영상분석법에 의한 쌀 품위 자동분석

박영주

포스코리아(주)

I. 서 언

쌀의 품위를 평가하는데 기존에 사용되는 방법은 일반적으로 시험자의 오관에 의한 판정 특히, 육안에 의한 형태학적 소견에 근거한 판정이 주된 방법이 된다. 그런데 형태학적 소견에 의해서 만들어지는 기준은 일반적으로 추상적이고 계량화되지 않는 것이 일반적이다. 또한 형태학적인 판단의 기준인 모양, 크기, 색 또는 색의 배합 등은 육안에 의한 관찰로 빠른 판정에 한계가 있고, 검사자의 숙련도 및 개인적인 편견, 피로도, 조명의 종류 및 밝기 등에 많은 영향을 받게 될 수 있다. 한편 디지털 영상 처리기술이 고도로 발달하면서 고품질의 디지털 영상을 매우 빠른 속도로 얻을 수 있는 방법이 확보되었고, 이 디지털 영상에 대한 각종 영상처리기법의 적용을 통해서 그에 대한 다양한 객관적인 계량화된 자료들을 추출할 수 있게 되었다. 따라서 기존의 품질판정법인 육안검사방법을 보다 재현성 있고 객관적으로 대체할 수 있는 방법으로 영상분석법을 이용한 자동품위판정 장비들이 개발되어지고 있다.

본 장에서는 빠르고, 간단하며, 결과가 정확한, 디지털 영상 처리기법과 인공신경망기법(Artificial Neural Network, ANN)이 이용된 자동화된 쌀품위판정장비인 Cervitec™ 1625 Grain Inspector의 자동분석법에 대해 살펴보기로 하겠다.

II. 분석방법

1. 시험재료 및 쌀 품위

2002년산 추청, 일품, 오대, 동진, 일미 등 우리나라의 대표품종을 위주로 10 kg 포장 2포씩 총 10포를 각각 4 kg씩 분할 채취하여 혼합하였다. 혼합한 시료를 다시 4 kg 단위로 포장하여 각각의 포장으로부터 완전립(Sound kernel), 싸라기(Broken kernel), 분상질립(Chalky kernel), 착색립(Colored kernel), 피해립(Damaged kernel)을 현행 쌀의 표준규격에 따라 육안검사하였다.

Corresponding author: (Phone) +82-31-709-9591 (E-mail) yjpark@foss.co.kr

2. 디지털 영상분석장비

분류한 시료를 디지털 영상분석장비(Cervitec™ 1625 Grain Inspector, Foss Analytical AB, Sweden)를 이용하여 영상을 얻었다. 얻어진 영상으로 인공신경망 기법을 적용한 예측 모델을 개발하여 육안검사와의 상관성을 조사하였다. Figure 1은 Cervitec™ 1625 Grain Inspector에서 얻어진 전형적인 쌀 품위별 사진이다.

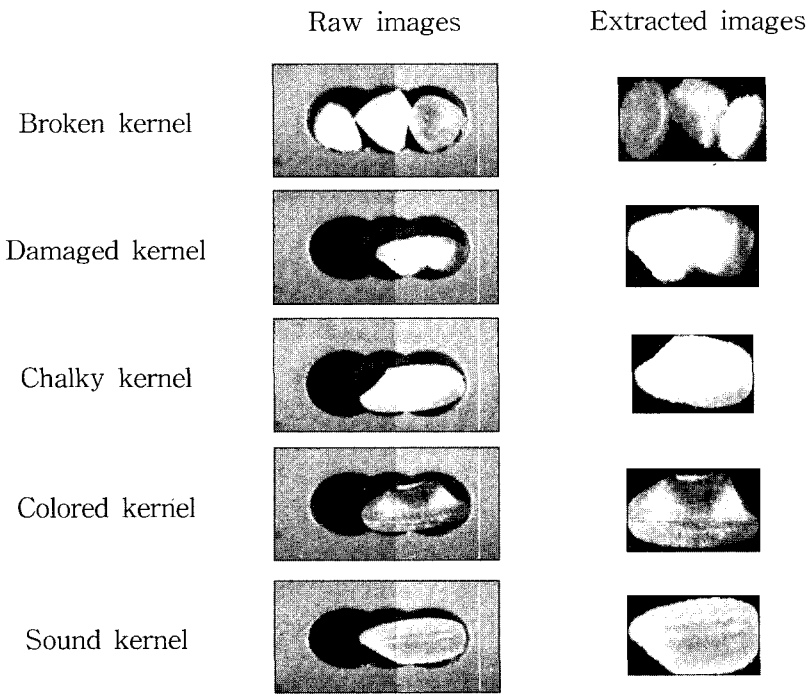

Fig. 1. Classified Images acquired by Cervitec™ 1625 Grain Inspector.

Figure 2는 영상분석장비(Cervitec™ 1625 Grain Inspector, Foss Analytical AB, Sweden)의 구조도이다. 이것은 시료도입장치, 조명장치, 카메라, 프레임 버퍼, 실시간 영상처리 장치, 주처리장치 등으로 구성되어 있다. 단일립 분석을 할 수 있도록 시료 도입 장치가 고안되었으며, 고속으로 회전하는 원형판의 가장자리에 일정한 크기의 홈(Cavity)를 만들어 곡물이 도입되면 각각의 홈에 단일립의 곡물이 자리를 잡을 수 있도록 하였다. 단일립으로부터 얻은 영상은 고 해상도이므로 스캐너방식보다는 예측모델이 필요한 정보를 가능한 많이 얻을 수 있고 다른 낟알들과 겹쳐서 촬영되는 경우가 줄어들기 때문에 정확도와 재현성이 개선된다. 단일립으로부터 영상을 얻으면서 빠른 속도로 시료를 처리하기 위해서는 피사체가 빛에 노출되는 시간을 충분히 유지하기 어려운 문제가 있다. 이러한 충분한 노출시간을 디지털카메라가 확보하지 못하면 해상도가 떨어지는 영상을 얻게 되고 이는 예측모델이 시료를 판별하는 과정에도 오차를 주게 된다. 따라서 단일립 영상을 얻으면서 빠른 속도로 분석을 해야 하는 어

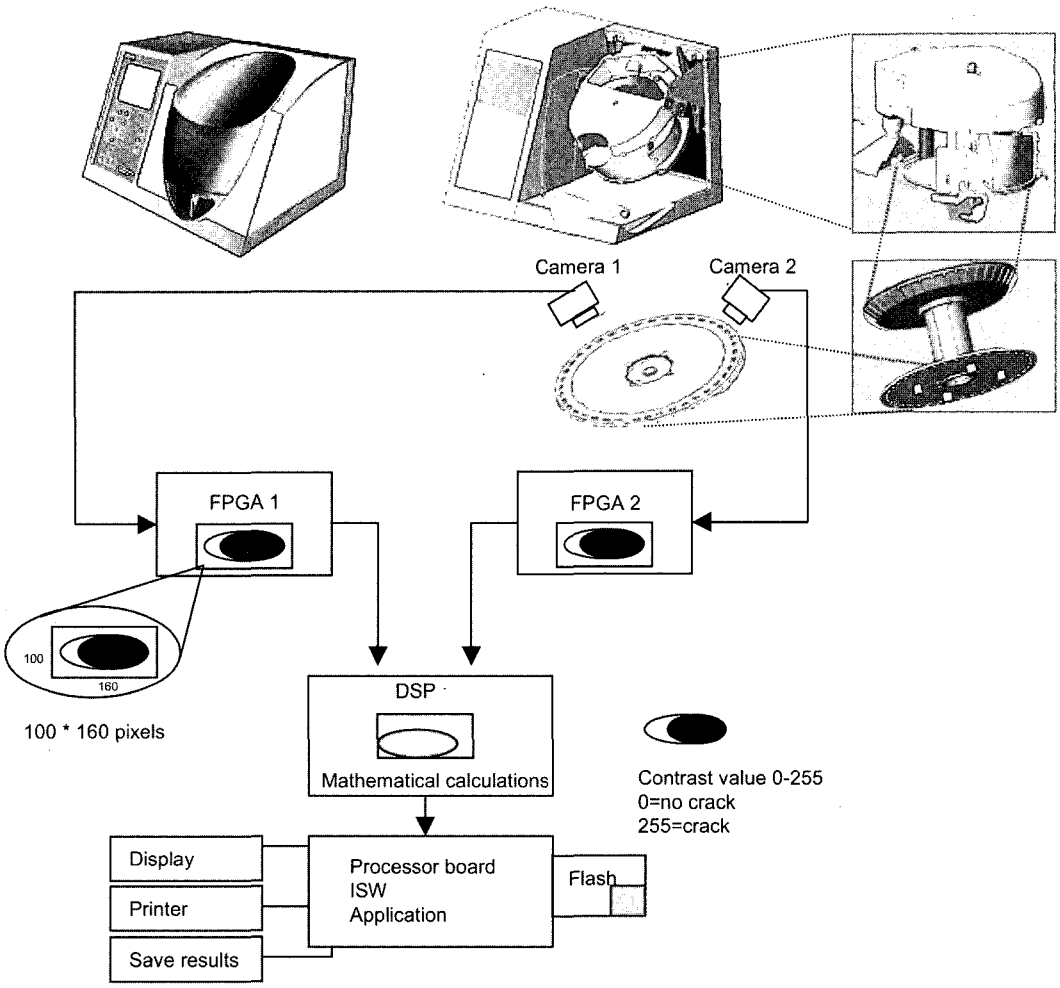

Fig. 2. The structure of Cervitec™ 1625 Grain Inspector.

려움을 거울을 이용한 Optical tracing기법을 사용하여 극복할 수 있었다. 피사체인 단일립 곡물은 거울에 그 상이 비쳐지는데 피사체가 빠른 속도로 움직이더라도 거울에 비쳐진 상은 디지털카메라의 시야에 계속 들어오게 된다. 따라서 카메라가 피사체를 노출하는 시간이 길어지게 되므로 피사체의 빠른 움직임에 때문에 생기는 흐릿한 영상이 아닌 우수한 해상도를 얻을 수 있다. 단일립으로부터 영상을 얻으면서 빛의 조사 과정에서 생길 수밖에 없는 음영을 최대한 제거하도록 조명장치는 2개의 광다이오드를 사용하였고, 촬영되는 피사체 배경의 색도를 조정하여 촬영시 생길 수 밖에 없는 음영을 가능한 제거하도록 디자인하였다. 카메라는 영상센서가 CMOS 센서(KAC_0320, Eastetman Kodak Company)인 VGA 해상도의 CMOS카메라(640 × 480 pixels)가 사용되었다. 카메라로부터 획득된 영상은 컴퓨터가 처리할 수 있는 형태인 디지털 영상 신호로 변화되어 프레임 버퍼(frame buffer)라고 하는 영상 저장 모듈에 기억된다. 프레임 버퍼로 FPGA(Field Programmer Gateway Array)가 사용되었으며 이것은 비

디오 처리를 위하여 이상적으로 적합한 재구성 가능한 컴퓨팅 기술(reconfigurable computing technology)을 나타낸다. 이렇게 영상저장 모듈에 기억된 정보는 영상처리장치를 통해서 영상 정보가 추출된다. 이 영상 정보를 이용하여 응용모델에 의해 최종 분류가 PC 보드에서 수행된다.

3. 영상 처리 과정에 따른 획득된 영상의 변화

1) 백색광 영상

카메라에 의해 읽힌 영상 데이터는 디지털 신호 프로세서에서 전환된다. 획득된 영상은 컴퓨터에서 사용되는 표준 영상 형식으로 재 계산되며 보간(interpolation)이 적용된 이미지는 RGB 값으로 표현되어 160×100 화소의 크기가 된다. WBLUT(White Balancing Look Up Table)라 불리 우는 교정표(correction table)에 따라 백색광 표준화에 의해 보정되며 단일립을 확인하기 위한 첫 번째 과정인 배경과 단일립을 구분하기 위해 경계값(threshold)에 의한 윤곽추출이 이루어진다. 두 번째 과정은 단일립과 작은 물체 즉, 먼지 입자, 얇은 지푸라기, 시료 디스크에 존재하는 얼룩 등을 구별하고 제거하는 잡음제거(noise reduction)를 거친다. 다음 단계인 분할(segmentation)과정을 거치면 영상에 남아있는 물체의 면적이 계산되고 너무 작은 크기의 모든 물체(소프트웨어에서 정의된 부스러기 크기보다 작은 것)들은 제외된다. 영

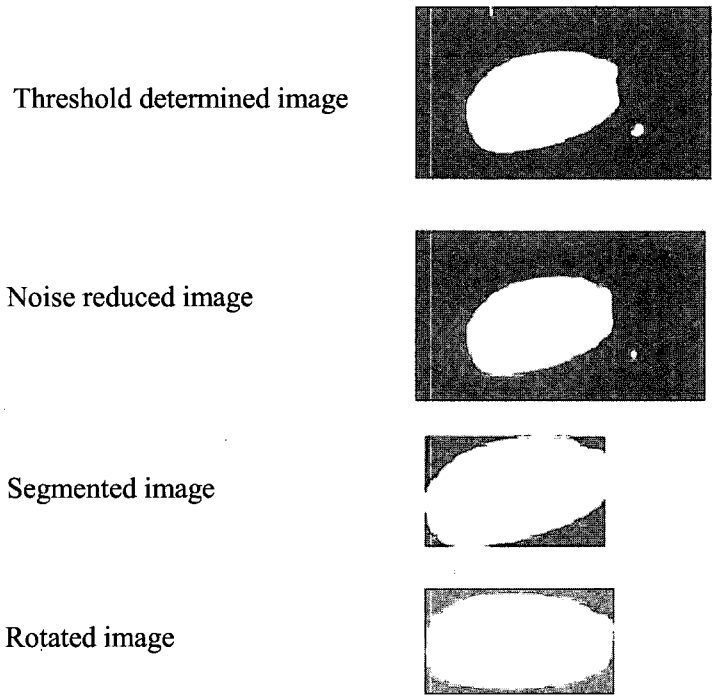

Fig. 3. Image processing.

상 처리의 마지막 단계는 낟알을 회전시켜서 모든 낟알들이 동일한 방향으로 위치하게 하는 것이다. 각 단일립의 영상데이터(Kernel Image Data, KD)에는 길이, 폭, 면적, 적색(Red, R) 평균, 녹색(Green, G) 평균, 청색(Blue, B) 평균, 색상(Hue, H) 평균, 채도(Saturation, S) 평균, 농도(Intensity, I) 평균, 적색(Red, R) 표준편차, 녹색(Green, G) 표준편차, 청색(Blue, B) 표준편차, 색상(Hue, H) 표준편차, 채도(Saturation, S) 표준편차, 농도(Intensity, I) 표준편차의 15개 값이 얻어 진다.

Figure 3은 영상처리에 따른 획득된 영상의 변화 과정을 나타내었다.

2) 동할광 영상

상이한 색을 띠는 빛을 동할이 있는 쌀의 양쪽에서 조사하면 그 금의 경계선을 이 두 종류의 빛이 정상적으로 확산을 일으키지 못하여 금이 생긴 경계선을 보여 주게 된다. 동할 값은 단일립의 넓이에 대한 명암대비의 정도로 결정되어 진다. 이 값은 0에서 225 사이의 값이 된다. 0이면 동할이 없으며 255일 경우 전체 동할을 말한다. 그리하여 특정 동할 값이 적용되어 쌀의 동할 여부를 판정 할 수 있으며 이러한 원리로 육안으로는 확인이 어려운 내부에 금이 생긴 쌀을 판정할 수 있다. Figure 4는 동할 측정 원리를 나타낸다.

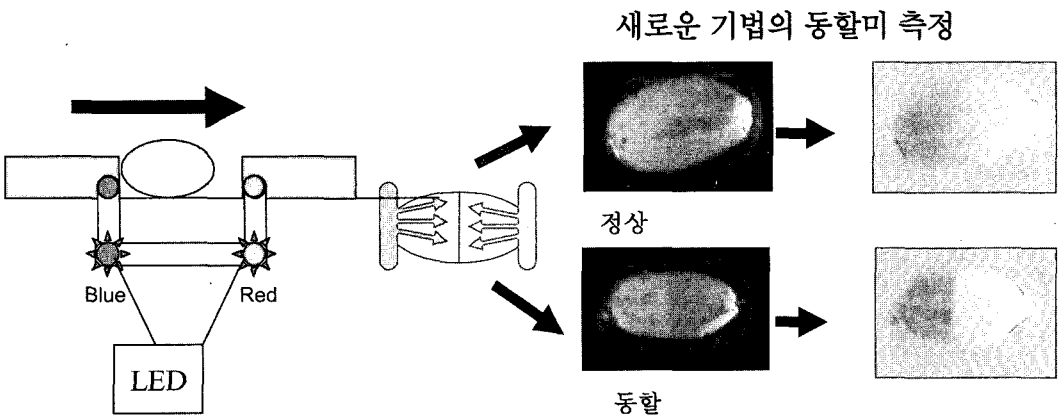

Fig. 4. The principal of crack determination.

4. 인공신경망 기법 중 확률적 신경망에 의한 분류

표준군의 각 품질별 군소속성의 번호는 1-5로 지정하였는데, 1: 싸라기, 2: 피해립, 3: 분상질립, 4: 착색립, 5: 정상립으로 하였다. 확률적 신경망(Probabilistic Neural Network, PNN)을 이용한 쌀의 품질별 구분을 위한 패턴인식법은 다음과 같은 방법으로 구성하였다. 우선 인공신경망은 다음의 그림에서 표시된 바와 같은 보통 방사형기준함수(radial basis function, RBF)라고 불리우는 확률분포형 활성화함수와 그 다음 단에 연결된 경쟁 함수(competitive function, COMPET)를 적용한 뉴론을 사용하였다. 즉, 일반적인 PNN의 합계층에 COMPET 뉴론으로 적용한 것이다. Figure 5는 PNN 신경망 구조이다.

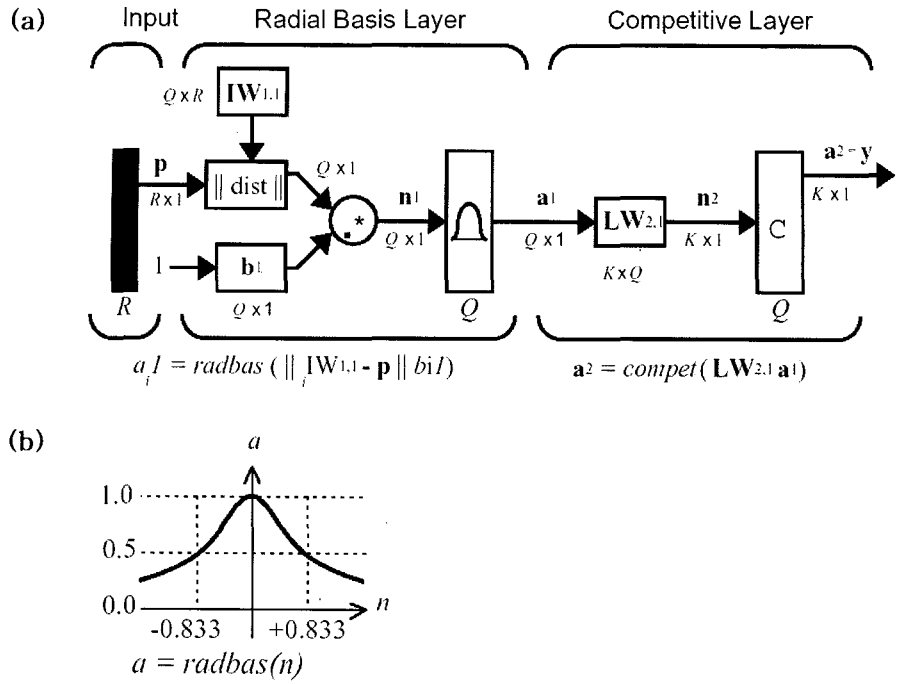

Fig. 5. Schematic diagram of Probabilistic Neural Network (PNN). (a) Neurons employed in PNN. (b) Radial Basis Function (RBF).

III. 결과 및 결론

5개 군 분류 시 예측모델과 육안검사와의 가장 좋은 상관관계를 얻은 결과는 Table 1이다. 1군(싸라기) 90.5%, 2군(피해립) 95.2%, 3군(분상질립) 100%, 4군(착색립) 92.1%, 5군(완전립) 99.1%였다. PNN에서는 단순히 전향(feed-forward)의 연산만이 이루어지고 역전파와 같은 오차의 처리가 불필요하기 때문에 신경망의 훈련이 단 1회의 통과만으로 가능하게 되고 따라서 신경망의 훈련이 다른 어떤 신경망에 비해서 빠르게 진행되며 군 소속성에 대한 판정에 있어서도 매우 명확한 결과를 제시하는 것으로 보여 진다. 결과적으로 PNN의 의한 방법이 속도도 빠르고 더 향상된 판별결과를 얻을 수 있었다.

본 연구에서는 대부분 육안으로 품질 판정이 이루어지는 대표적 사례인 쌀의 품질 평가를 객관적이고 신속 정확하게 수행할 수 있는 자동화 분석시스템을 개발하고자 하였다. 자동화 영상분석장치(Cervitec™ 1625 Grain Inspector, Foss Analythical AB, Sweden)를 이용하여 쌀의 각 구성 곡립인 완전립, 분상질립, 착색립, 피해립, 싸라기의 개체 품질을 판별하는데 사용될 수 있는 최적의 자료처리의 방법과 패턴인식의 방법을 개발하였다. 이를 이용하여 빠르고 정확한 쌀의 품질을 판정할 수 있는 자동화 분석 시스템을 구축하였다. 개발된 디지털 영상처리기법 및 패턴인식의 방법을 다른 종류의 곡물로 그 응용의 범위를 확대할 수 있을 것으로 기대된다.

Table 1. Classification results of validation set by PNN algorithm as found with 5 classes. 9 PCs of auto scaled data were used as inputs for the prediction. The original data were cleaned by cross validation.

Found Class / Actual Class	1	2	3	4	5	N
1	90.5*	4.5	1.0	0.0	4.0	2225
2	0.8	95.2	0.2	2.4	1.3	1436
3	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	763
4	0.0	7.9	0.0	92.1	0.0	532
5	0.2	0.8	0.0	0.0	99.1	3853

*Recognition rate (%) = number of correct classification/total number Class labels. 1 = Broken kernel; 2 = Damaged kernel (micro, insect, mixed); 3 = Chalky kernel; 4 = Colored kernel; 5 = Sound kernel.

참고문헌

1. Goodman, D. E. and R. M. Rao. 1984a. New, Rapid, Interactive Image Analysis Method for Determining Physical Dimensions of Milled Rice Kernels. J. Food Sci. 49 : 648-649.
2. Masaki, O. and H. Kokichi. 1988. An application of computer image analysis for characterization of plant type in rice cultivates. Japan J. Breed. 38 : 449-458.
3. Sakai, N., S. Yonekawa, and A. Matsuzaki. 1996. Two-dimensional image analysis of shape of rice and its application to separating varieties. J. Food Eng. 27 : 397-407.
4. Chtioui, Y., D. Bertrand, and D. Barba. 1996. Reduction of the size of the learning data in a probabilistic neural network by hierarchical clustering. Application to the discrimination of seeds by artificial vision. Chemom. Intell. Lab. Syst. 35 : 175-186.
5. Hunter, A. 2000. Feature selection using probabilistic neural networks. Neural Comput. & Applic., 9 : 124-132.
6. Visen, N. S., J. Paliwal, D. S. Jayas, and N. D. G. White. 2002. Specialist neural networks for cereal grain classification. Biosystems Engin. 82(2) : 151-159.
7. Kawamura, S., M. Natsuga, K. Takekura, and K. Itoh. 2003. Development of an automatic rice-quality inspection system. Comp. and Elect. in Agric. 40 : 115-126.

Rice Quality Grading System Using Automated Image Analysis

Young-Joo Park

FOSS Korea Ltd., 3F., KVMA Bldg., 272-5, Seohyun-Dong, Pundang-Ku, Sungnam City, Kyounggi-Do 463-824, Korea

+82-31-709-9591, yjpark@foss.co.kr