

신경망을 이용한 실장 PCB 패턴인식 시스템

김 상 철*, 정 성 환*

*창원대학교 전자계산학과 멀티미디어 연구실(MIPS)

Mounted PCB Pattern Recognition System Using Neural Network

Sang-Cheol Kim*, Sung-Hwan Jung*

* MIPS Lab., Dept. of Computer Science, Changwon National University

요 약

본 논문은 Wavelet 변환 영역에서 특징 벡터를 추출하여 ART2 신경회로망으로 실장 PCB 패턴을 인식하는 알고리즘을 제안한다. PCB 형태 정보는 Wavelet에 의해 주파수 영역으로 변환되고, 이들 계수 행렬로부터 특징 벡터로서 추출된다. ART2 신경회로망은 이러한 특징 벡터들을 입력벡터로 사용하여 인식한다. 실장 PCB 영상 55장을 사용하여 실험한 결과, 학습된 입력패턴은 물론 비학습 입력패턴에 대해서도 약 99%의 인식율을 얻었다. 또한 제안된 방법은 Wavelet 변환 영역상에서 수직, 수평, 대각선 정보만으로 특징 벡터를 구축함으로써 특징 추출 과정이 비교적 간단하고 특징 벡터의 수도 줄일 수 있어, 효과적인 특징벡터의 추출이 가능함을 보였다.

I. 서 론

최근 영상처리 분야는 공장 자동화의 공정 제어 기술의 응용 부분으로 많은 발전을 해오고 있으며, 특히 컴퓨터 처리기술과 하드웨어의 고기능화로 비약적인 발전을 해오고 있다. 패턴 인식은 이러한 영상 처리 기술분야의 한 부분으로서 시각검사장치를 사용하여 실제 생산공정에 응용되고 있으며, 부품치수측정, 부품 유무, PCB(Printed Circuit Board)의 검사 등의 공정에 점차 실용화되어 가고 있다[1,2].

일례로, 전자산업분야에서의 PCB 검사공정에서는 표면에 여러 종류의 표면 실장용 부품이 장착된 PCB를 자동인식하기 위하여 입력영상으로부터 정확한 형

태의 정보분석, 특징벡터 추출 그리고, 패턴인식 기술이 선결과제이다[3].

이러한 패턴인식을 위한 연구방법들은 원형정합(Template Matching), 통계적(Statistical) 방법 및 구문론적(Syntactic) 방법 등이 있으나, 이들 방법들은 처리 과정에서 몇 가지의 문제점이 있다. 원형정합은 기준이 되는 표준 패턴과 입력 패턴으로부터 추출한 형상이나 특징이 되는 파라미터를 비교하여 판별하는 방법으로 물체의 정확한 정렬과 각 환경에 따른 많은 수의 표준 패턴들이 요구된다. 그리고, 특정한 형태의 특징을 추출하여 통계적으로 대상체의 유사도를 판별하는

통계적 방법과 구문론적인 방법은 주위환경에 원활한 적용이 곤란하며 또한 계산량이 방대하여, 시스템 구현에 많은 문제점을 가지고 있다[4,5]. 이들 문제점의 해결을 위한 방법으로 신경회로망을 이용한 패턴인식 알고리즘에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다[6~14].

신경회로망을 이용하여 패턴인식을 할 경우 영상의 잡음이나 왜곡, 위치변화, 크기의 다양성, 조명조건 등에 유연하게 적용하며 패턴을 인식할 수 있다. 신경회로망을 이용한 패턴인식 알고리즘은 크게 두 가지로 구별되고 있다. 즉, 입력영상 패턴을 직접 신경회로망에 입력하여 학습, 인식하는 방법과 전처리과정을 거쳐 특징 파라미터를 추출한 후, 신경회로망에 의해서 인식하는 방법이 있다. 입력영상 패턴을 직접 신경회로망에 입력하여 인식하는 방법은 영상의 해상도에 따라 많은 노드 수가 필요하며 연결선의 개수도 증가하기 때문에 패턴인식 시스템 구현에 있어서 어려움이 있다. 그러나, 입력 대상에 따라 입력영상을 공간영역 또는 주파수 영역으로 변환한 후, 특징 벡터를 신경회로망의 입력벡터로 이용하는 방법은 소수의 입력벡터를 사용하기 때문에 노드 수와 연결선 수를 줄일 수 있어 인식처리시간 단축으로 인한 시스템 구현이 용이하다.

본 논문에서는 PCB 패턴인식에 후자의 접근방법을 적용한다. 즉, 입력영상의 특징벡터추출을 위한 Wavelet 변환과 ART2 신경회로망을 이용한 PCB 패턴 인식 알고리즘을 제안한다. 전처리 과정에서 입력 PCB 영상은 특징벡터 추출을 위해 Wavelet 변환이 되고, 추출된 특징벡터는 신경회로망의 학습과 인식을 위한 입력벡터로 사용된다. PCB 패턴인식을 위한 신경회로망 모델은 ART2 신경회로망 알고리즘을 사용하였다 [15].

본 논문의 전체적인 구성은, 서론에 이어, II장에서는 입력영상에 대한 전처리과정과 특징벡터의 추출 과정에 대해 살펴본다. 또한 ART2 신경회로망의 구성과 추출된 특징벡터에서 신경회로망의 입력벡터를 구하는 방법에 대해 기술한다. 그리고, III장에서는 실험환경의 구성 및 실험결과와의 비교, 고찰을 기술하고, 마지막으로 IV장에서는 결론을 맺고, 차후 연구과제에 대하여 살펴본다.

II. 제안된 PCB 패턴인식 시스템

그림 1은 본 논문에서 제안한 PCB 패턴인식을 위

한 블록도이다. 제안된 PCB 패턴 인식 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 Wavelet 변환단계와 마지막으로 ART2 신경망을 이용하여 특징 패턴을 학습, 인식하는 단계로 나눌 수 있다.

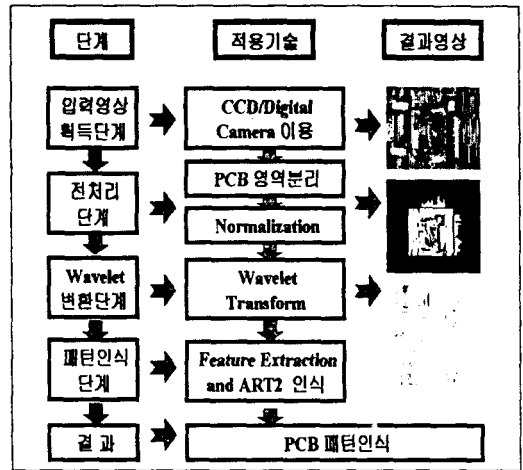


Fig. 1. The block diagram of proposed PCB recognition system

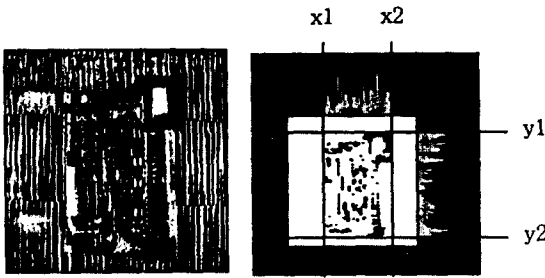
2.1 전처리(Normalization)

본 논문에서는 전처리 단계로서 RGB 칼라 성분으로 구성되어 있는 PCB 입력 영상에 대하여 PCB 영역만을 추출하기 위하여, 히스토그램 기법을 이용하여 X, Y축 방향 투영을 통해 PCB 영역을 분리한다. 또한, 추출된 PCB 영상에 대하여 가로, 세로폭을 128×128로 정규화하고, 영상의 특징을 분석하기 위해 입력영상을 256 Gray Level로 변환시킨다.

그림 2(a)는 입력 영상을 나타내고, 그림 2(b)는 PCB 영역의 X, Y축 좌표를 얻기 위해, 배경인 콘베이어 부분을 PCB 영역과 분리시킨 그림이다. 이 때 Red 칼라 문턱치 값을 이용한 X, Y축 방향 히스토그램 기법을 적용시킨다. 이러한 결과로 PCB 영역만의 X, Y축 좌표를 얻어 RGB 칼라 입력 영상에서 PCB 영역만을 추출해 낸다. 다음으로 그림 3과 같이 회전된 PCB에 대한 회전된 각도 θ 는 그림 2(b)에서 계산된 네 교점 중 가장 가까운 두 점 사이의 중간점을 지나는 직선의

기울기로 식(1)과 같이 구해진다[16].

(m : 팽창/축소(scaling)변수 n:이동(translation)변수)



(a) Input image (b) Histogrammed image
Fig. 2. PCB extraction from input image using histogram.

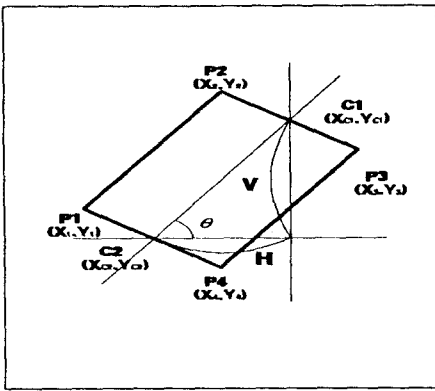


Fig. 3. Rotated PCB orientation

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{V}{H}\right) = \tan^{-1}\left(\frac{y_d - y_e}{x_d - x_e}\right) \quad (1)$$

회전은 PCB 영상의 각 화소 좌표 (x,y)에 대해 정렬된 새 좌표 (x',y')를 계산하여 구현하며, 회전행렬을 사용한 좌표변환식은 식(2)와 같다.

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

2.2 Wavelet 변환(Wavelet Transform)

PCB 영상의 특징벡터를 추출하기 위해 Wavelet 변환을 전처리과정으로 적용하며 변환식은 식(3)과 같이 정의한다.

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

Wavelet 변환은 실수의 2차원 평면 $L^2(R)$ 에서 직교 기저 함수 $\psi_{mn}(t)$ 들의 집합을 형성하고 있는 Wavelet 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 Wavelet들은 원형(mother) Wavelet 이라는 함수 $\psi(t)$ 를 팽창/축소(dilation/contraction)하고 이동(translation)함으로써 얻을 수 있다.

그림 4는 Wavelet의 2단계 분할 형태이고, 그림 5는 그림 2(b)에서 추출된 PCB 영상에 대해 2단계 Wavelet 변환을 적용시킨 결과이다. 추출된 PCB 영상으로부터 구한 Wavelet 계수 행렬은 그림 4와 같이 64×64 픽셀크기를 가지는 $LH_1(W_4^H)$, $HL_1(W_4^V)$, $HH_1(W_4^D)$ 의 3개 블록과 32×32 픽셀크기를 가지는 LL_2, LH_2, HL_2, HH_2 의 4개 블록으로 나뉜다. 즉, 하나의 PCB 영상이 7개의 부분블록으로 나누어져 이들 블록들로부터 신경회로망의 특징벡터들이 추출된다.

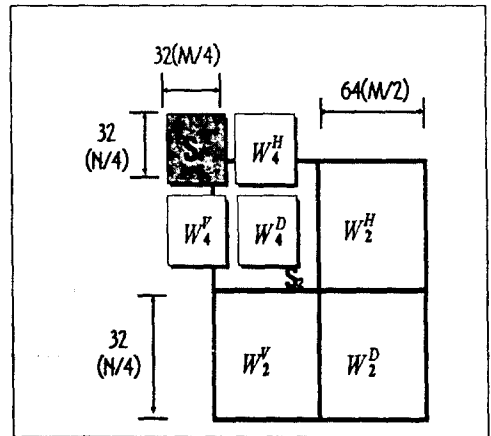


Fig. 4. 2-Level Wavelet Transform

2.3 특징 벡터 추출(Feature Extraction)

계산된 Wavelet 계수 행렬로부터 다음 3 단계에 의해 신경회로망의 특징벡터들이 추출된다.

1 단계 : 수직방향 주파수 분포를 가진 $LH_2(W_4^H)$ 부밴드에서 특징 벡터를 추출한다. W_4^H 부밴드에서는 가로, 세로로 4×32 부분블록으로 나눈 후, 각 부분블록

의 픽셀값을 더하여 8개의 특징 벡터를 추출한다.

2 단계 : $HL_2(W_4^V)$ 부밴드에서 수평방향 주파수 분포에 대한 특징 벡터를 추출한다. W_4^V 부밴드에서는 가로, 세로를 32×4 부분블록으로 나눈 후, 각 부분블록의 픽셀값을 더하여 8개의 특징 벡터를 추출한다

3 단계 : $HH_2(W_4^D)$ 부밴드에서 대각선방향 주파수 분포에 대한 특징 벡터를 추출한다. 가로, 세로 32×32 픽셀값을 가지는 블록 4는 각 픽셀값을 더하여 1개의 특징 벡터를 추출한다.

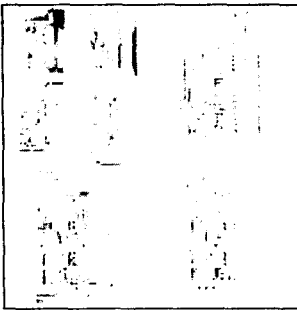


Fig. 5. An example of transformed PCB image

각 단계에서 추출되는 특징 벡터의 수는 표 1에 나타내었다.

Table 1. The number of extracted feature vectors in each step

구분	1단계	2단계	3단계	합계
특징 벡터 갯수	8	8	1	17

2.4 ART2 신경회로망(ART2 Neural Network)

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[9].

그림 6은 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.

적용 서브시스템은 F1층에 입력된 패턴이 학습된 F2층과 매칭에 실패했을 때마다 활성화되어 F2층에 차단신호(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 vigilance parameter ρ 에 의해 결정된다. ρ 의 범위는 0과 1사이이며 카테고리의 수를 결정한다. 입력벡터가 네트워크에 존재하는 어떤 원형에 충분히 비슷하지 않을 때에는 새로운 카테고리가 만들어진다.

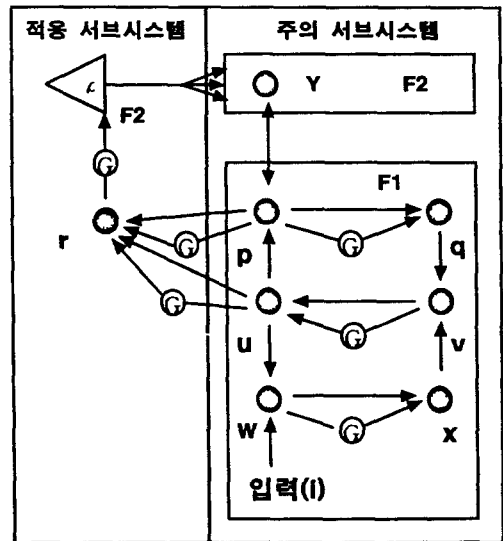


Fig. 6. The basic structure of ART2

III. 실험 및 고찰

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

- (1) 실장 PCB 입력영상을 취득한다. 실험영상들은 S사의 PCB 제조현장에서 일정한 조도아래 취득한 11종의 크기가 같고 실장된 부품이 서로 다른 PCB에 대해 각각 5장씩 총 55개의 영상을 취득한다.
- (2) 입력영상에서 PCB 영역만을 분리하기 위해 히스토그램 방법을 적용한 후, 추출된 PCB 영역의 크기를 128×128로 정규화한다.
- (3) 추출된 PCB 입력영상을 이용하여 본 논문에서 제안한 Wavelet 변환을 적용해 PCB 한 장당 모두 17개의 특징벡터를 구한다.
- (4) 입력영상 55개에 대해 각각 17개의 특징벡터를 구하여 17×55 행렬식으로 신경회로망에 입력하여 PCB 패턴을 인식한다.

그림 7은 PCB 패턴인식을 위한 신경회로망의 입력 벡터 패턴들의 한 예로서 11종의 PCB에 대한 입력패턴값을 그래프로 나타낸 것이다. 그림 7에서 X축은 특징벡터를 구성하는 순번이고, Y축은 특징벡터의 값을 나타낸다.

ART2 신경회로망의 유사도 파라미터 ρ 는 학습시에는 0.99로 하고, 인식에는 0.8을 사용하였다. 각 PCB에 대한 5장의 입력영상에 대하여 3장의 영상은 학습

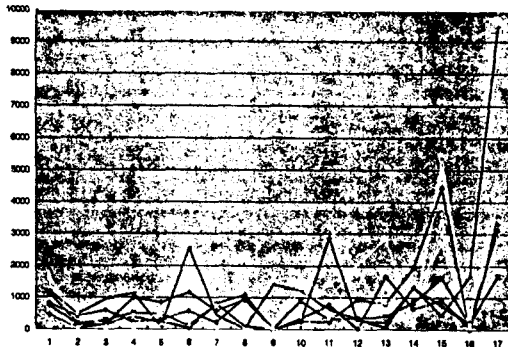


Fig 7. The patterns of ART2 input vector for PCB recognition

에 2장의 영상은 인식에 사용하였다. 실험결과, 99%의

인식율을 보였다.

또한, 신경회로망의 입력벡터로 DCT(Discrete Cosine Transform) 블록으로부터 추출한 특징벡터를 사용함으로써, 본 논문에서 제안한 Wavelet 계수 행렬로부터 추출한 특징벡터의 인식결과와 비교하였다. 그림 2(b)에서 추출된 PCB 영상에 대해 DCT 계수 행렬로부터 한 PCB 영상에서 33개의 특징벡터를 추출하여 신경회로망의 입력벡터로 사용하였다. 표 2는 Wavelet, DCT의 두 가지 방법에 의해 추출된 특징벡터를 사용한 인식결과를 비교한 것이다.

본 논문에서는 인간의 시각분해방식과 유사한 Wavelet 변환 계수행렬로부터 신경회로망의 입력벡터를 추출함으로써 DCT에 의한 방법보다 좋은 인식율을 얻었다. 또한, 입력영상으로부터 구한 Wavelet 계수행렬로부터 17개의 특징벡터를 추출하여 신경회로망의 입력벡터로 사용하기 때문에 공간영역에서 특징벡터 추출을 위한 필터링 처리, 이진화, 에지 검출, 에지 세션화, 외곽선 검출과정등의 일반적인 과정보다 단순화되었고, 결과적으로도 양호한 특징벡터를 추출할 수 있었다.

Table 2. The comparison results of feature vector extraction method.

특징벡터 추출방법	특징 벡터수	학습 유사도	인식 유사도	인식율
Wavelet	17	0.99	0.8	99%
DCT	33	0.99	0.8	45%

IV. 결론

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

첫째로, Wavelet 계수 행렬로부터 특징벡터를 추출하기 때문에 기존 공간영역에서의 특징벡터 추출과정보다 특징벡터 추출과정이 간단하였다. 둘째로, 학습된 실험영상에 대해 유사도 0.8에서 99%의 인식율을 보였다. 셋째로, Wavelet에 의해 추출된 특징벡터를 신경회로망의 입력벡터로 사용했을 때, DCT에 의해 추

출된 특징벡터를 신경회로망의 입력벡터로 사용했을 때보다 더욱 좋은 인식율을 보였다.

향후 연구과제로는 최적의 특징벡터 추출방법과 조도변화에 보다 유연하게 적용할 수 있는 방법의 연구와 더불어 실장된 개별부품 마킹문자에 대한 인식 시스템을 연구할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] H.C.Andrews, B.R.Hunt, "Digital Image Restoration" Prentice-Hall.1977.
- [2] 김 윤호, "퍼지 추론에 의한 동영상의 동일성 판별," 청주대학교, 박사학위논문, 1991
- [3] 이 명길, "웨이브렛 변환과 신경회로망을 이용한 SMD IC 패턴 인식에 관한 연구," 청주대학교, 박사 학위논문, 1997년
- [4] R. Schalkoff, "Pattern recognition stactical, structural, and neural aproaches," Join Wiley & Son Inc., 1992.
- [5] G.A. Carpenter, "Neural network models for pattern recognition and associative memory," Neural Network, Vol. 2, pp. 234~257, 1989.
- [6] P.J.G LISBOA, M.J.TAYLOR, "Techniques and applications of neural networks," Ellis Horwood, p p. 219~233, 1993.
- [7] Arun D.Kulkarni, "Artificial Neural Networks for Image Under standing," Van nostrand Reinhold, New York, pp. 13~203, 1994.
- [8] James A.Freeman, David M.Skapura, "Neural Network Algorithm, Application, and Programming Techniques," Addison-Wesley Publishing Company. Inc., pp.89~123, 1991.
- [9] Stephen I. Gallant, "Neural network learning and expert system," The MIT Press, pp. 231~244., 1994.
- [10] C.Shsing and K.Brown, "Interframe principal feature extraction using a multi-layer feedford neural network," Artificial neural networks 2(ICANN-92), Vol. 2, pp.1177~1180, 1992.
- [11] Stephen P.Banks, "Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition," Prentice Hall, pp.255~384, 1990.
- [12] 신 정금, "신경망 기반의 Bare PCB 검색," 성균관대학교, 석사학위논문, 1993년
- [13] 안 상섭, "인쇄회로기판(PCB)의 결함 검출 및 인식알고리즘," 한국과학기술원, 석사학위논문, 1994년
- [14] 강 정룡, "소형 PCB 자동시각 검사를 위한 화상처리," 원광대학교, 석사학위논문, 1996년
- [15] Gaill A. Carpenter and Stephen Grossberg, "ART2 : Self-organization of stable category recogniyion codes for analog input patterns," OPTICS, vol.26, No. 23, pp.291~339, 1991.
- [16] 권 준식, 최 중수, "SMD의 위치와 방향 계산 및 검사 알고리즘 : 형태학적 방법과 Hough 변환 방법의 비교," 중앙대학교, 1995년, 전자공학회논문지, 제32권, B편, 제 1호.