

기계 시각과 인공 신경망을 이용한 파란의 판별

Detection of Surface Cracks in Eggshell by Machine Vision and Artificial Neural Network

이 수 환
정회원
S. H. Lee

조 한 근
정회원
H. K. Cho

최 완 규
정회원
W. K. Choi

SUMMARY

A machine vision system was built to obtain single stationary image from an egg. This system includes a CCD camera, an image processing board and a lighting system. A computer program was written to acquire, enhance and get histogram from an image.

To minimize the evaluation time, the artificial neural network with the histogram of the image was used for eggshell evaluation. Various artificial neural networks with different parameters were trained and tested. The best network(64-50-1 and 128-10-1) showed an accuracy of 87.5% in evaluating eggshell.

The comparison test for the elapsed processing time per an egg spent by this method(image processing and artificial neural network) and by the previous method(image processing only) revealed that it was reduced to about a half (5.5s from 10.6s) in case of cracked eggs and was reduced to about one-fifth (5.5s from 21.1s) in case of normal eggs. This indicates that a fast eggshell evaluation system can be developed by using machine vision and artificial neural network.

주요용어(Key Words) : 파란(Cracked egg), 기계시각(Machine vision), 인공 신경망(Artificial neural network)

1. 서 론

계란은 예나 지금이나 국민의 식생활에 없어서는 안될 주요한 식품이다. 국민소득의 향상에 따라 고품질 식품이나 건강에 좋은 기능성 식품에 대한 관심이 증대되고 있다. 따라서 품질 좋고 위생적인 계란을 생산하는 것은 국내 양계 산업의 경쟁력 확보에 중요한 요소이다.

계란의 품질과 관련된 중요한 인자는 난각의 균열, 난각에 묻은 오물 및 기형란 등이다. 이 중 파란(난각에 균열이 있는 계란)은 인력에 의해서 가장 먼저 제거되며, 이것을 기계적으로 분류해 내기 위한 많은 연구가 행해졌다. Elster와 Goodrum (1991)은 영상 처리에 의한 파란 검출에 관한 연구

를 수행하여 96%의 판별률을 보였으며, Patel 등 (1994)은 계란의 크랙 검출을 위해 인공 신경망을 이용한 기계 시각 시스템을 개발하여 평가한 결과 90%의 성공률을 보였다고 보고하였다. 또한 Kwon (1996)은 영상 처리만을 이용한 계란의 크랙 검출에 관한 연구를 수행하여 95%의 판별률을 보였고, 판별 소요시간은 파란의 경우 40.8초, 정상란의 경우 101.1초가 소요되었다고 보고하였다. 그러나 지금까지의 연구는 기계 시각을 사용한 경우 대부분의 경우 영상 처리만을 이용하였다. 이 경우 복잡한 영상 처리 단계를 거친 후 정상란과 파란을 선별하기 때문에 처리 시간이 오래 걸리는 단점이 있어 실용화에 어려움이 있었다.

따라서 본 연구에서는 최근 농산물의 비파괴 품

The article was submitted for publication in July 2000, reviewed in August 2000, and approved for publication by the editorial board of KSAM in September 2000.

The corresponding author is H. K. Cho, Professor, Dept. of Agricultural Machinery Engineering, Chungbuk National University, Cheongju, 361-763, Korea. E-mail: <hkcho@chungbuk.ac.kr>.

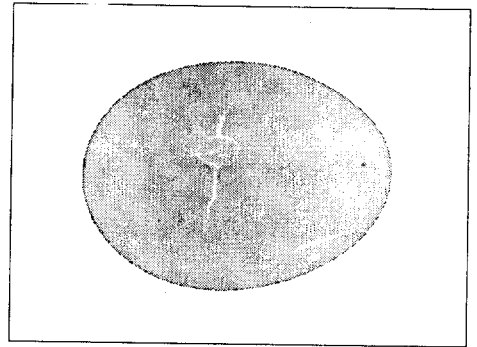
질평가 분야에서 많이 사용되고 있는 인공 신경망 기법을, 계란영상의 화소치 분포값 값에 적용하여 판별시간을 단축하고 판별율을 높이려 하였다.

2. 실험 장치 및 방법

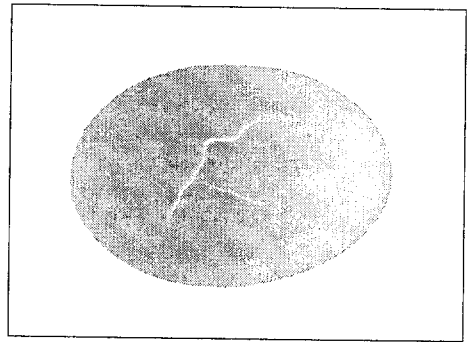
가. 공시재료

일반 소매점에서 쉽게 구할 수 있는 축협 제품의 흰색 계란을 사용하였다. 신경망의 학습을 위해 사용된 계란의 수는 정상란 30개, 파란 30개이며, 학습된 신경망의 성능을 평가하기 위해서 학습에 사용되지 않은 새로운 정상란 60개, 파란 60개를 이용하였다.

파란에 나타나는 크랙의 형태는 방사형 크랙, 선형 크랙 및 홈형 크랙 등이 있다. 크랙의 위치는 방사형의 경우 적도부와 첨부에 많이 위치하며, 선형의 경우는 적도부에 많이 위치한다(Seo와 Kim, 1997). 파란으로 사용될 시료는 Seo와 Kim (1997)의 연구결과를 기초로 하여 정상란에 크랙을 인위적으로 만들었다. 그림 1의 (a)와 (b)는 본 연구에 사용된 파란의 일반적인 형태로써 방사형과 선형 크랙을 포함하는 파란의 영상을 보여준다. 임의로 만든 크랙의 크기는 독취 현미경(Olympus-STM 5-UM)을 사용하여 측정된 결과, 직경 15~30 mm, 길이 15~40 mm 그리고 폭은 6~83 μm 로 나타났다.



(a) Star type



(b) Line type

Fig. 1 The shapes of eggshell crack.

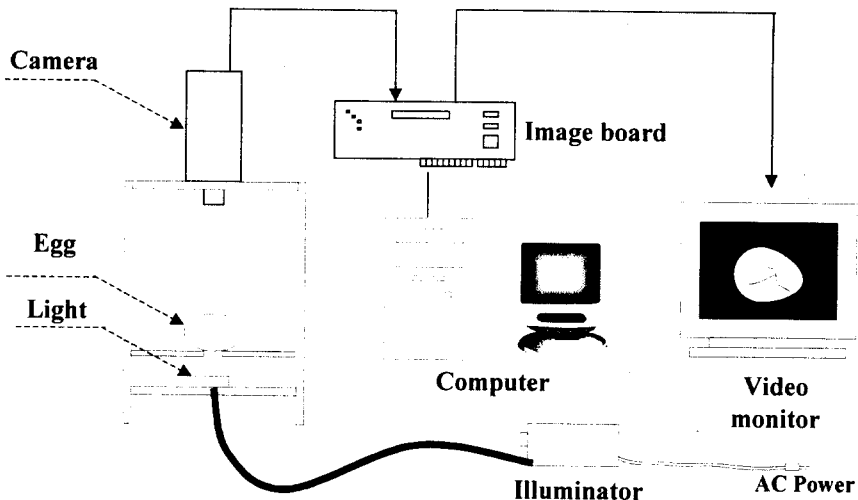


Fig. 2 Schematic diagram of the machine vision system.

나. 실험장치

본 연구에 사용된 장치는 주컴퓨터, 영상 처리 보드, 영상 입력 장치, 영상 출력 장치 및 조명 장치로 구성되어 있고, 표 1에 그 사양을 나타내었다. 주컴퓨터는 컴퓨터 시각 시스템의 주 제어장치이며 영상 처리 보드는 흑백 영상 처리를 할 수 있고, 각 화소당 256까지의 명암 값을 나타낼 수 있다. 영상 입력 장치는 고체 촬상(CCD)형의 흑백 카메라를 사용하였으며 촬영 면적은 4.8(H)×3.6(V) mm, 렌즈는 초점거리가 12 mm인 수동 조절 렌즈이다. 영상 출력 장치는 12인치 크기의 흑백 모니터이며, 조명 장치로는 0~100 W까지 밝기가 조절되는 광섬유 조명 장치를 사용하였으며, 계란의 투과 영상을 얻기 위해 광원을 시료의 아래쪽에 설치하였다. 예비실험에서 영상처리 시스템의 최적조도는 광섬유 조명장치의 출력이 85 W

Table 1 Used apparatus in experiment

Item	Specification
Computer	Pentium II-Celeron 333A 64MB RAM, 6GB Hard Disk
Image board	DT-2855(Data Translation Inc.)
Image input	CCD Camera (WV-BP100, Panasonic) Lens (WV-LA12B2, Panasonic)
Image display	12 inch monochrome monitor
Light	Fiber Optic Illuminator (GLS-V100D, Right Tek System)

일 경우로 확인되었다.

계란의 밑면과 광원 사이의 거리는 7 cm, 카메라 렌즈와 계란의 밑면까지의 거리는 22 cm이었다. 그리고 획득되는 영상에서 계란과 배경과의 우수한 명암도 대비를 얻기 위해 시료판은 두꺼운 검은색 종이를 사용하였고 또한 외부 광원의 유입을 방지하기 위하여 CCD 카메라와 시료판의 외부에 두꺼운 검은색 종이를 이용하여 차광막을 설치했다. 그림 2는 본 연구에 사용된 영상 처리 시스템의 개략도이다.

다. 실험 방법

(1) 영상 처리

계란의 영상 처리에 필요한 시간을 최소화 하기 위해 Kwon(1996)에 의해 연구된 영상처리 알고리즘의 일부인 영상처리 보드의 초기화, 영상의 획득, 문턱값의 설정에 의한 배경의 분리 그리고 영상 향상 과정만을 선택하여 사용하였다. 인공 신경망의 입력으로 사용하기 위하여 계란 영상으로부터 명암 값에 대한 화소수의 히스토그램을 만들었으며, 히스토그램에 나타나는 256개의 명암 값은 인접한 값들을 평균하여 128개, 64개 및 32개로 줄여 각각 저장하게 하였다. 또 계란의 히스토그램 데이터에서 동일한 명암 값에 해당하는 화소수를 최대 화소 수로 나누는 정규화 과정을 통해 각 명암 값에 대한 화소의 수가 0.0 과 1.0 사이의 값을 갖게 하였다.

입력된 영상의 명암 값을 나타내는 히스토그램은 계란의 영상 부분과 배경의 영상으로 구분되는 두 개의 봉우리 모양으로 나타난다. 배경과 계란 영상을 분리하기 위한 문턱값의 자동 설정 방법으

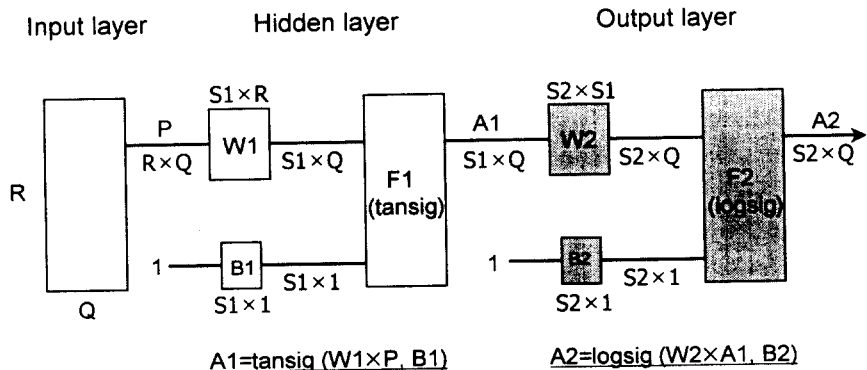


Fig. 3 Structure of neural network used for eggshell crack discrimination.

로는 소요 시간에서 성능이 우수한 최대 엔트로피 방법을 사용하였다(Cho와 Song, 1994).

그리고 배경이 분리된 영상에 대해 결합 부분을 부각시키기 위한 방법으로 소벨 연산자를 적용하였다(Kwon, 1996). 소벨 연산자를 적용한 후의 영상에는 난각의 결합 뿐 아니라 외곽선 까지 부각되어 결합과 외곽선은 비슷한 명암 값을 갖게 된다. 따라서 외곽선 값이 히스토그램에 적용되지 않게 하기 위해 외곽선의 좌표 값을 구한 후 이를 제거하였다.

영상처리에 사용된 프로그램은 C 언어로 작성되었으며, MS DOS용 MSC 7.0으로 컴파일되었다.

(2) 인공 신경망

최소한의 영상 처리에 의해 획득한 계란 영상의 정규화된 명암 값에 대한 화소 수를 인공 신경망 학습의 입력으로 사용하였다. 신경망의 학습 방법은 학습 시간을 절약해 주고, 지역 최소 문제를 극복해 주는 개선된 역전파(improved back propagation) 알고리즘을 사용하였다 (Choi 등, 1998).

신경망 학습 시 입력되는 명암 값의 갯수, 은닉층 노드의 수, 허용 오차의 값을 변화시켜 가며 학습에 가장 적합한 조합을 찾고자 하였다. 신경망의 성능을 향상시키기 위해서 256개의 명암도로 표현되는 영상의 히스토그램에서 서로 인접한 명암도의 값을 평균하는 방법에 의해 128개, 64개 및 32개일 때로 입력되는 명암 값의 개수를 변화시켰고, 은닉층 노드의 수는 10~50 사이에서, 그리고 허용 오차의 범위는 10^{-5} 하여 학습을 하였다. 학습을 통해 얻은 신경망의 성능을 평가하기 위하여 새로운 정상란 60개, 파란 60개에 대한 히스토그램 데이터를 적용하여 판별률과 판별시간을 조사하였다. 이때 정상란과 파란을 구별하기 위한 경계 값을 목표값인 1.0과 0.0의 중간값인 0.5로 정하여, 경계 값 이상이면 정상란으로, 경계 값 보다 작으면 파란으로 판별하였다.

그림 3은 본 연구에서 사용한 3층 신경망 구조를 나타낸다. 그림 3에서 Q는 입력된 표본의 입력 벡터, R은 입력에 사용된 영상의 명암도 개수, W1과 B1은 은닉층의 연결 강도와 편차, W2와 B2는 출력층의 연결 강도와 편차, S1과 S2는 은닉층과 출력층의 노드의 수이다. 신경세포의 활성화 함수로서 은닉층의 활성화 함수 F1은 tangent-sigmoid 함수, 출력층의 활성화 함수 F2는 log-sigmoid 함수를 사용하였으며, A1과 A2는 각각 은닉층과 출력층의 출력값이다.

3. 결과 및 고찰

가. 영상의 이치화 및 영상의 향상

그림 4는 획득된 영상으로부터 배경을 분리한 후의 영상으로서 문턱값을 자동으로 설정한 후 배경을 표시하던 화소의 명암 값을 0으로 바꾼 것이다. 그림 5는 배경이 분리된 영상에 대해 결합 부분을 부각시키기 위해 소벨 연산자를 적용시킨 후의 영상이다. 그림 6은 인공 신경망 학습을 위한 최적의 히스토그램 데이터를 얻기 위해 그림 5에서 계란의 외곽선 부분을 없앤 것이다.

나. 영상의 히스토그램

영상 이치화와 영상 향상을 거친 후 외곽선까지 제거된 그림 6의 영상을 이용하여 명암 값에 대한 화소수의 히스토그램을 생성하였다.

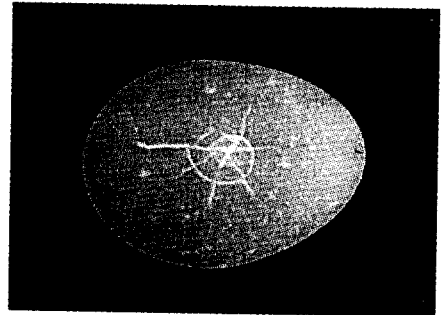


Fig. 4 A cracked egg image after thresholding.

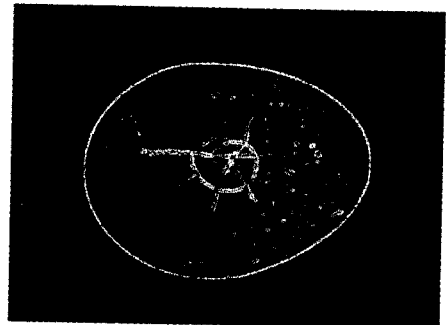


Fig. 5 A cracked egg image after Sobel mask operation.



Fig. 6 A cracked egg image after removal of contour.

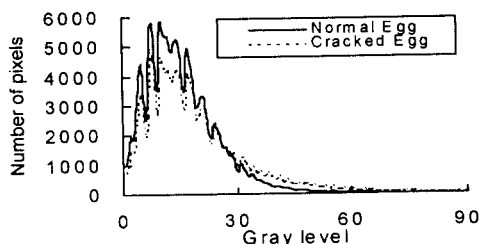


Fig. 7 A typical histogram for both normal and cracked eggs.

그림 7은 정상란과 파란의 전형적인 히스토그램으로써 0~255의 전체 명암 값 영역 중 정상란과 파란의 차이를 구별할 수 있는 90 이하의 명암 값 부분만을 나타낸 것이다. 그림 7에서 명암 값이 30 이하인 부분에서는 정상란이 파란 보다 많은 화소수를 보였고, 30 이상에서는 반대 경향을 보였다.

다. 인공 신경망에 의한 파란 검출

표 2는 신경망의 허용 오차 범위를 10^{-5} 으로 고정한 상태에서 입력되는 명암도 값의 개수 즉, 입력노드의 수를 32개, 64개 및 128개로 변화시키고, 은닉층 노드의 수를 변화시키며 학습을 한 후 판별 성능을 평가한 결과이다.

실험 결과, 입력 노드의 수가 32개 일 때는 은닉층 노드 수의 변화에 따라 85.8%~86.7%의 성공률을 보였고, 입력 노드의 수가 64개 일 때는 은닉층 노드의 수가 50개일 때 판별 성공률이 87.5%로 가장 좋은 판별 성능을 보였으며, 입력 노드의 수를 128개로 했을 때는 은닉층 노드의 수가 10개일 때 판별률 87.5%로 가장 좋은 성공률을 나타냈다. 판별 결과를 볼 때, 입력 노드의 수와 은닉층 노드의 수를 변화시키는 것은 신경망의 판별 성능

Table 2 The performance of the neural network

No. of Hidden Nodes	Performance (% correct)		
	32 Input Nodes	64 Input Nodes	128 Input Nodes
10	85.8	84.1	87.5
15	86.7	83.3	85.8
20	86.7	83.3	85.8
25	85.8	85.0	85.8
30	86.7	83.3	85.8
40	86.7	83.3	85.8
50	85.8	87.5	85.0

Table 3 Comparison of elapsed processing time

Type of Eggs	No. of Eggs Tested	Elapsed Time (Average, s)	
		Image Processing	Image Processing & Neural Network
Cracked	50	10.6	5.5
Normal	50	24.1	5.5

에 큰 영향을 미치지 않는 것으로 보여진다.

난각 대부분에는 반점이 포함되어 있는데 영상에서 이 반점들에 대한 명암 값은 크랙의 명암 값과 비슷한 값을 갖는다. 따라서 반점이 많은 정상란과 반점이 적은 파란은 유사한 히스토그램 특성을 갖는다. 난각 반점의 양에 의해 판별 성능에 많은 영향이 있으므로, 이 반점에 의한 영향을 최소로 한다면 신경망의 성능이 상당히 향상 될 것이다.

표 3은 영상 처리만을 이용하여 계란의 크랙 유무를 판별하던 방법(Kwon, 1996)과 본 연구에서의 방법과의 처리 시간을 비교하기 위하여 수행한 실험 결과이다. 실험 장치 차이에 따른 오차를 제거하기 위하여 같은 실험 장치를 사용하여 판별 알고리즘을 비교하였다. 처리 시간은 정상란과 파란 각각 50개에 대한 각각의 판별 시간을 평균치로 나타낸 것이다. 영상처리와 인공 신경망을 함께 사용한 경우, CCD 카메라로부터 영상을 획득하고 판별 결과를 도출해 내기까지의 평균 시간은 파란과 정상란의 경우 모두 5.5초가 소요되었는데 이것은 Kwon(1996)이 연구한 영상 처리 알고리즘을 이용할 경우의 판별 시간인 10.6초와 24.1초 보다 향상된 것이다.

Table 4 Comparison with the result of Patel et al. (1994)

No. of Pattern	No. of Hidden Nodes	Performance (% correct)	
		Patel et al.	This Research
60	8	78.3	-
	15	81.7	85.8
	30	81.7	85.8
	50	81.7	85.0
180	8	83.3	-
	15	83.3	-
	30	90.0	-
	50	81.7	-

표 4는 Patel 등(1994)의 연구 결과와 본 연구의 결과를 비교한 것이다. 그들의 연구 결과는 입력 노드의 수를 128개로 고정하고, 입력 패턴 수가 60개(정상란 30, 파란 30)일 때와 180개(정상란 90, 파란 90)일 때에 대해서 은닉층 노드의 수를 변화시키며 인공 신경망을 학습시킨 후, 60개(정상란 30, 파란 30)의 계란으로 성능을 시험한 결과를 보여준다. 그들의 실험에서는 입력 패턴 180개와 은닉층 노드 수를 30 개로 했을 때 90%로 가장 좋은 판별 성공률을 보였다. 그러나 본 연구와 같은 조건일 경우를 비교해 보면 대체로 낮은 판별률을 보였다. 이와 같은 결과는 영상으로부터 인공 신경망을 학습시키기 위한 히스토그램 데이터를 얻기 전의 영상 처리 방법에 차이가 있는 것으로 판단된다. 또한 그들의 실험 결과에서도 신경망에 적용되는 매개 변수를 변화시키는 것은 판별률에 큰 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

4. 결 론

난각의 표면 결함을 검출하기 위해서 최소한의 영상 처리와 인공 신경망을 이용하였고, 연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

1) 신경망 모델은 입력 노드의 수가 32개 일 때는 은닉층 노드 수의 변화에 따라 85.8~86.7%의 성공률을 보였고, 입력 노드의 수가 64개와 128개

일 때는 은닉층 노드가 각각 50개와 10개 일 때 판별률 87.5%로 가장 좋은 성능을 보였다. 그러나 신경망 내의 다른 매개 변수를 조정하였을 때도와 유사한 판별률을 나타내어 신경망의 매개 변수보다는 난각의 반점이 판별률에 더 큰 영향을 미치는 것으로 판단된다.

2) 영상 처리에 인공 신경망을 적용하여 판별한 경우 판별 시간은 정상란과 파란이 각각 5.5초로서 영상 처리만을 이용한 방법에서의 정상란 24.1초, 파란 10.6초보다 판별 시간을 단축할 수 있었다.

참 고 문 헌

1. Cho, H. K. and H. K. Song. 1994. Extraction of geometric and color features in the tobacco-leaf by computer vision. *Journal of KSAM* 19(4): 380-396 (In Korean).
2. Choi, W. K., H. K. Cho, J. H. Paek and Y. C. Chang. 1998. Acoustic impulse method with neural network for detection of cracks in eggshell. *Journal of KSAM* 23(6):621-628 (In Korean).
3. Elster, R. T. and J. W. Goodrum. 1991. Detection of cracks in eggs using machine vision. *Trans. of the ASAE* 34(1):307-312.
4. Kwon, Y. 1996. Crack detection of eggs by computer vision. Unpub. M. S. thesis, Department of Agricultural Machinery Engineering, Chungbuk National University (In Korean).
5. Patel, V. C., R. W. McClendon and J. W. Goodrum. 1994. Crack detection in eggs using computer vision and neural networks. *AI application* 8(2):21-31.
6. Seo, I. H. and K. D. Kim. 1997. Development of gripper for damaged egg selection - Location of broken point and measurement of egg shell strength for damaged eggs. *Proc. of the KSAM 97 winter conference* 2(1):99-105 (In Korean).