

## 음향충격법과 인공신경망에 의한 파란 검출<sup>†</sup>

# Acoustic Impulse Method with Neural Network for Detection of Cracks in Eggshell

최완규*	조한근*	백진하*	장영창**
정회원	정회원	정회원	정회원
W. K. Choi	H. K. Cho	J. H. Paek	Y. C. Chang

### ABSTRACT

In order to develop an inspection algorithm for an automatic eggshell inspection system, acoustic impulse response with neural network method was studied. An improved error backpropagation algorithm was selected as a learning rule of neural network, and three layer network was chosen for the neural network architecture. Acoustic signals in time domain and their power spectrum were studied as the input to the neural network. The classification feasibility and success rate were investigated in terms of statistical analysis and neural network approach. As a result, the success rate was 95% with the statistical model having five independent variables. Among the neural network models studied, the power spectrum of acoustic signal as the input with 64 input neurons and the two impact data showed the success rate of 95.5% which was slightly higher than of statistical analysis.

**주요용어(Key Words):** 난각 검사(Eggshell Inspection), 음향 반응(Acoustic Response), 신경망(Neural Network)

### 1. 서 론

계란의 파손 여부를 검사하여 파란을 분류하는 일은 유통과정 중 계란의 상품성 유지를 위하여 매우 중요하다. 그러나 현재 파란의 검사는 인력에 의한 육안검사에 의존하고 있어 기계화가 필요한 실정이다. 최근에 영상처리 기술이 발달함에 따라 계란 표면의 결함을 영상처리에 의해서 검출하려는 연구가 수행되어 왔다.

국외의 경우 Elster와 Goodrum(1991, 1992)이 영상처리를 이용하여 한 개의 고정된 계란의 표면 결함을 검출하는 연구를 수행하여 113개 계란 시료 중 96%의 검출율을 보였으며, 계란을 연속적으로 회전시킬 경우에는 90%의 검출율을 나타내었다고 보고하였다. 또한 Han과 Feng(1994)은 영상 처리장치를

이용하여 계란 표면의 크랙을 검출하는 연구에서 주파수영역 해석방법인 2차원 FFT(Fast Fourier Transform)를 사용하였으며 88%의 성공율을 보였다. 국내의 경우는 조와 권(1995)이 컴퓨터 시각에 의한 계란 표면의 결함 검출에 관한 연구에서 300개 계란 시료에 대한 결함 검출율이 97.5%였다고 보고하고 있다. 그러나 영상처리에 의한 방법은 미세한 결함의 검출이 어렵고, 계란의 이상유무 뿐만 아니라 불필요한 정보까지 제공하여 검출에 소요되는 시간이 현실적으로 부합되지 않는 단점을 가지고 있다.

영상처리 방법의 대체 방안으로 최근 음향반응을 이용하여 계란 표면의 결함을 검출하는 연구가 조등(1998)에 의해서 수행되었다. 이 연구에서는 파란 분류를 위한 모형 결정과정에서 분류변수를 음향신호에 대한 파워스펙트럼의 면적, 도심, 최대 공진주

<sup>†</sup> 본 연구는 농림수산 특정 연구과제 연구비에 의하여 연구되었음.

\* 충북대학교 농업기계공학과

\*\* 서울대학교 농업생명과학대학 농업개발연구소

파수로 선정하고 경험에 의해 분류 모형을 만들었다. 그러나 본 연구에서는 파란 검출을 위한 방법으로 학습을 통하여 얻은 지식을 적용하여 주어진 유사한 문제를 풀 수 있는 인공지능의 유용성을 평가하려고 한다.

인공지능은 농업분야에서 대상체의 인식이나 선별 등에 적용하여 연구되어 왔다. 국내의 경우 이동(1995)은 사과와 다양한 이송 자세에 따른 선택선별의 가능성을 알아보기 위해서 신경회로망을 이용하였고, 조와 백(1997)은 컴퓨터 시각과 인공 신경망을 이용하여 버얼리종 잎담배의 등급 판별 가능성을 조사하였다.

국외의 경우 Ghazanfari 등(1996)은 피스타치오 열매의 등급 판정을 위한 연구에서 다중구조 신경망과 다층 피드포워드(feed-forward) 신경망의 분류 성능을 비교하여 다중구조 신경망이 더 높은 분류 성능을 나타내었다고 보고하고 있다. 또한 Das와 Evans(1992)는 기계시각을 사용하여 부화용 계란의 수정 능력을 검출하는 연구에서 신경망을 적용하였는데, 계란 영상의 그레이 레벨 히스토그램을 신경망의 입력으로 하여 학습을 시켰다.

본 연구는 음향반응을 이용하여 파란을 분류하기 위한 방법으로 인공지능의 적용 가능성을 평가하기 위한 것으로서, 세부 목적은 계란을 타격한 음향신

호와 파워스펙트럼 값을 인공지능망에 적용했을 경우 정상란과 파란의 판별가능성과 판별율을 알아보고 이를 통계분석 결과와 비교하여 더 향상된 판별 알고리즘을 개발하는데 있다.

## 2. 재료 및 방법

### 가. 공시재료

실험에 사용한 계란은 34 주령된 노란 품종에서 생산된 것으로서 정상란 200개, 파란 200개를 사용하였다. 먼저 정상란 100개, 파란 100개에 대하여 타격실험을 한 후 통계분석 및 인공 신경망 학습에 이용하였으며, 그 결과를 나머지 200개의 새로운 계란에 적용하여 검정실험을 실시하였다.

### 나. 음향 신호처리

타격장치 및 음향 신호처리 장치는 그림 1의 조등(1998)이 개발한 것을 사용하였다. 타격실험은 로터리형 솔레노이드에 세라믹볼을 달아서 행해졌으며, 계란의 파손 위치에 따른 음향정보를 효과적으로 수집하기 위해서 한 개의 계란에 대하여 첨부 2 회 둔부 2회 총 4회 타격을 하였다.

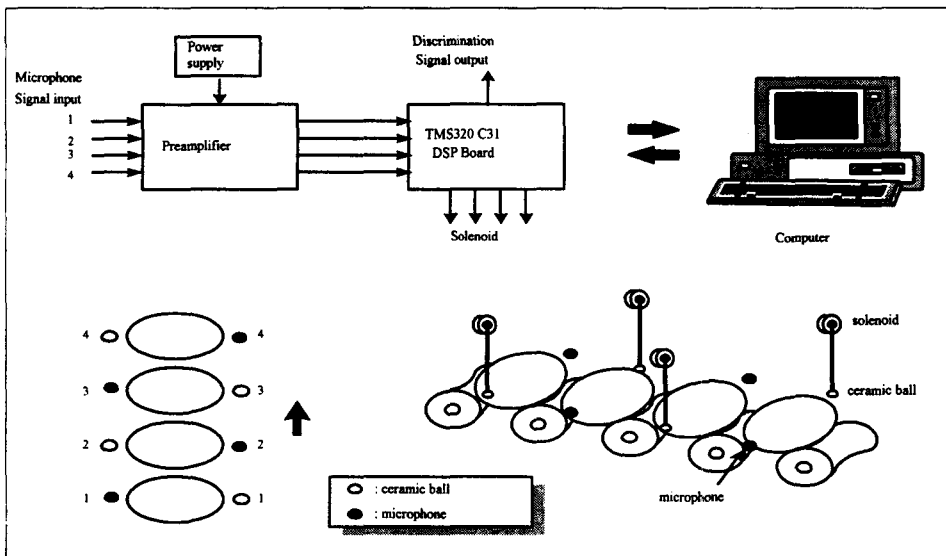


Fig. 1 Schematic diagram of experimental system.

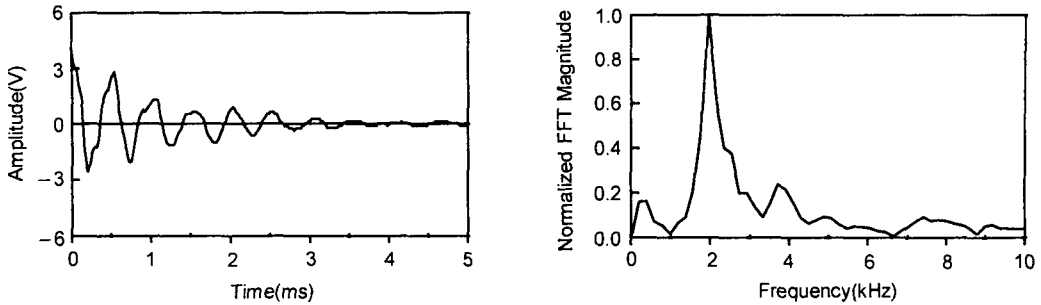


Fig. 2 Acoustic response(left) and power spectrum(right) of eggshells.

각각의 타격신호는 마이크로폰에 입력되며, 프리앰프에서 증폭된 후 DSP 보드에서 음향신호를 분석·처리한다. 이때 그림 2와 같은 시간영역의 음향신호와 음향신호에 대한 파워스펙트럼을 얻을 수 있는데, 음향신호의 경우 정상란과 파란의 특성이 두드러지게 나타나는 처음 128개 점을 취하였고, 파워스펙트럼의 경우는 32개점을 취하여 통계 분석 및 신경망 학습에 이용하였다.

#### 다. 통계 분석

통계 분석에서는 경험에 의해서 선정한 분류변수를 이용하여 다중 회귀분석을 실시하였다. 분류변수로서 4개 신호에 대한 파워스펙트럼 면적의 평균(X1), 파워스펙트럼 면적의 최대값과 최소값의 차이(X2), 도심 x 좌표의 평균(X3), 도심 y 좌표의 평균(X4), 도심 x 좌표의 최대값과 최소값의 차이(X5), 도심 y 좌표의 최대값과 최소값의 차이(X6), 최대공진주파수의 평균(X7), 최대 공진주파수의 최대값과 최소값 차이(X8)의 8개 변수를 선택하고, SAS의 다중 회귀분석을 이용하여 8개의 변수 중 결정계수( $R^2$ ) 값이 큰 변수들의 집합과 회귀식을 구하였다.

이때 분류 클래스는 정상란과 파란으로써 정상란의 경우 1, 파란의 경우 0으로 설정하였다. 이때 회귀식의 결과값은 0과 1사이의 값을 출력하는데, 이 결과를 이용하여 정상란과 파란을 분류하기 위한 경계값을 결정하였다. 또한 구한 회귀식을 200개의 새로운 계란에 적용하여 검증실험을 실시하였다.

#### 라. 인공신경망 학습

신경망의 학습방법은 개선된 오류 역전파(improved error backpropagation) 알고리즘(Demuth and Beale, 1993)을 이용하였다. 이 방법은 지역최소 문제를 극복하기 위하여 모멘트 방법을 사용하며, 임의로 주어지던 초기값을 적절하게 선정해주고, 학습 시간을 단축하기 위해서 적응 학습 속도 방법을 채택하고 있다(조와 송, 1994).

신경망의 구조는 입력층에 대하여 하나의 은닉층과 하나의 출력층을 가지며 바이어스가 포함된 3층 신경망 구조를 사용하였다. 그림 3은 본 연구에서 사용한 신경망의 구조이다.

신경망의 입력벡터(P)는 한 개의 계란에 대하여 4회 타격할 경우, 4개의 음향신호에 대한 평균값과 또 파워스펙트럼의 평균과 분산값으로 하여 두 가지 경우를 비교하였다. 이때 입력 뉴런의 수(R)를 처음 실험에서는 음향신호의 경우 128개, 파워스펙트럼의 경우 평균값 32개 분산값 32개 총 64개로 하였으며, 입력 벡터의 수(Q)는 정상란 100개 파란 100개 총 200개로 하였다. 또 은닉층의 뉴런의 수(S1)는 5개, 출력층의 뉴런의 수(S2)는 2개로 하였다.

은닉층의 전달함수(F1)는 탄젠트-시그모이드(tangent-sigmoid) 함수를 사용하였고, 출력층의 전달함수(F2)는 로그-시그모이드(log-sigmoid) 함수를 사용하였다. 탄젠트 시그모이드 함수는 음의 무한대에서 양의 무한대의 범위에서 뉴런의 입력값이 들어올 때 -1과 1사이의 값을 출력하며, 로그-시그모이드 함수는 0과 1사이의 값을 출력한다. 입력 데이터에 대한 목표값은 정상란의 경우 1, 파란의 경우는 0으로 설정해 주었다.

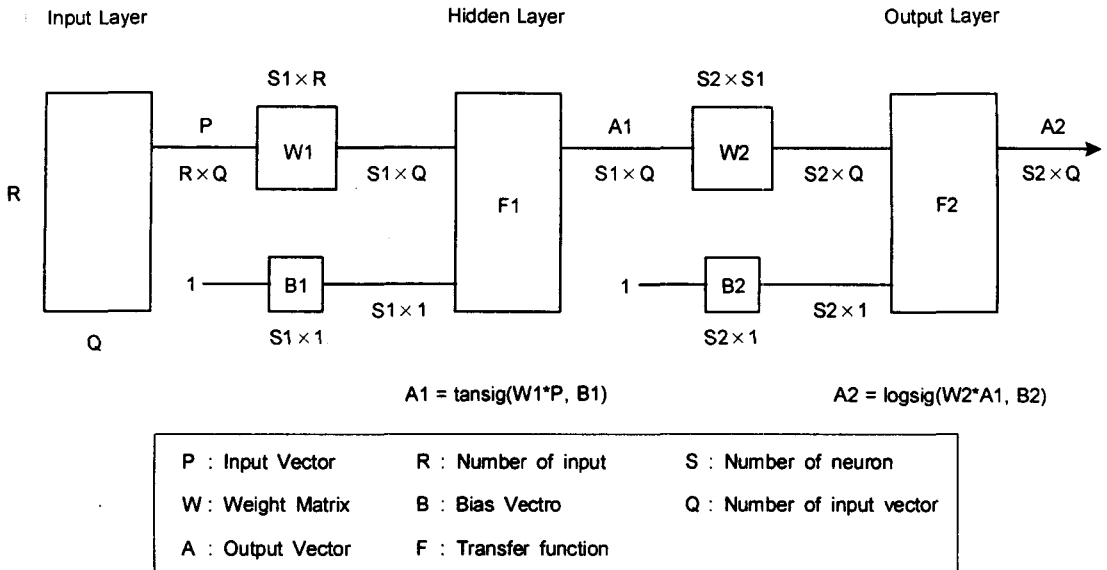


Fig. 3 Construction of 3-layer neural network used.

학습시 초기 학습율은 0.001, 모멘트 상수값은 0.95, 평방향 오차의 허용범위는 0.001 그리고 학습 횟수는 2,000번으로 하였다. 학습은 출력값과 목표값에 대한 평방향 오차가 설정한 오차범위에 도달하거나 지정한 최대 학습 횟수에 도달할 때까지 계속 된다.

또, 4회 타격한 데이터 중 침부 1회 둔부 1회의 데이터를 골라 2번 타격한 것에 대하여 학습을 시킨 후 4번 타격한 경우의 학습 결과와 비교하였으며, 입력 뉴우런의 수도 음향신호의 경우 64개, 파워스펙트럼의 경우 32개, 16개로 줄여가며 학습율과 판별율을 비교하였다.

### 3. 결과 및 고찰

#### 가. 통계 분석에 의한 분류

표 1은 SAS의 다중 회귀분석에 의해 결정계수( $R^2$ ) 값이 큰 5개의 모형으로 선정된 분류변수와 조절된 결정계수를 나타낸다. 표 2는 표 1에서 구한 5개의 모형에 대한 다중 회귀식을 새로운 200개의 계란에 적용하여 검증실험한 결과이다. 표 2에서 보듯이 변수의 수가 4개일 경우보다 5~8개일 경우가 95%로 판별율이 다소 높았다. 처리시간을 단축하기 위해서

는 변수의 수가 적을수록 좋으므로 변수가 5개일 경우를 선정하였다. 이 경우의 회귀식은 식(1)과 같으며 정상란과 파란을 분류하기 위한 경계값은 Type I(정상란을 파란으로 판정) 오차와 Type II(파란을 정상란으로 판정) 오차가 같아지는 0.601로 하였다.

$$X0 = 0.1939 - 0.1909X1 - 0.3707X4 + 9.0555X5 - 2.7747X6 + 0.08275X7 \dots\dots\dots (1)$$

오차의 원인은 Type I 오차의 경우 계란 타격 부위의 불균일이 가장 큰 원인이며, 또 크기가 너무 크거나 작은 경우에 효과적인 타격이 이루어지지 않아 오차가 발생하는 것으로 추정된다. 또한 Type II 오차의 경우는 계란의 파손정도가 너무 미세하거나, 타격 강도가 약해서 계란의 파손정보를 효과적으로 전달하지 못한다는 것인 것으로 추정된다.

#### 나. 인공신경망 학습에 의한 분류

계란을 타격한 음향신호와 음향신호의 파워스펙트럼 값을 신경망의 입력으로 설정하고 입력 뉴우런의 수를 변화시키면서, 4회 타격한 경우와 2회 타격한 경우로 나누어 2,000회 학습 후의 평방향오차(SSE)를 표 3에 나타내었다.

Table 1 The variables and the adjusted R<sup>2</sup> values of five selected models by REG procedure in the SAS

No. of variables	Variables selected*	Adjusted R <sup>2</sup> value
4	X1 X4 X5 X6	0.7217
5	X1 X4 X5 X6 X7	0.7301
6	X1 X2 X4 X5 X6 X7	0.7352
7	X1 X2 X4 X5 X6 X7 X8	0.7341
8	X1 X2 X3 X4 X5 X6 X7 X8	0.7328

\* X1 : average area of power spectrum.

X2 : difference between maximum and minimum area of power spectrum.

X3 : average of x-coordinate in centroid.

X4 : average of y-coordinate in centroid.

X5 : difference of x-coordinate in centroid.

X6 : difference of y-coordinate in centroid.

X7 : average peak resonant frequency.

X8 : difference of peak resonant frequencies.

Table 2 Inspection results by 5 multiple regression models

No. of Variables	Correct classification (%)			Error ratio (%)*	
	Good	Crack	Total	Type I	Type II
4	95.0	94.0	94.5	5.0	6.0
5	96.0	94.0	95.0	4.0	6.0
6	96.0	94.0	95.0	4.0	6.0
7	96.0	94.0	95.0	4.0	6.0
8	96.0	94.0	95.0	4.0	6.0

\* Type I : classifying crack-free eggs as cracked.

Type II : classifying cracked eggs as crack-free.

Table 3 Comparison of sum squared error (SSE) among differend input neuron and impact signal

input vector	No. of neuron in input layer	No. of neuron in hidden layer	Impact signal	SSE
acoustic signal	64	5	2 sets	0.00099
			4 sets	0.00096
	128	5	2 sets	0.00097
			4 sets	0.00097
power spectrum	16	5	2 sets	8.38694
			4 sets	6.29695
	32	5	2 sets	1.31614
			4 sets	1.00307
	64	5	2 sets	0.00099
			4 sets	0.00103

표 4는 학습이 끝난 후 얻어진 연결강도와 바이어스를 포함한 식 (2)를 새로운 200개의 계란에 적용하여 검정 실험한 결과이다.

$$A = F_2 ([W_2] \times F_1 ([W_1] \times [P] + [B_1]) + [B_2]) \dots\dots\dots (2)$$

여기서,

- F<sub>1</sub> : 은닉층의 전달함수(tangent-sigmoid)
- F<sub>2</sub> : 출력층의 전달함수(log-sigmoid)
- W<sub>1</sub> : 입력층과 은닉층의 연결강도
- W<sub>2</sub> : 은닉층과 출력층의 연결강도
- B<sub>1</sub> : 입력층과 은닉층의 바이어스
- B<sub>2</sub> : 은닉층과 출력층의 바이어스
- P : 입력값
- A : 출력값

표 3에서 보면, 신경망의 입력이 음향신호일 경우 평방향 오차가 모두 허용오차 범위인 0.001을 만족하고 학습을 끝냈고, 신경망의 입력이 파워스펙트럼일 경우에는 입력 뉴우런의 수가 적을수록 평방향 오차가 크게 나타나 64개인 경우를 제외하고는 허용오차 범위에 도달하지 못하고 학습이 끝난 것을 알

수 있다.

표 4의 검정 실험 결과를 보면 신경망의 입력이 음향신호일 경우보다 파워스펙트럼일 경우가 판정율이 높은 것을 알 수 있다. 파워스펙트럼 입력의 경우 입력 뉴우런의 수에 대하여 모두 비슷한 판정율을 나타내지만 16개와 32개의 경우는 평방향 오차가 크기 때문에 판정율의 신뢰성이 떨어질 수 있다. 그러나 입력의 수가 64개일 경우는 평방향 오차가 허용범위를 만족하며, 판정율도 2회와 4회 타격의 경우 각각 95.5%, 96.0%로 큰 차이 없이 비교적 양호한 결과를 얻었다.

그림 4a와 그림 4b는 신경망의 입력을 파워스펙트럼의 평균과 분산으로 하고, 2회 타격한 경우의 학습 중 평방향 오차와 학습속도의 변화과정을 나타낸다. 그림 4a에서 보듯이 평방향 오차는 서서히 감소하는 경향을 보였고, 1,879번 학습하였을 때 평방향 오차가 0.00099로 허용오차인 0.001에 수렴하였다. 그림 4b의 학습속도 변화에서 보면, 오차가 최소인 전역 최소점에 도달하기 전에 많은 크고 작은 지역 최소점에 빠져 학습속도가 느려지며, 평방향 오차가 허용오차에 가까워질수록 학습속도는 빨라지는 것을 알 수 있다.

Table 4 Inspection result by neural network

input vector	No. of neuron in input layer	No. of neuron in hidden layer	Impact signal	Correct classification (%)			Error ratio (%)*	
				Good	Crack	Total	Type I	Type II
acoustic signal	64	5	2 sets	83.0	88.0	85.5	17.0	12.0
			4 sets	87.0	91.0	89.0	13.0	9.0
	128	5	2 sets	88.0	86.0	87.0	12.0	14.0
			4 sets	92.0	89.0	90.5	8.0	11.0
power spectrum	16	5	2 sets	96.0	80.0	88.0	4.0	20.0
			4 sets	99.0	94.0	96.5	1.0	6.0
	32	5	2 sets	96.0	97.0	96.5	4.0	3.0
			4 sets	96.0	94.0	95.0	4.0	6.0
	64	5	2 sets	92.0	99.0	95.5	8.0	1.0
			4 sets	93.0	99.0	96.0	7.0	1.0

\* Type I : classifying crack-free eggs as cracked.  
 Type II : classifying cracked eggs as crack-free.

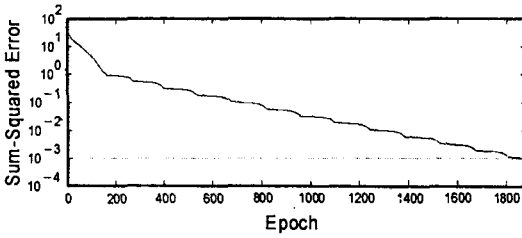


Fig. 4a Sum-squared error vs epoch during learning period in case of 2 sets.

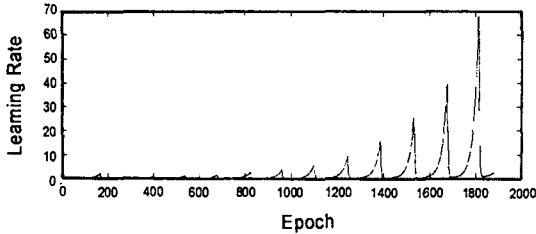


Fig. 4b Learning rate vs epoch during learning period in case of 2 sets.

위의 결과를 종합해 볼 때 통계분석에 의한 판별율과 인공신경망에 의한 판별율이 비슷하게 나타났지만 인공신경망에 의한 판별율이 다소 높게 나타났다. 또 인공신경망의 경우 음향신호를 직접 사용하는 것보다는 파워스펙트럼 값으로 변환하여 입력하는 것이 판별율이 높게 나타났다. 타격 횟수의 경우 2회 타격시의 판별율이 4회 타격의 경우에 비하여 조금 낮게 나타났지만 검란 소요시간을 고려하면 2회 타격 방법이 유리할 것으로 사료된다.

#### 4. 결 론

본 연구는 계란을 타격한 음향신호와 파워스펙트럼 값을 인공신경망에 적용했을 경우 정상란과 파란의 판별가능성과 판별율을 알아보고 이를 통계 분석 결과와 비교하여 더 향상된 판별 알고리즘을 개발하고자 하였다. 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

1) 파란의 분류에 인공신경망을 적용할 경우 파란 검출 가능성을 확인하였고, 이때 인공신경망의 입력

은 음향신호를 그대로 입력으로 하는 것 보다는 음향신호에 대한 파워스펙트럼 값을 입력으로 하는 것이 판별율이 높았다.

2) 인공신경망을 이용할 경우 2회 타격과 4회 타격의 경우가 비슷한 판별율을 나타냈지만 검란시간에서 유리한 2회의 타격방법을 선택하는 것이 좋을 것이다.

3) 통계 분석에서는 분류변수의 수가 5개인 모형을 선정하였으며 이때의 판별율은 95.0%였고, 인공신경망을 이용할 경우에는 음향신호의 파워스펙트럼 값을 신경망의 입력으로 하고 입력 뉴런의 수는 64개, 타격횟수는 2회로 할 경우를 선정하였으며 이때의 판별율은 95.5%로서 통계적인 방법과 비교하여 다소 높게 나타났다.

#### 참 고 문 헌

1. 이수희, 노상하, 이종환. 1995. 신경회로망을 이용한 사과의 색택판별 알고리즘 개발에 관한 연구. 한국농업기계학회지 20(4):376-382.
2. 조한근, 권 양. 1995. 컴퓨터 시각에 의한 계란 표면의 결함 검출. 한국농업기계학회지 20(4): 368-375.
3. 조한근, 백국현. 1997. 컴퓨터 시각에 의한 버릴리종 일담배의 등급 판별 가능성에 관한 연구. 한국농업기계학회지 22(1):30-40.
4. 조한근, 송현갑. 1994. 컴퓨터 시각에 의한 일담배의 외형 및 색 특징 추출. 한국농업기계학회지 19(4):380-396.
5. 조한근, 최완규, 백진하. 1998. 음향반응에 의한 계란의 크랙검출에 관한 연구. 한국농업기계학회지 23(1):67-74.
6. Das, K. and M. D. Evans. 1992. Detecting Fertility of Hatching Eggs Using Machine Vision II: Neural Network Classifiers. Trans. of the ASAE 35(6):2035-2041.
7. Demuth, H. and M. Beale. 1993. Neural Network Toolbox User's Guide for Use with MATLAB. The Math Works Inc.

8. Elster, R. T. and J. W. Goodrum. 1991. Detection of cracks in eggs using machinevision. Trans. of the ASAE 34(1):307-312.
9. Ghazanfari, A., J. Irudayaraj and A. Kusalik. 1996. Grading Pistachio Nuts Using A Neural Network Approach. Trans. of the ASAE 39(6):2319-2324.
10. Goodrum, J. W. and R. T. Elster. 1992. Machine vision for crack detection in rotating eggs. Trans. of the ASAE 35(4):1323-1328.
11. Han, Y. J. and Y. Feng. 1994. Egg shell inspection using global image analysis. Trans. of the ASAE 10 (1):109-114.