

신경회로망을 이용한 담배 속도인식 및 등급판정

이상식*¹, 이충호², 이대원², 황 현²
LG전선¹, 성균관대학교 생물기전공학과²
(1994년 12월 19일 접수)

Recognition of Tobacco Ripeness & Grading based on the Neural Network

S.S. LEE^{1*}, C.H. LEE², D.W. LEE² and H. HWANG²
*LG Cable and Machinery Ltd¹, Department of Bio-Mechatronics Engineering,
Sungkyunkwan University²*
(Received Dec. 19, 1994)

ABSTRACT : Efficient algorithms for the automatic classification of flue-cured tobacco ripeness and grading have been developed. The ripeness of the tobacco was classified into 4 levels based on the color. The lab-built simple RGB color measuring system was utilized for detecting the light reflectance of the tobacco leaves. The measured data were used for training the artificial neural network. The performance of the trained network was also tested for the untrained samples. The spectrophotometer was used to detect the light reflectance and absorption of the graded tobacco leaves in the frequency ranges of the visible light. The measured data and the statistical analysis was performed to investigate the light characteristics of the graded samples. The measured data were obtained from samples of 5 different grades directly without considering the leaf positions. Those data were used for training the artificial neural network. The performance of the trained network was also tested for the untrained samples. The neural network based sensor information processing showed successful results for grading of tobacco leaves.

*연락저자 : 435-030, 경기도 군포시 당정동 200번지 LG전선(주) 기계CU

*Corresponding Author : LG Cable & Machinery Ltd., 200, Dangjeong-Dong, Gunpo City, Kyungki-Do 435-030, Korea

잎담배는 생육상태, 수확시기, 그리고 종류에 따라 여러 등급으로 나누어지며 건조과정에서도 영향을 많이 받는다. 잎담배의 등급에 따른 외관 특징의 정량화는 건조과정의 적정제어 및 생육상태의 계측에 필수적이다. 담배의 속도 및 등급판정은 시각 및 촉각을 통한 다양한 정보를 융합처리하는 고도의 정보처리 기능이 내포되어 있는 작업이며 담배의 속도 및 등급판정은 전문가에 의해 수행되고 있다. 하지만 수작업으로 수행되는 농산물의 등급판정은 반복적인 작업 특성에 따른 피로감 및 전문가 판단의 일관성 유지가 문제시되고 있으며 대부분 샘플링에 의한 일관 판정이 보편적이다. 또한 판단의 근거가 정량적이기 보다는 정성적인 측면이 강하여 판정에 따른 시비의 문제점을 내포하고 있다.

최근 농산물 등급판정 및 선별의 자동화 연구는 컴퓨터 및 센서 등 하드웨어의 기능향상과 저가격화 그리고 지능화 정보처리기술의 개발로 점진적으로 응용의 폭이 확대되고 있다. 하지만 아직도 대부분의 농산물 선별장치는 중량에 의해서 조작되거나 외관의 텍스처 및 색택 등의 중요 인자를 고려하지 않고 대략적인 크기 특성을 고려하여 체나 봉간의 간격 조절에 의하여 선별하는 피동적 기구장치들이 주를 이루고 있다. 하지만 담배잎의 경우는 외관의 텍스처 및 색택이 등급판정 및 선별에 있어 주요 인자를 이루고 있기 때문에 등급판정의 기계화 및 자동화 연구가 상대적으로 미흡하였다.

담배잎의 등급을 판정하고 선별하는 공정의 자동화를 위해서는 칼라센서나 시각센서를 이용한 외관 정보의 획득 및 이들 정보의 인식처리 기술 개발이 필수적이다. 특히 전체 시료에 대한 일관적 판정을 위해서는 칼라센서나 시각센서 정보에 대한 지능화 처리 기술개발이 필수적이다.

담배의 완속도 식별과 관련하여 이 등(1994)은 텡스텐 조명과 칼라필터가 내재된 센서를 이용한 간이시스템을 개발하여 담배의 완속도와 색도와 관계를 조사하였다. 황과 이 등(1991, 1993, 1994)은 시각센서인 CCD 카메라를 이용하여 농산물에 대한 등급판정 및 인식에 관한 연구를 수행하였고, 생물학적 신경계와 유사한 정보처리 기능을 갖는 신경회로망을 이용하여 농산물의 등급판정에 주용한 패턴인식, 시스템 제어 및 보정 등의 연구를 황과 최

등(1989)이 수행하였다. 신경회로망에 의한 정보처리는 기존의 패턴인식 알고리즘에 비해 고속의 정보처리 기능, 병렬처리방식에 의한 입력오차 처리의 안정성, 패턴의 학습 및 정보의 일반화 기능 등 많은 장점을 가지고 있다.

본 연구에서는 이 등이 개발한 간이 색도측정장치로 추출한 잎담배의 색도정보를 이용하여 완속도 판정실험을 수행하였다. 또한 표준 분광광도계를 사용하여 잎담배의 반사특성 정보를 추출하여 잎담배의 등급과 광 특성간의 관계분석을 수행하였다. 그리고 인간의 정보처리기능과 유사한 기능을 가진 신경회로망을 이용하여 입출력 정보의 패턴학습을 통하여 효율적으로 등급판정을 수행하도록 하였으며 그 성능을 검증하였다. 센서로부터 들어오는 정보를 신경회로망에 의해 지능적으로 처리함으로써 잎담배의 외관상 특징의 차이 및 센서잡음 그리고 애매 모호한 외관 특징들에 대하여도 안정적으로 등급을 판정할 수 있었다.

재료 및 방법

1. 실험장치

실험장치는 이 등(1994)이 개발한 칼라센서를 이용한 간이 색도측정장치와 표준 분광광도계(X-RITE)시스템을 사용한 것을 신경회로망 적용시 사용하였다. 그리고 표준 분광광도계 시스템은 가스가 채워진 텡스텐 램프를 광원으로 하고 실리콘 포토다이오드 수광장치로 이루어진 분광감도계와 A/D 변환보드, 컴퓨터(IBM PC 호환 386-DX)로 구성되어 있고 수광정보는 RS-232C를 통해 컴퓨터에 정착된 A/D 변환보드로 입력된다. 시료의 분광광도를 측정하기 위해서는 대략 2.5초정도가 소요된다. 측정과장범위는 가시 영역 즉 400nm - 700nm이며 파장별 반사율에 관한 정보를 제공한다. 그리고 실험장치는 그림 1과 같다.

2. 시 료

속도측정과 등급판정을 위해 본 연구에 사용된 시료는 전문가감정에 의해 미리 분류한 시료를 사용하였으며 시료의 선정은 임의로 표본추출하였다.

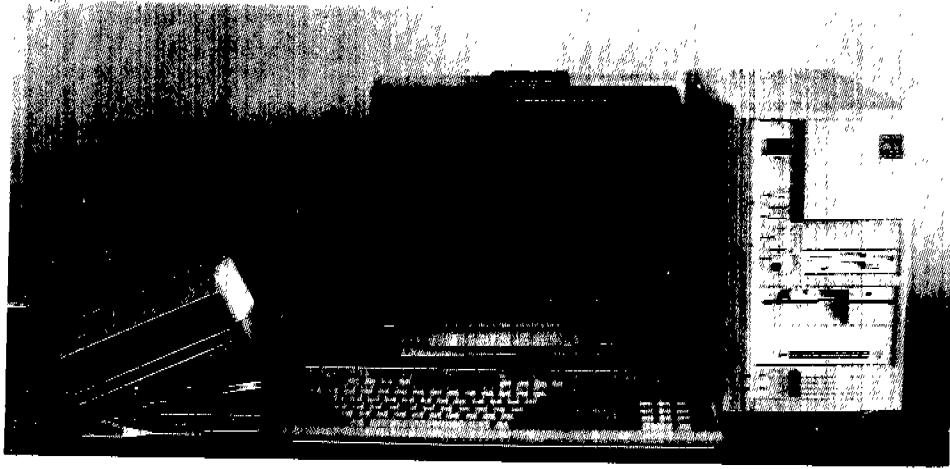


Fig.1. Portable Sphere Spectrophotometer(X-RITE)

속도 측정을 위한 시료는 황색종 담배로 93년 9월 한국인삼연초연구원 수원시험장에서 분류되어진 것으로 담배 속도의 정도에 따라 매우 푸른잎(Much Green Leaf), 조금푸른잎(Little Green Leaf), 조금 노란잎(Little Yellow Leaf), 매우 노란잎(Much Yellow Leaf)의 4종류로 분류하였다. 그리고 간이 색도 측정장치를 이용하여 측정한 데이터를 신경회로망에 의한 속도 판별시 사용하였다. 그리고 수매용 잎담배의 등급측정은 94년 8월 한국인삼연초연구원 수원시험장에서 분류되어진 것으로 잎의 부착 위치를 고려하지 않고 5등급으로 나누어 표준 분광광도계 시스템을 이용하여 등급별 판정성능을 실험하였다.

3. 방 법

가) 오차 역전파 신경회로망

이 절에서는 잘 알려진 오차 역전파 회로망의 구조와 기능에 대하여 간략히 설명한다. 오차역전파 회로망은 일반화 델타규칙에 의거하여 출력층의 오차를 역으로 전파하여 처리요소간의 연결강도 조정을 수행하는 다층회로망이다. 회로망의 학습은 감독학습의 형태로서 입출력패턴이 회로망에 쌓이면서 입력되어 학습이 수행된다.

대개 역전파회로망은 3개이상의 층으로 구성되며 하부층은 센서신호 및 외부시스템으로부터의 패턴

정보를 받아들이는 입력층의 역할을 하고 상부층은 출력층으로 정보처리 결과를 외부로 출력시킨다. 그리고 중간층은 미지층으로 회로망 내부에서 입출력층 요소들과 연결되어 내부적으로 정보처리를 수행하는 층이 된다. 각 층은 뉴론이라고 불리는 여러개의 처리요소들로 구성된다. 입력층으로 들어오는 모든 정보는 일정한 영역내의 값을 갖도록 정규화된다. 각 층을 구성하는 처리요소들은 상부층의 모든 요소들과 연결되며 회로망을 이용한 정보처리의 경우 대개 입출력 처리요소의 갯수는 실험적으로 정하는 수가 많으나 최근에는 적정 갯수의 처리요소를 결정할 수 있는 알고리즘들이 제안되고 있다.

역전파회로망의 각 처리요소는 단조증가이고 미분가능한 준선형 활성화함수를 갖는다. 대개는 시그모이드(Sigmoid) 형태의 로그(Logistic)함수가 주로 쓰인다. 시그모이드형의 로그함수는 0과 1에 접근하므로 출력층의 목표값은 대개 0과 1에 근접한 값으로 정의한다. 입력층의 처리요소를 제외하고 각 층의 처리요소는 하부층의 각 처리 요소가 출력하는 값들에 연결강도를 곱한 후 이들 값을 모두 더한 넷(Net) 출력값을 입력으로 받는다. 하부층의 각 처리요소로부터 처리요소 j 에 입력되는 넷 입력치는 다음과 같이 정의된다.

$$net_j = \sum w_{ji} o_i$$

여기서 w_{ji} 는 하부층의 처리요소 i 와 처리요소 j 간의 연결강도를 나타내며 o_i 는 처리요소 i 의 출력값을 나타낸다. 초기에는 가중치의 대칭성으로 인한 학습마비 현상을 방지하기 위해 모든 연결강도가 난수처리가 되어 미소한 값으로 정의된다.

처리요소 j 의 출력은 다음과 같이 정의된다.

$$o_j = f(\text{net}_j)$$

여기서 f 는 활성화함수를 나타낸다. 그리고 활성화함수로써 시그모이드형태의 로그함수는 다음과 같이 정의된다.

$$o_j = \frac{1}{1 + \exp[-(\text{net}_j + \theta_j)]}$$

여기서 θ_j 는 처리요소 j 의 문턱값(Bias)으로써 로그함수의 원점을 이동시키는 역할을 하며 회로망으로 하여금 신속하게 수렴하도록 한다. 실제로 입력층의 처리요소에는 문턱값이 없으므로 각 층에는 출력값이 항상 1인 모형(Dummy) 요소를 정의하여 연결강도를 부가하여 문턱값의 강도를 조정한다.

회로망의 훈련은 반복적인 형태로 수행되며 훈련은 최대반복횟수 또는 목표치와 회로망의 훈련오차의 정도를 규정하여 종료한다. 각 출력층의 처리요소는 목표값과 비교되어 각 오차들이 회로망의 하부층으로 전달되어 출력층의 오차가 감소하는 방향으로 연결가중치가 조정된다. 주어진 센서정보 입력패턴에 대하여 시스템의 전체 오차는 다음과 같이 평균오차자승합으로써 정의된다.

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_p \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2$$

여기서 p 는 입력되는 패턴을 나타내며 t_{pj} 는 처리요소 j 의 원하는 학습목표값이다.

오차역전과 학습의 근본 개념은 연결가중치의 합수로써 표현되는 회로망의 시스템 오차를 각 연결가중치에 대해 편미분하여 얻는 방향의 반대방향으로 연결가중치를 수정해가는 그래디언트(Gradient) 최소화 방법에 근거하고 있다. 회로망의 훈련과정에 따른 일반화 델타(Delta) 규칙의 오차역전과 회로망

적용에 따른 세부사항은 McClelland and Rumelhart (1988)를 참고한다.

처리요소들간의 연결가중치는 다음과 같이 조정된다.

$$[w_{ji}]_{\text{NEW}} = w_{ji} + \Delta w_{ji}$$

$$\Delta w_{ji} = \zeta \delta_j o_i$$

여기서는 출력층과 미지층에서 계산되는 오차량을 나타내며 세부적 계산방법 역시 McClelland and Rumelhart(1988)를 참고한다. 그리고 ζ 는 회로망의 학습율을 나타내며 일반적으로 학습율은 0부터 1사이의 값을 갖는다. 대개는 학습율이 커지면 회로망의 수렴속도는 빨라지나 대규모의 연결가중치 수정으로 인하여 시스템의 안정성이 영향을 받아 수렴하지 않고 발산하거나 충분히 수렴하지 못하여 진동하게 된다.

학습율을 높여 수렴속도를 빠르게 하는 한편 시스템의 수렴 안정성을 유지시켜 주는 대표적인 방법들 중 하나로써 다음과 같은 연결가중치 수정 방법이 보고되어 있다.

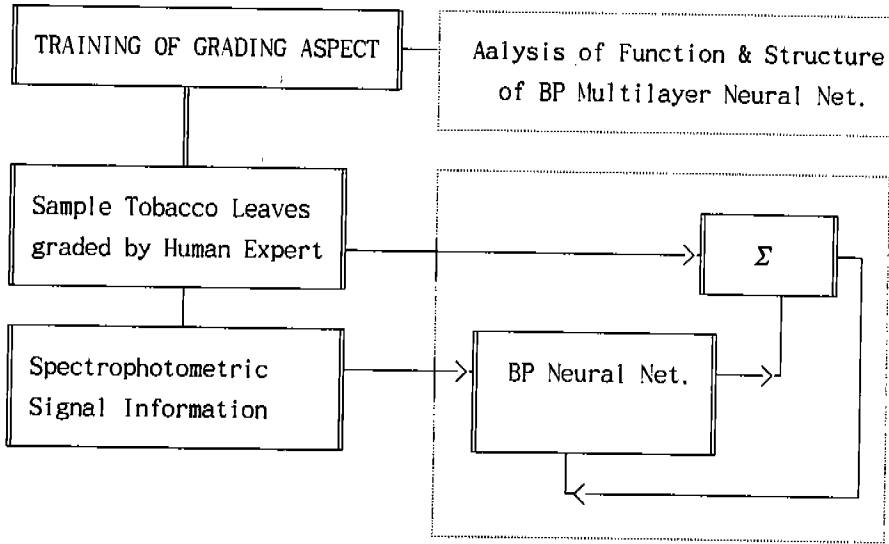
$$\Delta w_{ji}(t+1) = \zeta \delta_j o_i + \alpha \Delta w_{ji}(t)$$

여기서 α 는 이전의 연결가중치 변화에 따라 현재의 상태에서 가중치 공간 상의 변화 방향에 따른 오차 영향도를 표시하는 모멘텀율을 나타내며 학습능력, 최적구조, 회로망의 마비, 극소와 최소, 출력의 후처리기법에 대한 많은 연구가 수행되고 있다.

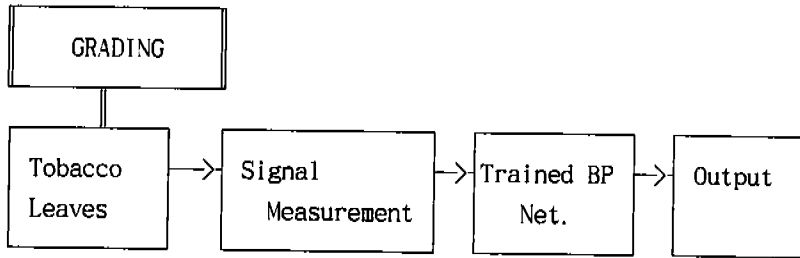
오차역전과 회로망의 훈련은 순방향과 역방향의 두단계로써 수행되며 순방향단계에서는 입출력쌍이 회로망에 제시되고 연결가중치에 의한 회로망 출력을 생성한다. 그리고 역방향으로 출력오차의 정보가 전파된다. 오차의 역전과 과정과 관련한 세부사항은 McClelland and Rumelhart(1988) 또는 Pao(1989)를 참고한다.

나) 속도 및 등급판정

담배잎의 완숙도 측정은 간이 색도측정장치를 사용하여 측정전압을 0V, 5V, 10V, 15V, 20V로 구분하여 광원에 따른 속도 측정값의 변화를 실험하였고 20V 전압하의 측정치로 신경회로망 인식실험을 하였다.



(A) Training Process



(B) Grading Process

Fig.2. Block diagram of tobacco leaves training(A) and grading(B) by BP network.

분광광도계 시스템에 의한 등급판정은 잎의 착엽위치를 고려하지 않고 잎담배를 등급별로 구분하여 한 잎에 4회씩 측정하였으며 측정위치는 담배잎 표면 중앙부를 측정하였다. 그리고 담배의 샘플을 등급별로 균일하게 학습샘플과 미지샘플로 구분하여 실험하였다. 측정 정보에 대하여 최소자승법에 의한 회귀분석을 수행하였으며 각 등급 측정값들의 평균값을 신경회로망 입력데이터로 이용하였다. 그림 2는 전문감정인의 등급판정 기능을 신경회로망을 이용하여 학습하는 과정과 학습된 신경회로망을 이용한 잎담배의 등급판정 기능을 보여준다.

간이 색도측정장치의 측정치를 이용한 회로망 등급

판별에서는 입력층은 3개, 중간층은 8개, 출력층은 4개의 처리요소로 구성하였으며 그림 3과 같다. 여기서 입력되는 신호는 빨강, 초록, 파랑 필터의 측정값이고 출력값은 회로망의 중간층을 거쳐 이치화된 값으로 출력된다. 그리고 분광광도계 시스템에 의하여 추출하는 수매용 잎담배의 외관측정 정보를 이용한 회로망 등급판정에 있어 입력층은 16개, 중간층은 8개, 출력층은 5개의 처리요소로 구성되었으며 그림 4와 같다. 입력되는 신호는 분광광도계의 측정치이고 출력값은 회로망의 중간층을 거쳐 이치화된 값의 결과로 나타난다.

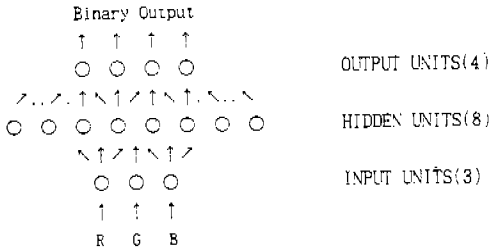


Fig.3. Structure of error back propagation neural network for flue-cured ripeness grading.

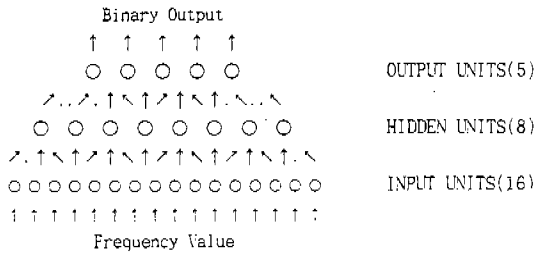


Fig.4. Structure of error back propagation neural network for tobacco grading.

Y축은 측정된 전압이며 전압에 따른 변화를 알 수가 있다. 그리고 각 전압의 추이에서 빨강과장대가 속도 분류의 차이를 보여 준다.

여기서 주목할 점은 센서에서 빨강필터부에서 나온 측정값만이 변화를 보여주었으며 간이색도측정 장치의 경우 광원이 어느 정도 이상의 밝기 즉 15V 이상의 공급전압이 필요하다는 것을 알 수 있다.

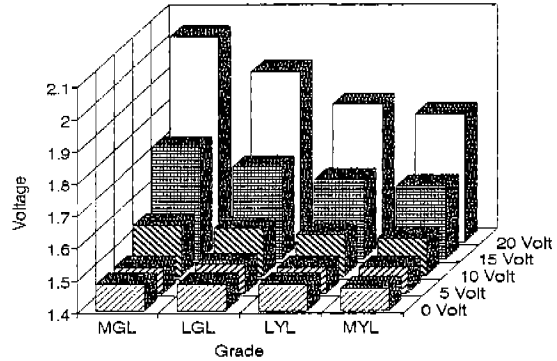


Fig.5-1. Response of red color filter measured at each voltage with respect to ripeness level of tobacco leaves.

결과 및 고찰

1. 측정값에 대한 분석

가) 잎담배의 속도

색상은 잎담배의 속도 판별에서 주요한 인자중에 하나이다. 본 연구에서 잎담배의 속도판정은 색상에 따라 4단계로 분류하였다. 각각의 전압에서 측정된 값들의 결과는 이(1994) 등의 결과치를 이용하였다. 그림 5-1은 광원의 밝기에 따라 빨강 파장대에서 속도에 의해 분류된 샘플별로 반사율을 측정된 값의 분포이고, X축은 성숙도, Y축은 전압, Z축은 측정값이며 전압의 변화에 따라서 각각의 잎담배의 반응을 보여준다. 15V 이상에서 등급 판별이 가능였으며 속도 판별에 분명한 차이를 보여줌을 알 수 있다.

그림 5-2는 측정된 시료중 매우푸른잎(Much Green Leaf)에서의 빨강, 초록, 파랑필터의 측정값에 대한 분포를 보여주었고, X축은 실험에 이용된 전압

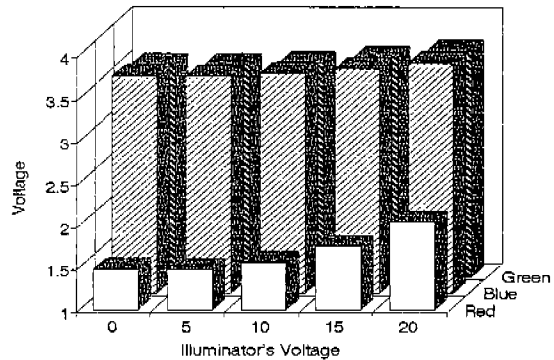


Fig.5-2. Responses of 3 (Red, Green, Blue) color filters with the much green leaf.

나) 잎담배의 등급

분광광도계를 이용한 등급판별은 잎담배의 여러 가지 등급판별 요소중에서 잎담배의 색상을 기준으

Table 1-1. Reflectance response of portable sphere spectrophotometer for each tobacco grade measured at various frequencies (%)

Number	Frequency (nm)	Grade					Average
		1	2	3	4	5	
1	400	5.66	4.28	3.87	3.41	3.00	4.04
2	420	8.30	5.31	4.26	3.59	3.15	4.92
3	440	11.06	6.60	4.73	3.86	3.31	5.91
4	460	14.28	8.69	5.51	4.40	3.60	7.29
5	480	17.91	11.62	6.70	5.37	4.12	9.14
6	500	21.40	14.58	8.39	6.82	4.88	11.21
7	520	25.59	17.97	10.78	9.08	6.12	13.91
8	540	28.98	20.92	13.13	11.29	7.51	16.37
9	560	32.41	24.23	15.84	13.92	9.24	19.13
10	580	35.49	27.38	18.63	16.77	11.22	21.89
11	600	38.27	30.39	21.59	19.93	13.50	24.74
12	620	40.89	33.26	24.60	23.15	16.12	27.60
13	640	43.95	35.73	27.58	26.35	19.13	30.55
14	660	45.10	38.07	30.04	28.73	21.44	32.68
15	680	47.01	40.67	33.16	32.07	24.74	35.53
16	700	48.96	43.12	36.98	36.51	29.72	39.06
Average		29.08	22.68	16.61	15.33	11.30	18.99

로 광특성을 규명하는 것이다. 실험에 사용한 잎담배는 5등급으로 나누었으며 등급별로 분류한 수매용 잎담배에 대해 분광광도계를 가시광선 영역에서 샘플링하여 얻었다. 그 측정들은 표 1-1과 같다. 그림 6-1은 분광광도계에서 측정된 데이터들을 그래프로 나타낸 것이다. 여기서 X축은 가시광선 영역의 주

파수대역, Y축은 각 주파수에서 측정되어진 반사율을 나타낸 것이다. 특히 520~640(nm) 파장대에서 반사율에 따른 등급의 구분이 손쉽게 됨을 알 수 있다. 분광광도계에서 측정되어진 측정치의 회귀분석 결과는 표 1-2이고 독립변수는 표 1-1의 순서(number), 종속변수는 각 등급간의 측정치이다. 그리고 등급에 따른 측정값의 분석 결과는 등급에 따라 적

Table 1-2. Regression analysis for the measured responses using portable sphere spectrophotometer

Grade	Regression Linear Equation	R Squared
1	$Y=3.048X+3.1720$	$(R^2=0.9944)$
2	$Y=2.785X-0.9973$	$(R^2=0.9944)$
3	$Y=2.304X-2.9750$	$(R^2=0.9634)$
4	$Y=2.285X-4.0915$	$(R^2=0.9469)$
5	$Y=1.713X-3.2600$	$(R^2=0.8997)$

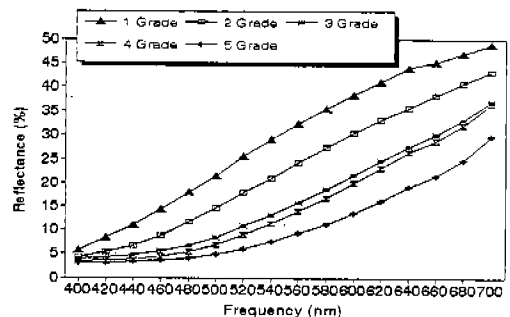


Fig.6-1. Reflectance response of graded tobaccos.

당한 차이가 있음을 알 수 있으며 등급에 따른 시료의 파장대별 반사특성은 거의 선형적 변화를 보여주고

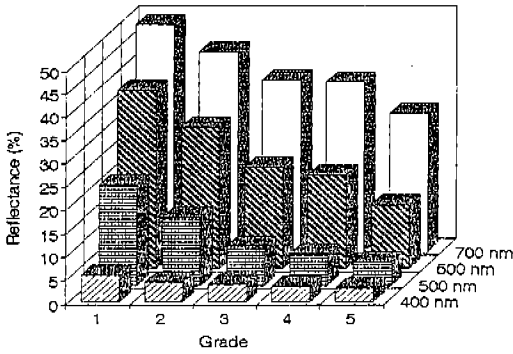


Fig.6-2. Reflectance response measured at frequencies of 400nm, 500nm, 600nm and 700nm.

있음을 알 수 있다. 그리고 1등급에 가까와 질수록 반사율의 변화폭이 크게 나타남을 알 수 있다.

그림 6-2는 400nm, 500nm, 500nm, 700nm주파수에서 측정된 파장대역에 따른 등급별 반사율을 보여 준다. 여기서 X축은 잎담배의 등급, Y축은 각 주파수에서 측정되어진 반사율, z축은 각각의 주파수를 나타낸 것이며 가시광선의 저주파수대역에서는 등급판별이 거의 불가능하다는 것을 알 수 있다.

2. 신경회로망에 의한 판별

가) 잎담배의 속도 판별

학습은 속도 등급별로 샘플 3개씩을 추출하여 한 개의 샘플시료에 대해 4회에 걸쳐 반복 측정하여 0과 1사이의 값으로 정규화한 값을 입력하였고 활성함수가 0과 1로 접근하는 성질을 고려하여 목표출력값

Table 2-1. Input signal and desired output pattern for training network and the trained network results.

Leaf Ripeness	Input Signal			Desired Output	Trained Results
	Green	Blue	Red		
MGL	0.9861	0.9985	0.5419	1 0 0 0	0.954 0.071 0.000 0.000
LGL	0.9777	0.9840	0.4997	0 1 0 0	0.005 0.931 0.059 0.000
LYL	0.9714	0.9840	0.4593	0 0 1 0	0.000 0.056 0.899 0.075
MYL	0.9693	0.9819	0.4467	0 0 0 1	0.000 0.000 0.094 0.928

Table 2-2. Input signal and unknown training results in nural network.

Leaf Ripeness	Input Signal			Unknown Training Results
	Green	Blue	Red	
MGL	0.9860	0.9920	0.5361	0.931 0.090 0.000 0.000
	0.9861	0.9903	0.5398	0.949 0.076 0.000 0.000
LGL	0.9743	0.9877	0.4976	0.003 0.949 0.119 0.000
	0.9760	0.9830	0.4992	0.005 0.930 0.057 0.000
LYL	0.9721	0.9852	0.4590	0.000 0.038 0.889 0.088
	0.9726	0.9796	0.4569	0.000 0.008 0.828 0.151
MYL	0.9721	0.9800	0.4500	0.000 0.000 0.269 0.766
	0.9720	0.9778	0.4077	0.000 0.000 0.000 1.000

1은 0.95로 0은 0.05로 변환하여 수행하였다. 학습구조는 입력층이 3개, 중간층은 8개 그리고 출력층은 4개의 처리요소로 구성하였다. 잎담배의 속도 측정에서 광의 밝기가 15~20(V) 구간외에는 센서값의 변화량이 미미하므로 20V 전압하의 광원으로 측정된 값으로 신경회로망 인식실험을 수행하였다.

표 2-1은 회로망에 입력되는 신호와 원하는 출력값 그리고 학습 후 회로망의 출력값을 보여준다. 회로망의 학습을 위해 모멘텀율은 0.9, 학습률은 0.7로 하였으며 회로망 시스템 출력의 최대 오차는 0.01로 하였다. 샘플에 대한 분류 학습은 100% 성공적으로 수행되었으며 학습하지 않은 미지의 시료에서도 100%의 인식결과를 보였다. 그리고 표 2-2에서 미지의 시료에 대한 결과를 알 수가 있다.

나) 잎담배의 등급 판정

회로망 입력을 위하여 1등급 2개, 2등급 2개, 3, 4, 5등급 각각 4개씩 총 16개의 샘플시료들에 대하여 측정하였다. 등급별 측정은 각 샘플에 대하여 4회 반복 측정하여 파장대역에 따라 평균하였으며 다시

각 등급별로 파장대역에 따라 샘플링한 측정값을 0과 1 사이로 정규화한 값을 회로망의 학습정보로 사용하였다. 마찬가지로 활성함수가 0과 1로 접근하는 성질을 고려하여 목표출력값 1은 0.95로 0은 0.05로 변환하여 수행하였고, 표 3-1은 회로망이 원하는 출력값 그리고 학습 후 회로망의 출력값을 보여준다.

회로망의 구조는 입력층 처리요소 16개 미지층

Table 3-1. Desired output pattern for training network and the trained network results.

Grade	Desired Output	Trained Results
1	1 0 0 0 0	0.950 0.051 0.000 0.000 0.000
2	0 1 0 0 0	0.050 0.947 0.052 0.000 0.000
3	0 0 1 0 0	0.000 0.051 0.946 0.052 0.000
4	0 0 0 1 0	0.000 0.000 0.052 0.946 0.050
5	0 0 0 0 1	0.000 0.000 0.000 0.052 0.950

Table 3-2. Parts of network grading for the untrained tobacco leaves.

Grade	Untrained Tobacco Samples	Network Outputs
1	0.3666 0.5100 0.5988 0.6553 0.6666 0.7931 0.8648 0.8826 0.9085 0.9400 0.9498 0.9599 0.9753 0.9812 0.9931 0.9989	0.767 0.286 0.001 0.000 0.000
2	0.2544 0.3665 0.4532 0.5168 0.6288 0.6947 0.7655 0.8100 0.8402 0.8711 0.9005 0.9258 0.9352 0.9611 0.9625 0.9733	0.015 0.951 0.169 0.000 0.000
3	0.2024 0.2651 0.3025 0.3955 0.4822 0.5765 0.6582 0.7129 0.7443 0.8012 0.8513 0.8656 0.8989 0.9164 0.9384 0.9621	0.000 0.036 0.946 0.095 0.000
4	0.1362 0.1699 0.2221 0.2745 0.3698 0.4762 0.5742 0.6581 0.7134 0.7625 0.8069 0.8421 0.8559 0.8736 0.9025 0.9215	0.000 0.000 0.039 0.949 0.062
5	0.0436 0.0968 0.1552 0.2220 0.2759 0.3456 0.4413 0.5122 0.5821 0.6435 0.6961 0.7439 0.7879 0.8048 0.8403 0.8946	0.000 0.000 0.000 0.082 0.927

처리요소 8개 출력층 처리요소 5개로 하였다. 모멘텀율은 0.7, 학습율은 0.2로 설정하였고 최대 시스템 정규오차는 0.008, 그리고 반복횟수는 10,000번으로 설정하였으며 샘플에 대한 분류 학습은 100% 성공적으로 수행되었다. 표 3-2에서는 미지의 시료에 대한 결과를 알 수가 있다. 학습하지 않은 미지의 시료에 대한 인식결과에는 1, 2, 5등급에 대해서는 거의 93%에 가까이 성공하였고 3, 4등급에 대해서는 85% 정도의 성공율을 보여서 평균 90% 이상의 성공율을 보였다.

결 론

담배잎은 완숙정도에 따라 4종류로 분류하였으며 센서입력 정보에 내재할 수 있는 잡음 또는 애매모호성을 극복하기 위해 인간의 신경구조와 기능을 유사하게 모방한 인공신경회로망을 이용하여 컴퓨터 학습을 통해 완숙도 판별을 수행하였다. 샘플링된 센서정보는 정규화시켜 신경회로망에 입력하였으며 학습된 회로망의 성능을 미지의 시료를 이용하여 검증하였다.

수매를 위한 잎담배의 등급판정 자동화 및 선별 자동화를 위한 기초연구로써 표준분광광도계를 이용하여 잎담배의 수매등급인 5등급에 따른 광특성을 파장대역 별로 측정하였다. 수확시 엽의 부착위치와 상관없이 최종 등급에 따른 잎담배의 광반사 정보를 추이분석하여 등급에 따른 파장대역별 광특성을 정량화하였다. 파장대역별로 정량화된 센서 정보의 평균값을 마찬가지로 정규화시켜 신경회로망의 학습에 이용하였다. 학습된 회로망의 성능 검증을 위하여 미지 시료에 대한 등급판정을 수행하였다. 등급판정 실험결과 90% 이상의 등급판정 성공율을 보였다.

본 논문에서는 휴대용 분광광도계를 통하여 컴퓨터로 입력되는 수매용 잎담배의 반사광 신호를 신경회로망 학습에 의하여 지능적으로 처리하고 일관된 등급평가를 구현할 수 있는 컴퓨터 등급판정 시스템을 제시하였다. 향후 잎담배의 표본 추출에 의한 수작업 등급판정 및 선별작업은 측정공정, 잎담배 이송 및 공급공정 그리고 배출공정의 자동화 연구가 성공적으로 수행되면 잎담배 각 개체에 대한 연속적 자동 등급판정 및 선별이 가능하다고 하겠다.

일반적으로 농산물의 등급판정과 선별은 단순한 측정치를 구하여 통계적인 방법으로 설정한 기준치만을 가지고 분류하기는 어렵다. 본 연구에서 적용한 컴퓨터 학습에 의한 신경회로망 인식기술은 이러한 관점에서 볼 때 잎담배는 물론 기타 불투명한 외관 형상을 가지고 있는 농산물의 등급판정의 자동차와 지능화에 기여할 것으로 본다.

참 고 문 헌

1. Hwang,H., C.H.Lee and Y.K.Lee (1993) Automatic visual feature extraction and measurement of mushroom(Lentinus edodes L.), ICAMPE '93 Oct. 19 - 22, p.1243 - 1253.
2. Hwang,H., C.H.Lee and J.H.Han (1993) Neuro-net based automatic sorting and grading of a mushroom(Lentinus edodes L.), ICAMPE '93 Oct. 19 - 22, p.1243 - 1253.
3. Hwang,H., C.H.Lee (1994) 버섯전후면과 꼭지부 상태의 자동인식, 한국농업기계학회지 19 : 124 - 137.
4. Hwang,H., D.Y.Choi(1989) 로봇트 작업기의 제어 위한 CMAC의 학습 알고리즘 개발, 수렴성 분석 및 능률평가, 한국자동제어학회 국제논문집 p.653 - 662
5. Pao,Y.H.(1989) Adaptive pattern recognition and neural networks, addison Wesley Inc. p.113 - 140
6. Rumelhart,D.E., G.E. Hinton and R.J.Williams (1988) Learning Internal Representation by error-propagation, Vol.1, David E.Rumelhart, James L. McClelland, and PDP Group, MIT Press. p.318 - 362.
7. 원충연, 양승호, 김세찬, 김덕현(1991) 전류제어형 PWM 인버터 - 유도 전동기 위치 제어의 신경회로망 응용, 성대논문집 42(1) : 40 - 43.
8. 이대원, 이용국 (1994) 칼라센서를 이용한 담배 완숙도의 식별장치 개발, 한국연초학회지 16 : 26 - 33.
9. 이충호 (1991) 컴퓨터 Vision에 의거한 측정기술 및 측정오차의 분석과 보정, 석사학위논문, 성균관대학교 대학원.
10. 한국연초학회 (1987) 담배과학총설, p.171 - 177.