

디지털 영상처리와 신경망을 이용한 2차원 평면 물체 품질 제어

김진환\*, 서보혁\*, 박성욱\*  
 \*경북대학교 전기공학과, \*\*구미1대학 컴퓨터응용전기전공

Quality Control of Two Dimensions  
 Using Digital Image Processing and Neural Networks

Jin-Hwan Kim\*, Bo-Hyeok Seo\*, Seong-Wook Park\*\*  
 \*Dept. of Electrical Eng. Kyungpook Nat. Univ. \*\*Dept. of Major In Electricity applied Computer Kumi

**Abstract** - In this paper, a Neural Network(NN)based approach for classification of two dimensions images. The proposed algorithm is able to apply in the actual industry. The described diagnostic algorithm is presented to defect surface failures on tiles. A way to get data for a digital image process is several kinds of it.

The tiles are scanned and the digital images are preprocessed and classified using neural networks. It is important to reduce the amount of input data with problem specific preprocessing. The auto-associative neural network is used for feature generation and selection while the probabilistic neural network is used for classification. The proposed algorithm is evaluated experimentally using one hundred of the real tile images. Sample image data to preprocess have histogram. The histogram is used as input value of probabilistic neural network. Auto-associative neural network compress input data and compressed data is classified using probabilistic neural network. Classified sample images are determined by human state. So it is intervened human subjectivity. But digital image processing and neural network are better than human classification ability. Therefore it is very useful of quality control improvement.

망(PNN:Probabilistic Neural Network)을 이용하였다. 그래서 제한한 알고리즘을 적용하기 위해 내외장제로 손쉽게 구할 수 있고 실제 생산현장에도 알고리즘을 적용할 수 있는 타일을 이용하였다.

2. 본 론

2.1 히스토그램(Histogram)

디지털 영상처리에서 영상의 밝기값에 대한 분포를 보여주는 그래프로서 영상의 특징을 한눈에 알아볼 수 있다. 영상의 밝기(intensity)값을 수평축으로 하고 수평축의 밝기값에 대응되는 크기를 가진 픽셀수가 영상 안에 몇 개나 되는지 나타내는 빈도수(frequency)를 수직축으로 해서 만든 그래프이다. 따라서 흑백영상의 경우 수평축은 0~255의 범위값을 가지며 수직축의 값은 영상의 크기와 밝기의 분포에 따라 달라진다.

20	20	20	20	20	20	20	40
160	60	60	60	60	60	60	40
160	60	70	70	70	70	70	40
160	60	70	80	80	70	60	40
160	60	70	80	80	70	60	40
160	60	70	70	70	70	60	40
160	60	60	60	60	60	60	40
160	120	120	120	120	120	120	120

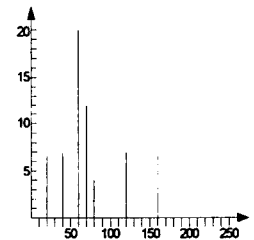


그림 1. 작은 크기의 샘플영상에 대한 히스토그램  
 Figure 1. Histogram of small size sample image

1. 서 론

최근 고도 산업사회로 발전함에 따라 우리 일상에서는 다량의 제품이 다양하게 출시되고 있다. 그래서 그러한 제품생산에 따른 수요의 증가와 함께 품질의 고급화에 대한 요구도 점차 증가하고 있는 것이 현실이다. 특히 가전제품, 디스플레이장치, 자동차, 실내내장제 등 최종 소비재의 외장부분의 사소한 표면 결함이라 할지라도 수요자의 불만을 초래할 수 있기 때문에 고품질화의 요구가 매우 크다. 이러한 수요자의 요구에 부응하고 또한 생산회사에서는 제품 불량으로 인한 추후 리콜비용을 절감하기 위해서 표면결함의 검출과 제거를 위한 여러 가지 노력을 기울이고 있다. 하지만 실제 생산현장에서는 여러 가지의 제약조건이 따르고 인간의 육안검사를 통해 결함을 식별한다는 것은 한계가 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 기존에도 디지털 영상처리를 이용한 특히 해 분해법(Singular Value Decomposition), 이산 웨이블릿 변환법(Discrete Wavelet Transform)등을 이용한 방법이 있지만 표면 결함 분류작업에서 좋은 결과를 얻지 못하였다. 그래서 본 논문에서는 결함 분류 성능을 획기적으로 높일 수 있는 좋은 방법이며, 특히 인간이 아주 구별하기 어려운 결함도 구별해내는 능력이 있을 뿐 아니라 병렬처리 능력을 가지고 있기 때문에 다량의 데이터를 실시간으로 고속으로 처리하는 확률 신경

2.2 디지털 영상처리에서의 자동연상 신경망  
 (Auto-associative Neural network in Digital Image Processing)

디지털 영상처리에서 많은 양의 데이터로 인해 신경망 알고리즘 사용상 또 다른 문제점을 야기시킨다. 많은 양의 데이터를 처리하기 위해 신경망 구조는 더 복잡해지면서 커지고 메모리용량도 증가한다. 그래서 자연스럽게 데이터처리 시간도 길어지게 된다. 이러한 신경망구조를 좀 더 간단하게 하기위해 특별한 전처리과정(Pre-processing)을 통해서 입력데이터의 양을 줄이는 것이 무엇보다 중요한 문제이다. 그래서 본 논문에서는 디지털영상처리의 전처리 과정에서 자동연상 신경망(Auto-Associative Neural Network)을 사용하여 영상 입력데이터를 압축(Compression)하여 입력데이터 양을 줄였다.

그림 2에서처럼 m개의 입력노드와 n개의 노드를 가진 1개의 은닉층, m개의 출력노드로 이루어져 있는데 스캐너를 통한 영상데이터를 입력으로 받아서 은닉층에서 데이터를 압축시키고 은닉층의 각각의 출력은 불량인지 불량인지 분류를 하기 위한 확률신경망의 입력으로 들어간다.

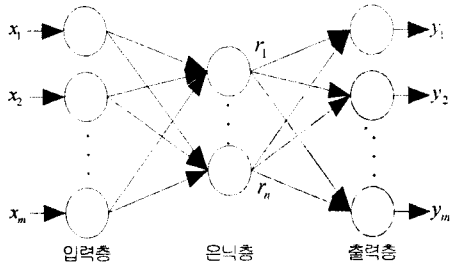


그림 2. 자동연상 신경망의 구조  
Figure 2. Structure of an Auto-Associative Neural Network

### 2.3 확률신경망(Probabilistic neural network)

확률신경망은 신경망이 가지고 있는 보편적 장점을 두루 갖추고 있고 표본으로부터 특징값의 분포 특성을 확률밀도함수(probability density function)의 형태로 추론하는 등의 독특한 장점을 지니고 있다. 기본 구조는 다음과 같다.

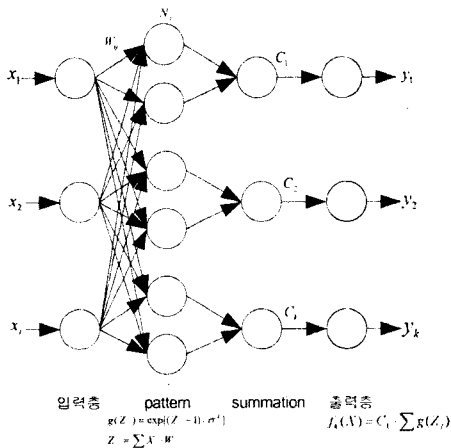


그림 3. 확률신경망의 구조  
Figure 3. Structure of Probabilistic Neural Network

확률신경망은 4개의 층(layer)으로 구성되어 있다. 첫째 층은 입력층으로서 여기들 통해 각 표본의 특징벡터  $(X_i)$ 가 확률신경망에 공급된다. 두 번째 층은 패턴층으로서 입력층에 공급된 표본의 특징값  $(X_i)$ 에 가중치  $W_{ij}$ 를 곱한 결과들의 합을 받아들여, 그 값에 지수함수형 적용한 값을 출력시킨다. 세 번째 층은 합산층으로서, 합산층의 각 노드(node)들은 패턴층의 노드들 중 자신과 같은 범주에 속한 노드들에만 연결되어 있는데, 연결된 패턴층의 노드들의 출력의 합을 입력으로 받아들인 후 여기에 사용자가 정의한 파라미터  $C_i$ 를 곱하여 그 결과를 출력시킨다. 마지막으로 네 번째 층은 출력층으로서 최종적인 출력이 결함 분류 과정에 사용된다. 다른 종류의 신경회로망과는 달리, 확률신경망의 구조는 주어진 문제가 가지고 있는 결함 종류의 수와 학습 과정에서 사용된 학습 표본의 수에 의해 결정된다. 즉 출력층과 합산층의 노드의 수는 결함 종류의 수와 같고, 패턴층의 노드수는 학습 표본의 수와 일치하며, 입력층의 노드수는 특징 벡터의 특징수와 동일하다. 그리고 확률신경망

에는 세가지 종류의 가중치가 존재한다. 그림 3의  $W_{ij}$ 는 학습 표본의 특징 벡터들의 특징값을 그대로 사용하기 때문에 학습 표본으로부터 직접 결정된다.

PNN의 학습과정은 다음의 3과정으로 이루어져 있다.  
(1) 학습표본이 주어지면 패턴층에 이에 해당하는  $j$ 번째 노드  $N_j$ 를 설정한다.

(2) 만약에  $X_{ij}(i=1,2,3,\dots,M, j=1,2,\dots,N)$ 를 주어진  $j$ 번째 학습 표본의  $j$ 번째 특징이라고 하면, 패턴층의  $j$ 번째 node와 입력층의  $i$ 번째 노드를 잇는 연결선의 가중치  $W_{ij}$ 를  $X_{ij}$ 와 같게 한다.

(3) 그리고 마지막으로 패턴층의  $j$ 번째 노드를 주어진 학습 표본이 속해 있는 범주에 해당하는 합산층과 연결한다. 학습표본으로부터 각 범주별 조건부 확률 밀도함수  $p(\xi|W_j)$ 를 계산한다는 하는데 각각의 학습 표본으로부터 구한 개별밀도함수를 합하여 최종적인 확률밀도함수를 추론하는 방법이다. 즉  $j$ 번째 범주  $W_j$ 에 속하는  $n$ 개의 학습표본에 대한  $n$ 개의 특징벡터  $\xi_i(i=1,\dots,n)$ 가 있다고 할때  $d$ -차원 공간상의 임의의 점  $\xi$ 에서 추정할 수 있는 조건부확률밀도함수  $p(\xi|W_j)$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$p(\xi | w_j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(\xi - \xi_i)^T (\xi - \xi_i)}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

여기서  $\sigma$ 는 각 학습 표본으로부터  $p(\xi|W_j)$ 를 추정할 때 각 학습 표본의 개별적인 중요도를 조절하는 평활화계수이다. 일단 회로망의 훈련이 끝나면 사용자 정의 파라미터인  $C_i$ 와 평활화 계수  $\sigma$ 를 선택해야 한다.  $\sigma$ 값을 작게 하면 개개의 패턴에 대한 중요성을 강조하게 되고  $\sigma$ 값을 크게 하면 많은 패턴들의 평균적인 움직임을 강조하게 된다. 실제 평활화 계수  $\sigma$ 는 개개의 학습 표본으로부터 범주별 확률밀도함수를 추론할 때 사용되는 계수로서 어떤 이론적 근거로부터 결정된다고 보다는 실용적 관점에서 비교적 "양호한" 결함 분류 성능을 얻을 수 있는  $\sigma$  값을 찾아 사용하고 있다.

### 2.4 실험 단계(Experiment Steps)



그림 4. 실험 처리 과정  
Figure 4. Experiment Processing Steps

그림 4에는 본 논문의 실험 과정을 나타낸다. 흔히 디지털 영상처리를 위해 데이터를 수집하는 방법은 여러 가지 있으나 본 논문에서는 2차원의 평면 물체의 표면검사에 대한 것이어서 2400dpi 해상도의 컬러스캐너를 이용해서 실험에 필요한 100개의 타일을 디지털 이미지로 받았다. 표면의 균열, 깨짐, 색상불균일 등의 불량품 분류를 위한 확률신경망의 입력데이터로 하기전에 자동연상 신경망을 이용해서 데이터의 전처리(pre-processing) 단계를 거친다. 디지털 이미지는 약  $1200 \times 1200$  픽셀의 크기이고 이러한 이미지는 각각마다 이미지 히스토그램을 얻을 수 있다. 특히 그레이 스케일의 이미지 히스토그램은 256개의 요소를 가진 벡터값으로 이 히스토그램 벡터값을  $II$ 라고 하면  $II$  벡터값은 또 다시 더 작은 16개의 벡터값으로 나누어진다. 이 벡터를  $X$ 라 하자.

$$II = [h_1 \ h_2 \ \dots \ h_{256}]$$

$$X_1 = [h_1 \ h_2 \ \dots \ h_{16}]$$

$$X_2=[h_{17} h_{18} \dots h_{32}]$$

$$X_{16}=[h_{241} h_{242} \dots h_{256}]$$

그러면 위처럼 16개의 자동연상 신경망 벡터를 구할 수 있고, 자동연상 신경망에 의해 전처리된 벡터 R<sub>i</sub>는 은닉층의 출력벡터로부터 구할 수 있다. 그래서 R<sub>i</sub>는 이미지 분류를 위한 확률신경망의 입력으로 사용된다.

$$R=[R_1 R_2 \dots R_{16}] \text{이고 } R_i=[r_i, r_{i+1}], i=1, \dots, 16$$

이처럼 H벡터로 나누는 이유는 학습계산 시간을 줄이고 데이터저장공간을 줄이기 위한 것이다.

다음은 100개의 디지털 이미지 샘플 중에서 대표적인 것을 예로 들어서 히스토그램을 보여주고 있다.

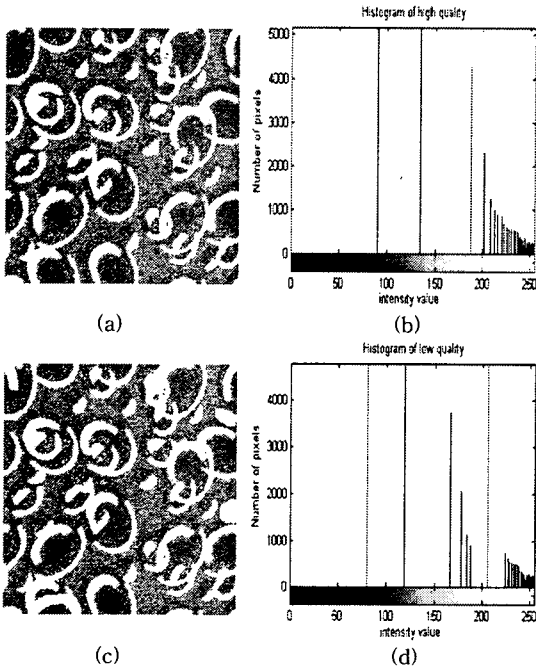


그림 5. 타일 이미지 히스토그램  
Figure 5. Tile Image Histogram

그림 5의 (a)그림은 우량품의 타일을 스캔한 이미지이고 (b)는 (a)이미지의 히스토그램을 나타낸다. (c)는 인위적으로 흠집을 낸 불량품의 타일을 스캔한 이미지이고, (d)는 (c)이미지의 히스토그램을 나타낸다. 히스토그램이 그레이스케일에서는 색의 밝고 어두움의 정도에 따라 분포된다. 즉 검정의 강도가 세면 0값에 흰색의 강도가 세면 255값에 분포한다. 실험으로 실제 타일 100개중에서 20개의 타일에 인위적으로 흠집을 가한후에 타일을 스캔하여 이미지를 받았다. 그 결과는 표 1에 보여주고 있다.

표 1. 분류된 타일의 실험 결과

Tabel 1. Experiment results of being classified tile

	Intensity value	High Quality Tile	Low Quality Tile
신경망에 의해 바르게 분류된 타일수	1~256	72	13
	1~100	73	6
	100~200	79	18
	100~256	75	16
	125~190	79	19
	150~235	76	17
타일총수(단위:개)		80	20

위의 표 1에서도 알 수 있듯이 히스토그램의 전체를 입력데이터로 받아서 실험한 결과 보다 오히려 특정한 부분의 히스토그램 영역에서 더 잘 분류됨을 알 수 있다. 이것은 균일한 샘플 타일에서 특정부분에 결함이 많음을 알 수 있고 인간의 육안으로 구분하기 어려운 아주 미세한 표면 결함도 히스토그램의 밝기값(intensity value)의 빈도수에 따라 확률신경망에 의해 잘 분류됨을 알 수 있다.

### 3. 결 론

우리 인간이 표면 검사를 할 경우에는 개인적인 주관에 개입되거나 인간의 몸상태에 따라서 오차가 많이 생긴다. 또한 육안으로 식별이 불가능한 것은 분류해내기 힘들게 된다. 따라서 본 논문에서는 인간이 아닌 디지털 영상처리 시스템을 이용하여 실제로 검사가 잘 이루어지는지에 대해서 실험을 통하여 알아보았다. 즉 2차원 평면 물체에 대한 품질 제어를 위해 디지털 영상처리법과 신경망을 이용하여 타일의 표면 검사하였다. 표1 실험 결과에서도 보여주듯이 제안한 확률신경망을 사용하여 표면검사분류가 잘 수행되었음을 알 수 있다. 현재 이러한 기법을 적용한 곳이 있고, 또한 적용범위도 무한히 넓어서 추후에는 LCD, PDP등의 디스플레이 불량화소 검사에서도 적용 가능할거라 생각된다. 그럴 경우에는 지금의 디지털 영상처리 방법을 스캐너가 아닌 화소(pixel)가 높은 카메라를 이용하여 데이터를 얻는 시스템을 구축하여 입력데이터의 손실이 없어야하는 것이 급선무이고 좀 더 빠르고 정확하게 처리하기 위해서 새로운 알고리즘도 개발 연구되어야 한다.

### [참 고 문 헌]

- [1] S.Haykin, Neural Networks, Acomprehensive Foundation; Prentice Hall,inc.,1999
- [2] H.Vogel, U.Jager, "Error Detection on Structured Surfaces with Digital Image Processing and Neural Network", Proc. 5th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, EUFIT'97, Aachen,Germany,Sept. 08 11, 1997 vol.3, pp 1925 1929
- [3] R.Cucchiara,"Cluster Analysis in Machine Vision with Genetic Algorithm",Machine Vision and Application Journal. Springer Velag, vol.11.no1.pp. 1 8 1998.
- [4] Zeljko Hocenski,Alfonzo Baumgartner,"Image Comparison Method for Visual Quality Control Based on Matrix Decomposition",Proc. of IEEE, ISIE' 2000, Cholula,Puebla,Mexico, pp. 580- 585, 2000
- [5] Osama A.Ahmed and M.M.Fahmy,"Application of Multi-layer Neural Networks to Image Compression", IEEE International Symposium on Circuit and Systems, June 9 12,1997,Hong Kong, pp.1273 12 76. 1997
- [6] Arun D. Kulkarni, Computer Vision and Fuzzy Neural Systems; Prentice Hall,inc. 2001
- [7] Rafael C.Gonzalez, Richard E.Woods,Steven L.Edins, Digital Image Processing, Prentice Hall,inc, 2002
- [8] G.L.Foresti,"A probabilistic approach to object classification by neural trees",IEEE pp.510 514,1999
- [9] Prashant Kumar Patra, Manojranja Nayak, Simant Kumar Nayak, Nataraj Kumar Gobbak,"Probabilistic Neural Network for Pattern Classification", IEEE Trans, pp.1200 1205, 2002
- [10] A.Branca, W.Delaney,F.P.Lovergine, A.Distante, "Surface Defect Detection by Texture Analysis with a Neural Network",IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1497 150 2, 1995