

백삼 등급 자동판정 알고리즘 개발†

Automatic Grading Algorithm for White Ginseng†

김 철 수*	이 종 호*	박 승 제*	김 명 호*
정회원	정회원	정회원	정회원
C. S. Kim	C. H. Lee	S. J. Park	M. H. Kim

ABSTRACT

An automatic grading algorithm was developed to replace the manual grading of white ginseng. The algorithm consists of three consecutive stages, (a) image acquisition and preprocessing, (b) mathematical feature extraction, and (c) grade decision using artificial neural network. Mathematical features such as area ratio, mean and standard deviation of graylevel, skewness of graylevel histogram, and the number of run segment, are extracted from five equally divided parts of ginseng. An artificial neural network model was used to classify white ginsengs into three categories. The performance of the algorithm was evaluated using 120 ginseng samples and the rate of successful classification was 74%.

주요용어 (Key Words): 자동등급판정(Automatic Grading), 수학적 특징추출(Mathematical Feature Extraction), 인공신경망(Artificial Neural Network), 백삼(White Ginseng)

1. 서 론

현재 인삼 검사소에서 실시되고 있는 백삼류의 품질평가는 크게 중량 측정에 의한 편급선별과 외관 검사에 의한 등급판정으로 나눌 수 있다. 백삼의 등급은 표피 및 색택, 지근의 발달정도, 내용조직, 병해충에 의한 손상정도 등을 등급별 표본품과 비교하여 1등급, 2등급, 등외로 판정하게 되는데 주로 검사원의 오관에 의한 관능검사방법으로 실시하고 있다. 따라서 보다 객관적이고 일관성 있는 등급판정을 위해서는 자동화된 등급판정기술의 개발이 시급하다.

농산물의 등급판정을 자동화하기 위하여 육안에 의한 외관검사를 인공시각으로 대체하는 방법들이 널리 활용되고 있다. 인공시각에 의한 등급자동판정은 크게 대상체의 영상 획득, 등급에 영향을 미치는 특징의 추출, 추출된 특징에 근거한 등급판정 과정으로 세분할 수 있다. 또한 등급자동판정시스템을 구현하는 방법으로 두 가지를 들 수가 있는데, 첫째 인간의 인식과정에 의미있는 물리적인 특징들을 입력영상으로부터 추출하고, 이들 특징들로부터 논리적인 추론에 의하여 등급을 판정하는 방법이다. 둘째로는 인간이 쉽게 인식하지 못하는 수학적 특징들

† 이 연구는 농림수산부의 1996년도 현장애로기술사업개발 연구비 지원으로 수행되었음.

* 전북대학교 농과대학 농업기계공학과

을 추출하여 인공신경망 또는 통계적인 분류기법을 활용하여 등급을 판정하는 방법이 있다.

본 연구는 현재 인삼 검사장에서 실시되고 있는 중량측정 및 외관검사에 의한 선별방법을 대체할 실용적인 품질평가시스템을 개발하기 위하여 수행되었으며, 구체적인 목적은 다음과 같다.

- 1) 인삼의 등급판정에 관련되는 수학적인 특징들을 추출하고,
- 2) 인공신경망을 활용한 등급 판정기술을 개발한다.

2. 재료 및 방법

가. 시료인삼

본 실험은 1996년산 20편급 직삼을 대상으로 하여 수행되었다. 시중에서 판매되고 있는 1등급 및 2등급 직삼을 구입하여 전문가에 의하여 판별된 표준시료로 간주하였으며, 3등급 시료는 전문가에게 의뢰하여 검사받지 않은 직삼 중에서 선별하여 사용하였다. 본 실험에서는 각 등급별로 40편씩 총 120편의

직삼을 사용하였고, 각각의 인삼을 시료대 위에서 120° 간격으로 길이 방향을 중심으로 회전시키면서 3개의 정지 입력 영상을 얻는 방법으로 총 360개의 서로 다른 인삼영상을 얻었다.

나. 영상 입력 및 전처리

등급 자동판정 시스템의 작동 과정을 그림 1에 개괄적으로 나타내었다. 이 시스템의 작동은 시료대에 놓인 인삼의 영상을 CCD 카메라에 의하여 취득하는 것으로부터 시작된다. 본 연구에서 모든 시료인삼은 일정한 방향을 유지한 채로 바탕이 검정색인 시료대 위에 공급되는 것으로 가정하였다. 취득된 영상데이터는 컴퓨터에 전달되어 일차적으로 조명의 영향을 보정해 주며, 배경으로부터 대상체를 분리해 내기 위하여 문턱값처리(thresholding)를 수행하는 전처리 과정을 거친다.

문턱값처리에 의한 영상의 분할이나 특징의 추출을 위한 영상처리 알고리즘은 입력영상의 농도 값에 의존한다. 입력영상의 농도 값은 조명의 영향에 의하여 크게 달라지는데, 특히 조명이 약할 경우에는

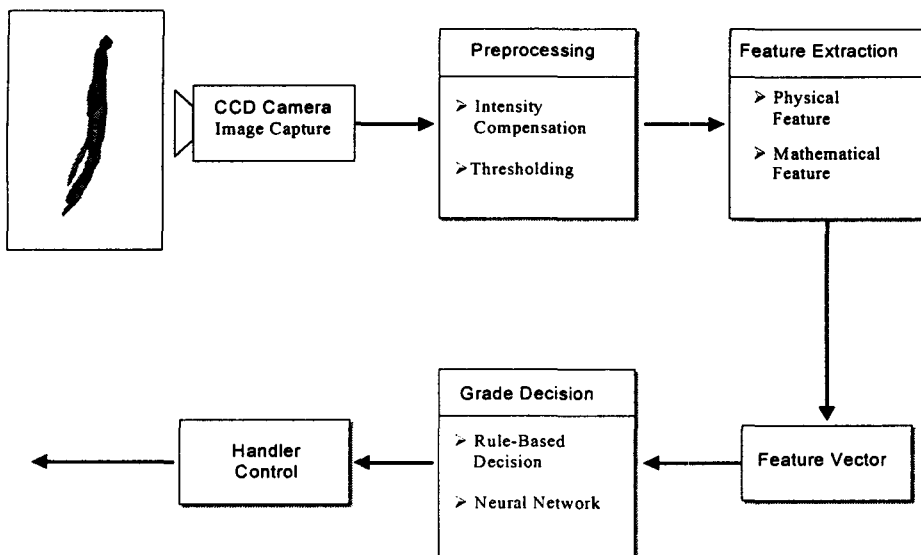


Fig. 1 General description of an automatic ginseng grading system.

영상의 농도 값이 허용된 농도 범위 전체 중 극히 일부분에만 분포하게 된다.

본 연구에서는 이와 같은 조명의 영향을 최소화하기 위하여 모든 영상내의 모든 화소의 농도 값이 허용된 농도범위(5~250)내에 분포하도록 농도변환을 시도하였다. 먼저 시료대에 검정색표지와 흰색 표지를 놓고 농도 값을 계측하여 각각 I_B , I_W 라 한다. 같은 조명 하에서 모든 화소의 농도 값들은 I_B 와 I_W 사이에 분포하게 된다. 각 화소의 농도값 $I_p(I_B \leq I_p \leq I_W)$ 를 식(1)에 의하여 변환하면 화소의 농도 값이 허용된 농도범위 전체에 걸쳐 분포하게 된다.

$$I'_p = \frac{250 - 5}{I_W - I_B} (I_p - I_B) + 5 \dots\dots\dots (1)$$

또한 I_B 와 I_W 는 조명의 변화가 예견되는 경우에만 측정하여 농도변환식을 LUT (Look-Up Table)로 작성하여 사용하기 때문에 농도변환을 실시간으로 수행할 수 있다.

입력된 영상에서 대상체와 배경을 분할하는 문턱값처리에 이용되는 문턱값을 자동으로 결정하는 방법에는 여러가지가 있다. 조명의 변화가 크지 않은 한 일정한 값을 문턱값으로 사용하여도 인삼영역과 검정색 바탕영역을 구분하는 데는 큰 문제가 없다. 본 연구에서는 문턱값을 결정하기 위하여 특정조명 하에서 검정색 바탕의 영상을 취득한 후 전체 영역에 걸쳐 농도값의 변화를 조사하였다. 바탕영역 농도값의 평균, m 과 표준편차, σ 를 계산하여 문턱값, T 는 $T = m + 5\sigma$ 가 되도록 설정하였다.

한편 문턱값 처리에 의한 영역 분할 후에는 대상체 내부에 작은 구멍, 배경에 작은 고립점 등이 생기거나 경계선에 작은 오목부분이 생기는 경우가 많다. 본 연구에서는 경계선의 이동을 최소화하면서 이 문제를 해결하기 위하여 3×3 메디안 필터 (median filter)를 이용하였다. 즉 각 화소를 중심으로 한 3×3 영역의 화소값들을 크기순으로 정렬한 후 중앙값을 출력값으로 택함으로써 위에 열거한 결함들을 동시에 제거할 수 있다.

다. 수학적 특징 추출

인삼의 등급판정에 영향을 미치는 특징들은 크게 물리적인 특징들(physical features)과 수학적인 특징들(mathematical features)로 구분할 수 있다. 물리적인 특징들로는 주근의 굵기와 길이, 지근의 개수 및 길이, 지근의 균형 정도, 뇌두의 존재 여부, 표면 선택, 표면 결함 등을 들 수 있으며, 수학적인 특징들로는 평균 농도값, 모멘트, 히스토그램 특성, 프랙탈 차원 등을 들 수 있다. 이와 같은 여러 가지 특징들 중에서 추출과정에 존재하는 어려움과 등급판정과정의 수용가능성 등을 동시에 고려하여 적절한 특징 집합을 선택하는 것이 등급판정시스템의 설계에 있어서 매우 중요한 작업이다.

물리적인 특징은 인간의 감각기관이 수행하는 인식과정에서 유용하게 사용되는 특징들이라는 장점이 있는 반면에 특징추출 알고리즘을 실시간으로 구현하기가 어려운 단점이 있다. 반면에 인간이 기계의 도움 없이 인식하기 어려운 수학적인 특징을 추출하기 위한 알고리즘은 용이하게 실시간으로 구현할 수 있다. 인삼의 등급판정에 영향을 미칠 것으로 예상되는 수학적 특징으로는 다음과 같은 것들이 있다.

(1) 농도값 히스토그램의 모멘트(Moments of gray-level histogram)

인삼의 등급판정에 영향을 미치는 중요한 성질중의 하나가 인삼 표면의 조직감(texture)이다. 즉 표면의 색상이 얼마나 균일한가, 또는 균열, 부패, 갈변 등과 같은 표면결함으로 인한 화소값의 변화는 어느 정도인가를 농도값 히스토그램의 모멘트를 계산하여 판별할 수 있다. 각 화소값 z_i 에 대응하는 확률 밀도함수 $p(z_i)$, ($i=1, 2, \dots, L$)로 구성된 히스토그램의 평균에 대한 n 차 모멘트는 식 (2)와 같이 구할 수 있다.

$$\mu_n(z) = \sum_{i=1}^L (z_i - m)^n P(z_i) \dots\dots\dots (2)$$

여기에서

$$m = \sum_{i=1}^k z_i P(z_i) \text{로 평균 농도값을 나타낸다.}$$

분산이라 불리는 2차 모멘트는 $\sigma^2(z)$ 로 표기되며, 농도값의 균일성에 대한 척도가 된다. 분산을 이용하여 계산하는 $R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$ 은 농도값이 완전히 균일할 때에는 0이 되며, 분산이 매우 큰 경우에는 1이 되기 때문에 균일성의 척도로 널리 활용된다.

왜곡율(skewness)이라 불리는 3차모멘트는 히스토그램의 분포형상을 표현해 주는 값으로서, 대칭인 경우에는 0, 평균보다 낮은 쪽으로 치우치면 음의 값, 높은 쪽으로 치우치면 양의 값을 나타낸다.

(2) 화소배치의 기하학적 모멘트

인삼영역에 해당하는 화소들의 (x, y) 좌표값으로부터 식 (3)에 의하여 계산되는 모멘트는 인삼의 기하학적 형상에 관한 정보를 제공하게 된다.

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \dots\dots\dots (3)$$

일반적으로 $f(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if inside object} \\ 0, & \text{if outside object} \end{cases}$

식 (3)을 이용하여 인삼의 도심의 좌표는 $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$ 과 같이 구해지며 도심에 관한 모멘트는 식 (4)로부터 구할 수 있다.

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \dots\dots\dots (4)$$

도심에 관한 모멘트 μ_{pq} 는 식 (5)와 같이 정규화할 수 있다.

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma}, \text{여기에서 } \gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \dots\dots\dots (5)$$

정규화된 모멘트를 이용하여 대상체의 이동, 회전, 크기 변화 등에 영향을 받지 않는 모멘트값인 $\phi = \eta_{20} + \eta_{02}$ 를 계산할 수 있다.

(3) 기타 수학적 특징

위에 열거한 각종 모멘트 값 이외에도 인삼 영역

의 전체 화소수, 인삼영역을 Run-length encoding 했을 경우의 세그먼트 수 등도 용이하게 추출할 수 있는 특징들이다. 인삼영역에 해당하는 화소수로부터 인삼의 크기를 예측할 수 있으며, Run 세그먼트 수로부터는 지근의 수를 예측할 수도 있다.

본 연구에서는 인삼이 일정한 방향을 유지한 채로 시료대에 공급된다는 것을 가정하였기 때문에, 영상의 상단은 인삼의 너두부에 그리고 하단은 지근부에 해당할 것이다. 또한 인삼의 각 부위가 등급판정에 미치는 영향이 독특하기 때문에 인삼을 상하로 5등분한 후에 각 부분별로 수학적 특징을 구하였다. 또한 신경망에 입력되는 수학적 특징 벡터의 값을 비슷한 크기로 환산하기 위하여 (인공신경망 회로의 입력 값을 1에 근사한 값으로 표준화 하기 위하여) 평균 농도값은 전체 농도값 범위의 중간 값인 128.0으로 나누었으며, 농도값의 표준 편차는 평균 값으로 나눈 후 3.0을 곱하였다. 면적비로는 영역별 화소수를 전체 화소수로 나눈 후에 4배한 값을 이용하였고, 세그먼트는 세그먼트수를 영역별 행(row)수로 나누어서 이용하였다.

라. 인공신경망(artificial neural network)에 의한 등급 판정

특징벡터의 차원이 높은 경우나 인간이 쉽게 인식하지 못하는 수학적 특징들이 포함되어 있는 경우에는 논리적인 규칙을 설정하기가 매우 어렵거나 불가능하게 된다. 이러한 문제점들의 제약을 거의 받지 않는 등급판정방법으로 최근 들어 인공신경망의 활용이 크게 증가하고 있다. 신경망을 이용한 등급판정에는 전문가적인 사전지식(a priori knowledge)이나 내부시스템의 동작에 대한 상세한 지식이 거의 필요 없다. 신경망의 내부구조는 표본패턴의 학습을 통하여 얻은 지식과 경험을 몇 개의 층(layer)으로 이루어진 네트워크의 연결강도 형태로 축적할 수 있도록 되어 있어, 학습 후에 주어지는 유사한 패턴의 등급을 스스로 판정할 수 있는 시스템이다.

인공 신경망의 감독 학습과정의 기본원리는 신경망에 의하여 계산된 출력값과 원하는 출력값을 비교하여 오차를 계산하고, 최소자승오차를 얻을 수 있는 방향으로 네트워크 연결강도(weights)를 조절해 가는 역전파 알고리즘이다. 그러나 일반적인 역전파 알고리즘은 전역최소값(global minimum)에 도달하기 전에 지역최소값(local minimum)에 갇히는 문제점이 있다. 본 연구에서는 Masters에 의하여 개발된 신경망 모델을 사용하였는데, 이 모델의 학습과정에서는 단시간 내에 최소값에 도달하도록 Conjugate Gradient 알고리즘이 사용되었으며, 지역최소 문제를 극복하기 위하여 시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing) 방법이 사용되었다. 특히 Conjugate Gradient 알고리즘을 사용하게 되면 학습율(learning rate)을 스스로 결정하기 때문에 초기에 시행착오를 통하여 적절한 학습율을 설정해야 되는 번거로움을 피할 수 있는 특징이 있다. 또한 신경세포의 활성 함수로서는 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic tangent) 함수가 사용되었으며, 은닉층의 수와 신경세포의 수를 여러 가지 조합으로 구성하여 성능을 비교하였다.

3. 결과 및 고찰

가. 수학적 특징의 추출

앞에서 설명한 바와 같이 인삼의 각 부위가 등급판정에 미치는 영향이 독특하기 때문에 인삼을 상하로 5등분한 후에 각 부분별로 수학적 특징을 구하였다. 그림 2에 나타난 바와 같이 정상적인 인삼의 경우 상단 1/5는 뇌두에, 중간 2/5는 주근에, 그리고 하단 2/5는 지근에 해당하게 된다. 표 1에는 5등분된 각 영역에서 추출한 수학적 특징들의 값들을 등급별로 나타내었다. 표 1에 제시된 인삼의 수학적 특징 값들을 살펴보면, 모든 영역에서의 평균농도값은 1등급, 3등급, 2등급 순으로 작아지며, 히스토그램의 편향율(skewness)은 2, 3등급에 비하여 1등급이 가장 작고, 3등급의 세그먼트의 수가 가장 크게 나타나는

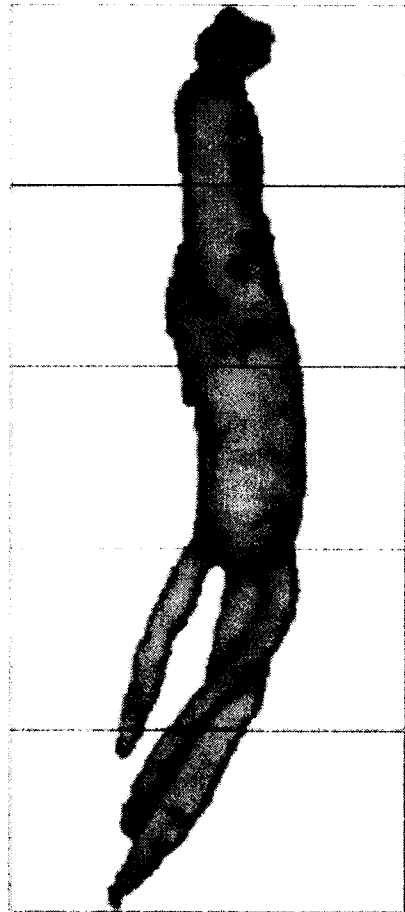


Fig. 2 Five subareas of a ginseng image.

것을 알 수 있다. 그러나 표 1로부터 등급판정에 활용하기 위한 논리적 규칙을 설정하는 것은 거의 불가능에 가깝다. 따라서 논리규칙에 의한 등급판정을 위해서는 기하학적인 특징이나, 결함영역의 면적비율 등과 같은 물리적 특징들에 근거한 판정규칙을 설정하는 것이 바람직할 것이다. 그러나 이러한 기하학적인 특징을 추출하기 위해서는 영상처리에 상당한 시간이 소요되기 때문에 실시간으로 등급판정을 수행해야 하는 실용화시스템에의 적용이 어려워진다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 본 연구에서는 신속한 추출이 가능한 수학적 특징들을 근거로 하여 신경망에 의하여 등급을 판정하는 방법을 검정

Table 1 Mathematical features of five subareas

Features		Grade	1st Grade	2nd Grade	3rd Grade
1/5	Mean gray		105.72	94.74	101.05
	Std. gray		36.32	31.27	36.32
	Skewness		-0.13	-0.07	-0.03
	Area ratio		0.19	0.19	0.18
	No. of segments		1.04	1.04	1.09
2/5	Mean gray		125.32	105.36	115.74
	Std. gray		34.02	28.68	34.30
	Skewness		-0.82	-0.55	-0.44
	Area ratio		0.26	0.26	0.27
	No. of segments		1.01	1.05	1.06
3/5	Mean gray		117.61	100.43	107.82
	Std. gray		34.78	29.16	34.08
	Skewness		-0.54	-0.35	-0.33
	Area ratio		0.23	0.24	0.25
	No. of segments		1.07	1.10	1.23
4/5	Mean gray		115.47	99.20	108.58
	Std. gray		35.13	30.08	35.18
	Skewness		-0.56	-0.31	-0.37
	Area ratio		0.19	0.18	0.19
	No. of segments		1.17	1.15	1.34
5/5	Mean gray		108.06	95.65	99.65
	Std. gray		36.50	30.72	34.45
	Skewness		-0.36	-0.31	-0.24
	Area ratio		0.13	0.12	0.11
	No. of segments		1.00	0.99	1.00

하였다.

나. 인공신경망(artificial neural network)에 의한 등급판정

등급판정을 위하여 신경망에 입력되는 특징 벡터는 표 1에 열거한 25가지 특징에 자동저울에 의하여 측정된 인삼의 중량을 추가하여 구성된다. 즉 신경망 입력세포의 수는 26개가 되며 출력세포의 수는

등급수인 3개가 된다. 신경망의 출력세포 중에서 최대출력을 내는 세포에 해당하는 등급이 각각의 인삼에 부여된다. 입력층과 출력층 사이의 은닉층의 수를 1개 또는 2개로 변화시키고, 은닉층에 포함되는 신경세포의 수를 변화시키면서 등급판정 성공률을 조사하였다.

각 등급별 120개씩 총 360개의 인삼영상 중에서 240개를 학습용 패턴으로 120개를 검정용 패턴으로 활용하여 얻은 결과를 표 2에 나타내었다.

Table 2 Successful grading rate of grading system using artificial neural networks

(%)

		Number of neuron in the second hidden layer				
		0	1	2	3	4
Number of neuron in the first hidden layer	1	57.5(63.3)	54.2(62.9)	55.0(73.8)	55.0(72.1)	49.2(65.8)
	2	70.8(87.1)	70.8(77.9)	72.5(85.4)	68.3(86.3)	70.0(87.1)
	3	73.3(91.7)	69.2(83.3)	70.0(89.6)	70.8(89.2)	64.2(92.9)
	4	74.2(91.3)	65.0(81.7)	69.2(89.6)	70.0(92.9)	73.3(89.6)
	5	74.2(95.0)	65.8(80.4)	70.8(88.8)	69.2(94.2)	69.2(94.2)

() contains the successful grading rate of grading system using a training data set.

표 2에 표시된 수치는 120개의 검증용 패턴을 대상으로 한 등급판정의 성공률을 나타내며, 괄호 안의 수는 학습용 패턴을 대상으로 했을 경우의 성공률을 나타낸다. 표 2에 나타난 바와 같이 첫 번째 은닉층 또는 두 번째 은닉층에 포함된 신경세포의 수가 1개인 경우에는 성공률이 높지 않으며, 두 번째 은닉층에 포함되는 신경세포의 수는 훈련용 패턴을 기억하는 데에는 도움을 주지만, 검증용 패턴의 성공률을 크게 증가시키지 않는 것으로 판단되었다. 따라서 이 연구에서는 하나의 은닉층을 갖는 신경망을 사용하였다.

또한 등급판정의 성공률은 첫 번째 은닉층에 포함되는 신경세포의 수가 증가함에 따라서 높아져서, 신경세포의 수가 5개인 경우 성공률은 74%였으며, 신경세포의 수를 8개로 늘릴 경우 성공률은 77%까지 증가하는 것으로 관측되었다. 그러나 신경세포의 수를 증가시키기에 따라 학습에 소요되는 시간이 매우 길어질 뿐만 아니라, 충분한 학습을 위해서는 많은 수의 표준 시료를 필요로 하기 때문에 실용적인 측면에서 문제가 있을 것으로 판단된다. 따라서 인삼의 등급판정을 위해서는 신경세포의 수가 4~5개인 하나의 은닉층을 포함하는 신경망을 활용하는 것이 바람직할 것으로 사료된다.

4. 요약 및 결론

본 연구는 현재 인삼 검사장에서 실시되고 있는 중량측정 및 외관검사에 의한 선별방법을 대체할 실용적인 품질평가시스템의 핵심 기술인 등급 자동판정기술을 개발하기 위하여 수행되었다. 그 결과 입력영상으로부터 수학적인 특징들을 추출한 후, 인공신경망을 이용하여 등급을 판정하는 방법을 개발하였다.

각 등급별 120개씩 총 360개의 인삼영상 중에서 240개를 이용하여 개발된 시스템을 학습시키고 120개를 활용하여 시스템을 검증한 결과, 등급판정 성공률은 74% 정도였다. 학습에 사용된 시료의 제약에도 불구하고, 이는 실제 현장에서 등급판정을 담당하는 실무자들의 오차를 감안할 때 매우 높은 성공률로서 등급 자동판정시스템의 실용화를 위하여 매우 고무적인 결과라 사료된다.

참 고 문 헌

1. 김철수, 이중용. 1977. 인삼선별의 자동화를 위한 컴퓨터 시각장치-등급 자동판정을 위한 영상처리 알고리즘 개발. 한국농업기계학회 22(2):227-236.
2. 조한근, 송현갑. 1994. 컴퓨터 시각에 의한 잎담

- 배의 외형 및 색 특징 추출. 한국농업기계학회 19(4): 380-396.
3. 조한근, 백국현. 1997. 컴퓨터 시각을 이용한 버얼리종 건조 잎 담배의 등급판별 가능성. 한국농업기계학회 22(1):30-40.
 4. 황 현, 이충호. 1996. 건표고 자동선별을 위한 시작시스템 개발. 한국농업기계학회 21(4):414-421.
 5. Haykin, S. 1994. Neural Networks - A Comprehensive Foundation. IEEE Press.
 6. Lee, S. H. 1994. Principles of Pattern Recognition. HongReung Science Press.
 7. Masters, T. 1993. Practical Neural Networks Recipes in C++. Academic Press, New York.
 8. Masters, T. 1994. Signal and Image Processing with Neural Networks. John Wiley & Sons, INC.
 9. Pandya, A. S. and R. B. Macy. 1996. Pattern Recognition with Neural Networks in C++. CRC Press.
 10. Russ, J. C. 1995. The Image Processing Handbook. CRC Press.