

# 웨이브렛과 ART2 신경망을 이용한 실장 PCB 분류 시스템

김 상 철<sup>†</sup> · 정 성 환<sup>††</sup>

## 요 약

본 논문은 웨이브렛 변환 영역에서 특징 벡터를 추출하여 ART2 신경회로망으로 실장 PCB 패턴을 인식하여 분류하는 알고리즘을 제안한다. 실장 PCB의 형태 정보는 웨이브렛에 의해 주파수 영역으로 변환되고, 이들 계수 행렬들로부터 부분력 개념을 도입하여 특징 벡터가 추출된다. 진처리 과정으로 임계치와 히스토그램 방법에 의해 PCB 영역이 추출되고, 웨이브렛 변환을 적용하여 특징 벡터가 추출된다. ART2 신경회로망은 이러한 특징 벡터들을 입력벡터로 사용하여 분류한다. 크기가 동일하고 탑재된 부품이 서로 다른 실장 PCB 영상 55장을 사용하여 실험한 결과, ART2의 경계인수  $\rho=0.99$ 에서 100%의 분류율을 얻었다. 또한 제안된 방법은 웨이브렛 변환 영역상에서 수직, 수평, 대각선 정보만으로 특징 벡터를 구축함으로써 특징 추출 과정이 비교적 간단하고 특징 벡터의 수도 줄일 수 있어, 효율적인 특징벡터의 추출이 가능함을 보였다.

## Mounted PCB Classification System Using Wavelet and ART2 Neural Network

Sang-Cheol Kim<sup>†</sup> · Sung-Hwan Jung<sup>††</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we propose an algorithm for the mounted PCB classification system using wavelet transform and ART2 neural network. The feature informations of a mounted PCB can be extracted from the coefficient matrix of wavelet transform adapted subband concept. As the preprocessing process, only the PCB area in the input image is extracted by histogram method and the feature vectors are composed of using wavelet transform method. These feature vectors are used as the input vector of ART2 neural network. In the experiment using 55 mounted PCB images, the proposed algorithm shows 100% classification rate at the vigilance parameter  $\rho=0.99$ . The proposed algorithm has some advantages of the feature extraction in the compressed domain and the simplification of processing steps.

### 1. 서 론

최근 영상처리에 대한 연구는 컴퓨터 처리기술과 하드웨어의 고기능화로 효율적인 영상 신호의 압축 및 복원, 컴퓨터 비전, 패턴 인식 등의 분야에서 비약적인

발전은 거듭해 왔다[1]. 특히 영상처리와 관련하여 패턴인식 기술은 시각 검사장치를 사용한 공장 자동화의 공정 제어기술로 많이 사용되고 있으며, 부품의 치수 계산, 부품유무, 유사부품의 선별, PCB(Printed Circuit Board) 분류, 검사 등의 여러 공정에 점차 실용화되어 가고 있다[2,3]

이러한 패턴인식을 위한 연구방법들은 원형정합 (Template Matching), 통계적(Statistical) 방법 및 구

† 준 회 원 : 창원대학교 대학원 전자계산학과

†† 종신회원 : 창원대학교 전자계산학과 교수

논문접수 : 1998년 7월 28일, 심사완료 : 1998년 10월 12일

문론적(Syntatic) 방법 등이 있으나, 이들 방법들은 처리과정에서 몇 가지의 문제점이 있다. 원형정합은 비교 대상간의 정확한 정렬이 요구되며, 통계와 구문론적인 방법은 계산량이 방대하고 주위 환경에 원활한 적용이 곤란하여 시스템 구현에 많은 문제점을 내포하고 있다[4]. 이들 문제점의 해결을 위한 방법으로 신경회로망(Neural Network)을 이용한 패턴 인식 알고리즘에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다[5,6]. 신경회로망을 이용한 패턴인식 알고리즘은 크게 두 가지로 구별되고 있다. 첫째는 입력 영상 패턴을 직접 신경회로망에 입력하여 패턴을 인식하는 방법이고 둘째는 전처리 과정을 거쳐 특징 파라미터를 추출한 후 신경회로망에 의해서 인식하는 방법이다. 첫 번째 방법은 입력영상의 해상도에 따라 많은 노드 수가 필요하며 입력 연결선의 개수도 증가하기 때문에 실제 패턴 인식 시스템 구현에 있어서 어려움이 있다. 그러나, 입력 영상의 변환 영역에서 특징 파라미터를 추출한 후, 신경회로망을 이용하는 두 번째 방법은 소수의 입력 벡터를 사용하기 때문에 노드 수와 입력 연결선 수를 줄일 수 있어 처리 시간 단축 및 시스템 구현이 용이하여 현재 대부분의 신경회로망을 이용한 패턴인식에서 이 방법을 선호하고 있다[7].

기존의 기본(Bare) PCB 패턴인식에 대한 연구는 PCB가 제조되어질 때 발생하는 품질 결함 부분을 패턴인식 기술로 판별하는 연구가 대부분으로서, 종래의 사람에 의한 목시검사 대신 영상 처리에 의한 결함 발견과 결함의 종류를 밝히는 데 목적이 있다[8~10]. 이러한 PCB 패턴인식에 대한 연구방법은 공간 영역에서의 외곽선과 같은 형상 정보를 추출하여 인식하는 방법으로 조도나 정렬, 회전등의 환경 변화에 따른 정확한 특징 파라미터의 추출이 어렵고 인식하고자 하는 물체의 크기에 따라 특징 파라미터의 수가 증가하는 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 DCT(Discrete Cosine Transform), Hough 변환, 웨이브렛 변환등의 방법이 사용된다.

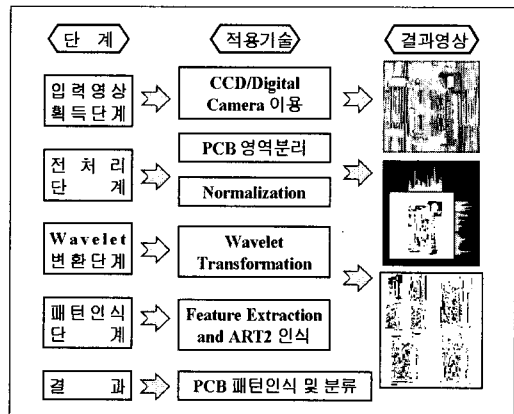
본 논문에서는 기본 PCB 품질결함 연구에 중점을 둔 대부분의 기존 연구[8~10]와는 달리, 제조 공정상에 필요한 실장 PCB를 자동 분류하는 알고리즘을 제안한다[11]. 이러한 실장 PCB 패턴인식 및 분류에 대한 연구방법으로는 인간의 시각 분해 방식과 유사하고, 영상의 압축 영역에서 특징 파라미터를 추출할 수 있는 웨이브렛 변환과 ART2 신경망을 이용한다. 이는

웨이브렛 계수로부터 특징 벡터를 직접 추출할 수 있어서, 일반적 특징 벡터 추출을 위한 영상의 필터링 처리, 영상 이진화, 에지 검출, 에지 세선화, 외곽선 검출과정 등의 여러 단계를 간소화할 수 있는 장점을 가지고 있다.

본 논문의 전체적인 구성은 서론에 이어, 2장에서는 PCB 패턴인식 및 분류 시스템을 위한 전처리, 특징 추출, 패턴인식 과정에 대해 논의한다. 그리고, 3장에서는 실험환경 구성과 실험결과를 고찰하고, 마지막으로 4장에서는 결론을 맺고, 차후 연구과제에 대하여 살펴본다.

## 2. 제안된 PCB 패턴인식 및 분류 시스템

(그림 1)은 본 논문에서 제안한 PCB 패턴인식 및 분류를 위한 블록도이다. 제안된 PCB 패턴분류 시스템은 세부적으로 4단계로 나눌 수 있다. 먼저, 디지털 카메라나 CCD를 통해 실험 영상을 획득하는 입력영상 획득단계와 PCB 영역만을 추출해 내는 전처리 단계를 거친다. 추출된 PCB 영역에서 효율적인 특징 파라미터 추출을 위한 웨이브렛 변환단계와 마지막으로 ART2 신경망을 이용하여 특징 패턴을 인식, 분류하는 단계로 나눌 수 있다.



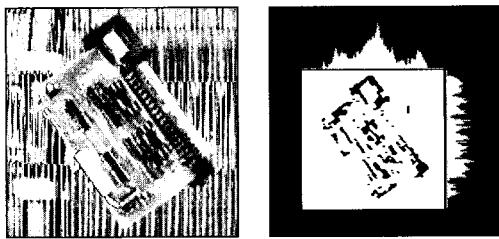
(그림 1) 제안된 실장 PCB 분류 시스템의 블록도

### 2.1 전처리

본 절에서는 전처리 단계로서 RGB 칼라 성분으로 구성되어 있는 입력 영상에 대해 칼라 임계치(Threshold)를 적용하여 PCB 영역과 배경 영역이 분리된 이진 영

상을 획득한다. 이 이진 영상에서 X, Y축 방향 투영을 통한 히스토그램 기법을 적용하여 PCB 영역의 네 꼭지점 좌표를 구한다. 다음으로, 입력 칼라영상을 256 그레이 레벨 영상으로 변환시킨 후, 계산된 좌표점을 이용하여 직사각형 모양의 그레이 레벨 PCB 영역을 추출해 낸다. 추출된 PCB 영상에 대한 회전 정렬은 PCB를 이루는 네 꼭지점 중 아랫변을 구성하는 두 꼭지점을 이용하여 이 변이 수평축과 이루는 회전 각도를 계산하여 회전 정렬을 수행한다.

(그림 2)는 전처리 과정의 한 예를 보인 것이다. (그림 2(a))는 입력 영상을 나타내고, (그림 2(b))는 PCB 영역과 배경인 컨베이어(Conveyor) 부분을 분리시킨 이진 영상의 한 예를 나타낸다. 이것은 입력 칼라 영상에서 Red 칼라 임계치를 이용하여, 배경과 PCB 영역을 이진 영상으로 분리한 것이다. 또한, PCB 영역의 X, Y축 좌표점을 얻기 위해 방향투영 누적 히스토그램을 이진 영상에 적용하고, PCB 영역만의 X, Y축 좌표를 얻어 그레이 레벨 영상에서 PCB 영역만을 추출해 낸다[12].

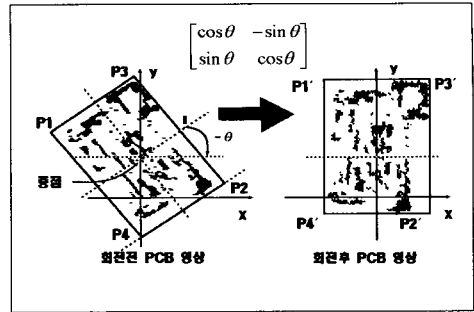


(a) PCB 실험영상 (b) 히스토그램 처리영상

(그림 2) PCB 영역 발체

다음으로 (그림 3)과 같이 회전된 PCB에 대한 회전된 각도  $\theta$ 를 얻기 위하여 PCB의 구조적인 특징을 이용한다. 즉, (그림 2(b))에서 계산된 네 꼭지점 가운데 아랫변인  $P_2(X_2, Y_2)$ ,  $P_4(X_4, Y_4)$ 의 두 점을 지나는 직선이 X축과 이루는 각을 식 (1)을 이용하여 구한다[13].

(그림 3)은 회전의 한 예로서 회전 전의 이진 영상에 대해 중점으로부터 X축에 대해 회전각  $-\theta$ 만큼 회전한 후의 이진 영상을 보여준다. 실제 회전은 추출된 그레이 레벨 영상의 각 화소 좌표 (X, Y)에 대해 회전 행렬을 적용하여 정렬된 새 좌표 (X', Y')를 계산하여 구현하며, 회전 행렬을 이용한 좌표 변환식은 식 (2)와 같다.



(그림 3) 회전 전, 후의 PCB 영상

$$\theta = \frac{Y_4 - Y_2}{X_4 - X_2} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2)$$

### 2.2 웨이브렛 변환

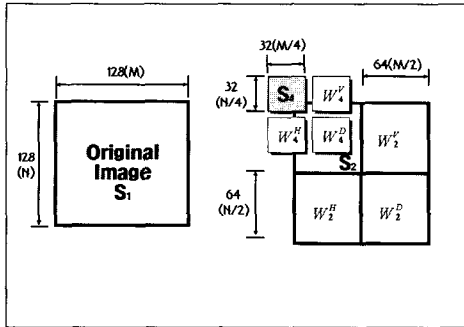
그레이 레벨 PCB 영상의 특징벡터를 추출하기 위해 웨이브렛 변환을 적용하며 변환식은 식 (3)과 같이 정의한다.

$$WT_{f(m,n)} = \frac{1}{\sqrt{m}} \psi \left( \frac{t-n}{m} \right) \quad m, n \in R \quad (3)$$

(m : 팽창/축소(Scaling)변수 n : 이동(Translation)변수)

웨이브렛 변환은 실수의 2차원 평면  $L^2(R)$ 에서 직교 기저 함수  $\psi_{mn}(t)$ 들의 집합을 형성하고 있는 웨이브렛 평면에 투영(Projection)하여 서로 다른 분해능을 갖는 신호로 변환함으로써, 시간 함수의 신호를 각각 다른 분해능에서 해석할 수 있는 변환이다. 각 해상도의 기저(Basis) 함수로  $\psi_{mn}(t)$ 를 형성하고 있는 웨이브렛들은 원형(Mother) 웨이브렛이라는 함수  $\psi(t)$ 를 팽창/축소(Dilation/Contraction)하고 이동(Translation)함으로써 얻을 수 있다[14].

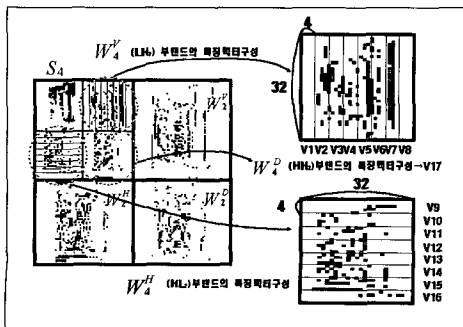
(그림 4)는 웨이브렛의 2단계 분할 형태이고, (그림 5)는 추출된 PCB 영상에 대해 2단계 웨이브렛 변환을 적용시킨 결과이다. 추출된 PCB 영상으로부터 구한 웨이브렛 계수 행렬은 (그림 4)와 같이  $64 \times 64$  픽셀크기를 가지는  $LH_1(W_2^V)$ ,  $HL_1(W_2^H)$ ,  $HH_1(W_2^D)$ 의 3개 블록과  $32 \times 32$  픽셀크기를 가지는  $LL_2$ ,  $LH_2$ ,  $HL_2$ ,  $HH_2$ 의 4개 블록으로 나눈다. 즉, 하나의 PCB 영상이 7개의 부분력으로 나누어져 이들 블록들로부터 신경회로망에 입력을 위한 특징벡터들이 추출된다[15].



(그림 4) 2단계 웨이브렛 변환

2.3 특징 벡터 추출

계산된 웨이브렛 계수 행렬로부터 다음 3단계에 의해 신경회로망의 특징벡터들이 추출된다. 1단계에서는 수직방향 주파수 분포를 가진  $LH_2(W_1^V)$  부밴드에서 특징 벡터를 추출한다.  $W_1^V$  부밴드에서는 가로, 세로를  $32 \times 4$  부분력으로 나눈 후, 각 부분력에서 한 개의 특징 벡터를 추출하여 8개의 특징 벡터를 구성한다. 2단계에서는  $HL_2(W_1^H)$  부밴드에서 수평방향 주파수 분포에 대한 특징 벡터를 추출한다.  $W_1^H$  부밴드에서는 가로, 세로를  $4 \times 32$  부분력으로 나눈 후, 같은 방법으로 8개의 특징 벡터를 구성한다. 마지막으로, 3단계에서는  $HH_2(W_2^D)$  부밴드에서 대각선방향 주파수 분포에 대한 특징 벡터를 추출한다. 가로, 세로  $32 \times 32$  계수값을 가지는  $W_2^D$  부밴드에서는 각 계수값을 더하여 1개의 특징 벡터를 추출한다. 한편, 지그-재그 형식으로 출력되는 2차원 DCT 계수에서의 특징벡터 추출은 다음과 같다.  $128 \times 128$  크기의 입력영상에 대해 가로, 세로  $32 \times 32$  화소블록 크기로 나누어 2차원 DCT 변환을 수행하여



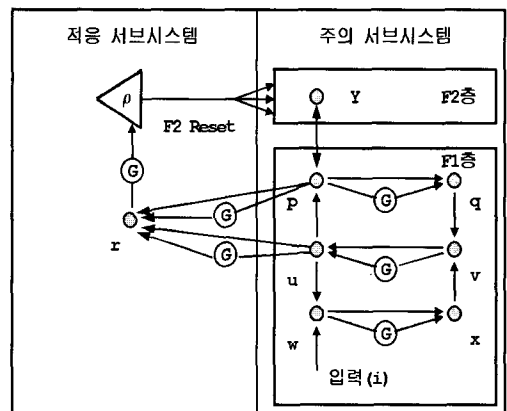
(그림 5) 각 부밴드에서 추출되는 특징벡터

모두 16개의 DCT 부분력 계수행렬을 획득한다. 다음 단계에서는 각각의 16개 부분력에서, 수평, 수직, 대각 방향 계수들로부터 3개의 특징벡터를 추출하여, 모두 48개의 특징 벡터를 한 개의 PCB 영상에서 추출한다.

2.4 ART2 신경회로망

ART(Adaptive Resonance Theory) 신경회로망 모델은 임의의 입력패턴의 연속에 대해 실시간으로 자가조직(Self-Organize)이 가능하고, 학습된 패턴을 잃지 않고 새로운 패턴을 학습할 수 있는 적응성과 안정성을 가지고 있다[16].

(그림 6)은 ART2의 기본 구조이다. ART2는 이진 입력패턴과 아날로그 또는 Gray Level 입력 패턴에 대해서도 학습이 가능한 모델이다. ART2의 구성은 주의 서브시스템(Attentional Subsystem)과 적응 서브시스템(Orienting Subsystem), 2개의 서브시스템으로 구성되어 있다. 주의 서브시스템은 다시 여러 개의 하부계층으로 나누어져서, 입력 패턴을 받아들여 비교하는 비교층인 F1층과 인식된 결과를 출력하는 인식층인 F2층으로 구성되어 있다. F1층과 F2층은 각 노드에서 활성화된 패턴을 저장하기 때문에 STM(Short Term Memory)이라 하고, F1과 F2 사이의 상, 하향 연결 가중치를 LTM(Long Term Memory)으로 나타낸다. ART 신경회로망은 LTM의 연결 가중치를 조절함으로써 새로운 패턴에 대한 학습을 수행한다.



(그림 6) ART2의 기본 구조

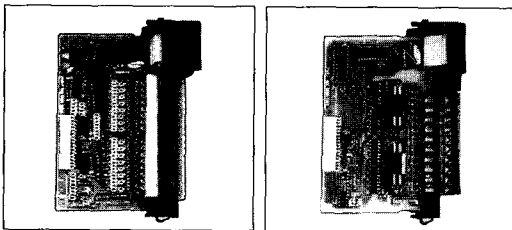
적응 서브시스템은 F1층에 입력된 패턴이 학습된 F2층과 매칭에 실패했을 때마다 활성화되어 F2층에 차단

신호(Reset Signal)를 보내어 노드의 활성화를 억제하여 적당한 매칭이 발견되거나 새로운 카테고리가 생성될 때까지 나머지 카테고리를 차례로 검사한다. 학습 알고리즘은 입력벡터가 카테고리의 원형에 충분히 비슷할 때 카테고리를 저장한다. 입력벡터와 카테고리의 원형이 충분히 비슷할 때를 공명(Resonance)된다고 말한다. 유사성의 정도는 경계인수(Vigilance Parameter)  $\rho$ 에 의해 결정된다.  $\rho$ 의 범위는 0과 1사이이며 카테고리의 수를 결정한다. 입력벡터가 네트워크에 존재하는 어떤 원형에 비슷하지 않을 때에는 새로운 카테고리가 만들어진다.

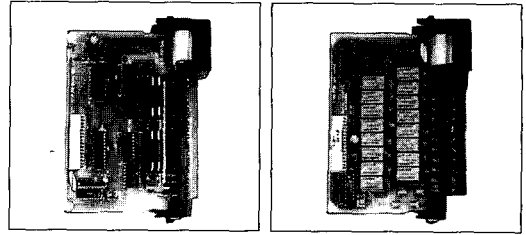
### 3. 실험 및 고찰

본 논문에서는 SSC-410N 디지털 카메라를 이용하여 55개의 PCB 입력영상을 취득하였고, IBM 호환 Pentium PC에서 GNU C를 사용하여 다음과 같은 알고리즘으로 구현하였다.

먼저 실장 PCB 입력영상을 취득하고 입력영상에서 PCB 영역만을 분리하기 위해 임계치와 히스토그램 방법을 적용한 후, 회전된 PCB에 대해 회전행렬을 사용하여 정렬한다. 추출된 영상의 크기를 128×128로 정규화한 후, 웨이브렛 변환을 하여 웨이브렛 계수행렬을 구한다. 구해진 계수 행렬로부터 본 논문에서 제안한 부분력의 개념을 적용하여 PCB 한 장당 모두 17개의 특징벡터를 구한다. 입력영상 55개에 대해 각각 17개의 특징벡터를 구하여 17×55 행렬형식으로 PCB 패턴분류를 위한 신경회로망의 입력벡터로 사용한다. (그림 7)은 본 실험에서 사용된 실장 PCB 영상의 예를 나타내었다. 실험 영상의 획득은 생산라인의 일정한 조도에서 크기가 같고 탑재된 부품이 서로 다른 11종의 실장 PCB에 대해 각각 5장씩 총 55개의 영상으로 구성되었다.



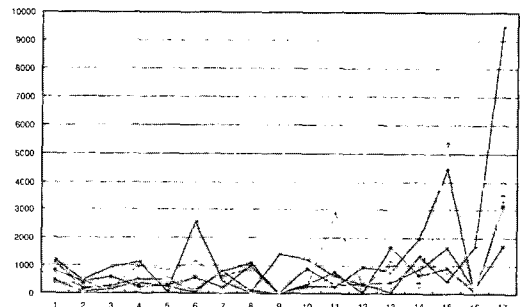
(a) 모델 a PCB영상 (b) 모델 b PCB영상



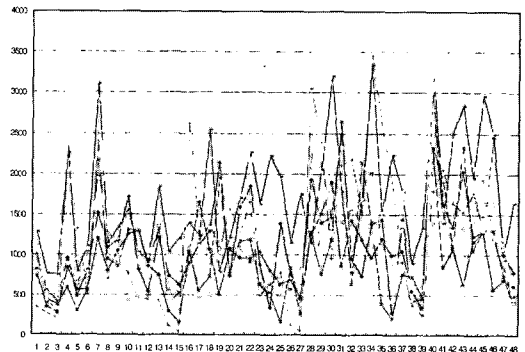
(c) 모델 c PCB영상 (d) 모델 d PCB영상

(그림 7) 실장 PCB 영상의 예

(그림 8)은 웨이브렛에 의해 추출된 신경회로망의 입력벡터 패턴들이고, (그림 9)는 DCT에 의해 추출된 신경회로망의 입력벡터 패턴들로서 11종의 PCB에 대한 대표적인 입력패턴값을 그래프로 나타내었다.



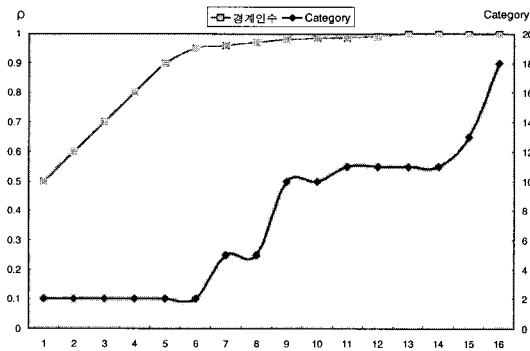
(그림 8) 웨이브렛에 의해 추출된 입력 벡터



(그림 9) DCT에 의해 추출된 입력 벡터

(그림 8)과 (그림 9)에서 X축은 특징벡터를 구성하는 순번을 나타내고, Y축은 특징벡터의 값을 나타낸다. (그림 10)은 신경회로망의 경계인수와 분류 카테고리와의 관계를 나타낸 결과이다. 실험에 사용된 경계

인수 0.99의 선정은 실험결과에 따라, 정확하게 11개 카테고리 분류가 시작된 0.985 이상과 0.996 이하의 경계인수 중에서 선택하였다[17].



(그림 10) 경계인수와 분류 카테고리와의 관계

(그림 10)에서 왼쪽 Y축은 신경회로망의 경계인수, 오른쪽 Y축은 경계인수에 따른 카테고리 분류수를 나타낸다. 55장의 실험 영상에 대하여 유사도 파라미터 0.99에서 실험결과 100%의 분류율을 보였다. 또한, 신경회로망의 입력벡터로 DCT 부블럭으로부터 추출한 특징벡터를 사용함으로써, 본 논문에서 제안한 웨이브렛 계수로부터 추출한 특징벡터의 분류 결과와 비교하였다. <표 1>은 웨이브렛, DCT의 두 가지 방법에 의해 추출된 특징벡터를 사용한 분류결과를 비교한 것이다.

본 논문에서는 인간의 시각분해방식과 유사한 웨이브렛 변환 계수행렬로부터 신경회로망의 입력벡터를 추출함으로써 DCT에 의한 방법보다 좋은 분류율을 얻었다. 또한, 웨이브렛 계수행렬로부터 특징벡터를 추출함으로써 특징 벡터 추출을 위한 처리과정이 공간영역에서의 필터링 처리, 이진화, 에지 검출, 에지 세선화, 외곽선 검출과정 등의 특징벡터 추출과정보다 단순화되었고, 결과적으로도 양호한 특징벡터를 추출할 수 있었다.

<표 1> 웨이브렛과 DCT에 의한 분류율 비교표

특징벡터 추출방법	특징 벡터수	경계인수	정분류수	오분류수	분류율
웨이브렛	17	0.99	11	0	100%
DCT	48	0.99	10	1	91%

#### 4. 결 론

본 논문에서는 웨이브렛과 신경회로망을 이용한 실장 PCB의 패턴분류 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 외형 크기가 동일하고 탑재된 부품이 서로 다른 11종의 PCB 입력 영상 55장을 획득하여 수행한 결과, 다음과 같은 결론을 얻었다.

첫째로, 웨이브렛 계수 행렬로부터 특징벡터를 추출하기 때문에 기존 공간영역에서의 특징벡터 추출과정보다 특징벡터 추출과정이 간단하였다. 둘째로, 실험영상에 대해 신경회로망 경계인수 0.99에서 100%의 분류율을 보였다. 셋째로, 웨이브렛에 의해 추출된 특징벡터를 신경회로망의 입력벡터로 사용했을 때, DCT에 의해 추출된 특징벡터를 신경회로망의 입력벡터로 사용했을 때보다, 9% 더 높은 분류율 향상을 보였다.

향후 연구과제로는 최적의 특징벡터 추출방법과 생산현장의 조도변화에 보다 유연하게 적용할 수 있는 방법의 연구와 더불어 실장된 개별부품 마킹문자에 대한 인식에 대한 실용화 연구가 필요하다.

#### 참 고 문 헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, 'Digital Image Processing,' Addison Wesley Publishing Company, 1992.
- [2] J. T. Tou and R. C. Gonzalez, 'Pattern Recognition Principles,' Addison-Wesley Publishing Company, 1974.
- [3] Y. A. Feldman and A. Bruckstein, 'Artificial Intelligence and Computer Vision,' North Holland, 1991.
- [4] 이주신, "웨이브렛 변환과 신경회로망을 이용한 SMD IC 패턴 인식에 관한 연구", 청주 대학교, 박사학위논문, 1997.
- [5] J. Cardillo and M. A. Sid-Arimed, "Target Recognition In a Clustered Scene Using Mathematical Morphology," Pattern Recognition, Vol. 29, No.1, pp.27-49, 1996.
- [6] A. D. Kulkarni, 'Artificial Neural Networks for Image Understanding,' Van Nostrand Reinhold, New York, pp.13-203, 1994.
- [7] S. I. Gallant, 'Neural Network Learning and

Expert System,' The MIT Press, pp.231-244, 1994.

- [8] 신정균, "신경망 기반의 Bare PCB 검색", 성균관대학교, 석사학위논문, 1993.
- [9] 안상섭, "인쇄회로기판(PCB)의 결함 검출 및 인식 알고리즘", 한국과학기술원, 석사학위논문, 1994.
- [10] 강정룡, "소형 PCB 자동시각 검사를 위한 화상처리", 원광대학교, 석사학위논문, 1996.
- [11] 김상철, 정성환, "ART2 신경망을 이용한 PCB 패턴인식", 한국정보처리학회, '98 춘계학술발표논문 CD, 1998.
- [12] 조보호, 정성환, "ART2 신경회로망을 이용한 차량 번호판 문자 인식", 한국정보과학회, '97 가을 학술 발표 논문집(2), pp.455-458, 1997.
- [13] 권준식, 최중수, "SMD의 위치와 방향 계산 및 검사 알고리즘 : 형태학적 방법과 Hough 변환 방법의 비교", 중앙대학교, 전자공학회논문지, 제32권, B편, 제1호, 1995.
- [14] M. K. Mandal, E. Chan, X. Wang, and S. Panchanathan, "Multiresolution Motion Estimation Techniques for Video Compression," Optical Engineering, Vol.35, No.1, pp.128-136, January, 1996.
- [15] 김진아, 정성환, "내용기반 영상 데이터베이스 검색을 위한 질감 특징 추출", 창원대학교, 석사학위논문, 1997.
- [16] Gaill A. Carpenter and Stephen Grossberg, "ART2 : Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns," OPTICS, Vol.26, No.23, pp.291-339, 1991.
- [17] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "ART2-A : An Adaptive Resonance Algorithm for Rapid

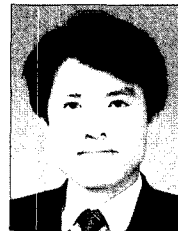
Category Learning and Recognition," Neural Networks, Vol.4, pp.493-504, 1994.



**김 상 철**

e-mail : kimsc@sarim.changwon.ac.kr  
 1994년 경북대학교 전자공학과(공학사)  
 1998년 창원대학교 전자계산학과 대학원(이학석사)  
 1994년~현재 삼성항공 연구원

1998년~현재 창원대학교 강사  
 관심분야 : 영상처리, 멀티미디어, 컴퓨터비전, 신경망 응용



**정 성 환**

e-mail : sjung@sarim.changwon.ac.kr  
 1979년 경북대학교 전자공학과(공학사)  
 1983년 경북대학교 대학원(공학석사)  
 1988년 경북대학교 대학원(공학박사)

1986년 전자계산기 기술사  
 1992년 정보처리 기술사  
 1992년~1994년 Univ. of California at Santa Barbara Post-Doc.  
 1997년~현재 미국 CSM(Colorado School of Mines) 방문교수  
 1988년~현재 창원대학교 전자계산학과 부교수  
 관심분야 : 영상정보처리, 멀티미디어, 내용기반 영상 DB, 신경망 응용, 초고속 정보통신망 응용