

DCT와 신경회로망을 이용한 패턴인식에 관한 연구

正會員 李 明 吉*, 李 周 信**

A Study on Pattern Recognition using DCT and Neural Network

Myung-Kil Lee*, Joo-Shin Lee** *Regular Members*

요 약

본 논문은 오차 역전파 신경회로망과 DCT를 이용하여 SMD IC의 패턴을 인식하기 위한 알고리즘을 제안한다. SMD IC의 형태 정보는 DCT를 수행한 후 계산된 계수 행렬로부터 주파수, 각도 그리고 이동과 진폭으로 선택하였다.

신경회로망의 입력벡터로는 DCT 계수 행렬로부터 구해진 특징 파라미터들을 정규화하여 사용하였으며 입력 물체의 정렬과 이동, 조도의 변화 등과 같은 환경 변화에도 적용할 수 있는 신경회로망을 구성하였다.

오차 역전파 신경회로망의 학습은 출력층의 최대오차가 0.020보다 작을 때까지 수행하였으며 4만회 정도의 학습 결과 최대오차가 이 값보다 작은 결과를 얻었다.

실험 결과에 의하면 학습된 입력벡터는 물론 유사한 환경에서 얻은 비학습 입력벡터에 대하여도 100%의 인식을 얻었다. 또한 제안된 방법은 특징 파라미터 추출 과정이 전형적인 공간영역 방법보다 비교적 간단하고 조도 변화에 대하여도 패턴의 종류와 위치 및 존재유무 대한 인식이 가능함을 보였다.

ABSTRACT

This paper presents an algorithm for recognizing surface mount device(SMD) IC pattern based on the error back propagation(EBP) neural network and discrete cosine transform(DCT).

In this approach, we chose such parameters as frequency, angle, translation and amplitude for the shape information of SMD IC, which are calculated from the coefficient matrix of DCT.

These feature parameters are normalized and then used for the input vector of neural network which is capable of adapting the surroundings such as variation of illumination, arrangement of objects and translation.

Learning of EBP neural network is carried out until maximum error of the output layer is less than 0.020 and consequently, after the learning of forty thousand times, the maximum error have got to this value.

*충남전문대학 전자계산기과

**청주대학교 전자공학과

論文番號:96397-1221

接受日字:1996年 12月 21日

Experimental results show that the rate of recognition is 100% in case of the random pattern taken at a similar circumstance as well as normalized training pattern. It also show that proposed method is not only relatively simple compare with the traditional space domain method in extracting the feature parameter but also able to recognize the pattern's class, position, and existence.

I. 서 론

최근 영상 처리 분야는 반도체 산업과 컴퓨터 기술의 발달로 비약적인 발전을 해 왔다. 특히, 영상 처리 분야중 패턴 인식은 실용성에 대한 기대감 때문에 오래 전부터 연구가 되어 왔으며 도형인식, 문자인식, 지문 인식, 물체 인식등의 분야에서 괄목할 만한 연구 결과를 가져왔을 뿐만 아니라 시각 검사 장치를 이용하는 공장 자동화와 산업 응용 분야에서 부품의 치수 계산, 부품의 조립, 유사품의 선별, PCB 검사등의 공정에 점차 실용화되어 가고 있다.⁽¹⁾⁽²⁾

그중 전자 산업 분야에서는 제품의 소형화, 미세화, 자동화를 통한 고신뢰성을 충족시키기 위한 SMT(Surface Mounting Technology)가 요구되어 진다. PCB(Printed Circuit Board)에 SMD(Surface Mount Device)를 장착하는 공정에서 발생하는 미세한 위치 오차나 어긋남은 불량률의 원인이 되므로 패턴 인식에 의해 불량품을 검출하는 기능이 필요하다. PCB 검사등과 같은 공정에서 인식하고자 하는 입력 패턴으로부터 정확한 형태 정보 분석 및 특징 파라미터 추출 그리고 패턴 인식 과정은 필수 선결 과제이다.

그중 전자 산업 분야에서는 제품의 소형화, 미세화, 고신뢰성을 충족시키기 위한 SMT(Surface Mounting Technology)가 요구되고 있으며 PCB(Printed Circuit Board)위에 SMD(Surface Mount Device)장착시 발생하는 미세한 위치 오차나 어긋남은 불량률의 원인이 되므로 패턴 인식에 의해 불량품을 검출하는 기능이 필요하다.

패턴 인식 관한 연구 방법들은 대표적으로 원형 정합(Template matching), 통계적(Statistical) 방법 및 구문론적(Syntactic) 방법 등이 있으나 이들 방법들은 처리 과정에서 몇 가지 문제점을 가지고 있다.⁽³⁾⁽⁴⁾

원형 정합은 정확한 정렬이 요구되며, 통계적과 구문론적인 방법은 계산량이 방대하고 주변 환경에 민감한 적응이 곤란하여 시스템 구현에 많은 문제점을

내포하고 있다.

이들 문제점의 해결을 위한 방법으로 신경회로망을 이용한 패턴 인식 알고리즘에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.⁽⁵⁾⁽⁶⁾⁽⁷⁾⁽⁸⁾⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾

신경회로망을 이용하여 패턴 인식을 할 경우 영상의 잡음이나 왜곡, 크기의 다양성, 위치의 변화 등에 유연하게 적응하며 패턴을 인식할 수 있다.

신경회로망을 이용한 패턴 인식 알고리즘은 크게 두 가지로 대별되고 있다. 즉, 입력 영상 패턴을 직접 신경회로망에 입력하여 인식하는 방법과 전통적인 패턴 인식에서와 동일하게 전처리 과정을 거쳐 특징 파라미터를 추출한 후 신경회로망에 의해서 인식하는 방법이다.

입력 영상 패턴을 직접 신경회로망에 입력하여 인식하는 방법은 영상의 해상도에 따라 많은 노드 수가 필요하며 연결선의 개수도 증가하기 때문에 패턴 인식 시스템 구현에 있어서 어려움이 있다. 그러나 입력 대상에 따라 공간 영역 또는 주파수 영역으로 변환한 후 물체에 대한 특징 파라미터를 추출한 후 신경회로망을 이용하는 방법은 소수의 입력벡터를 사용하기 때문에 노드 수와 연결선 수를 줄일 수 있어 처리 시간 단축 및 시스템 구현이 용이하다.

특히, SMD IC 패턴처럼 작고 정밀한 부품의 인식을 위해서는 효율적인 특징 파라미터 추출과 환경 변화에 영향을 받지 않는 패턴인식 알고리즘의 연구가 요구된다.

기존의 SMD 패턴인식에 대한 연구중 공간 영역에서 외곽선과 같은 형상 정보를 추출하여 인식하는 방법은 조도나 정렬, 회전등 환경 변화에 따른 정확한 특징 파라미터의 추출이 어렵고 인식하고자 하는 물체의 크기에 따라 특징 파라미터 수가 증가하는 문제점을 내포하고 있다. 그리고, 직교 변환을 이용하여 인식하는 방법은 인식하고자 하는 물체의 일반적인 특징을 추출한 후, 다시 공간 영역으로 사상시켜 특징 파라미터를 추출하기 때문에 알고리즘이 복잡하

고 직교 변환에 의한 특징 파라미터 설정시 입력 영상에 따라 특징 파라미터 및 개수의 선정에 많은 문제점을 가지고 있다.⁽¹¹⁾⁽¹²⁾⁽¹³⁾⁽¹⁴⁾⁽¹⁵⁾

본 논문에서는 DCT와 신경회로망을 이용한 패턴 인식 알고리즘을 제안하였다. 실험 영상은 조도값을 여섯 단계로 변화시킨 4 종류의 SMD IC 영상으로 선정하였다.

전처리 과정에서 SMD IC의 형태 정보는 입력 영상을 DCT에 의해 주파수 영역으로 변환하여 DCT 계수 행렬을 구하고 DCT 계수 행렬로부터 주파수 분포에 대한 특징, 각도 분포에 대한 특징, 그리고 이동 특징과 진폭의 크기를 입력 영상으로부터 SMD IC의 특징 파라미터로 추출하였으며 전처리 과정을 통해 얻어진 특징 파라미터를 정규화하여 신경회로망의 입력벡터로 사용하였다.

SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망은 교사 학습 방법인 오차 역전파 알고리즘을 이용하여 입력층, 중간층, 출력층의 계층 구조를 가지며 입력 물체의 정렬과 이동, 조도 변화와 같은 환경 변화에 적응하며 인식이 가능하도록 설계하였다.

II. SMD IC 패턴인식 알고리즘

1. DCT에 의한 특징 파라미터 추출

영상 신호는 주변 화소 상호간에 상관관계가 존재하므로 DCT 변환시 저주파 영역으로 에너지가 집중된다. 2차원 영상 데이터 g 에 대한 2차원 DCT G_{uv} 와 IDCT g_{mn} 는 식(1)을 이용하여 구한다.⁽¹³⁾⁽¹⁴⁾

$$G_{uv} = \frac{2C(u)C(v)}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} g_{mn} \cos\left(\frac{(2m+1)u\pi}{2M}\right) \times \cos\left(\frac{(2n+1)v\pi}{2N}\right)$$

$$g_{mn} = \frac{2}{\sqrt{MN}} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} C(u)C(v)G_{uv} \cos\left(\frac{(2m+1)u\pi}{2M}\right) \times \cos\left(\frac{(2n+1)v\pi}{2N}\right) \quad (1)$$

여기서 계수 $C(k)$ 는

$$C(k) = \begin{cases} 1 & k \neq 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & k = 0 \end{cases} \quad \text{이다.}$$

그림 1은 2차원 DCT의 계수의 분포를 표시하고 있다.

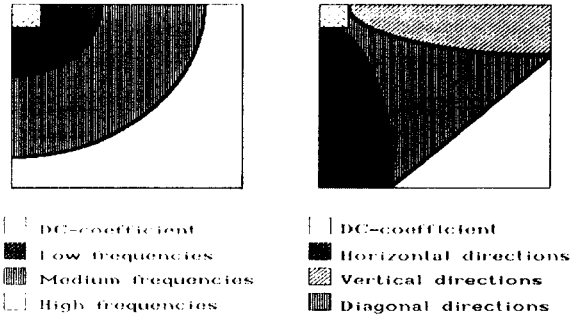


그림 1. 2차원 DCT 계수의 분포
Fig. 1 Distribution of 2-D DCT coefficient

영상 패턴에 관한 특징 추출은 DCT 계수 행렬의 특성중 저주파 영역으로 에너지가 집중되기 때문에 저주파 영역에서 다수의 특징 정보를, 고주파 영역에서는 소수의 특징 정보를 추출한다.

그림 2는 SMD IC의 입력 영상을 DCT 변환하여 얻은 계수 행렬의 수직, 수평 그리고 대각 방향의 계수들의 히스토그램을 보이고 있으며 영상의 특징을 나타내는 제 1고조파는 20, 제 2고조파가 80, 제 3고조파가 120부근에서 형성되고 있는 것을 보이고 있다. 따라서 본 논문에서는 DCT 계수 행렬을 제 3고조파의 0.1에 해당하는 $[12 \times 12]$ 로 나누어 처리하고자 한다.

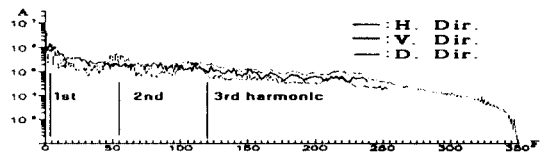


그림 2. DCT 계수 행렬에 대한 누적 히스토그램의 예
Fig. 2 An example of accumulate histogram for the DCT coefficient matrix

SMD IC 영상으로부터 구한 DCT 계수 행렬은 수직과 수평을 12×12개씩 나누어 한 개의 블록으로 정하고 256×240의 전체 계수들을 21×20개의 블록으로 나눈 후 각 블록들로부터 특징 파라미터를 추출한다.

표 1은 전체 DCT 계수 행렬을 21×20개의 블록으로 표시하였다.

표 1. 입력 영상에 대한 21×20 블록의 정의
Table 1. Definition of 21×20 blocks for the input image-block(0, 0)

block(0,0)	block(0,1)	block(0,2)	...	block(0,20)
block(1,0)	block(1,1)	block(1,2)		block(1,20)
block(2,0)	block(2,1)	block(2,2)		block(2,20)
block(19,0)	block(19,1)	block(19,2)		block(19,20)

입력 패턴 영상의 DCT 계수 행렬로부터 특징 파라미터 추출은 다음과 같이 4단계로 수행한다.

STEP 1: 블록(0, 0)에서 특징 파라미터를 추출한다.

블록(0, 0)은 영상의 높은 상관성 때문에 에너지가 집중되어 가장 큰 계수들이 분포하는 영역으로 많은 정보가 포함된 영역이라 할 수 있다.

그러므로 블록(0, 0)에서 특징 파라미터의 추출은 주파수 분포에 대한 특징 12개와 각도 분포에 대한 특징 8개, 그리고 이동에 대한

특징 12개로 정하여 모두 32개를 추출한다.

STEP 2: 블록(0, 0)에서 주파수 분포에 대한 특징 파라미터를 추출한다.

블록(0, 0)의 주파수 분포에 대한 특징 파라미터 추출은 12×12 계수 영역에서 직류 값을 기준으로 등거리에 존재하는 계수들의 합을 구하여 12개의 특징 파라미터 P[0]부터 P[11]까지 구한다. 그림 3은 블록(0, 0)의 주파수 분포에 대한 특징 파라미터 추출을 표시하고 있다.

주파수 분포에 대한 특징 파라미터는 입력 영상 내의 어떤 물체가 회전하여도 직류 값으로부터 계수의 값이 등거리에 존재하므로 동일한 값을 구하게 된다.

표 2는 주파수 분포에 대한 특징 파라미터 추출 알고리즘을 표시하고 있다.

STEP 3: 블록(0, 0)에서 각도 분포에 대한 특징 파라미터를 추출한다.

수직과 수평방향에 대하여 8개로 나누어 12.5°간격으로 특징 파라미터를 구한다.

표 3과 같은 알고리즘에 의하여 각도 분포에 대한 8개의 특징 파라미터 P[12]부터 P[19]까지 구한다.

	P[32]	P[34]	P[37]	P[41]	P[46]	P[52]	P[59]	P[67]	P[76]	P[86]	P[97]	
P[33]	P[35]	P[38]	P[42]	P[47]	P[53]	P[60]	P[68]	P[77]	P[87]			
P[36]	P[39]	P[43]	P[48]	P[54]	P[61]	P[69]	P[78]	P[88]				
P[40]	P[44]	P[49]	P[55]	P[62]	P[70]	P[79]	P[89]					
P[45]	P[50]	P[56]	P[63]	P[71]	P[80]	P[90]						
P[51]	P[57]	P[64]	P[72]	P[81]	P[91]							
P[58]	P[65]	P[73]	P[82]	P[92]								
P[66]	P[74]	P[83]	P[93]									
P[75]	P[84]	P[94]										
P[85]	P[95]											
P[96]												

그림 3. 블록(0, 0)의 주파수 분포에 대한 특징 파라미터 추출
Fig. 3 Extraction of feature parameter of frequency distribution in block(0, 0)

표 2. 블럭(0, 0)의 주파수 분포에 대한 특징 파라미터 추출 알고리즘

Table 2. The algorithm for extracting the feature parameter of frequency distribution in block(0, 0)

```

Bigen
Step 1: define i=0,j=0;
        P[12];
Step 2: start Loop i
Step 3: start Loop j
        P[i+j] = ABS Coeff.[i][j]
Step 4: j = j + 1
        if j >= 11 goto Step 3
        else goto Step 5
Step 5: i = i + 1
        if i >= 11 goto Step 3
        else goto Step 6
Step 6: End
    
```

STEP 4: 블럭(0, 0)에서 이동에 따른 12개의 특징 파라미터 P[20]부터 P[31]을 추출한다. 영상 평면내에서 물체가 상하좌우로 이동하여도 수평 및 수직 방향 주파수는 변화하지 않기 때문에 항상 동일한 값을 얻을 수 있다.

그림 4는 이동에 따른 특징 파라미터의 추출을 표시하고 있다.

STEP 5: 블럭(0, 0)를 제외한 나머지 블럭들에 대한 특징 파라미터 추출은 영상 신호를 DCT하였을 때 저주파 영역에 많은 정보를 내포하고 있기 때문에 직류값에 가까운 블럭들 65개 내의

표 3. 블럭(0, 0)의 각도 분포에 대한 특징 파라미터 추출 알고리즘

Table 3. The algorithm for extracting the feature parameter of angle distribution in block(0, 0)

```

Do (
    1. Compute the coefficient
    2. Theata = Atan(i/j);
    3. Parameter P[Theata/15+12]=ABS(coefficient[i][j]);
) WHILE((i<12) AND (j<12));
    
```

표 4. 블럭(0, 0)를 제외한 나머지 블럭들에 대한 특징 파라미터 추출

Table 4. Extraction of feature parameter on the other blocks without the block(0, 0)

P[0]	P[1]	P[2]	P[3]	P[4]	P[5]	P[6]	P[7]	P[8]	P[9]	P[10]	P[11]
P[1]	P[2]	P[3]	P[4]	P[5]	P[6]	P[7]	P[8]	P[9]	P[10]	P[11]	
P[2]	P[3]	P[4]	P[5]	P[6]	P[7]	P[8]	P[9]	P[10]	P[11]		
P[3]	P[4]	P[5]	P[6]	P[7]	P[8]	P[9]	P[10]	P[11]			
P[4]	P[5]	P[6]	P[7]	P[8]	P[9]	P[10]	P[11]				
P[5]	P[6]	P[7]	P[8]	P[9]	P[10]	P[11]					
P[6]	P[7]	P[8]	P[9]	P[10]	P[11]						
P[7]	P[8]	P[9]	P[10]	P[11]							
P[8]	P[9]	P[10]	P[11]								
P[9]	P[10]	P[11]									
P[10]	P[11]										
P[11]											

계수값에 대한 절대값을 합하여 구하였으며 표 4와 같다.

2. SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 구성
SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망은 David E.

P[20]	P[20]	P[20]	P[20]	P[20]	P[20]	P[20]	P[20]	P[20]	P[20]	P[20]	P[20]
P[20]	P[21]	P[21]	P[21]	P[21]	P[21]	P[21]	P[21]	P[21]	P[21]	P[21]	P[21]
P[20]	P[21]	P[22]	P[22]	P[22]	P[22]	P[22]	P[22]	P[22]	P[22]	P[22]	P[22]
P[20]	P[21]	P[22]	P[23]	P[23]	P[23]	P[23]	P[23]	P[23]	P[23]	P[23]	P[23]
P[20]	P[21]	P[22]	P[23]	P[24]	P[24]	P[24]	P[24]	P[24]	P[24]	P[24]	P[24]
P[20]	P[21]	P[22]	P[23]	P[24]	P[25]	P[25]	P[25]	P[25]	P[25]	P[25]	P[25]
P[20]	P[21]	P[22]	P[23]	P[24]	P[25]	P[26]	P[26]	P[26]	P[26]	P[26]	P[26]
P[20]	P[21]	P[22]	P[23]	P[24]	P[25]	P[26]	P[27]	P[27]	P[27]	P[27]	P[27]
P[20]	P[21]	P[22]	P[23]	P[24]	P[25]	P[26]	P[27]	P[28]	P[28]	P[28]	P[28]
P[20]	P[21]	P[22]	P[23]	P[24]	P[25]	P[26]	P[27]	P[28]	P[29]	P[29]	P[29]
P[20]	P[21]	P[22]	P[23]	P[24]	P[25]	P[26]	P[27]	P[28]	P[29]	P[30]	P[30]
P[20]	P[21]	P[22]	P[23]	P[24]	P[25]	P[26]	P[27]	P[28]	P[29]	P[30]	P[31]

그림 4. Block(0, 0)의 이동에 따른 특징 파라미터 추출
Fig. 4 Extraction of feature parameter due to the translation of block(0, 0)

Rumelhart에 의해 제시된 교사 학습을 요구하는 다층 구조의 오차 역전파 알고리즘으로 입력벡터에 대한 출력층에서의 출력 벡터와 기대값인 교사 신호와의 차이 즉 평균 제곱 오차를 하위층으로 전파시킴으로써 하위층과의 연결 강도를 재조정하여 출력층의 최대오차가 설정값보다 작아질 때까지 반복적으로 학습을 하는 구조적 특성을 이용하여 입력층, 중간층, 출력층의 계층 구조로 설계하였고 패턴인식에 많이 이용되고 있고 알고리즘은 다음 식(2)와 같다.⁽⁵⁾⁽⁶⁾⁽⁷⁾⁽⁸⁾⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾

$$Net_k = \sum_j W_{kj} O_j$$

$$O_k = f(Net_k) = 1/[1 + \exp(-Net_k)] - \frac{1}{2} \quad (2)$$

$$\Delta W_{kj}(n+1) = \eta \delta_k O_k + \alpha \Delta W_{kj}(n)$$

$$\delta_k = (T_k - O_k) O_k(1 - O_k) \quad \text{출력층}$$

$$\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_k \delta_k W_{kj} \quad \text{중간층}$$

식 (2)에서 W_{kj} 는 뉴런 j와 뉴런 k 사이의 연결강도이고 O_k 는 뉴런 k의 출력값이다. 그리고, $\Delta W_{kj}(n+1)$ 은 n+1단계에서의 연결강도 변화량이며, n은 학습 회수, η 는 학습 계수, α 는 모멘텀값이다.

SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 입력층은 10×10으로 중간층은 8×4로 하였고 출력층은 부품의 위치와 종류에 대한 정보를 출력할 수 있도록 4×2로 구성하였다.

오차 역전파 학습 알고리즘은 교사 신호를 필요로 하기 때문에 출력층의 크기에 해당하는 교사 신호를 입력시켜 주어야 한다. 표 5는 교사 신호의 구성을 표시하며 표 5(a)에서 행과 열 방향은 물체의 위치를, 표 5(b)에는 모델 종류별 출력 벡터를 표시하였다. 그림 5는 영상 평면내에서 SMD IC의 위치가 변화된 8개의 영상을 하나로 표시한 것이다.

DCT 계수 행렬로부터 구한 특징 파라미터를 신경 회로망의 입력벡터로 이용하기 위해서는 정규화 과정이 요구된다. 정규화는 특징 파라미터를 일정한 영역의 값으로 변환시키는 것을 의미하며 최대값을 0.5, 최소값을 -0.5가 되도록 정규화 하였다. 또한 DCT 계수로부터 구한 특징 파라미터의 특성에 따라 4가지 단계로 정규화를 수행한다.

1: 주파수 분포 특징 파라미터의 정규화는 P[0] - P[11]

표 5. 교사 신호의 구성

(a) 모델 [a]의 교사 신호(그림 5에서 위치 1의 경우)

(b) 각 모델의 출력벡터

Table 5. The configuration of teaching vector

(a) The teaching vector of model [a] (for the position 1 Fig. 5)

(b) Output vector for each model.

0.5	-0.5	-0.5	-0.5
-0.5	-0.5	-0.5	-0.5

(a)

모델	종류	출력 벡터
model a	28pin	0.5
model b	14pin(w)	0.4
model c	14pin	0.3
model d	8pin	0.2

(b)

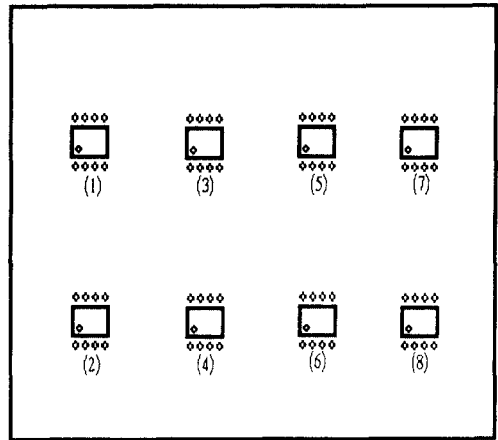


그림 5. 영상 내의 부품 위치

Fig. 5 Illustration of the device position in the image plane

에서 최대 값을 검색하여 0.5로 최소값을 -0.5로 변환하여 정규화를 한다.

2: 각도 분포에 대한 특징 파라미터의 정규화는 P[12] - P[19]의 특징 파라미터중 최대값을 찾은 후 첫 번째와 동일하게 0.5에서 -0.5사이로 정규화를 한다.

3: 이동에 대한 특징 파라미터 P[20] - P[31]도 첫 번째와 동일한 방법으로 정규화를 한다.

4: 블럭(0, 0)을 제외한 나머지 블럭들의 특징 파라

미터 65개에 대한 정규화는 각 블럭별로 진폭에 대한 절대값의 합을 구한 후 최대값을 갖는 블럭을 0.5, 최소값을 갖는 블럭이 -0.5가 되도록 정규화 한다.

Ⅲ. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안된 알고리즘의 타당성을 검토하기 위한 모의 실험은 $256 \times 256 \times 2^8$ 레벨의 영상을 이용하였으며 IBM/PC에서 C언어를 이용 DCT와 특징 파라미터를 추출하였고 신경회로망에 대한 모의 실험

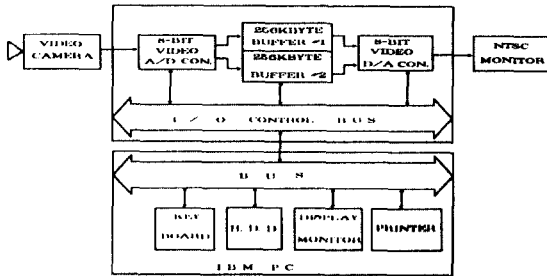


그림 6. 시스템 블럭도
Fig. 6 System block diagram

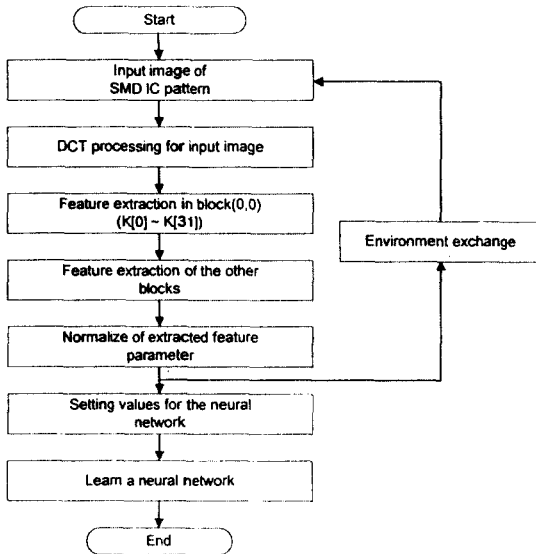


그림 7. SMD IC 패턴인식 순서도
Fig. 7 Flowchart of the pattern recognition of SMD IC

은 오차 역전파 알고리즘으로 수행하였다. 그림 6과 7은 시스템 블럭도와 SMD IC 패턴인식 순서도이다.

먼저 입력 영상을 취득하고 취득한 입력 영상을 이용하여 본 논문에서 제안한 알고리즘에 의해 특징 파라미터들을 구한다. 실험 영상의 취득 환경은 산업안전 보건법⁽¹⁶⁾에서 제시하는 300-750(lx)의 조도와 실제 작업장의 조도 300-1000(lx)를 참고하여 200부터 1200(lx)까지 여섯 단계로 조도가 변화하는 환경에서 표면 실장용 IC를 위치와 종류를 변화시켜 취득하였다.

특징 파라미터의 추출은 입력 영상을 DCT 변환하여 계수 행렬을 구한 후 DCT 계수로부터 주파수 분포 특징과 각도 분포 특징 그리고 이동과 진폭에 대한 크기등 모두 97개의 특징 파라미터를 구하였다. 그림 8과 표 6은 각각 입력 영상과 입력 영상에서 추출한 특징 파라미터를 표시하고 있다.

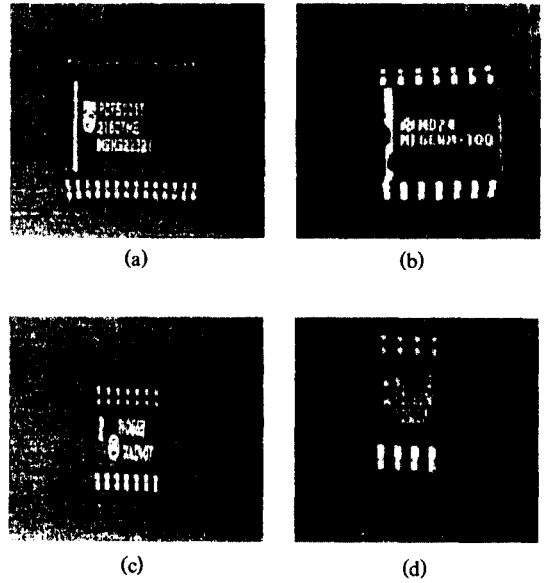


그림 8. SMD IC의 입력 영상
(a)모델 a, 28핀 IC (b)모델 b, 14핀 IC(wide type)
(c)모델 c, 14핀 IC (d)모델 d, 8핀 IC
Fig. 8 Input images for the SMD IC
(a)model a, 28pin IC (b)model b, 14pin IC(wide type)
(c)model c, 14pin IC (d)model d, 8pin IC

표 6. 입력 영상에 대한 특징 파라미터 추출

(a) 28핀 IC, 조도 1200(lx), 위치 1. (b) 14핀 IC(wide type), 조도 1200(lx), 위치 1.
 (c) 14핀 IC, 조도 1200(lx), 위치 1. (d) 8핀 IC, 조도 1200(lx), 위치 1.

Table 6. Extraction of feature parameter for each input images

(a) 28 pin IC, illumination 1200(lx), position 1.
 (b) 14 pin IC(wide type), illumination 1200(lx), position 1.
 (c) 514 pin IC, illumination 1200(lx), position 1.
 (d) 8 pin IC, illumination 1200(lx), position 1.

10028194.0	1016098.9	1263733.8	1185998.3	1225570.1
1314692.2	1087855.9	1065594.1	1034340.0	925321.4
723114.3	567064.4	300345.1	706947.0	425920.2
401635.1	804733.6	350435.1	519175.0	215320.5
28647466.1	1694366.9	243490.1	1004690.1	773869.3
224915.4	54430.1	94481.5	131483.1	41509.5
5256.8	2232.9	1239286.0	568443.0	245970.0
294874.0	181534.0	206441.0	145534.0	144495.0
89050.0	113276.0	2493848.0	239972.0	162505.0
98491.0	85712.0	79575.0	61339.0	56161.0
48434.0	51201.0	1518278.0	177860.0	133453.0
102406.0	81305.0	74882.0	55301.0	61362.0
53278.0	1265969.0	122763.0	118722.0	81824.0
81334.0	73186.0	51657.0	53559.0	924318.0
112546.0	96772.0	74348.0	69934.0	75714.0
49177.0	603398.0	101780.0	100207.0	71288.0
62316.0	66359.0	565372.0	108474.0	92529.0
71783.0	67812.0	732066.0	287521.0	281800.0
246725.0	572173.0	184062.0	165874.0	398060.0
73625.0	372086.0	0.00000	0.00000	0.00000

(a)

6457867.0	816939.7	697856.0	630276.0	503289.8
597774.3	539697.1	494958.2	636979.6	407663.3
410649.3	437268.5	127396.4	285073.7	273206.2
280321.8	573632.1	288174.7	289810.2	126498.8
17468852.8	786835.3	143758.3	649730.2	527174.5
143563.3	98772.7	158779.0	70848.7	12237.3
7032.5	4169.2	672509.0	240144.0	103495.0
102637.0	101002.0	94642.0	113979.0	79935.0
82352.0	70049.0	1348930.0	143405.0	71385.0
54169.0	44754.0	41359.0	40084.0	32675.0
28861.0	24420.0	819786.0	94178.0	59269.0
45510.0	38060.0	34185.0	28509.0	29669.0
26187.0	700541.0	74525.0	51844.0	47772.0
39320.0	33956.0	30871.0	28227.0	511745.0
61839.0	47459.0	46335.0	38831.0	38390.0
27689.0	333748.0	59606.0	48309.0	45221.0
43277.0	32548.0	329853.0	57030.0	44848.0
36019.0	44326.0	356723.0	71119.0	57998.0
59851.0	305284.0	62954.0	56395.0	206030.0
44751.0	193559.0	0.00000	0.00000	0.00000

(b)

10153047.0	728621.4	1108995.4	1068295.6	1023628.6
1012265.4	1049437.4	924426.4	983203.9	826821.7
731715.4	675106.4	170793.1	520311.0	419638.2
482317.4	650367.1	435179.3	401638.1	224695.2
27981575.1	1078624.3	365747.5	916465.7	679262.5
209679.8	184321.0	157647.7	50390.2	35644.0
7017.1	2302.6	1058600.0	435861.0	189693.0
209663.0	201032.0	177255.0	222293.0	143427.0
140259.0	110603.0	2430150.0	255147.0	151143.0
118503.0	89310.0	81352.0	75262.0	63107.0
59780.0	50852.0	1503575.0	162337.0	114042.0
105675.0	75276.0	74862.0	55641.0	56367.0
51851.0	1298121.0	123256.0	103215.0	81354.0
81733.0	72744.0	57574.0	60234.0	906273.0
121170.0	103071.0	91499.0	86006.0	74397.0
53215.0	642022.0	99455.0	87293.0	87445.0
86489.0	61887.0	642136.0	100633.0	87474.0
71098.0	85847.0	692017.0	145421.0	168741.0
175098.0	562180.0	130202.0	127111.0	391061.0
64441.0	356994.0	0.00000	0.00000	0.00000

(c)

10332926.0	536258.6	1108212.0	825282.0	829484.7
838017.7	829602.1	691291.4	777657.2	605305.1
557246.9	591325.0	102478.0	241456.7	271799.3
286507.9	419225.5	302272.6	251815.0	144251.7
27788196.5	457059.5	199852.9	449211.3	420155.0
127300.3	129208.1	221227.7	125503.3	28263.1
43749.5	38340.0	885942.0	405779.0	262025.0
131747.0	138022.0	134489.0	71518.0	166659.0
99554.0	82053.0	2107312.0	232000.0	167644.0
98338.0	92207.0	70402.0	58425.0	52609.0
67149.0	49055.0	1534752.0	233730.0	111908.0
83957.0	70864.0	54940.0	48862.0	53363.0
55279.0	1176769.0	113338.0	99332.0	68941.0
79280.0	64362.0	48109.0	47061.0	939236.0
116093.0	83116.0	69582.0	64612.0	68440.0
48059.0	572516.0	114161.0	84599.0	65806.0
57336.0	58642.0	599124.0	115324.0	83829.0
75707.0	56770.0	596686.0	189157.0	135870.0
160503.0	474404.0	172478.0	105950.0	336359.0
73913.0	343066.0	0.00000	0.00000	0.00000

(d)

표 6의 특징 파라미터를 각각 특성에 따라 거리에 대한 정규화, 회전제에 대한 정규화, 이동에 대한 정규화를 수행한다. 블록(0, 0)의 특징 파라미터에 대한 정규화의 예를 표 7에 표시하였다. 표 7에서 모델 (a-1-1)은 28핀 SMD IC의 조도값이 1200(lx)일 때, 그림 5에서의 위치 1을 나타낸다.

표 7. 표 6중 모델 (a-1-1)에 대한 블록(0, 0)의 특징 파라미터 정규화 예

Table 7. An example of the normalization of feature parameter of the block(0, 0) for model (a-1-1) in table 6

0.500000, 0.452900, -0.413400, -0.408800, -0.434700, 0.396800, -0.442500, -0.437700,
-0.399600, 0.445600, -0.446200, 0.451500, -0.306700, 0.019500, -0.084900, -0.043900,
0.500000, 0.072300, 0.097400, 0.368300, 0.500000, 0.482200, -0.496500, -0.488000,
-0.451600, 0.494400, -0.497600, -0.497700, -0.493300, 0.499600, -0.499800, -0.499600,

표 7과 같이 구한 32개의 특징 파라미터와 블록(0, 0)으로부터 가까운 65개의 블록들의 계수값에 대한 절대값을 합하여 특징 파라미터를 구해 정규화를 수행한 후 SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 입력 벡터로 사용한다.

표 8에서는 SMD IC가 영상 평면내에서 이동되었을 때 블록(0, 0)에서 추출한 정규화된 특징 파라미터들을 나타내었다. 표 8에서 모델 (d-1-1)은 8핀 SMD IC의 조도값이 1200(lx)일 때, 그림 5에서 위치 1을 나타내고 모델 (d-1-2)는 8핀 SMD IC의 조도값이 1200(lx)일 때, 위치 2를 나타낸다.

블록(0, 0)에서 추출한 주파수, 각도, 이동에 따른 특징 파라미터들을 이동되기 전(위치 1)과 이동되었을(위치 2) 경우 비교하면 각각의 특징이 유사함을 알 수 있다.

표 8. SMD IC가 이동되었을 때 블록(0, 0)의 정규화된 특징 파라미터

(a)이동 전 (모델 d-1-1) (b)이동 후 (모델 d-1-2)

Table 8. Normalized feature parameter of the block(0, 0) with translating the SMD IC.

(a)Before the translation (model d-1-1)
(b)After the translation (model d-1-2)

0.5000, -0.3748, -0.4364, -0.4529, -0.4885, -0.4651, -0.4787, -0.4779,
-0.4748, -0.4987, -0.5000, -0.4942, -0.2793, 0.0415, 0.1586, -0.0368,
0.5000, 0.1310, -0.0371, -0.2361, 0.5000, 0.4710, -0.4925, -0.4829,
-0.4859, -0.4938, -0.4981, -0.4934, -0.4945, -0.4984, -0.5000, -0.4991
(a)
0.5000, -0.3911, -0.4507, -0.4619, -0.4919, -0.4832, -0.4857, -0.4899,
-0.4928, -0.4958, -0.4969, -0.5000, -0.2635, 0.1835, 0.3833, 0.2645,
0.5000, 0.3109, 0.2122, -0.0621, 0.5000, -0.4767, -0.4909, -0.4843,
-0.4849, -0.4967, -0.4927, -0.4913, -0.4971, -0.4963, 0.4978, -0.5000
(b)

표 9는 모델 (a-1-1)에 대한 신경회로망의 입력 벡터를 표시하고 있다.

표 9. SMD IC 패턴 인식을 위한 신경회로망의 입력 벡터 [모델 (a-1-1)]

Table 9. Input vector of the neural network for recognizing the SMD IC pattern [model (a-1-1)]

0.5000, 0.4529, 0.4134, 0.4088, 0.4347, 0.3968, -0.4425, -0.4377, -0.3996, -0.4456,
-0.4462, -0.4515, -0.3067, -0.0195, -0.0849, -0.0436, 0.5000, 0.0723, -0.0974, -0.3683,
0.5000, -0.4822, -0.4965, -0.4880, -0.4546, -0.4944, -0.4976, -0.4977, -0.4939, -0.4996,
-0.4998, -0.4999, -0.4641, -0.4869, -0.4851, -0.4632, -0.4811, -0.4889, -0.4909, -0.4826,
0.4894, -0.4960, -0.4025, -0.4896, -0.4921, -0.4847, -0.4570, -0.4862, -0.4924, -0.4936,
-0.4836, -0.4870, -0.4400, -0.4922, -0.4928, -0.4856, -0.4622, -0.4889, -0.4951, -0.4957,
-0.4870, -0.4473, -0.4938, -0.4938, -0.4906, -0.4772, -0.4937, -0.4966, -0.4968, -0.4643,
-0.4947, -0.4953, -0.4929, -0.4843, -0.4948, -0.4958, -0.4694, -0.4934, -0.4940, -0.4919,
-0.4777, -0.4928, -0.4667, -0.4934, -0.4944, -0.4920, -0.4801, -0.4668, -0.4933, -0.4943,
-0.4929, -0.4696, -0.4944, -0.4949, -0.4746, -0.4941, -0.4761, 0.0000, 0.0000, 0.0000,

SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망은 3층으로 입력층, 중간층, 출력층을 각각 10×10, 8×4, 4×2로 설계하였다.

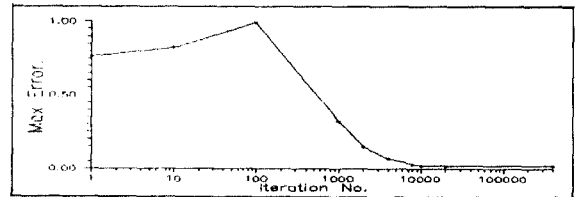


그림 9. SMD IC 패턴 인식을 위한 신경회로망의 학습 곡선
Fig. 9 Training curve of neural network for recognizing the SMD IC pattern

그림 9는 SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 학습 곡선을 표시하고 있다. 학습 계수는 0.1로 하였고 모우멘텀항을 0.6으로 정하여 출력층의 출력 벡터 값과 교사 신호의 최대오차가 0.020이 될 때까지 학습하였다. 표 10에 교사 신호를 표시하였고 표 11은 학습된 입력 벡터를 입력시켰을 때 출력된 값이다.

표 10. 위치가 1일 때 모델(a)의 교사 신호.

Table 10. The teaching vector of model(a) for the position 1.

모델 a-1-1			
0.5,	-0.5,	-0.5,	-0.5,
-0.5,	-0.5,	-0.5,	-0.5,

표 11. 학습된 입력에 대한 출력벡터 예(모델 a-1-1)
Table 11. An example of output vector for the trained input vector(model a-1-1)

모델 a-1-1			
0.498760,	-0.499686,	-0.499288,	-0.499733,
-0.499998,	-0.499681,	-0.486805,	-0.499690,

신경회로망에서 SMD IC 패턴인식은 식 (3)과 같이 출력벡터의 최대오차가 0.020보다 작은 값을 가질 때 인식한 것으로 판정하였고 학습된 입력벡터를 신경회로망에 입력시킨 결과 최대오차가 0.020보다 작음을 알 수 있었다. 또한 약 10%의 잡음이 포함된 동일한 형태의 영상으로부터 추출된 비 학습 입력벡터를 입력시켰을 때 최대오차가 0.0012에서 0.019로 모두 인식하였다. 비 학습된 입력벡터에 대한 출력 결과는 표 12에 표시하였다.

$$\begin{aligned} \text{If (출력 벡터 - 교사 신호)} < 0.020 \text{ Then} & \text{인식} \\ \text{Else} & \text{비 인식} \end{aligned} \quad (3)$$

표 12. 비 학습된 입력 벡터에 대한 출력벡터예 (모델 a-1-1)
Table 12. An example of output vector for the untrained input vector (model a-1-1)

모델 a-1-1			
0.498768,	-0.499696,	-0.498591,	-0.499739,
-0.499998,	-0.499687,	-0.495420,	-0.499696.

표 13. 조도 변화에 따른 출력벡터 [모델 (a), 위치 1]

Table 13. Output vector due to the variation of illumination [model (a), position 1]

0.498760, -0.499686, -0.499288, -0.499733, -0.499998, -0.499681, -0.486805, -0.499690, (1) 1200(1x)	0.498768, -0.499696, -0.498591, -0.499739, -0.499998, -0.499687, -0.495420, -0.499696, (2) 1000(1x)
0.491075, -0.499743, -0.495391, -0.499770, -0.499997, -0.499722, -0.497945, -0.499729 (3) 800(1x)	0.488354, -0.499752, -0.487635, -0.499777, -0.499997, -0.499730, -0.499280, -0.499737, (4) 600(1x)
0.492932, -0.499894, -0.491883, -0.499885, -0.499995, -0.499854, -0.499995, -0.499855, (5) 400(1x)	0.489056, -0.499776, -0.499950, -0.499797, -0.499995, -0.499769, -0.499439, -0.499773, (6) 200(1x)

본 논문에서 환경 변화에 적용할 수 있는 SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 입력벡터는 여섯 단계로 조도가 변화된 4 종류의 SMD IC를 각각 8단계로 위치를 변화시켜 총 192장의 입력 영상으로부터 특징 파라미터를 추출하여 정규화한 후 신경회로망의 입력벡터로 사용하였다.

실험 영상은 8핀, 14핀, 14핀(wide type) 및 28핀 SMD IC 영상으로 하였으며 특징 파라미터 추출하기 위한 과정은 먼저 입력 영상을 DCT하여 DCT 계수 행렬을 구하며 크기는 해상도를 고려하여 256×240으로 하였다. DCT 계수 행렬의 특성중 저주파 영역으로 에너지가 집중되는 특징을 이용하기 위하여 계수 행렬 중의 계수값 12×12개를 한 개의 블록으로 설정하여 전체 계수들을 21×20개의 블록으로 나누어 처리하였다. 첫 번째 블록인 블록(0, 0)로부터 주파수 분포 특징 12개, 각도 분포 특징 8개, 이동에 따른 특징 12개 등 32개를 구하고 나머지 영역에서 65개의 특징 파라미터를 구하였다.

SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 입력벡터는 특징 파라미터를 정규화 하여 사용하며 입력벡터의 개수는 모두 97개로 정하였다. 특징 파라미터의 정규화는 각 특징 파라미터의 특성을 고려하여 4단계로 나누어 수행하였으며 최대값이 0.5, 최소값이 -0.5가 되도록 하였다.

신경회로망은 오차 역전파 학습 알고리즘을 이용하였고, 입력, 중간, 출력층을 각각 10×10, 8×4, 4×2로 구성하였다.

신경회로망의 학습은 출력층의 최대오차가 0.020보다 작을 때까지 수행하였으며 학습 계수를 0.1, 감속 지수는 0.05로 정하여 약 4만회 학습시킨 결과 출력벡터의 최대오차가 0.019로 0.020보다 작음을 알 수 있었고 교사 신호의 구성은 부품의 위치와 종류를 기준으로 구성함으로써 부품의 존재 유무뿐만 아니라 위치 및 종류에 대한 인식도 가능하였다.

학습된 입력벡터를 신경회로망에 입력하였을 때 위치 변화에 따른 최대오차를 그림 10에 표시하였다.

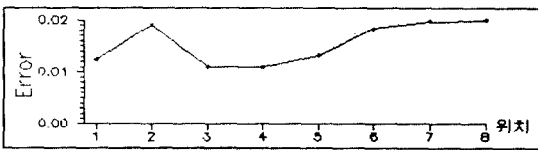


그림 10. 학습된 입력 벡터에 대한 출력 오차
Fig. 10 Output error for the trained input vector

또한 비 학습 입력벡터에 대한 최대오차는 14핀 SMD IC에서 0.019로 출력되었고, 그림 11은 비 학습 입력 벡터에 대한 최대오차를 표시하고 있다.

그리고 동일 모델의 실험에서 조도 변화에 대한 출력 벡터의 변화는 그림 12와 같다.

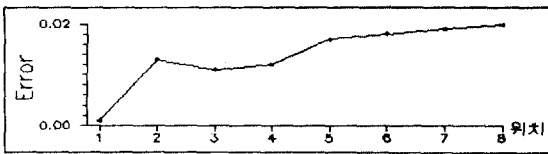


그림 11. 비 학습 입력 벡터에 대한 출력 오차
Fig. 11 Output error for the untrained input vector

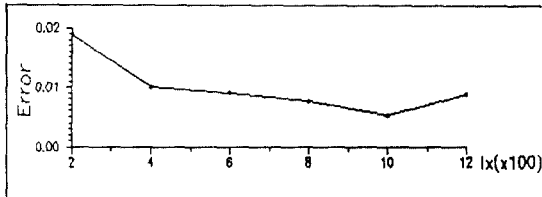


그림 12. 조도 변화에 따른 출력 오차
Fig. 12 Output error for the variation of illumination

학습된 입력벡터에 대해서는 100% 인식율을 보였고 비 학습된 입력벡터에 대해서도 대등한 인식율을 나타냈다. 조도 변화에 따른 최대 출력 오차가 0.020보다 작은 값으로 입력 영상의 조도값이 바뀌어도 인식이 가능하였다.

끝으로 본 논문에서는 입력 영상을 DCT 변환하여 특징 파라미터를 추출함으로써 입력 물체의 정렬, 조도 변화와 같은 환경 변화에도 적용하며 인식이 가능하였다. 또한 입력 영상으로부터 구한 DCT 계수 행렬로부터 97개의 특징 파라미터를 추출하여 신경회로망의 입력벡터로 사용하기 때문에 표 14에서와 같이 특징 파라미터 추출을 위한 처리 과정이 공간 영역에서의 일반적인 과정보다 단순화하였으며, 결과적으로도 양호한 특징 파라미터를 추출할 수 있었다.

표 14. 공간영역과 DCT에 의한 특징 파라미터 추출 과정
Table 14. The process extraction of feature parameter for the space domain based and the DCT

	공간 영역에서의 특징 추출	DCT를 이용한 특징 추출
1 단계	필터링 처리	DCT 변환
2 단계	이진화	
3 단계	에지검출	
4 단계	에지 세선화	
5 단계	외각선 검출	
6 단계	특징 파라미터 추출	특징 파라미터 추출

IV. 결 론

본 논문에서는 DCT와 신경회로망을 이용한 패턴 인식 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘의 검증은 8핀, 14핀, 14핀(Wide type) 및 28핀 SMD IC 영상으로 선정하여 수행한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 입력 영상으로부터 구한 DCT계수 행렬로부터 특징 파라미터를 추출하기 때문에 기존의 공간 영역에서의 특징 파라미터 추출 과정보다 간단하였다.
2. 신경회로망의 학습은 출력층의 최대오차가 0.020보다 작을 때까지 수행하였으며 약 4만회 학습시킨 결과 최대오차는 0.019였다.
3. 학습된 입력벡터에 대한 최대오차는 0.019로 100% 인식율을 보였고 유사한 환경에서 얻은 비 학습

입력벡터에 대해서도 인식이 학습된 경우와 동일함을 보였다.

4. 조도 변화에 따른 출력값의 변화도 최대오차가 0.020보다 작은 오차를 보여 인식이 가능하였다.
5. 부품의 존재 유무뿐만 아니라 종류 및 위치에 대한 인식도 가능하였다.

이와 같은 연구 결과는 PCB상의 부품에 대한 미삽과 오삽, IC리드 프레임검사, 반도체의 패턴 검사등 공장 자동화의 기초 기술로 광범위하게 이용되리라 예상된다. 향후 연구 과제는 환경 변화에 보다 유연하게 적용할 수 있는 특징 파라미터 추출과 보다 정밀하고 실시간 처리가 가능한 알고리즘에 대한 연구가 계속되어야 하겠다.

참 고 문 헌

1. Steven K. Rogers, Dennis W. Ruck Matthew Kabrisky Gregory L. Tarr, "Artificial Networks For Pattern Recognition", Intelligent Robots and Computer Vision VIII, pp. 410-417, 1989.
2. 김 윤호, "퍼지 추론에 의한 동영상의 동일성 판별", 청주대학교, 박사학위논문, 1991.
3. R. Schalkoff, "Pattern recognition stactical, structural, and neural aproaches", John Wiley & Son Inc., 1992.
4. G.A. Carpenter, "Neurl network models for pattern recognition and associative memory", Neural Network, Vol. 2, pp. 234-257, 1989.
5. P.J.G LISBOA, M.J. TAYLOR, "Techniques and applications of neural networks", Ellis Horwood, pp. 219-233, 1993.
6. Arun D.Kulkarni, "Artificial Neural Networks for Image Under standing", Van nostrand Reinhold New York, pp. 13-203, 1994.
7. James A. Freeman, David M. Skapura, "Neurl Networks Algorithm, Application, and Programming Techniques", Addison-Wesley Publishing Company. Inc., pp. 89-123, 1991.
8. Stephen i. Gallant, "Neural network learning and expert system", The MIT Press, pp. 231-244., 1994.
9. 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.
10. Stephen P.Banks, "Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition", Prentice Hall, pp. 255-384, 1990.
11. K.S. Fu and A.Rosenfeld, "Pattern Recognition and Computer Vision.", IEEE computer, pp. 274-282, October 1994.
12. K.R. Rao, "Discreate Cosine Transform Algorithms, Advantage, Applection", Academic press, pp. 106-120, 1990.
13. Ioannis Pitas, "Digital image processing Algorithms", Prentice Hall, pp. 214-222, 1993.
14. 조 영석, "실시간 DCT처리알고리즘 및 H/W구현에 관한 연구", 청주대학교 석사학위 논문, 1993.
15. 최 동선, 이 주신, "형태분석에 의한 특징 추출과 BP알고리즘을 이용한 정면 얼굴인식", 전자공학 회 논문지, 제 33권 10호, pp. 63-71, 1996.
16. 산업안전 보건법규집, 제 4장 24조 1항 및 27조 1항, 노문사, pp. 33-34, 1995.



李明吉(Myung-Kil Lee) 정회원
 1958년 4월 2일생
 1982년 2월: 청주대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1985년 2월: 동대학 대학원 졸업(공학석사)
 1991년 3월~1994년 2월: 청주대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료
 1990년 3월~현재: 충남전문대학 전자계산기와 조교수
 ※주관심분야: 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전 시스템, 신경회로망



李周信(Joo-Shin Lee) 정회원
 1948년 1월 17일생
 1975년 2월: 명지대학교 전자공학과 졸업
 1977년 2월: 홍익대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
 1986년 2월: 명지대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
 1979년 9월~현재: 청주대학교 전자공학과 교수
 ※주관심분야: 영상처리, 멀티미디어 등업