新學習。
- ②學習常數太大，使權值的修正幅度過大，修正誤差無法逼近最小值而在最小

值附近來回振盪。因此，必須將學習常數適當的調小。但也不可太小，因為學習常數愈小，收斂速度愈慢。另外可配合調整慣性因子，以改善收斂狀況。就本實驗的經驗得之，學習常數為0.06，慣性因子為0.4時，一般收斂狀況良好。

③輸入參數選擇不當，使修正法則無法找出輸入層與輸出層之間正確的權值關係。因此，必須改變輸入參數。

④隱藏層的節點數目不當。隱藏層之節點數選的太少，則無法收斂；若隱藏層節點數太多，則不僅學習速度變慢，甚至有降低辨識率的現象。因此經測試結果，隱藏層節點數目之選擇範圍，設定在4~20個所得之訓練效果良好。

2.網路的測試

經訓練程序，完成22種模式的神經網路。然後以536個測試樣本對這些模式的神經網路進行測試，並將測試結果與人工分級結果比對，以比較各類模式的分級能力。限於篇幅我們僅列出其中的5種模式，如表7所示。經由測試結果我們歸納出幾點結論：

- (1)在所有的模式中，以模式15，隱藏層節點數為4個時，其辨識正確率最高，達81%。
- (2)輸入參數愈多，其準確率不一定較高。例如，模式7的輸入參數比模式1多一項細密度(A)，但其準確率並未高於後者。
- (3)隱藏層節點數的變化在4~20的範圍，對準確率的影響並不大。因此，影響準確率的最大因素是輸入參數。因為類神經網路的輸入與輸出之間類似非線性映射關係，所以選擇的輸入(分級參數)與對應的輸出(等級)之相關性愈高，準確率將愈高。

五、結論

ㄟ以胡蘿蔔形心較靠近肩部的特性，作為胡蘿蔔方位判定的方式，有很高的信賴度。使得本系統所發展的分級參數擷取方法，可逕行對任意方位的影像作處理。

ㄟ隱藏層之節點數目在4~20中變化，對分級結

表 7. 各種模式之神經網路的測試結果

模式 編號	輸入參數名稱	隱藏層 節點數	訓練 次數	誤判數	正確率 (%)
模式 1	肩部綠色面積、 對稱率、 直徑差異度(A)	4	14,813	128	76.2
		6	13,499	130	75.8
		8	12,741	138	75.3
模式 7	肩部綠色面積、 對稱率、 細密度、 直徑差異度(A)	4	5,867	145	72.9
		6	7,447	148	72.4
		8	6,553	145	72.9
		10	6,942	145	72.9
		12	5,784	149	72.2
模式 11	肩部綠色面積、 對稱率、 平均曲率、 細密度(A)	4	4,496	115	78.6
		6	4,425	116	78.4
		8	4,590	117	78.2
		10	4,599	118	78
		20	4,589	117	78.2
模式 15	肩部綠色面積、 對稱率、 平均曲率、 細密度(A)、 直徑差異度(A)	4	3,979	102	81
		6	4,298	106	80.3
		8	4,107	104	80.6
		10	4,406	107	80
		20	3,968	106	80.3
模式 16	肩部綠色面積、 對稱率、 平均曲率、 細密度(B) 直徑差異度(A)	4	8,460	152	71.7
		6	7,743	151	71.8
		8	7,963	153	71.5
		10	7,603	151	71.8
		20	7,749	150	72.1

註：測試樣本總數為536個

果影響不大，因此，在相同的分級參數下，倒傳遞類神經網路的架構對分級結果影響有限。

㊦影響神經網路分級結果最主要的因素是分級參數的種類。因此另尋與等級更相關的分級參數，是提升分級效果的關鍵。

㊧各種模式的類神經網路經測試結果，以隱藏層節點為4的模式15為最好，辨識正確率81%，其輸入參數為根肩綠色面積、對稱率、平均曲率、直徑差異度及細密度。

㊨以影像處理技術將農產品之外觀特性予以量化，再配合類神經網路來學習人工分級經驗，而將產品歸類分級，這樣的分級模式很適合被應用於農產品的分級工作，尤其適用於分級指標有很大變異性的農產品。

參考文獻

1. 李芳繁。1990。以影像處理量測檸檬之幾何性質。農業工程學報。36(3):36-42。
2. 楊清富、李芳繁。1994。應用機器視覺進行蕃茄顏色分級之研究。農業機械學刊。3(1):15-29。
3. 臺灣省政府農林廳。果菜分級包裝手冊。
4. 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。
5. Gonzalez, R.C. and R.E. Woods. 1992. Digital Image Processing. Addison-Wesley Publishing Company.
6. Howarth M.S. and S.W. Searcy. 1990. Fresh Market Carrot Inspection by Machine Vision. SPIE, vol.1379: 41-150.
7. Kassler, M., P.I. Corke and P.C. Wong. 1993. Automatic Grading and Packing of Prawns. Computers and Electronics in Agriculture, 9(4):319-333.
8. Liao, K., M.R. Paulsen., J.F. Reid., B.C. Ni. and E.P. Bonifacio-Maghirang. 1993. Corn Kernel Breakage Classification by Machine Vision Using a Neural Network Classifier. Transactions of the ASAE, 36(6):1949-1953.
9. Ling, P.P. and S.W. Searcy. 1991. Feature Extraction for a Machine-Vision-Based Shrimp Deheader. Transactions of the ASAE. 34(6):2631-2636.
10. Rosenfeld, A. and A.C. Kak. 1982. Digital Picture Processing, Volume 2. Academic Press, Inc.
11. 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.
12. Strachan, N.J.C, 1993. Length Measurement of Fish by Computer Vision. Computers and Electronics in Agriculture, 8(2):93-104.
13. Yang, Q. 1993. Classification of Apple Surface Features Using Machine Vision and Neural Networks. Computers and Electronics in Agriculture, 9(1):1-12.

收稿日期：民國85年3月28日

修正日期：民國85年5月27日

接受日期：民國85年6月3日