

기계시각을 이용한 박피 마늘 선별 알고리즘 개발 (I)[†]

- 베이지 판별함수와 신경회로망에 의한 선별 정확도 비교 -

Development of Algorithms for Sorting Peeled Garlic Using Machine Vision (I)

- Comparison of sorting accuracy between Bayes discriminant function and neural network -

이 상 엽*	이 수 희*	노 상 하*	배 영 환**
		정희원	정희원
S. Y. Lee	S. H. Lee	S. H. Noh	Y. H. Bae

ABSTRACT

The aim of this study was to present a groundwork for development of a sorting system of peeled garlcs using machine vision. Images of various garlic samples such as sound, partially defective, discolored, rotten and un-peeled were obtained with a B/W machine vision system. Sorting factors which were based on normalized histogram and statistical analysis(STEPDISC Method) had good separability for various garlic samples. Bayes discriminant function and neural network sorting algorithms were developed with the sample images and were experimented on various garlic samples. It was showed that garlic samples could be classified by sorting algorithm with average sorting accuracies of 88.4% by Bayes discriminant function and 93.2% by neural network.

주요용어 (Key Words): 선별(Sorting), 마늘(Garlic), 기계시각(Machine vision), 베이지 판별함수(Bayes discriminant function), 신경회로망(Neural network)

1. 서 론

불과 2~3년전까지만 해도 마늘의 유통은 통마늘 형태로 행해져 왔으나, 최근에는 소비자의 패턴 변화로 인해 박피된 마늘의 유통이 급속히 확산되고 있다. 그러나 마늘은 생산, 저장 중에 부패되거나 변

질될 우려가 매우 높은 작물일 뿐만 아니라, 박피할 때 완벽한 박피를 기대할 수는 없다. 그러므로 마늘을 박피한 후의 상태는 건전 마늘, 흠집 마늘, 미박피 마늘, 변색 마늘, 부패 마늘 등이 혼합되어 있다. 현행 마늘가공공장에서는 일반적으로 사용되고 있는 마찰식 선별기로는 박피된 마늘과 미박피된 마늘

[†] 본 연구는 한국과학재단에서 지원한 “온라인 박피 마늘 선별 시스템 개발”의 연구비로 수행되었음.

* 서울대학교 농업생명과학대학 생물자원공학부

** 순천대학교 농업기계공학과

의 선별만 가능하기 때문에 변색, 부패 또는 흠집 마늘은 여전히 인력에 의해 선별하고 있는 실정이다. 따라서 선별과정에 과도한 인건비가 투입되고 있을 뿐만 아니라 병목현상이 발생되어 마늘 가공공장의 생산성을 저하시키므로, 이러한 문제의 해결을 위한 박피 마늘 선별기 개발이 절실히 요구되고 있다.

농산물과 같은 다양한 품질 인자를 가지는 대상물을 비파괴적으로 평가하기 위한 방법으로서 기계시각과 함께 기존에는 통계적 방법을 사용하여 알고리즘을 개발하였다. 그러나, 최근에는 병렬처리에 의한 실시간 정보처리, 학습능력, 잡음 및 오차에 대한 안정성 등의 장점을 가지고 있는 신경회로망이 적용되고 있다. Steinmetz 등(1993)은 장미를 선별하기 위해 신경회로망을 이용한 기계시각 시스템을 개발하여 평가한 결과, 베이스 알고리즘보다 우수하다고 보고하였다. 이(1994)는 사과의 선택선별을 위해 기존의 통계적 방법 대신 신경회로망을 사용하였으며, 이송자세에 대한 선택 선별정도를 분석한 결과 평균 90%의 선별정도를 보여주었다.

본 연구는 최근 농산물의 외관 상태를 신속하게 측정하는데 많이 응용되고 있는 기계시각을 이용하여 박피 마늘의 상태에 따른 영상 특성을 분석한 후 선별에 유의한 인자를 결정하고, 베이스 판별함수 및 신경회로망을 이용하여 선별 알고리즘을 개발·비교함으로써 박피 마늘 선별기 개발을 위한 기초자료를 제시하고자 한다.

2. 재료 및 방법

가. 공시재료

본 연구에서는 충남 서산의 마늘 가공공장에서 박피기를 거친 후, 인력에 의해 선별된 마늘을 시료로 사용하였다. 마늘은 박피상태와 외관상 손상 및 변색정도에 따라서 손상 및 변색정도 가 거의 없는 건전 마늘, 일부 손상 또는 변색된 흠집 마늘, 박피상

태가 불안정한 미박피 마늘, 마늘 전체가 변색된 변색 마늘, 일부 또는 전체가 부패된 부패 마늘로 구분하였다. 본 연구에서는 박피기를 통과한 마늘 중 건전 마늘, 흠집 마늘, 미박피 마늘, 변색 마늘, 변색 마늘의 5 분류를 선별의 최종 목표로 설정하였다.

나. 실험장치

마늘 선별을 위해 영상처리장치와 조명장치를 구성하였다. 영상처리장치는 흑백 CCD 카메라(Pulnix TM-545), 흑백 프레임 그래버(PCVision Plus, Imaging Technology Inc.), 모니터(ECM 1311U), 그리고 IBM PC/AT 호환기종(80486 CPU 66MHz)으로 구성하였다. 예비 실험 결과, CCD 카메라만을 이용하여 박피 마늘을 선별할 경우 흠집 마늘 영상에서 흠집 부위가 불분명하여 전체적인 선별율이 매우 낮게 나타났다. 이에 선별성능을 향상시키기 위한 방법으로 CCD 카메라의 렌즈부분에 줌 렌즈(Zoom lens)를 장착하였으며, 기하학적 측도설정을 수행한 결과 가로 0.2479 mm/pixel, 세로 0.2073 mm/pixel의 화소 크기를 갖는 것으로 나타났다. 조명장치는 그림 1에서 보는 바와 같이 시료를 중심으로 좌우에 일자형 형

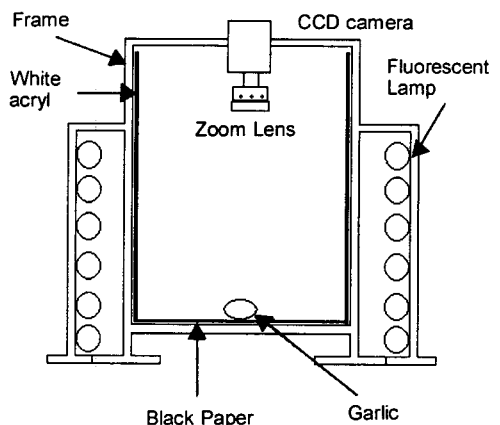


Fig. 1 Illumination apparatus for machine vision system.

광등(20W)을 각각 6개씩 12개를 설치하였으며, 마늘 표면에서의 직반사(specular reflectance)를 방지하고 조명의 밝기가 균일한 확산광(diffuse light)을 만들기 위해 형광등 광원과 측정할 마늘 사이에 흰색 아크릴판을 설치하였다. 시료대는 대상마늘과 배경의 구분을 명확하게 하기 위해 검은색 색지를 사용하였다. 시료 위치에서 측정된 조도는 약 880 Lux였다.

다. 실험방법 및 내용

(1) 기계시각에 의한 마늘 영상 특성 분석

상태별 마늘의 특성 분석을 위해 흑백 영상을 획득하였다. 영상 획득시, 흠집 마늘 시료의 경우는 흠집 부위가 카메라를 향하도록 마늘의 자세를 조정하였고 그 외 시료들에 대해서는 임의의 자세에서 영상을 획득하였다. 시료의 개수는 건전 마늘 30개, 흠집 마늘 30개, 미박피 마늘 30개, 변색 마늘 30개, 부패 마늘 30개로 총 150개였다.

마늘 영상의 특성을 분석하기 위하여 영상으로부터 히스토그램을 얻고 각 화소치의 빈도를 마늘의 총 화소수로 나누어 정규화를 수행하였다. 상태별 시료의 히스토그램은 그림 2에서 보는 바와 같이 건

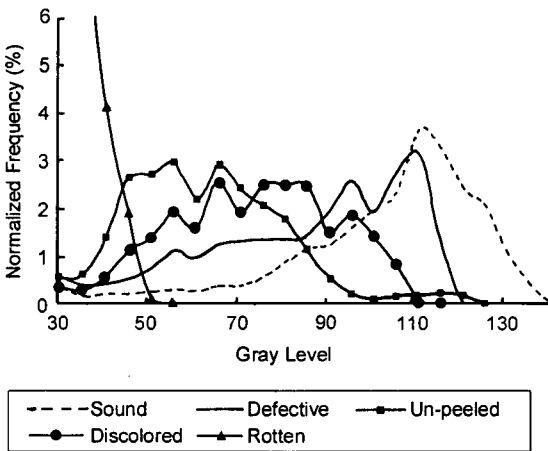


Fig. 2 Average histograms of various garlic images.

전 마늘은 기타 결점 마늘에 비해 상대적으로 높은 화소치를 보였으며, 부패 마늘은 가장 낮은 화소치를 나타냈다. 그러나 건전 마늘과 흠집 마늘, 그리고 미박피 마늘과 변색 마늘은 서로 유사한 화소치 분포를 보였다. 흠집 마늘의 경우, 건전 부위와 변색 부위가 동시에 존재하므로 각각의 특징을 나타내는 두 개의 봉우리를 갖는 것으로 나타났다.

(2) 선별인자 선정

선별인자로는 각 상태별 시료 영상의 평균화소치, 화소 분포의 특성 등을 생각할 수 있다. 예비실험 결과 평균화소치를 사용할 경우 마늘 종류에 따른 화소 문턱값에 차이가 없는 것으로 나타나 선별인자로 부적합한 것으로 판명되어, 각 시료 영상의 히스토그램 특성을 분석하여 선별인자를 선정하였다.

먼저 선별인자 선정을 위해 획득된 상태별 시료의 히스토그램으로부터 통계적 방법에 의해 유의한 화소치를 선정하였는데, 흠집 마늘은 마늘 영상의 특성 분석 결과 건전 마늘과 변색 마늘의 중간적 특성을 나타내는 것으로 판단되어 분석에서 제외하였다. 즉 흠집 마늘의 경우 건전 부위와 흠집 부위가 동시에 존재하므로 흠집 마늘의 화소치를 선정하는 대신, 건전 마늘의 특성과 변색 마늘의 특성을 나타내는 화소치들을 이용하여 흠집 마늘의 특성을 나타내었다.

상태별 시료의 특성을 대표하는 유의한 화소치를 선정하기 위하여 변수선택법을 사용하였으며 흠집 마늘을 제외한 나머지 마늘에 대해 선별에 유의한 화소치를 선정하였다. 변수선택법은 상용 통계프로그램(SAS ver. 6.11, SAS Institute Inc.)을 이용하였으며, 수행결과 표 1과 같은 선별에 유의한 화소치를 얻을 수 있었다.

표 1에 나타난 것과 같이 선정된 화소치는 유의확률(P-value) 0.05 이하의 값을 보여주어 마늘 인식에 매우 유의한 인자인 것으로 판단되었다. 이어서 선정된 화소치가 어떤 마늘을 인식하는데 유의한 지를

Table 1 Significant gray levels selected by statistical procedure for sorting garlic samples

Step	Parameter (Gray Level)	Partial-R ²	F statistic	Probability > F	Wilk's lambda	Average Squared Canonical Correlation
1	34	0.9326	1,112.153	0.0001	0.06737	0.3109
2	122	0.8363	408.750	0.0001	0.01103	0.5870
3	104	0.5495	97.174	0.0001	0.00497	0.3180
4	77	0.4994	79.158	0.0001	0.00249	0.7398
5	38	0.4037	53.481	0.0001	0.00148	0.7516
6	31	0.5463	94.710	0.0001	0.00067	0.7635
7	130	0.3171	36.373	0.0001	0.00046	0.7732
8	49	0.2031	19.883	0.0001	0.00037	0.8098
9	60	0.1331	11.929	0.0001	0.00032	0.8268
10	42	0.1450	13.111	0.0001	0.00027	0.8432
11	96	0.1240	10.900	0.0001	0.00024	0.8455
12	120	0.0997	8.489	0.0001	0.00021	0.8469
13	67	0.0694	5.720	0.0009	0.00020	0.8513
14	71	0.0954	8.047	0.0001	0.00018	0.8617
15	76	0.0680	5.541	0.0011	0.00017	0.8677
16	36	0.0611	4.493	0.0025	0.00016	0.8680
17	73	0.0457	3.609	0.0141	0.00015	0.8711
18	52	0.0469	3.692	0.0126	0.00014	0.8714

Table 2 Significant gray levels used as sorting factors

	Garlic Samples				
	Sound	Defective	Discolored	Un-peeled	Rotten
Gray Level	104, 120, 122, 130	104, 120, 122, 130 71, 76, 77, 78	71, 76, 77, 78	49, 52, 55, 60	31, 34, 36, 38

파악하기 위하여 정규화 히스토그램에서의 빈도와 비교하여 가장 큰 빈도를 보이는 마늘을 해당 마늘 인식을 위한 선별인자로 결정하였다. 화소치 '34'의 경우, 부패 마늘에서 가장 높은 정규화 빈도를 보여주었으므로 이를 부패 마늘의 선별인자로 하였으며, 화소치 '122'는 건전 마늘을 판별하는 선별인자로, 화소치 '77'은 변색 마늘을 판별하는 선별인자로, 화소치 '60'은 미박피 마늘을 판별하는 선별인자로 각

각 선정하였다. 위의 방법을 반복하여 마늘의 상태 별로 4개의 화소치를 각각 선정하였다.

한편 선정된 화소치를 직접 사용할 경우 개체별 변이가 클 것으로 판단하여 각각의 화소치에서의 비율을 직접 사용하기보다는 식 (1)과 같이 각 화소의 비율을 합한 것을 최종적인 마늘 선별인자로 하였다.

$SI = \text{Sum of Normalized histogram frequency of gray level discriminating sound garlic} \dots \dots \dots (1)$

$DI = \text{Sum of Normalized histogram frequency of gray level discriminating discolored garlic}$

$UI = \text{Sum of Normalized histogram frequency of gray level discriminating un-peeled garlic}$

$RI = \text{Sum of Normalized histogram frequency of gray level discriminating rotten garlic}$

(3) 베이지 판별함수(Bayes discriminant function)

에 의한 선별 알고리즘 개발

본 연구에서는 통계적인 방법 중 가장 우수한 것으로 알려진 베이지 판별함수를 사용하여 각 마늘을 선별하기 위한 알고리즘을 개발하였다. 베이지 판별함수는 다음 식 (2)에서 보는 바와 같으며 부패 마늘을 제외한 그 외의 시료들 즉 건전 마늘, 흠집 마늘, 변색 마늘 및 미박피 마늘을 판정하기 위한 4개의 베이지 판별함수를 개발하였다.

$$G_i(x) = x' W_i x + w_i' x + w_{i0} \dots \dots \dots (2)$$

여기서, $W_i = -\frac{1}{2} \Sigma_i^{-1}$

$$w_i = \Sigma_i^{-1} \mu_i$$

$$w_{i0} = -\frac{1}{2} \mu_i' \Sigma_i^{-1} \mu_i - \frac{1}{2} \log |\Sigma_i^{-1}| + \log P(w_i)$$

$$x = (SI, DI, UI, RI)'$$

$\Sigma = \text{Covariance Matrix}$

$\mu_i = i\text{-th Mean Vector}$

$i = \text{Garlic Type}(\text{Sound, Defective, Un-peeled, Discolored})$

판별함수에는 앞서 정의한 4개의 마늘 선별인자(SI, DI, UI, RI)를 입력하였으며 각각의 판별함수가 사후확률을 계산하고 가장 큰 확률을 출력하는 판별함수를 해당 마늘로 선정하였다. 한편 부패마늘의 경우 낮은 화소치를 갖고 있으므로 문턱값만으로 선별이 가능한 것으로 판단하였으며 선별 실험에는 부

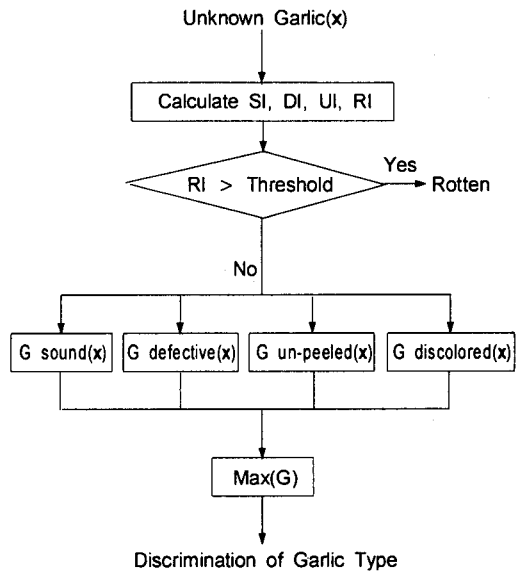


Fig. 3 Flow-chart for sorting garlics using Bayes discriminant function.

패 마늘화소의 정규화 빈도 RI가 20% 이상일 경우 부패 마늘로 선별하였다. 판별함수 개발에는 건전 마늘 30개, 흠집 마늘 30개, 미박피 마늘 30개, 변색 마늘 30개, 부패 마늘 30개로 총 150개의 마늘을 사용하였으며 개발된 판별함수의 선별정도를 조사하기 위하여 건전 마늘 72개, 흠집 마늘 48개, 미박피 마늘 60개, 변색 마늘 60개 및 부패 마늘 53개의 총 293개의 시료를 대상으로 분석하였다.

(4) 신경회로망(neural network)에 의한 선별 알고리즘 개발

한편 보다 높은 선별정도를 얻기 위하여 앞서 개발한 베이지 판별함수 이외에도 신경회로망을 이용한 선별 알고리즘을 개발하였으며 동일한 방법으로 선별 실험을 수행, 정확도를 비교하였다. 신경회로망 학습에는 오류역전파 학습알고리즘(back-propagation)을 이용하였다. 먼저 신경회로망의 구조를 결정하기 위하여 은닉층의 수는 1개로 하였고, 은닉층의 노드 수는 적은 수를 가지면서 동일한 선별 결

과를 보이는 것으로 노드의 개수를 결정하였다. 이 때 과학습(overtraining)을 방지하기 위하여 5,000, 10,000, 15,000, 20,000, 25,000 및 30,000번의 6단계로 학습 횟수를 구분하고 각 학습 횟수에서 검증 시료에 대한 선별 실험을 수행하여 최적의 신경회로망 학습 횟수를 선정하였다. 신경회로망의 학습에는 상용 프로그램인 MATLAB(The MathWorks Inc., ver 5.2)을 이용하였다.

신경회로망 입력데이터는 상기 베이스 판별함수에서와 동일하게 SI, DI, UI, RI로 이루어진 벡터로 하였다. 따라서 입력노드는 4개로 하였으며, 출력노드는 건전 마늘, 흠집 마늘, 미박피 마늘, 변색 마늘, 부패 마늘 총 5개로서 각 시료에 따라 서로 다른 목표값이 출력되도록 하였다.

신경회로망을 사용하여 학습할 경우, 목표값과 계산된 출력값과의 차이를 보여주는 것으로 일반적으로 잔차 자승합(Sum of Squared Error, SSE)을 사용하는데, 이 값은 목표값과 계산된 출력값과의 차이를 나타내 주는 것으로 원하는 방향으로 학습이 진행된다면 SSE 값은 작아지게 된다. 그러나, SSE는 학습에 사용된 데이터 수에 의해 좌우되므로 MSE(Mean of Squared Error)를 사용하여 신경회로망의 학습상태를 판단하였다.

학습에 사용된 각 시료별 수는 건전 마늘 36개, 흠집 마늘 24개, 미박피 마늘 30개, 변색 마늘 30개, 부패 마늘 26개로 총 146개였으며 성능 평가를 위하여 학습에 사용하지 않은 146개(건전 36개, 흠집 24개, 미박피 30개, 변색 30개, 부패 26개)의 마늘에 대해 선별 실험을 수행하였다.

3. 결과 및 고찰

가. 선별인자의 특성 구명

본 연구에서 선정한 선별인자(SI, DI, UI, RI)의 특성을 조사하였다. 그림 4는 각 마늘에 대한 선별 인

자의 평균과 표준편차를 나타낸 것으로 먼저 건전 마늘의 경우 SI인자에서 다른 인자들보다 높게 나타났으며, 흠집 마늘은 SI와 DI에서 다른 인자들보다 높은 값을 갖는 것으로 보여주었다. 변색 마늘은 DI, 미박피 마늘은 UI, 부패 마늘은 RI가 다른 인자들보다 높은 비율을 갖는 것을 보여주었다. 이와 같은 각 선별 인자의 특성을 볼 때 SI는 건전 마늘을 대표하는 인자로, DI는 변색 마늘을, UI는 미박피 마늘을, RI는 부패 마늘을 대표하는 인자로 판단하였으며 흠집 마늘은 SI와 DI를 사용할 경우 마늘의 종류를 판별하는 것이 가능할 것으로 판단하였다.

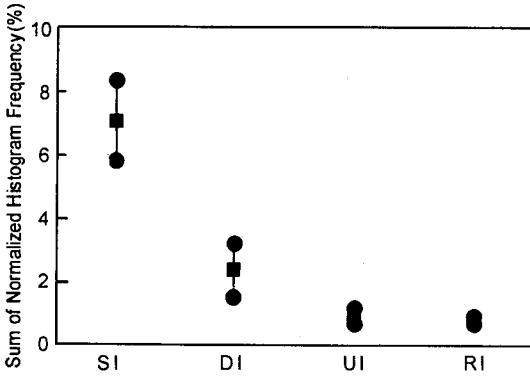
나. 선별 실험 결과

(1) 베이스 판별함수에 의한 선별 실험 결과

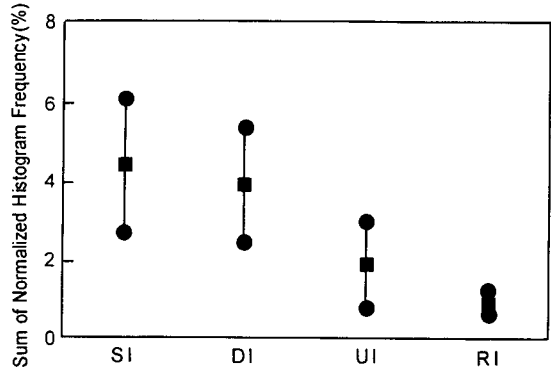
베이스 판별함수를 개발하기 위하여 총 150개의 마늘 시료에서 선별 인자를 획득하였고 그 결과 표 3과 같은 계수행렬을 얻을 수 있었다. 알고리즘 개발에 사용된 시료에 대한 선별정도를 평가한 결과, 95.3%로 나타났다.

이어서 판별함수 개발에 사용하지 않은 총 293개의 마늘에 대해서 선별실험을 수행하였다. 표 4는 각 마늘에 대한 선별 정도를 나타낸 것으로 건전 마늘 83.3%, 흠집 마늘 79.2%, 변색 마늘 90.0%, 미박피 마늘 90.0% 및 부패 마늘 100.0%의 선별 정확도를 보여주었으며 평균 88.4%의 선별 정확도를 갖는 것으로 나타났다. 한편 흠집 마늘의 20.8%가 건전 마늘로 오분류된 결과를 보여주었는데 이는 흠집 부위가 작을 경우 상대적으로 건전 마늘 화소의 비율이 증가하여 흠집 마늘을 건전 마늘로 잘못 인식하는 것으로 판단되었다. 또한 미박피 마늘의 경우 다양한 표피 색 특성으로 인하여 변색 마늘로 잘못 인식하는 결과를 보여주었다.

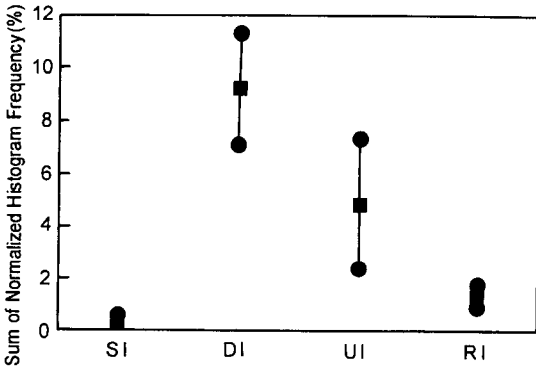
(2) 신경회로망(neural network)에 의한 선별 실험 결과



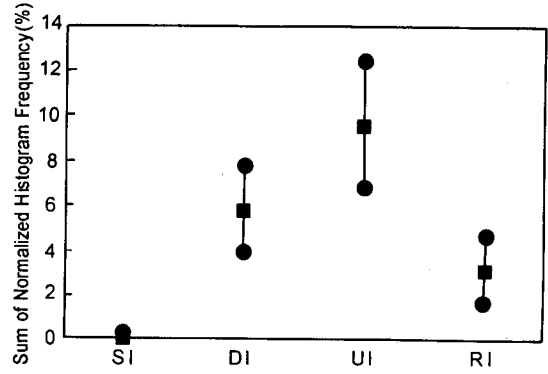
(a) Range of SI, DI, UI, RI with sound garlic.



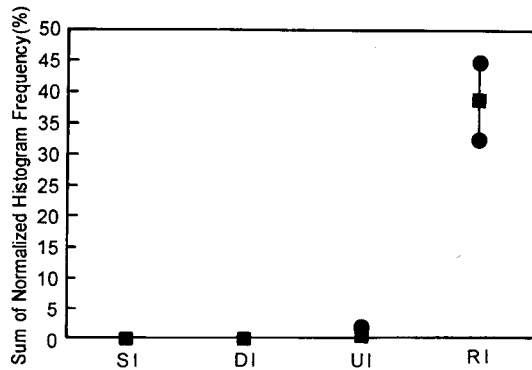
(b) Range of SI, DI, UI, RI with defective garlic.



(c) Range of SI, DI, UI, RI with discolored garlic.



(d) Range of SI, DI, UI, RI with un-peeled garlic.



(e) Range of SI, DI, UI, RI with rotten garlic.

Fig. 4 Statistics of SI, DI, UI, RI with various garlic samples.

신경회로망의 은닉층 유닛 수를 바꾸어 가면서 학습을 수행한 결과 은닉 유닛의 수가 10개 일 때 가장 적은 유닛 수를 가지면서 높은 학습율을 보

여주었다. 또한 학습횟수에 따른 선별실험을 수행한 결과 20,000번 학습을 수행했을 때 검증 시료에 대한 선별정도가 가장 높은 것으로 나타났다. 학습을

Table 3 Coefficient matrix of Bayes discriminant function

Garlic	W_i	w_i	w_{i0}
Sound	$\begin{bmatrix} -4078.9 & -1576.3 & -2805.1 & -7740.5 \\ -1576.3 & -16239.0 & 34306.0 & -5280.9 \\ -2805.1 & 34306.0 & -152710.0 & 311960.0 \\ -7740.5 & -5280.9 & 31196.0 & -237980.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 829.5 \\ 436.7 \\ 1121.1 \\ 4623.7 \end{bmatrix}$	-48.9
Defective	$\begin{bmatrix} -2809.9 & -1498.9 & 543.3 & -6014.2 \\ -1498.9 & -3218.1 & 641.0 & -2297.9 \\ 543.3 & 641.1 & -5185.4 & 8500.2 \\ -6014.2 & -2297.9 & 8500.2 & -81699.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 451.5 \\ 397.7 \\ -63.9 \\ 1925.4 \end{bmatrix}$	-17.7
Un-peeled	$\begin{bmatrix} -266810.0 & -18382.0 & -21194.0 & -23564.0 \\ -18382.0 & -5768.9 & -4026.0 & -5099.0 \\ -21194.0 & -4026.0 & -3909.4 & -4408.2 \\ -23564.0 & -5099.4 & -4408.2 & -7458.1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 8451.6 \\ 1819.7 \\ 1558.3 \\ 1981.5 \end{bmatrix}$	-156.9
Discolored	$\begin{bmatrix} -61185.0 & -5627.5 & -5146.8 & -2477.2 \\ -5627.5 & -1757.5 & -514.7 & -2119.3 \\ -5146.8 & -514.7 & -2626.4 & -9272.4 \\ -2477.2 & -2119.3 & 9272.4 & -68356.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1913.4 \\ 461.3 \\ 123.3 \\ 1369.0 \end{bmatrix}$	-27.7

Table 4 Accuracy of the garlic sorting by Bayes discriminant function

Bayes func.		Manual (%)				
		Sound	Defective	Discolored	Un-peeled	Rotten
Sound		83.3	16.7			
Defective		20.8	79.2			
Discolored			3.3	90.0	6.7	
Un-peeled				10.0	90.0	
Rotten						100.0

Average accuracy : 88.4%.

마쳤을 때 신경회로망의 MSE는 0.0259였으며, 학습 데이터에 대한 선별정도는 96.6%로 나타났다.

이어서 학습된 신경회로망에 미학습데이터를 입력하여 선별정도를 분석한 결과, 표 5에서 보는 바와 같은 각 마늘에 대한 선별정도를 얻을 수 있었으며 평균 93.2%의 선별정도를 보여주었다. 각 마늘의

선별정도는 흠집 마늘을 제외하고 90% 이상의 선별정도를 보여주어 앞서 개발한 베이즈 판별함수에 의한 선별정도보다는 높은 선별정도를 갖는 것으로 나타났다. 하지만 흠집 마늘의 경우 여전히 약 20% 정도의 마늘에 대해서 건전 마늘로 오분류하는 현상이 나타났다. 이는 앞서 언급한 바와 같이 흠집의 크기

Table 5 Accuracy of the garlic sorting by neural network

(%)

Neural Net. Manual	Sound	Defective	Discolored	Un-peeled	Rotten
Sound	91.7	8.3			
Defective	20.0	80.0			
Discolored			100.0		
Un-peeled			10.0	90.0	
Rotten					100.0

Average accuracy : 93.2%.

가 작은 경우 건전 마늘에 대한 비율이 상대적으로 증가하기 때문인데 결국 흠집을 검출하기 위해서는 흠집의 특성을 구명하는 연구가 필요할 것으로 판단하였다.

한편 두 개의 선별 알고리즘에 의한 선별 정확도를 비교한 결과 신경회로망을 이용할 경우 평균 선별 정확도 및 각 마늘에서의 개별적인 선별 정확도가 베이스 판별함수에 비해 높은 것으로 나타나 실제 선별기 개발시 보다 적합한 알고리즘으로 판단된다.

4. 결론 및 적요

본 연구는 흑백기계시각시스템을 이용하여 박피 마늘 상태에 따른 영상 특성을 분석하여 선별인자를 선정하고 베이스 판별함수 및 신경회로망을 이용한 선별 알고리즘을 개발·비교함으로써 박피 마늘을 선별하기 위한 기초자료를 제공하고자 수행되었다.

연구결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 마늘 시료의 정규화 히스토그램을 획득하여 통계적 방법을 통해 각 상태별 시료와 유의성이 있는 화소치를 선정하여 선별인자로 사용하였다.
2. 영상 특성 구명을 통해 선정한 선별인자를 입력 벡터로 하는 베이스 판별함수를 이용한 선별 알

고리즘을 개발하였다. 선별 실험결과 평균 선별정도는 88.4%로 나타났으나, 건전 마늘과 흠집 마늘의 경우 상대적으로 낮은 선별정도를 보여주었다.

3. 보다 높은 선별 정도를 얻기 위하여 신경회로망에 의한 선별 알고리즘을 개발하였다. 신경회로망은 입력 유닛 4개, 은닉 유닛 10개, 출력 유닛 5개의 구조였으며 선별실험 결과, 전체적인 선별정도는 93.3%로 나타났으나 흠집 마늘의 경우 약 20%의 오차를 보여주었다. 한편 평균 선별정도와 마늘의 종류별 선별정도에 있어서 베이스 판별함수에 비해 더 우수한 것으로 나타났다.

4. 흠집 마늘에 대한 실험 결과 흠집의 크기가 작은 경우 건전 마늘에 해당하는 비율이 증가하여 상대적으로 낮은 인식율을 보여 주었으며 이를 해결하기 위해서는 건전 부위와 흠집 부위에 대한 광학적 특성을 구명하는 연구가 보완되어야 할 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

1. 김기영, 전명식 共著. 1994. SAS 판별 분석 및 분류분석. 자유아카데미.
2. 김대수. 1995. 신경망 이론과 응용 (I), (II). 하이테크정보.

3. 김상운. 1995. 패턴인식 입문. 홍릉과학출판사.
4. 김철진 외. 1993. 마늘의 박피시스템 개발에 관한 연구. 연구보고서. 한국식품개발연구원.
5. 이수희. 1994. 신경회로망을 이용한 과일 선별 알고리즘 개발에 관한 연구. 서울대학교 석사학위논문.
6. 황 현. 1991. 인공 신경회로망 기술과 응용. 한국농업기계학회지 16(1):90-99.
7. Dura, R. O. and E. P. Hart. 1973. Pattern classification and scene analysis. A Wiley-Interscience Publication.
8. Freman, A. J. and M. D. Skapura. 1992. Neural networks. Addison-Wesley Publishing Company.
9. Steinmetz, V., M. J. Delwiche, D. K. Giles and R. Evans. 1993. Grading roses with machine vision. ASAE Paper No. 93-6070.
10. Thai, C. N. and R. L. Shewfelt. 1991. Modeling sensory color quality of tomato and peach : neural network and statistical regression. Transactions of the ASAE 34(3):950-955.