

컴퓨터 시각에 의한 잎담배의 외형 및 색 특징 추출⁺

Extraction of Geometric and Color Features in the Tobacco-leaf by Computer Vision

조한근* 송현갑*
H. K. Cho H. K. Song

Summary

A personal computer based color machine vision system with video camera and fluorescent lighting system was used to generate images of stationary tobacco leaves. Image processing algorithms were developed to extract both the geometric and the color features of tobacco leaves. Geometric features include area, perimeter, centroid, roundness and complex ratio. Color calibration scheme was developed to convert measured pixel values to the standard color unit using both statistics and artificial neural network algorithm. Improved back propagation algorithm showed less sum of square errors than multiple linear regression. Color features provide not only quality evaluation quantities but the accurate color measurement. Those quality features would be useful in grading tobacco automatically. This system would also be useful in measuring visual features of other agricultural products.

1. 서론

우리 나라의 담배 재배 면적은 3만 6천ha, 수매량은 10만 6천톤, 수매가격은 5천 2백억원이며 수매인원은 6만여 명에 이르고 있다 (1993년 기준). 타 농산물에 비해 생산규모는 작으나 아직도 지역에 따라서는 중요한 위치를 차지하고 있다. 특히 1921년에 공포된 연초 전매령에 의해 잎담배의 생산과 수매를 실시하므로 중요한 농작물로 취급되고 있다. 잎담배의 등급판정은 연초 경작농가의 소득과 직결되며 담배의 제조공급에 영향을 주므로 매우 중요한 과정의 하나이다. 잎담배의 수매과정에서 등급판정을 둘러싼

생산농민과 감정원과의 갈등으로 때로는 수매거부 등의 막대한 차질을 빚어왔다. 이러한 문제의 해결 방법으로는 단기적으로 감정원의 반복 훈련에 의한 양심적이고 객관적인 감정이 무엇보다도 중요하지만, 장기적으로는 객관적 품질기준 설정에 의한 자동화 등급판정 시스템을 고려할 수 있다.

잎담배의 품질평가 방법에는 육안감정법, 이화학적 추정법, 시각 평가법 등이 있는데, 육안감정법은 정확성 면에서 다소의 문제가 있지만, 빠른 시간 내에 많은 양의 평가가 가능하여 수매과정에 사용되는 방법이다. 따라서 시간 및 양적 조건을 충족하면서 자동화할 수 있는 평가

+ 1992년 한국과학재단의 핵심연구과제(921-0900-005-2) 지원으로 수행됨.

* 충북대학교 농과대학 농업기계공학과

방법으로는 비파괴 및 비접촉 방법이어야 하고 실시간 평가가 가능하여야 한다. 이들을 만족시키는 방법으로 여러가지 방법이 제시될 수 있지만, 컴퓨터 시각에 의한 방법이 적당하다고 할 수 있다. 디지털 컴퓨터와 전자부품들의 가격 하락에 의해 컴퓨터 시각은 비파괴 및 비접촉 외관 검사의 실용적인 개념으로 자리잡게 되었다. 컴퓨터 시각은 적용 면에서 유용성을 제공하고 정확성, 객관성, 반복성 및 신속성 등의 장점을 갖고 있다. 따라서 컴퓨터 시각은 인간 시각에 의해 수행되는 정보처리 및 정책결정 과정을 합리적으로 대체할 수 있다(Sarkar 등 1986).

잎담배 품질평가에 영향을 미치는 요소로서는 착엽위치, 선택, 성숙도, 조직, 엽형, 두께, 건조 방법 등을 들 수 있다 (김과 송, 1992). 이들 요소 중에서 착엽위치와 엽형은 서로 상관관계가 높고, 선택과 속도 및 조직들이 상관관계가 높아 이들 요소 중 영향이 큰 요소는 외형과 선택 및 조직으로 축소할 수 있다. 따라서 이들 요소 중 중요한 위치를 차지하는 외형과 선택을 측정하는 것이 일차적으로 중요하다.

본 연구와 관련하여 국제적인 연구사례를 살펴보면, 잎담배의 등급판정 자동화에 관한 연구로 Japan Tobacco Inc. 가 색상에 의해 등급을 판정하는 컴퓨터 판정기를 개발하였다고 Japan External Trade Organization이 발표한 것이 전부이다(1990). 잎담배의 품질검사와 관련된 연구로는 잎담배의 갈색화 반응검사를 위한 Spectrophotometric 기술이 McClure에 의해 보고되었고(1975), Bowman등(1988, 1989)에 의한 황색종과 버일리종의 품질검사에 필요한 등급지수 계산 방법이 보고되었다. 국내의 연구사례는 이등(1988)에 의한 잎담배 품질평가의 문제점 및 전망이라는 연구를 통해 보다 세분된 등급체계의 설정과 품질에 기초한 등급별 지수의 설정 등을 제안하고 있다. 한국담배인삼공사에서는 정확한 품질감정 및 생산기반의 확립을 위한 잎담배 품질평가론(김과 송, 1992)을 발간한 바 있다.

최근 들어 농업공학 분야에서는 컴퓨터 시각의 농업에의 활용이 급속히 확산되고 있다. 사과(Rehkugler 등 1986, Davenel 등 1986, 노 1991), 토마토(Sarkar 등, 1986), 복숭아(Miller 등, 1989), 자두(Delwiche 등, 1990), 건포도(Okamura, 1993) 등과 같은 과일류, 굴(Tojeiro, 1991) 등의 어산물, 계란(Elster 등, 1991, Han 등, 1994)과 우육 등의 축산물은 물론 기타 벼(Okado 등, 1992), 잎 및 식물식별(Shearer 등 1990, Guyer 등 1992), 옥수수 종자의 크랙(Gunasekaran 등 1986), 땅콩(Dowell, 1992), 버섯(황 등, 1992) 등에 이르기까지 다양한 생물학적인 재료들의 품질검사에 컴퓨터 시각이 적용되고 있다.

본 연구는 잎담배 등급판정의 자동화라는 최종 목표를 달성하기 위하여, 컴퓨터 시각 기술을 이용한 잎담배의 품질 특징을 추출할 수 있는 장치 및 방법에 대한 개발을 목적으로 하고 있다. 구체적인 연구 목적은 품질 특징추출에 적당한 컴퓨터 시각 시스템을 구성하고, 잎담배의 외형적 특징과 색 특징의 추출 방법을 개발하는 데 있다.

2. 실험 재료 및 장치

가. 공시재료

국내에서 주로 재배되는 황색종(NC 82)과 버일리종(BR 21) 중에서 황색종을 실험품종으로 사용하였다. 한국 담배인삼 공사에서 1992년에 등급별로 수매하고 등급판정한 공시표본을 실험 재료로 사용하였다. 1등급에서 5등급까지와 등외를 포함하여 6개 등급, 박엽과 후엽의 2개 두께, 각 5매씩 반복하여 도합 120매의 원료 잎담배를 실험재료로 사용하였다.

나. 컴퓨터 시각 시스템

본 연구에 사용된 컴퓨터 시각 시스템은 주

컴퓨터, 칼라 영상처리 보드, 영상 출력장치, 영상 입력장치, 조명 장치로 구성되어 있다. 주 컴퓨터는 IBM-AT 486 DX50 호환 컴퓨터로서 컴퓨터 시각 시스템의 주 제어장치이다. 컴퓨터는 160 MB의 하드디스크 1대와 600 MB의 광자기 디스크가 부착되어 있으며, 4MB의 메모리가 탑재되어 있다. 영상처리 보드로는 DT-2871 보드 (Data Translation사 제품)로서, 1 MB의 메모리가 4개의 Buffer로 나누어져 있고, RGB 및 HSI 모드에서의 사용이 가능하다. 영상출력 장치는 14인치 크기의 Multi-scan 모니터인 TX-14H8PTK (상운 제품)로서 Auto-scanning range는 수직에서 50~100 Hz 이다. 영상입력 장치는 고체촬상(CCD)형의 칼라 카메라(COHU사 제품)이며, 촬형(pick-up) 면적은 8.8×6.6m², Cell의 크기는 11.5×27μm 이다. 카메라에 부착된 렌즈(Fuji사 제품)는 C 설치형(C-mount)으로서 초점거리가 16mm인 수동조절 렌즈이다. 그림 1은 본 연구에서 사용된 컴퓨터 시각 시스템의 개략도이다.

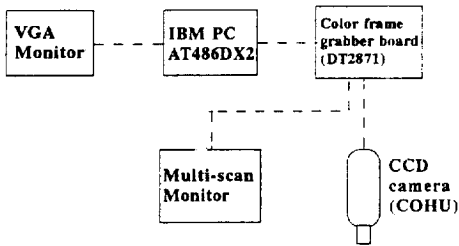


Figure 1. Schematic diagram of the computer vision system

물체 표면의 반사율, 카메라에 입력되는 색상 신호의 분광복사 분포 및 카메라 센서의 분광감도가 일정한 경우에 영상시스템에 입력되는 물체의 색은 조명의 분광복사분포에 의해 결정되므로, 색 측정시 조명의 설계는 특히 중요하다. 본 연구에서는 투사 면적이 비교적 넓은 담배잎의 색을 측정해야 하므로, 균일한 분광분포를 얻기 위해서는 조명장치의 배열이 필요한데 백열등과 같은 집중광원 보다는 형광등과 같은 산

란광원이 적합할 것으로 판단하여 형광등으로 결정하고, 형광등의 종류 중 연색지수가 91 이상되는 D형 표준광원의 형광등을 소량 구입하여 예비실험을 실시하였다. 예비실험 결과는 양호하였으나 D형 표준광원으로 조명장치를 제작하는 경우 제작비의 지나친 상승이 예상되어, 가능한 한 비용을 절감하기 위해 일반 형광등을 사용하고 소프트웨어적인 방법으로 보정하는 것을 계획하였다. 그림 2는 본 연구에 사용된 조명 장치의 개략도이다.

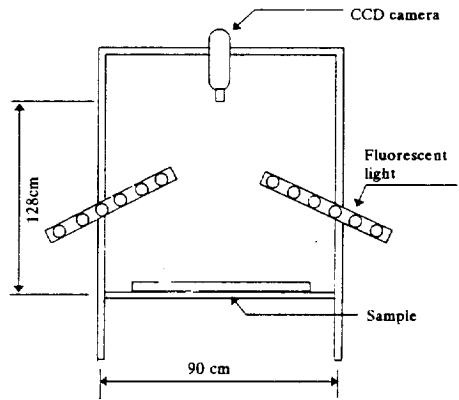


Figure 2. Schematic diagram of the illumination chamber.

3. 기하학적 특징 추출

가. 윤곽선 추출

1) 영상분할 및 이치화

입력된 영상을 분석, 표현 및 인식이 용이하도록 구성성분 또는 물체별로 분할하는 과정을 영상분할이라 하며, 영역분할과 윤곽선 분할로 나누어진다. 영상분할 방법 중 가장 많이 사용되는 방법은 물체와 배경을 문턱 값에 의해 분할하는 영상이치화 방법이다. 따라서 정확한 특징추출을 위해서는 문턱 값의 결정은 필수적이다. 영상의 히스토그램을 조사하여 배경에 대한 히스토그램의 폭이 좁고, 배경과 물체사이의 구분이 용

이하도록 조명장치를 설계하였다. 그림 3은 잎담배 표본의 전형적인 히스토그램을 보여준다. 영상정보의 수집 및 분석을 자동화하기 위해서는 먼저 이치화의 자동작업이 필요하다. 문턱값의 자동선정 방법으로는 히스토그램 클러스터링 방법, 최대 엔트로피 방법, 모멘트 보존방법, 단순영상 통계방법, 히스토그램의 분리도를 이용하는 방법, 배경 윈도우 확장법 등이 있다(이 1992, 황 1992). 본 연구의 경우 대상물체인 잎담배는 평면체이므로, 물체와 배경이 뚜렷하게 구분되며, 히스토그램 상에서도 이중모드의 형태를 갖는다. 예비실험 결과, 위에 열거된 방법들이 모두 만족스러운 결과를 보였으나, 소요시간에서 우수한 최대엔트로피 방법을 자동이치화 알고리즘으로 선택하였다.

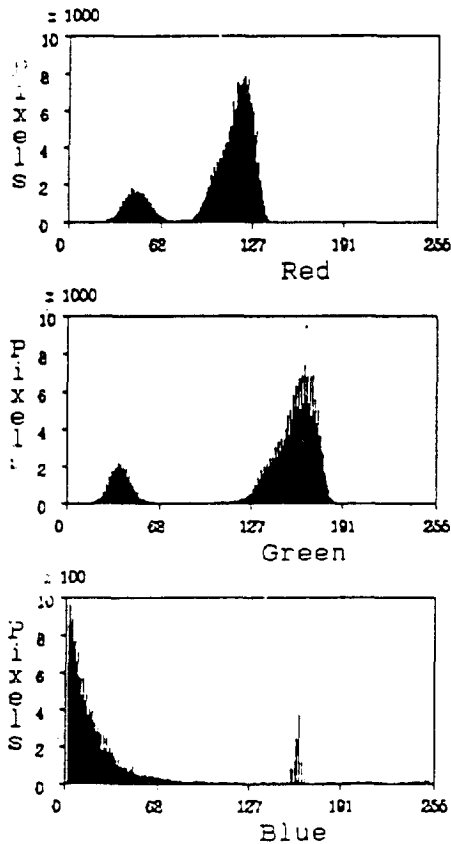


Figure 3. Histogram of a typical tobacco leaf in RGB mode.

2) 영상평활

불규칙한 경계, 작은 구멍, 잘못된 모서리 및 고립점등과 같이 부정확한 결과를 초래하거나 윤곽선 추출 작업을 불가능하게 하는 잡상(noise)을 제거하기 위해 3*3 마스크 방법을 이용한 저역 통과 필터 방식을 사용하였고, 한번에 제거 되지 않은 경우 필터를 반복 실행하였다.

3) 체인코딩

윤곽선을 추출하여 기하학적 특성의 기초가 되는 둘레 및 면적을 구하기 위해 8방향의 연결성분을 가진 체인 코딩 방식을 이용하였다(Fairhurst 1988, 이 1991). 체인 코딩 수행 중에 도형의 경계점에 해당하는 화소들의 수평, 수직 좌표값을 기록하여, 도형의 둘레, 면적, 도심, 원형도 및 복잡도 값의 결정에 활용하였다.

4) 단위화소의 크기 측정

화소의 갯수로 물체의 외형정보를 추출하기 위하여는 화상에서의 단위화소에 해당되는 실제 크기를 구하여야 한다. 카메라 렌즈면과 투사면이 평행을 유지하지 못하는 경우 발생하는 오차를 최소화하기 위해 카메라의 적절한 설치가 무엇보다도 중요하다. 컴퓨터 프로그램과 정사각형 모형을 이용하여 모니터의 화면에 격자(grid)를 표시하며 영상이 잡히도록 한 후에 화면과 시료대를 비교하여 카메라가 투사면과 수직을 유지하도록 하였고, 시료대의 4분면 가장자리에 표본을 번갈아 위치시키며 각변의 화소의 갯수가 서로 일치하도록 카메라의 방향을 조절하였다. 이 방법과 병행하여 모니터의 오버레이(overlay) 평면상에 모형에 외접하는 정사각형을 그린 후 모형과의 일치여부를 확인하였다. 이치화에 필요한 문턱값은 자동이치화 과정에서 결정된 문턱값으로 선정하였다. 한번의 길이가 각각 10cm와 20cm인 2개의 정사각형 모양의 표본을 4분면에 그림 4와 같이 각 4분면에서 4회씩 위치시키며 입력영상을 체인코딩하여 가로와 세로 화소의 갯수를 구한 후 평균값을 최종 화소

크기로 결정하였다.

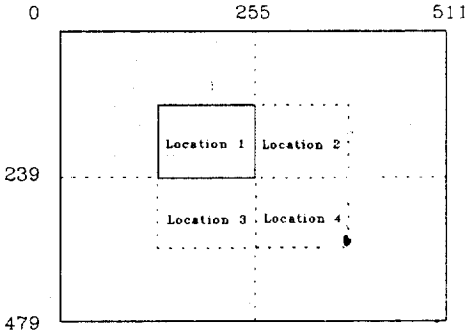


Figure 4. Sample layout for unit pixel calibration.

5) 측정 윈도우 설정

카메라 렌즈 및 제반 하드웨어의 비선형성에 기인하여 화상은 기하학적인 왜곡현상을 수반하게 된다. 이러한 현상은 화면의 가장자리에서 특히 심하게 나타나고 렌즈와 피사체간의 거리가 가까울 수록 증가한다. 황 등(1991)은 소프트웨어에 의한 왜곡보정용 알고리즘을 개발하여 사용하였고, 노 등(1991)은 상대적으로 정확도가 높은 부분의 윈도우를 설정하여 사용하였다. 본 연구에서는 모든 잎 담배의 영상이 모니터에 잡히도록 하기 위해서 렌즈와 피사체 사이의 거리가 140 cm 정도가 되어야 하므로, 하드웨어의 특성에 의한 기하학적 왜곡이 크지 않을 것으로 예상되었다. 따라서 렌즈 중앙을 중심으로 하여 정확도가 상대적으로 높은 부분을 설정하여 외형 측정의 윈도우로 사용할 것을 계획하였다. 그림 5는 왜곡현상을 조사하기 위해 제작된 격자(grid)로서, 지름이 16mm 인 원이 5cm 간격으로 가로 8개, 세로 6개 도합 48개가 표시되었고, 화면상의 1/4 되는 면적을 차지하도록 우측 상단에 위치하였다. 입력영상을 체인코딩 방법으로 각 점의 도심을 구하여 실제도심과 비교하였다. 위치를 화소단위로 표시하기 위하여, 카메라의 위치를 수직으로 약간씩 이동하며 도심간의 거리가 화소 갯수의 정수배로 표시되도록 조절하였다.

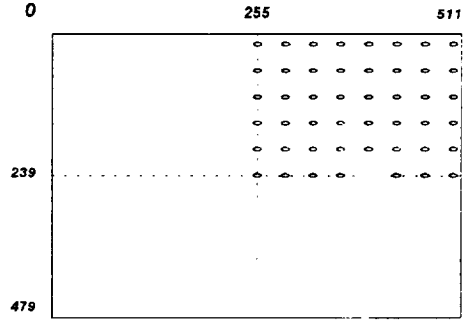


Figure 5. The grid chart for camera spatial calibration.

나. 기하학적 특징 추출

잎담배의 기하학적 특징을 추출하기 위한 단계는 다음과 같다. 첫째 특징을 추출하려는 표본을 측정 윈도우 안에 위치 시킨다. 둘째 단위화소의 크기를 입력하고, 영상시스템을 초기화하여, 셋째 영상을 취득한다. 넷째 자동이치화 방법에 의해 문턱값을 결정하고 다섯째 체인코딩 방법에 의해 윤곽선을 추출한다. 단위화소가 이루는 단위 면적과 모멘트를 가산해간다. 이 과정을 처음 화소에 돌아올 때 까지 반복한다. 만일 윤곽선이 불연속 되어 오차가 발생하는 경우 저역통과 필터를 작동하여 영상을 평활화 시킨 후에 윤곽선 추출을 다시 시도한다. 여섯째 처음 화소점에 돌아 오면 전체 화소수와 단위화소의 크기를 곱하여, 둘레를 계산하고 무게 모멘트와 면적을 이용하여 도심을 구한다. 일곱째 원형도와 복잡도를 계산한다.

1) 둘레 측정

앞절에서 언급한 체인코딩 방법에 의한 윤곽선을 추출하는 과정에서 수직방향의 화소갯수(N_{py}), 수평방향의 화소갯수(N_{px}) 및 대각선 방향의 화소갯수(N_{pd})에 단위 화소길이(L_{px} , L_{py} , L_{pd})를 곱하여 주면 도형의 둘레가 다음 식 (1)과 같이 계산된다.

$$\text{둘레} = N_{px} L_{px} + N_{py} L_{py} + N_{pd} L_{pd} \dots \dots \dots (1)$$

2) 면적 측정

그림 6에서와 같이 면적은 8개의 요소벡터와 수평축에 의해 둘러싸인 면적들의 합으로 구할 수 있다. 0,1,7번과 같은 반시계방향에서는 음의 면적을 나타내고, 3,4,5번과 같은 시계방향에서는 양의 면적을 나타내고, 2,6번과 같은 수직방향은 면적이 0이 된다. 따라서 도형의 면적은 각 방향이 갖고 있는 면적의 전체 합으로 계산된다.

3) 도심계산

입의의 점에서 어느 평면 도형의 도심까지의 거리를 구하기 위해 Varignon의 모멘트 원리를 적용하면, 부분 면적에 대한 모멘트들의 합은 전체 면적의 모멘트와 같으므로, 다음 식(2)와 같이 표시된다.

$$(A_1 + A_2 + A_3 + \dots + A_n) X_c = A_1 x_{c1} + A_2 x_{c2} + A_3 x_{c3} + \dots + A_n x_{cn}$$

$$X_c = \frac{\sum M_y}{\sum A}, Y_c = \frac{\sum M_x}{\sum A} \dots \dots \dots (2)$$

여기에서

X_c : 도심의 x좌표

Y_c : 도심의 y좌표

M_x : 단위면적의 x축에 대한 모멘트

M_y : 단위면적의 y축에 대한 모멘트

화면상의 물체에 대한 도심을 구하기 위하여 A_i 는 화면의 왼쪽 끝선($x=0$) 또는 위 끝선($y=0$)과 화소가 이루는 면적이고, M_x 는 화소면적의 x축에 대한 면적 1차 모멘트이고, M_y 는 y축에 대한 면적 1차 모멘트이다. 둘째와 면적을 구할 때 사용한 8 방향 chain 코드로 각 방향에 해당되는 면적 모멘트를 구하여 둘째에 대한 chain coding 작업이 끝나면, 위식에 의하여 도심이 계산된다. 그림 6은 x축과 화소의 8방향 연결부가 이루는 면적을 나타내고, 표 1에는 면적과 x축에 관한 모멘트의 계산식이 표시되었다. 그림 7은 y축과 화소의 8방향 연결부가 이루는 면적을 나타내고, 표 2에는 면적과 y축에 관한 모멘트의 계산식이 표시되었다.

4) 원형도

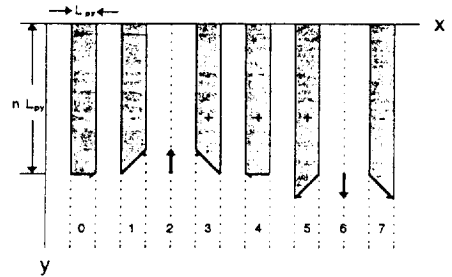
원형도는 원에 가까운 정도이며 다음 식 (3)과 같이 나타낸다. 원의 경우 원형도는 1이 된다.

$$R = \frac{4 * \pi * A}{P^2} \dots \dots \dots (3)$$

5) 복잡도

복잡도는 도형의 복잡한 정도를 나타내며, 둘째의 제곱과 면적의 비로 다음 식 (4)와 같이 나타낸다.

$$C = \frac{P^2}{A} \dots \dots \dots (4)$$



L_{px} : 화소의 가로 길이

L_{py} : 화소의 세로 길이

n : x 축에서 어느 화소까지의 화소수

Figure 6. Derivation of component contributions of chain elements to object moment evaluation for x-axis.

Table 1. Summary of elemental area and moment contributions for x-axis.

Element No.	Area	M_x
0	$-n L_{px} L_{py}$	$-\frac{1}{2} n^2 L_{px} L_{py}^2$
1	$-(n - \frac{1}{2}) L_{px} L_{py}$	$-\frac{1}{2} (n^2 - n + \frac{1}{3}) L_{px} L_{py}^2$
2	0	0
3	$(n - \frac{1}{2}) L_{px} L_{py}$	$\frac{1}{2} (n^2 - n + \frac{1}{3}) L_{px} L_{py}^2$
4	$n L_{px} L_{py}$	$\frac{1}{2} n^2 L_{px} L_{py}^2$
5	$(n + \frac{1}{2}) L_{px} L_{py}$	$\frac{1}{2} (n^2 + n + \frac{1}{3}) L_{px} L_{py}^2$
6	0	0
7	$-(n + \frac{1}{2}) L_{px} L_{py}$	$-\frac{1}{2} (n^2 + n + \frac{1}{3}) L_{px} L_{py}^2$

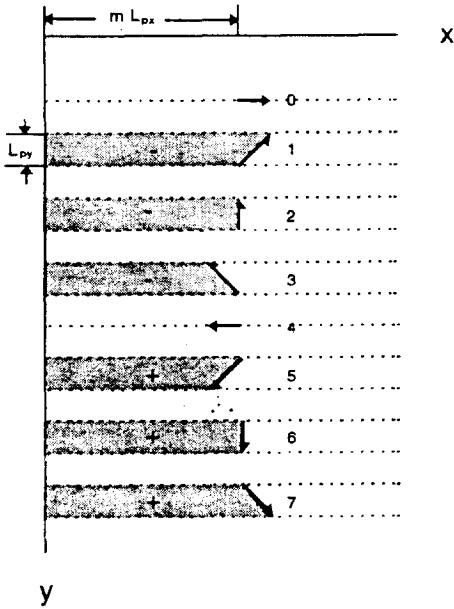


Figure 7. Derivation of component contributions of chain elements to object moment evaluation for y-axis.

- L_{px} : 화소의 가로 길이
- L_{py} : 화소의 세로 길이
- m : y 축에서 어느 화소까지의 화소수

Table 2. Summary of elemental area and moment contributions for y-axis.

Element No.	Area	M_y
0	0	0
1	$-(m + \frac{1}{2})L_x L_y$	$-\frac{1}{2}(m^2 + m + \frac{1}{3})L_x^2 L_y$
2	$m L_x L_y$	$-\frac{1}{2}m^2 L_x^2 L_y$
3	$-(m - \frac{1}{2})L_x L_y$	$-\frac{1}{2}(m^2 - m + \frac{1}{3})L_x^2 L_y$
4	0	0
5	$(m - \frac{1}{2})L_x L_y$	$\frac{1}{2}(m^2 - m + \frac{1}{3})L_x^2 L_y$
6	$m L_x L_y$	$\frac{1}{2}m^2 L_x^2 L_y$
7	$(m + \frac{1}{2})L_x L_y$	$\frac{1}{2}(m^2 + m + \frac{1}{3})L_x^2 L_y$

4. 색 특징 추출

가. 컴퓨터 시각에 의한 색 특징 추출

어느 파장의 빛은 일정한 색상을 의미하지만, 어느 색상을 만들기 위하여 반드시 일정한 파장

의 빛이 필요한 것은 아니다. 어느 색상은 다른 파장대의 가시광선의 부분들로 조합될 수 있다. 이러한 삼원색인 적(Red), 록(Green), 청(Blue)의 조합으로서 모든 색을 만들 수는 없지만, 인간이 감지하는 대부분의 색을 재생할 수 있게 된다. 이러한 방법이 방송용 TV의 영상제작에 활용된다. 컴퓨터 시각 시스템의 색 측정 센서로서 많이 사용되는 고체촬상(Solid state CCD) 칼라 카메라는 R,G,B 3채널의 출력을 갖고 있고, 이 삼원색의 조합에 의해서 임의의 색 재현을 가능하게 한다. 따라서 삼원색의 조합에 의한 영상은 일정한 파장에서의 반사도에 의한 색상과는 서로 다른 정보를 갖게 된다. 영상처리보드에 의해 메모리에 형성되는 영상은 빛 에너지에 영향을 주는 광원, 물체, 영상처리 시스템 등 모든 요소들의 함수로 표현된다. 광원과 물체가 일정한 경우, 영상 내의 어느 화소에서의 색도와 휘도는 시스템의 사용범위에서의 각 파장별로 존재하는 에너지량에 의존한다. 이러한 이유로 영상처리와 관련된 모든 부속장비의 성능곡선이 우선 결정되어야 한다. 특히 영상처리 장치가 색 측정 및 색 재현 장비로 사용될 경우, 영상입력 시스템과 출력시스템의 교정 기술이 확보되어야 한다. 그러나 현재 이러한 기술이 아직 확보되어 있지 못한 실정이다.

영상을 입력하고 재현시키는 영상시스템의 분광특성 때문에 영상시스템으로 재현된 색은 사람이 느끼는 물체의 색과 달라지며, 이것은 영상시스템의 종류에 따라 다르게 된다. 영상시스템으로 재현된 물체의 색은 조명의 분광복사분포, 물체표면의 반사율, 카메라에 입력되는 색상 신호의 분광복사분포, 카메라 센서의 분광감도, 모니터 형광물질의 분광 복사분포, 그리고 사람 눈의 광 감지세포의 분광 감도에 의해 결정되며 이들은 모두 빛의 파장의 함수로 표현될 수 있다. 이러한 물리적 요인들의 분광특성을 고려한 색 측정 영상처리(calibrated color image processing) 기술에 관한 연구가 활발하게 이루어지고 있다 (Brainard, 1990 ; Cohen, 1985 등). 연구부

야는 주로 색재현을 위한 입력영상의 분해와 출력영상의 합성으로 분류된다. 색 검정 영상처리 (calibrated color image processing)의 대략적인 개념은 국제조명위원회(CIE)의 표준색좌표(x, y, z)의 색을 지닌 영상이 카메라 센서의 출력신호인 (Rc, Gc, Bc)로 영상처리 시스템에 입력되는데, 이는 원래의 색신호가 센서의 분광감도 특성에 의해 변조된 값이므로 이를 직접 모니터나 프린터의 입력신호로 보내게 되면 재현되는 색은 원래의 색과는 차이가 있게 된다. 따라서 색 분해 과정을 통해 원래의 색신호(x, y, z)를 예측하고, 원래의 색신호를 재현시킬 수 있는 영상신호 (Rm, Gm, Bm)를 산출하여 영상 형성기로 신호를 보내면 정확한 색 재현을 달성할 수 있다. 농산물의 품질요인으로 색상은 중요한 위치를 차지하므로 색상의 측정은 매우 중요하다. 그러나 잎담배 고유의 색상을 측정하여 영상시스템에 재현하는 것은 현실적으로 불가능할 뿐만 아니라 품질검사에 반드시 필요한 것은 아니므로 본 연구에서는 영상처리를 통한 잎담배의 색상 재현 보다는 영상처리를 이용한 색상의 측정부분에 중점을 두었다.

나. 컴퓨터 시각의 색 보정

영상처리 장비에서 표현되는 색 측정값은 8 bit 분해능의 경우 0에서 255사이의 상대값을 나타내므로, 절대값을 알기 위하여는 치환이 필요하다. 본 실험에 사용된 장비로는 RGB(Red Green Blue) 모드는 물론 하드웨어적인 처리로 인간에게 보다 익숙한 HSI(Hue, Saturation, Intensity) 모드로의 표현도 가능하다. 본 연구에서는 잎담배 자동판정을 위한 품질인자로서의 색 특징 추출에는 HSI 모드를 사용하였고, 절대색을 구하기 위해서는 RGB 값으로 치환한 후에 다시 국제조명위원회의 Y, x, y 값으로 치환하도록 하였다. HSI 값을 RGB 값으로 치환하는 식은 다음 식(5)과 같이 표시된다.

$$V_1 = S * \cos(H), V_2 = S * \sin(H),$$

여기에서 $H = \frac{H}{255} * 2\pi(\text{rad.})$

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{3}}{3} & 0 & \frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{\sqrt{3}}{3} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{6}} \\ \frac{\sqrt{3}}{3} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{6}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (5)$$

Table 3. Measurements of color sheets by machine vision and by chroma meter.

Id No.	Color	by machine vision			by chroma meter		
		R	G	B	Y	x	y
1	해맑은 빨강	157.6	0.0	0.0	18.95	0.5636	0.3278
2	연주황	255.0	198.4	0.0	69.39	0.4124	0.3912
3	주황	252.6	0.0	0.0	46.14	0.5120	0.3920
4	노랑	251.7	231.3	0.0	77.21	0.4385	0.4864
5	연두	154.1	248.8	0.0	51.59	0.3280	0.4862
6	초록	17.8	203.5	1.0	27.75	0.2538	0.4211
7	연파랑	123.8	239.8	255.0	42.34	0.2227	0.2594
8	연한남색	0.0	160.1	255.0	18.81	0.1876	0.1911
9	보라	8.9	2.8	159.0	11.00	0.2822	0.2160
10	연자주	222.7	118.4	203.6	44.34	0.3771	0.2853
11	진주황	175.9	4.2	0.0	27.56	0.4726	0.4019
12	검정	0.0	0.0	0.0	5.73	0.3194	0.3192
13	연청록	114.4	245.1	243.5	42.96	0.2334	0.3213
14	칙칙한 마룬	113.1	0.0	0.0	14.21	0.4345	0.3440

그리고 잎담배의 영상으로 부터 HSI모드의 값을 RGB 모드로 치환한 값 또는 직접 RGB 모드로 읽혀진 값을 표준좌표 Yxy 의 값으로 치환하기 위해서는 시스템의 특성이 고려된 보정계수를 구하여야 한다. 본 시스템의 색좌표 치환을 보정하기 위해, 먼저 주어진 조명장치하에서 표준 백색지를 투사하여 R, G, B 값 모두 255가 되도록 백색평형(white balance)를 맞추고, 14색의 일반색지(140×140mm 크기)를 이용하여 화면의 4분면에서 각각 R, G, B 값을 측정한 후 평균값을 사용하였다. 기준이 될 색값을 측정하기 위해 색차 색도계(Minolta, Chroma meter CR-200)로 같은 14색 색지를 장당 9부분(투사부, 직경 1cm 원)을 측정한 후 평균값을 사용하였다. 표 3은 색보정에 사용된 색지의 색 측정 결과로 컴퓨터 시각 장치에 의한 RGB 값과 색차 색도계(Chroma meter)에 의한 국제조명위원회(CIE) Yxy 값을 나타내고 있다. RGB 값과 Yxy 값의 치환식을 구하기 위해, 통계의 선형다중회귀(Multiple Linear Regression)방법과 인공신경망의 역전파(Back propagation) 알고리즘을 이용하여 비교하였다.

1) Multiple linear regression

다음 식 (6)을 기본식으로 하고 SAS 통계패키지의 회귀절차(REG proc)를 이용하여 계수 행렬 a값과 절편벡터 c 값을 구하였다 (Joyner, 1986).

$$\begin{bmatrix} Y \\ x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \end{bmatrix} \quad \dots (6)$$

2) 인공신경망의 역전파 알고리즘

역전파 알고리즘은 최소자승 알고리즘을 비선형 모델에 확장한 방법으로 함수근사, 패턴 연상 및 패턴 인식등 많은 분야에 응용되며 기본원리는 출력값과 기대값을 비교하여 오차를 줄여가는 방향으로 연결강도를 조절하고 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자

기층의 연결강도를 조절해 간다.

그러나 평범한 역전파 알고리즘은 학습시간의 과다와 지역최소 도달과 같은 문제점들을 갖고 있다. 본 연구에서는 학습시간을 절약해 주고, 지역최소 문제를 극복해 주는 개선된 역전파(Improved back propagation) 알고리즘을 사용하였다. 개선된 알고리즘은 학습시간을 절약하기 위하여 임의로 주어지던 초기값을 적절하게 선정해주고, 고정 학습을 대신 적응 학습을 채택하고, 지역최소 문제를 극복하기 위해 모멘트 방법을 채택하고 있다. Nguyen과 Widrow(1990)가 제안한 초기 연결강도 및 편차값의 적절한 선정방법은 초기값을 임의로 정한 보통의 역전파 알고리즘의 경우에 비해 대부분의 경우에서 학습시간을 1/10 정도로 줄일 수 있는 것으로 보고되었다. 적응 학습을 방법은 학습시 고정된 학습율을 사용하는 것이 아니라, 오차의 정도에 따라, 현 오차가 전 오차 보다 증가하면 학습율을 감소하고, 현 오차가 전 오차보다 감소하면 학습율을 증가시켜서 상황에 따라 학습율을 적응 조절하여 학습시간을 절약하는 효과를 갖는다.

모멘트 방법은 지역경사 뿐만 아니라 오차 표면의 최근 경향에 반응하게 하여 마치 저역통과필터 역할을 하여 오차표면의 작은 특징을 무시하여 지역최소에 빠지지 않도록 해주는 방법이다. 역전파 알고리즘은 실제로 응용되는 알고리즘들의 80~90 %를 차지하고 있고, 개선된 방법은 역전파 알고리즘의 신뢰도를 높여 주고, 학습시간 면에서도 효과가 커서, 규모가 작은 문제의 경우 10내지 20 배의 시간을 절약해주고, 규모가 큰 문제의 경우에는 더 많은 절약효과를 기대할 수 있다. (Vogel등 1988).

식(7)은 기본 신경망의 경우 역전파 알고리즘을 통해서 구해진 연결강도와 편차를 이용한 Y, x,y와 R,G,B의 치환식이다. 그림 8은 본 연구에 사용된 2층 신경망(2-layer network)의 기본형을 보여준다. 신경세포의 활성화함수 또는 전달함수로는 입력층과 은닉층 사이에는 탄젠트 시그

모이드(tangent-Sigmoid) 함수를 사용하였고, 은닉층과 출력층 사이에는 선형(linear) 함수를 사용하였다. 적당한 구성을 찾기 위하여 여러가지 형태의 구성으로 실험을 하였다. 즉 은닉층의 세포수를 3개, 7개, 10개, 또는 은닉층을 2층으로 하고 세포수를 3-3개 및 3-5개로 모두 5가지 형태를 추가하여 실험하였다. 표 4는 본 연구에 사용된 인공신경망의 기본구성을 보여주고 있고, 표 4의 둘째 열의 괄호 값은 추가된 신경망 구성의 경우들을 보여준다. 그림 9는 사용된 전달함수들의 형태를 보여준다.

$$\begin{bmatrix} Y \\ x \\ y \end{bmatrix} = f_2 \left\{ [W_2] * f_1 \left\{ [W_1] * \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + [B_1] \right\} + [B_2] \right\} \dots\dots\dots (7)$$

- 여기에서
- W_1 : 입력층과 은닉층의 연결강도, 5×3 행렬
 - B_1 : 입력층과 은닉층의 편차, 5×1 벡터
 - W_2 : 은닉층과 출력의 연결강도, 3×5 행렬
 - B_2 : 은닉층과 출력의 편차, 3×1 벡터
 - f_1 : 입력층과 은닉층의 전달함수, tan-Sigmoid 함수
 - f_2 : 은닉층과 출력층의 전달함수, 선형 함수

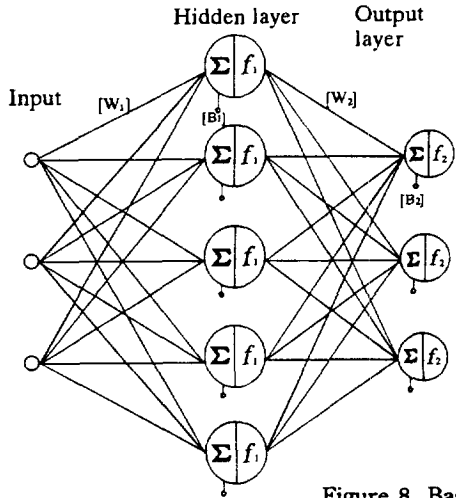
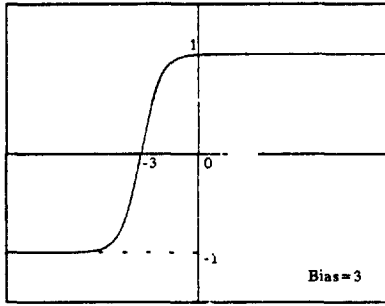


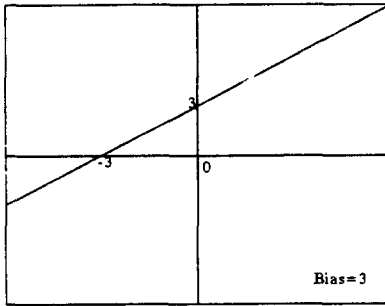
Figure 8. Basic 2-layer neural network used.

Table 4. Basic construction of neural net used.

Item	Specification
No. of input layer	1
No. of hidden layer	1 (2)
No. of output layer	2
No. of neuron in input	3
No. of neuron in hidden	5, (3,7,10,3-3,3-5)
No. of neuron in output	3
Transfer func. input/hidden	tangent ; Sigmoid
Transfer func. hidden/output	linear
Learning rate (start)	0.001
Learning rate (up)	1.05
Learning rate (down)	0.7
Error rate	1.04
Momentum	0.95



a) tan-Sigmoid function



b) linear function

Figure 9. Transfer functions used in neural net.

다. 잎담배의 색 특징 추출

자동이치화에 의해 분리된 영상전역의 화소값을 읽어 잎담배 전체의 색상을 구할 수 있으나, 많은 시간이 소요되므로, 잎의 16개 지역의 8*8 크기의 화소값들을 추출하여 평균색상과 변이계수(Coefficient of variance)를 결정하는 방법을 선택하였다.

1) 기준 사각형 설정 및 분할

잎에 외접하고 화면 상하단에 평행하는 직사각형의 좌표를 $(x_{min}, y_{min}), (x_{max}, y_{max})$ 라고 하면, 가로 길이가 $2 \times \min((x_c - x_{min}), (x_{max} - x_c))$, 세로 길이가 $2 \times \min((y_c - y_{min}), (y_{max} - y_c))$ 가 되도록 직사각형을 모니터 화면의 overlay buffer에 그려서 16개 지역 화소군을 정하는 기준으

로 하였다. 또한 잎의 꼭지부분(엽각)에 지역 화소군이 위치되는 것을 방지하기 위해 기준사각형의 최종길이는 위 길이의 95%가 되게 하였다. 앞절에서 설정한 직사각형을 8*8개로 분할하여 그림 10과 같이 16개의 지역군을 결정한다.

2) 위치오차의 보정 및 최종위치 결정

잎담배의 영상 취득시 가급적 모니터의 화면

에 그림 10의 직사각형이 수평이 되도록 유지할 수 있으나, 잎의 건조상태에 따른 형상의 왜곡등에 의해 영상의 수평 유지가 안되는 경우가 있다. 16개의 지역 화소군 중 일부가 잎 밖으로 나가게 되는 경우를 방지하기 위해, 세로좌표의 위치오차를 보정한다. 그림 10과 같이 잎의 한쪽이 올라간 경우, 세로좌표를 장축의 기울기를 이용하여 보상해 준다. 그림 10의 왼쪽 엽은 색의 사각형은 수평이 유지가 된 경우의 위치이고 짙은 색의 사각형은 수정 처리된 위치이다. 표 5는 색 측정을 위한 16 부분의 도심과의 상대거리와 위치 수정에 필요한 기울기 값을 나타 내고 있다.

Table 5. Relative location of the centroids of pixel clusters and slope value.

No.	Hor.	Ver.	Slope
0	0.0	-3.0	0.0
1	-1.0	-2.4	0.25
2	1.0	-2.4	-0.25
3	-2.0	-2.4	0.5
4	0.0	-1.0	0.0
5	2.0	-1.7	-0.5
6	-3.0	0.0	0.75
7	-1.0	0.0	0.25
8	1.0	0.0	-0.25
9	3.0	0.0	-0.75
10	-2.0	1.7	0.5
11	0.0	1.0	0.0
12	2.0	1.7	-0.5
13	-1.0	2.4	0.25
14	1.0	2.4	-0.25
15	0.0	3.0	0.0

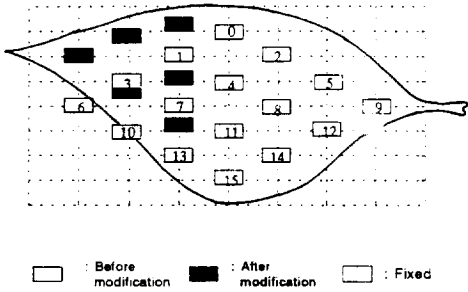


Figure 10. 16-locations in a leaf for color measurement .

5. 결과 및 고찰

가. 기하학적 특징 추출

1) 단위화소 및 측정 윈도우

표 6은 표본의 4분면에 각 4회씩 위치시켜며 측정된 화소수의 평균값을 보여 주고 있다. 표 6에서 보는 바와 같이 4분면 각각에서의 화소수는 서로 근사함을 알수 있다. 두개의 표본에 의한 화소수와 표본의 실제크기를 이용하여 단위화소의 크기와 종횡비(Aspect ratio)를 구하였다(가로 13.617 mm, 세로 10.934 mm, 종횡비는 1.24537). 측정윈도우의 크기 결정을 위한 실험 결과가 그림 11, 그림 12 및 그림 13에 표시되었다. 그림 11은 화소의 위치에 따른 오차를 2차원 평면에 나타내고 있고, 그림 12와 그림 13은 수직과 수평방향의 오차를 3차원상에서 각각 표시하였다. 그림 12와 그림 13에서 보는 바와 같이, 기하학적인 왜곡현상은 예상대로 크게 나타나지 않았고, 왜곡의 정도는 수직보다 수평방향이 다소 높게 나타났다. 따라서 본 연구에서 사용될 측정윈도우의 크기를 화면의 중심을 기준으로 수평방향 440 화소, 수직방향 360 화소로 설정하였다.

Table 6. Average number of pixels in 4-quadrants of square sample.

Sample	Quadrants	length	height
10 * 10	1st	73.75	90.50
	2nd	73.00	91.50
	3rd	73.25	91.00
	4th	73.25	91.75
	Average	73.38	91.19
20 * 20	1st	146.75	182.25
	2nd	146.50	182.75
	3rd	147.00	184.00
	4th	147.50	183.75
	Average	146.94	183.19

Horizontal length $30/\sqrt{73.38+146.94} \times 0.13617 \text{ cm}$

Vertical height $30/\sqrt{91.19+183.19} \times 0.10934 \text{ cm}$

Aspect ratio $\sqrt{91.19+183.19}/\sqrt{73.38+146.94} \times 1.24537$

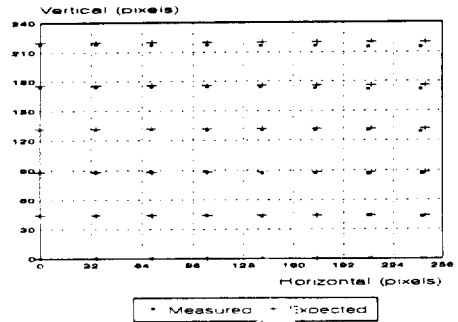


Figure 11. The world and the image coordinates of grids.

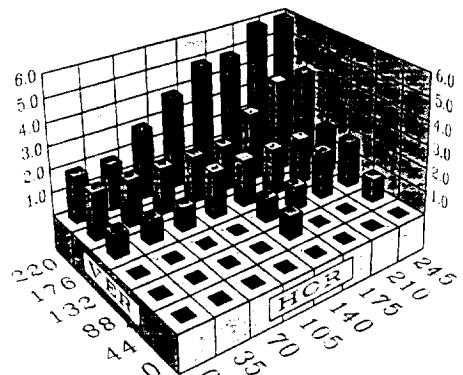


Figure 12. Three-dimensional view of horizontal deflection of lens.

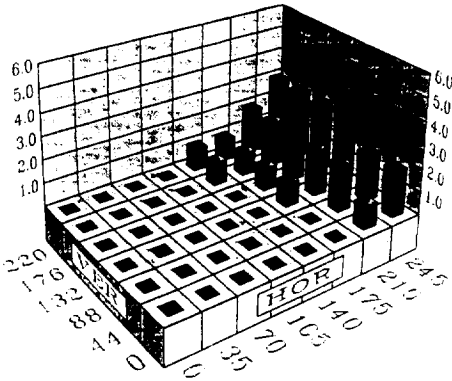


Figure 13. Three-dimensional view of vertical deflection of lens.

2) 잎담배의 기하학적 특징

표 7은 컴퓨터 시각 장치로 측정된 표본의 기하학적 특징값과 계산에 의한 실제값을 비교하여 나타내고 있다. 들레에 있어서 직사각형의 경우 실제값과의 상대적 오차율이 1.2% 이내로 비교적 정확하며, 마름모의 경우 오차가 7% 정도로 증가하고 원의 경우 10%까지로 증가하여, 경사부분과 곡선 부분이 많은 도형일수록 오차가 증가하였다. 이는 화소를 이용하여 측정하는 영상처리시스템의 기본 속성에 기인한 것이다. 잎담배의 경우 들레 보다는 면적이 더 중요한 품질요인이므로, 모든 실험 도형에서 면적의 오차

Table 7. Comparison of machine vision with actual measurement.

Sample	Item	Actual	Ma. vision	Error(%)
Square (20*20)	Perimeter, cm	80.00	80.02	0.03
	Area, sq-cm	400.00	397.11	-0.72
	Centroid, x	0.00	0.01	-
	Centroid, y	10.00	10.00	0.00
	Roundness	0.79	0.78	-0.81
	Complex ratio	16.00	16.13	0.80
Rectangle (25*16)	Perimeter, cm	82.00	82.92	1.13
	Area, sq-cm	400.00	397.93	-0.52
	Centroid, x	0.00	0.03	-
	Centroid, y	8.00	8.02	0.22
	Roundness	0.75	0.73	-2.72
	Complex ratio	16.81	17.28	2.80
Circle (20)	Perimeter, cm	62.83	69.23	10.19
	Area, sq-cm	314.16	314.49	0.11
	Centroid, x	0.00	0.00	-
	Centroid, y	10.00	10.00	-0.02
	Roundness	1.00	0.82	-17.50
	Complex ratio	12.57	15.24	21.30
Rhombus-1 (30*15)	Perimeter, cm	67.08	71.73	6.93
	Area, sq-cm	225.00	224.18	-0.36
	Centroid, x	0.00	0.01	-
	Centroid, y	7.50	7.45	-0.66
	Roundness	0.63	0.55	-12.86
	Complex ratio	20.00	22.95	14.77
Rhombus-2 (40*20)	Perimeter, cm	89.44	95.63	6.92
	Area, cm	400.00	401.21	0.30
	Centroid, x	0.00	0.05	-
	Centroid, y	10.00	10.04	0.45
	Roundness	0.63	0.55	-12.15
	Complex ratio	20.00	22.79	13.97

율이 1% 이내로 높은 정확도를 보여준 것은 컴퓨터 시각의 잎담배 품질 측정의 가능성을 입증하는 것이다. 도심은 도형의 아래 접선의 중심을 기준으로 한 좌표로서 x 좌표는 0이 실제 값이므로 오차를 표현이 불가능하여 생략하였다. 도심의 정확도도 높은 것을 알 수 있다. 본 장치로 품질과 관련된 잎담배의 기하학적 특징을 추출할 수 있음을 알 수 있다. 원형도와 복잡도의 오차는 사각형의 경우 비교적 낮게 나타났고, 원과 마름모의 경우 다른 요인에 비해 상당히 높아 특히 원의 복잡도의 경우 20%를 초과하고 있다. 원형도와 복잡도의 경우 둘레의 제곱이 계산식에 포함되어 있어, 둘레의 오차가 상승되어 이러한 결과가 초래되었다. 따라서 둘레의 오차가 큰 경우 원형도 및 복잡도의 오차도 커지므로 둘레의 오차를 해결하면 같이 해결될 수 있을 것이다. 절대값에는 오차가 있어도 상대적인 비교가 가능하므로 절대적인 오차가 있음에도 불구하고 품질 특징 추출과 관련된 활용은 가능할 것이다. 표 8은 담배 잎의 등급별 3매 씩의 측정값들의 평균값들로서 담배의 외형적 특징을 보여 주고 있다. 품질이 좋은 등급의 경우 둘레와 면적이 상대적으로 증가함을 알 수 있다. 원형도와 복잡도의 경우 등급간에 두드러진 차이는 발견할 수가 없다.

Table 8. Shape features of tobacco leaves by machine vision.

Grade	Perimeter (cm)	Area (cm ²)	Roundness	Complex ratio
1	120.61	433.77	0.38	33.59
2	114.27	348.06	0.33	37.57
3	99.26	278.60	0.36	35.48
4	93.40	237.05	0.34	36.91

나. 색 특징 추출

- 1) 보정계수
- 가) 선형 다중 회귀법(Multiple linear regression)

SAS 통계 패키지의 선형다중 회귀법(multiple linear regression)을 실행시켜서 식(1)의 계수, 절편, 결정계수(r-square)를 구하여 표 9에 나타내었다. Y와 x의 경우 결정계수(r-square)의 값이 0.9 이상이나, y의 경우 0.9로 나타났다.

Table 9. Results of multiple linear regression.

	Coefficients, a			intercept	γ^2
Y	0.391	0.301	-0.045	0.028	0.940
x	0.197	-0.137	-0.088	0.348	0.929
y	0.052	0.108	-0.176	0.324	0.899

나) 인공신경망의 역전파 알고리즘

표 10은 여러가지 인공망에서의 2000 구간(epochs) 학습후의 부동점 연산횟수(floating point operations, flops)와 오차제곱의 합(sum of squared error)의 결과를 보여준다.

표 10에서와 같이 은닉층의 세포수가 10개 일 때 가장 작은 오차제곱의 합(sum of squared error)이 구해지나 5개인 경우에도 세포 수에 비해 학습결과에는 별로 큰 차이가 없어서 은닉층의 층수가 1이고, 세포수가 5인 신경망을 선정하였다. 목표 오차제곱의 합(sum of squared error)을 0.02로 하고 다시 학습을 시킨 결과, 학습시 소요된 구간(epochs)의 수는 1,189였고, 43,618천번의 부동점 연산(floating points operation, flops)의 과정이 소요되었다. 그림 14a와 그림 14b는 선정된 신경망으로 학습한 경우의 학습중 오차와 학습율의 변화과정을 나타내고 있다. 표 11과 표 12는 학습 후 구해진 연결강도와 편차값을 보여준다. 통계의 선형 다중 회귀(multiple linear regression) 방법과 인공신경망의 역전파 알고리즘의 성능을 비교하기 위하여 각 방법의 오차제곱의 합(sum of squared error)이 그림 15에 표시되어 있다. 그림 15에서와 같이 인공신경망 방법이 통계적인 방법보다 다소 우수함을 알 수 있다.

Table 10. Comparison of floating points calculations(flops) among different constructions.

Construction case	Flops (thousands)	Sum of square
3	46,708	0.0245
5	42,060	0.0199
7	41,491	0.0180
10	34,909	0.0178
3-3	54,060	0.0220
3-5	64,219	0.0223

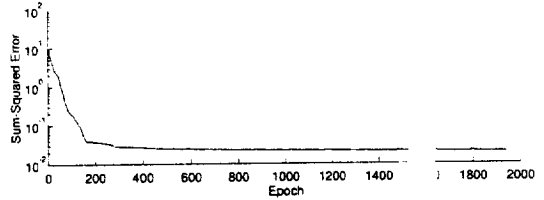


Figure 14a. Sum-squared error vs epoch during learning period.

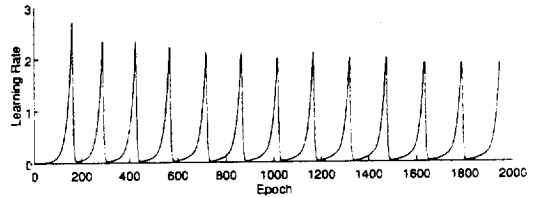


Figure 14b. Learning rate vs epoch during learning period.

Table 11. Values of weights and bias between input and hidden layer.

	Weight(W1)			Bias(B1)
	Input #1	Input #2	Input #3	
Hid. #1	-0.8137	0.3543	0.8783	0.1936
Hid. #2	1.2681	0.1620	-0.7813	-1.3688
Hid. #3	-1.0412	-0.0305	0.3137	-0.6737
Hid. #4	-0.7187	0.1697	-0.9376	0.9149
Hid. #5	0.2218	0.066	-0.9376	0.8168

Table 12. Values of weights and bias between hidden and output layer.

	Weight(W2)					Bias(B2)
	Hid. #1	Hid. #2	Hid. #3	Hid. #4	Hid. #5	
Out #1	0.5541	0.8034	-0.3563	-0.0993	0.2736	0.3313
Out #2	-0.2927	-0.0975	-0.2647	0.0229	-0.2376	0.2898
Out #3	0.1199	0.1016	-0.2537	0.1158	0.2125	0.0217

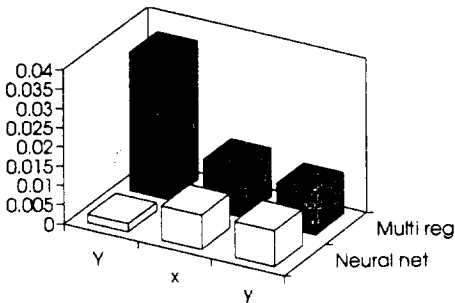


Figure 15. Comparison of sum-squared errors between regression and neural net analysis.

2) 잎담배의 색 특징

표 13은 HSI 모드에서 컴퓨터 시각장치를 통해 읽어 들인 값을 앞절에서 소개한 방법을 이용하여 RGB 값으로 치환한 후에 다시 Yxy 값으로 치환한 값으로서, 잎담배의 1등급에서 4등급까지 잎의 양면에 대한 색 특징을 나타낸다. 명도 Y 값은 1등급에서 2등급으로 증가하다가 3등급에서 많이 감소하고 4등급에서는 더 감소하는 경향을 보이고 있다. 이러한 경향은 잎의 양면에

서 같은 결과를 보이고 있다. 색도 x 좌표의 경우 잎의 양면에서 명도와 같은 경향을 보이고 있다. 색도 y 좌표는 잎의 전면의 경우 색도 x 좌표의 경우와 같은 경향을 보이고 있다. 그러나 후면의 경우는 다른 경향을 보이고 있다.

Table 13. Color features of tobacco leaf by machine vision.

Side	Grade	Y	x	y
Front	1	37.9466	0.3978	0.4228
	2	41.5176	0.4251	0.4187
	3	31.1189	0.3028	0.4269
	4	30.4911	0.2949	0.4257
Back	1	46.4468	0.4602	0.4094
	2	47.4744	0.4620	0.4097
	3	43.4298	0.4485	0.4114
	4	42.7765	0.4454	0.4120

6. 결론

- 1) 잎담배 외형적 특징의 추출능력을 검정한 결과, 면적 측정오차는 모든 도형의 경우에서 1% 미만의 정확도를 보였고, 둘레 측정의 경우 원형도가 높은 도형일 수록 높은 오차를 보여 원의 경우 10.2%로 나타났다.
- 2) 잎담배의 색 특징을 표준색 좌표(Y, x, y)로 표현하기 위한 1차 회귀식의 결정계수는 0.94, 0.93, 0.90으로 나타났고, 이때의 오차제곱의 합은 0.059로 나타났다.
- 3) 인공신경망을 이용하여 표준색 좌표로 표현하기 위한 다층 신경망 구조는 2층망으로 입력층 3개, 은닉층 5개, 출력층 3개가 적합하였고, 오차 제곱의 합은 0.020으로 나타났다.
- 4) 본 연구에서 개발된 컴퓨터 시각 시스템을 이용하여, 잎담배의 기하학적 특징과 색 특징을 추출한 결과, 잎의 크기는 등급이 낮을수록 크게 나타났고, 색의 경우 등급이 증가함에 따라 Y 값과 x 값이 증가하다가 다시 감소하였고, y 값은 등급에 관계 없이 서로 비슷한 값을

보였다.

- 5) 본 연구에서 구해진 특징추출 방법과 값들은 잎담배 품질등급의 판정 자동화에 사용될 수 있고, 본 연구의 컴퓨터 시각 장치와 특징 추출 알고리즘은 다소의 변경으로 다른 농작물의 잎의 외형 및 색 측정에 사용될 수 있을 것으로 판단된다.

7. 참고문헌

1. 김일중, 송진해. 1992. 잎담배 품질평가론. 한국 담배인삼 공사
2. Bowman, D.T., A.G.Tart, E.A.Wernsman, and T.C. Corbin. 1988. Revised North Carolina grade index for flue-cured tobacco. *Tob. Sci.* 32 : 39-40.
3. Bowman, D.T., R.D.Miller, A.G.Tart, C.M. Sassar, Jr., and R.C.Ruth. 1989. A grade index for burley tobacco. *Tob. Sci.* 33 : 18-19.
4. Davenel, A, C. Gouzari, T. Labarre, and F. Sevilla. 1988. Automatic detection of surface defects on fruit by using vision system. *J. Agric. Engng. Res.* 41, 1-9
5. Delwiche, M.J., S.Tang, and J.F.Thompson. 1990. Prune defect detection by line-scan imaging. *Trans of ASAE* 33(3) : 950-954.
6. Doweell, F.E. 1992. Identifying undamaged and damaged peanut kernels using tristimulus values and spectral reflectance. *Trans of ASAE* 35(3) : 931-937.
7. Sarkar, N and R.R.Wolfe.1985. Computer vision based system for quality separation of fresh market tomatoes. *Trans of ASAE.* 28 (5) : 1714-1718.
8. Shearer, S.A. and R.G.Holmes. 1990. Plant identification using color co-occurrence matrices. *Trans of ASAE* 33(6) : 2037-2044.
9. Elster, R. and J.W.Goodrum. 1991. Detection

- of cracks in eggs using machine vision. 34(1) : 307-312.
10. Gunasekaran S, T.M.Cooper, A.G. Berlage and P. Krishnan. 1986. Image processing for stress cracks in corn kernels. Trans of ASAE 30(10) : 266-271.
 11. Guyer, D.E. G.E.Miles, L.D. Gaultney, M.M. Schreiber. 1993. Application of machine vision to shape analysis in leaf and plant identification. 36(1) : 163-171.
 12. Japan External Trade Organization. 1990. Article titled 'Japan/Computer used to grade tobacco', World tobacco, Janunrary.
 13. MC Clure, W.F. 1975. A spectrophotometric technique for studying the browning reaction in tobacco. Trans of ASAE. pp 380-383.
 14. Miller, B.,K M.J.Delwiche. 1989. A color vision system for peach grading. Trans of ASAE 32(4) : 1484-1490.
 15. Okado, M and Y.Nakamura. 1992. Studies on the Measurement of the color of the rice leaves by image processing (part 1). 일본농업기계학회지 55(5) : 75-81.
 16. Okamura N.K, M.J.Delwiche and J.F.Thompson. 1993. Raisin grading by machine vision. Trans of ASAE 36(2) : 485-492.
 17. Rehkugler, G.E. and J.A.Throop. 1986. Apple sorting with machine vision. Trans of ASAE 29(5)1388-1397.
 18. Sarkar, N and R.R. Wolfe. 1985. Computer vision based system for quality separation of fresh market tomatoes. Trans of ASAE. 28(5) : 1714-1718.
 19. Shearer, S.A. and R.G. Holmes. 1990. Plant identification using color co-occurrence matrices. Trans of ASAE 33(6) : 2037-2044.
 20. Tojeiro, P and f. Wheation. 1991. Oyster orientation using computer vision. Trans of ASAE 34(2) : 689-693
 - 21 Vogl, T.P., J.K.Mangis, A.K.Rigler, W.T.Zink, and D.L.Alkon. 1988. Accelerating the convergence of the backpropagation method. Biological cybernetics, vol. 59, pp 257-263.