

論文97-34S-7-11

웨이브렛 변환과 신경회로망을 이용한 SMD IC 패턴인식

(Pattern Recognition of SMD IC using Wavelet Transform and Neural Network)

李明吉*, 李周信**

(Myung Kil Lee and Joo Shin Lee)

요 약

본 논문에서는 웨이브렛 변환과 신경회로망을 이용한 SMD IC 패턴인식 방법을 제안하였다. SMD IC의 형태 정보는 입력 영상을 DWT(Discrete wavelet transform)에 의해 4레벨 DWT 계수 행렬을 구하고 계수 행렬의 특징에 따라 각각의 특징 파라미터들을 선택하였다. 신경회로망의 입력 벡터로는 DWT 계수 행렬로부터 구해진 특징 파라미터들을 정규화 하여 사용하였으며 입력 물체의 정렬과 이동, 조도의 변화 등과 같은 환경 변화에도 적응할 수 있는 신경회로망을 구성하였다. 실험 결과 학습에 사용하였던 특징 패턴과 동일한 형태의 특징 패턴을 신경회로망에 입력하여 인식하였을 때 SMD IC의 종류나 위치 또는 조도 변화와 관계없이 인식율은 100%로 나타났다. 그리고, 유사한 환경에서 얻은 학습에 사용하지 않았던 특징 패턴에 대한 전체 인식율은 85.9%로 나타났으며 조도가 재조정된 경우의 평균 인식율은 96.87%로 나타났다. 또한, 제안된 방법은 특징 파라미터 추출 과정이 전형적인 공간영역에서 특징 파라미터 추출 과정보다 간단하고, DCT를 이용하여 특징 파라미터를 추출하는 방법보다 처리 시간을 단축할 수 있었으며 SMD IC의 정렬과 이동, 조도 변화와 같은 환경 변화에 적응하며 SMD IC의 존재 유무와 종류 및 위치에 대한 인식이 가능함을 보였다.

Abstract

In this paper, a pattern recognition method of surface mount device(SMD) IC using wavelet transform and neural network is proposed. We chose the feature parameter according to the characteristics of coefficient matrix which is obtained from four level discrete wavelet transform (DWT). 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. Experimental results show that when the same form of feature pattern, as is used for learning, is put into neural network and gained 100% rate of recognition irrespective of SMD IC kinds, location and variation of illumination. In the case of unused feature pattern for learning, the recognition rate is 85.9% under the similar surroundings, whereas an average recognition rate is 96.87% for the case of reregulated value of illumination. Proposed method is relatively simple compared with the traditional space domain method in extracting the feature parameter and is also well suited for recognizing the pattern's class, position and existence. It can also shorten the processing time better than method extracting feature parameter with the use of discrete cosine transform(DCT) and adapt the surroundings such as variation of illumination, the arrangement and the translation of SMD IC.

* 正會員, 忠南專門大學 電子計算機科

(Dept. of Computer Technology, Chungnam Junior College)

** 正會員, 清州大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng., Chongju Univ.)

接受日子: 1997年5月6日 수정완료일: 1997年7월4日

I. 서론

영상 처리 분야 중 패턴인식은 도형인식, 문자인식, 지문인식, 물체인식 등의 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(Printed circuit board) 검사 등의 공정에 점차 실용화 되어가고 있다.^[1-2]

PCB 검사 등과 같은 공정에서 인식하고자하는 입력 패턴으로부터 정확한 형태 정보 분석 및 특징 파라미터 추출 그리고, 패턴인식 과정은 필수 선결 과제이다.^[2]

패턴인식이란 입력 패턴 데이터로부터 특징을 추출하여 미리 설정해둔 특징 패턴과 비교해서 일치하는가를 판정하여 인식하는 것을 의미한다.

패턴인식을 위한 대표적인 연구 방법들은 원형 정합(Template matching), 통계적(Statistical) 그리고 구문론적(Syntactic) 방법 등이 있으나 이들 방법들은 처리 과정에서 몇 가지 문제점을 가지고 있다.^[3]

원형 정합은 정확한 정렬이 요구되며, 통계적과 구문론적인 방법은 계산량이 방대하고 주변 환경에 원활한 적응이 곤란하여 시스템 구현에 많은 문제점을 내포하고 있다.

최근 이들 문제점의 해결을 위한 방법으로 신경회로망을 이용한 패턴인식 알고리즘에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.^[4-7]

신경회로망을 이용하여 패턴인식을 할 경우 기존의 패턴인식 방법에 비해 다음과 같은 장점을 가지고 있다. 즉, 영상의 잡음이나 왜곡, 크기의 다양성, 위치의 변화 등에 유연하게 적응하며 패턴을 인식 할 수 있다.^{[3] [8-9]}

신경회로망을 이용한 패턴인식 방법에서 가장 큰 문제점은 신경회로망의 네트워크 구성시 입력 유닛 수가 적어야 한다는 점이다. 따라서, 신경회로망을 이용한 패턴인식을 하기 위해서는 특징 추출을 효율적으로 할 수 있는 전처리 방법을 사용하여 소수의 특징 파라미터를 추출해야 한다는 선결 과제가 요구된다.^{[3] [8]}

특징 추출을 위한 전처리 방법 중 입력 영상을 이진 영상으로 변환하여 에지 검출 및 세션화 처리를 한 후 외곽선, 면적, 둘레 등과 같은 형상 정보를 가지고

인식하는 공간영역에서의 방법은 조도나 정렬, 회전등 환경 변화에 따른 정확한 특징 파라미터의 추출이 어렵고 인식 하고자 하는 물체의 크기에 따라 특징 파라미터의 수가 증가하며 처리 과정이 여러 단계로 이루어지는 문제점을 내포하고 있다.^{[3] [8]}

그리고, 직교 변환을 이용하는 대표적인 방법으로 FFT(Fast Fourier transform), Hough 변환(Hough transform) 등이 있으나 이들 방법들은 인식 하고자 하는 물체의 일반적인 특징을 추출한 후 다시 공간영역으로 사상시켜 특징 파라미터를 추출하기 때문에 알고리즘이 복잡하고 입력 물체에 따라 특징 파라미터 선정과 개수 선정에 문제점을 가지고 있다.^[10-11]

이와 같은 방법들의 문제점을 해결하기 위해 시도된 입력 영상을 DCT(Discrete cosine transform)하여 얻어진 DCT 계수 행렬로부터 특징을 추출하는 방법은 적은 수의 특징 파라미터를 효율적으로 추출 할 수 있었으며, 인식율도 우수하였지만 입력 영상의 변환 영역 크기에 따라 많은 변환 시간이 요구되는 문제점과 변환 시간을 줄이기 위하여 부 블록으로 나누어 처리하면 수행 시간은 빠르나 국소적인 특징만을 구하게 되는 문제점이 도출되었다.^{[2] [10-11]}

따라서, 변환 시간이 빠르면서 인식 하고자 하는 영상 패턴이 갖는 고유의 특징을 효율적으로 추출 할 수 있는 변환 방법과 알고리즘이 요구된다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 웨이브렛 변환과 신경회로망을 이용한 SMD IC 패턴인식 방법을 제안하였다.

실험에 사용된 입력 영상은 위치와 조도를 각각 4 단계로 변화시킨 4종류의 SMD IC 영상으로 선정하였다.

전처리 과정으로서 SMD IC의 형태 정보는 입력 영상을 DWT(Discrete wavelet transform)에 의해 4레벨 DWT 계수 행렬을 구한 다음 계수 행렬의 특징에 따라 저주파 계수 행렬로부터 32개의 저주파 특징 파라미터를 추출하고 수평 고주파 계수 행렬로부터 16개의 수평 고주파 특징 파라미터를 추출한다. 또한, 수직 고주파 계수 행렬로부터 16개의 수직 고주파 특징 파라미터를 그리고, 대각 고주파 계수 행렬로부터 32개의 대각 고주파 특징 파라미터를 추출하는 등 모두 96개의 특징 파라미터를 추출한 후 각각의 특징 파라미터를 최대값을 0.5, 최소값을 -0.5로 정규화

하여 신경회로망의 입력 벡터로 사용하였다.

SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망은 교사학습을 요구하는 다층 구조의 오차 역전파(EBP : Error back propagation) 알고리즘을 이용하여 입력층, 중간층, 출력층의 계층 구조로 설계하였으며 설계된 신경회로망의 학습은 학습계수를 0.2로 모우멘텀을 0.6으로 설정하여 출력층의 최대 오차가 0.01보다 작을 때까지 약 8000회 정도 수행하였다.

II. SMD IC 패턴인식 알고리즘

1. DWT에 의한 특징 파라미터 추출

Ingrid Daubechies^{[12][14]}와 Stephane Mallat^[13] 등에 의해 발표된 웨이브렛 변환은 푸리에 변환과 같이 기저함수들의 집합으로 신호를 분해하는 하나의 방법이다. 그러나, 푸리에 변환과 달리 국부적으로 에너지가 집중된 대역 통과 신호인 웨이브렛들을 기저함수로 사용한다. 이러한 웨이브렛들은 모 웨이브렛(Mother wavelet)이라 불리는 하나의 원형 웨이브렛(Prototype wavelet)을 확장하고 이동시켜 얻을 수 있다.

웨이브렛은 원형 웨이브렛인 $\psi(x)$ 를 신축/병진(Dilation/Translation)하여 구하며 식 (1)과 같다.^[12-16]

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (1)$$

여기서, a 는 스케일링 파라미터(Scaling parameter)이고 b 는 병진 파라미터(Translation parameter) 그리고 $a^{1/2}$ 는 정규화 인자(Normalization factor)이다.

입력의 신호 $f(x)$ 의 웨이브렛 변환 $Wf(x)$ 는 다음 식 (2)와 같이 원신호 $f(x)$ 와 웨이브렛 $\psi(x)$ 와의 상승 적분(Convolution)으로 정의된다.

$$Wf(x) = f * \psi(x) \quad (2)$$

또한, 2차원 함수 $f(x, y)$ 의 웨이브렛 변환에서 $\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y)$ 를 2차원 스케일링 함수라 할 때, 1차원 스케일링 함수 $\phi(x)$ 를 갖는 1차원 웨이브렛을 $\psi(x)$ 라고 하면 2차원 웨이브렛들은 다음 식 (3)과 같이 분리 가능한 다해상도 근사화로 설명할 수 있다.

$$\psi^A(x, y) = \phi(x) \phi(y)$$

$$\psi^H(x, y) = \phi(x) \psi(y)$$

$$\psi^V(x, y) = \psi(x) \phi(y) \quad (3)$$

$$\psi^D(x, y) = \psi(x) \psi(y)$$

식 (3)의 정규 직교 기저(Orthonormal basis)로 분해된 2차원 신호는 다음 식 (4)와 같이 공간적으로 방향성을 지닌 주파수 성분으로 분해된다.

$$\begin{aligned} A_{2^{j+1}}f &= \sum_k \sum_l h(2m-k) h(2n-l) A_{2^j}f \\ H_{2^{j+1}}f &= \sum_k \sum_l h(2m-k) g(2n-l) A_{2^j}f \\ V_{2^{j+1}}f &= \sum_k \sum_l g(2m-k) h(2n-l) A_{2^j}f \\ D_{2^{j+1}}f &= \sum_k \sum_l g(2m-k) g(2n-l) A_{2^j}f \end{aligned} \quad (4)$$

식 (4)에서 h 는 분해 저역 통과 필터의 전달 함수이고, g 는 분해 고역 통과 필터의 전달 함수이다.

웨이브렛 변환 [Daubechies wavelet 2]를 이용한 특징 파라미터의 추출 과정은 먼저 해상도가 $[256 \times 256 \times 2^8]$ 인 SMD IC 입력 영상 신호를 식 (4)를 이용하여 그림 1과 같이 4레벨 DWT하여 DWT 계수 행렬을 구한다. 그림 1에서 CA4는 4레벨 저주파 계수 행렬을 의미하고, CH(i)는 (i)레벨의 수평 고주파 계수 행렬, CV(i)는 (i)레벨의 수직 고주파 계수 행렬 그리고, CD(i)는 (i)레벨의 대각 고주파 계수 행렬을 의미한다.

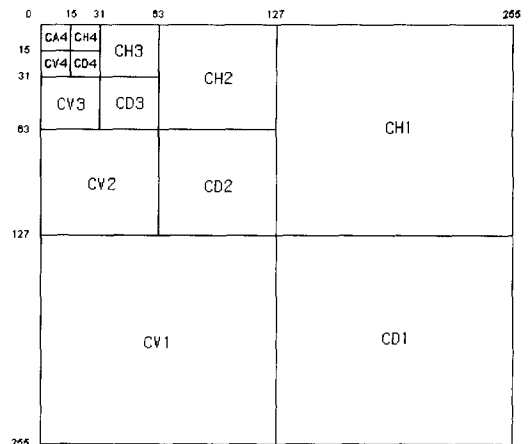


그림 1. 4-레벨 DWT 계수 행렬
Fig. 1. The coefficient matrix of 4-level DWT.

두 번째로 각각의 계수 행렬로부터 특징에 따라 모두 96개의 특징 파라미터를 다음과 같이 추출하여 SMD IC의 종류 및 이동, 조도 변화에 대한 특징 패턴으로 사용한다.

STEP 1 : 저주파 계수 행렬의 특징 파라미터 추출

16×16의 4레벨 저주파 계수 행렬 CA4로부터 계수들의 절대값을 구한 다음 각각 16개씩의 수평과 수직 방향으로 나열된 계수들의 합산값인 수평 및 수직 누적 배열을 구하여 32개의 저주파 특징 파라미터로 한다. 표 1은 저주파 계수 행렬에서 특징 파라미터를 추출하는 알고리즘이다. 표 1에서 변수 IMG는 입력 영상을 의미하며 db2는 Daubechies 웨이브렛 2 [2ψ] 를 말한다. 또한, CA(i)와 CH(i), CV(i)와 CD(i)는 DWT하여 구한 각 레벨의 저주파와 수평 고주파 그리고 수직 고주파와 대각 고주파 계수 행렬을 의미한다. A4H와 A4V는 4레벨 저주파 계수 행렬로부터 구한 수평과 수직의 누적 배열이다.

표 1. 저주파 계수 행렬의 특징 파라미터 추출 알고리즘

Table 1. The algorithm for extracting feature parameter of the coefficient matrix of low frequency.

```
[CA1,CH1,CV1,CD1]=DWT2(IMG,'db2');
[CA2,CH2,CV2,CD2]=DWT2(CA1,'db2');
[CA3,CH3,CV3,CD3]=DWT2(CA2,'db2');
[CA4,CH4,CV4,CD4]=DWT2(CA3,'db2');
/* 웨이브렛 계수행렬 중 저주파 계수 행렬의 특징
파라미터추출 */
for i=(1:16)
for j=(1:16)
    A4H(j)=A4H(j)+ abs(CA4(i, j));
    A4V(i)=A4V(i)+ abs(CA4(i, j));
end;
end;
```

STEP 2 : 수평 고주파 계수 행렬의 특징 파라미터 추출

16×16의 4레벨 수평 고주파 계수 행렬 CH4로부터 특징 파라미터의 추출은 계수들의 절대값을 구한 다음 수평의 직각 방향인 수직 방향으로 나열된 계수들의 합산값인 수직 누적 배열 H4V를 구하여 16개의 수평 고주파 특징 파라미터로 한다. 표 2는 수평 고주파 계수 행렬에서 특징 파라미터를 추출하는 알고리즘이다.

STEP 3 : 수직 고주파 계수 행렬의 특징 파라미터 추출

16×16의 4레벨 수직 고주파 계수 행렬 CV4로부터 특징 파라미터의 추출은 계수들의 절대값을 구한

다음 수직의 직각 방향인 수평 방향으로 나열된 계수들의 합산값인 수평 누적 배열 V4H를 구하여 16개의 수직 고주파 특징 파라미터로 한다. 표 3은 수직 고주파 계수 행렬에서 특징 파라미터를 추출하는 알고리즘이다.

표 2. 수평 고주파 계수 행렬에 대한 특징 파라미터 추출알고리즘

Table 2. The algorithm for extracting feature parameter of the coefficient matrix of horizontal high frequency.

```
for i=(1:16)
for j=(1:16)
    H4V(i)=H4V(j)+ abs(CH4(i, j));
end;
end;
```

표 3. 수직 고주파 계수 행렬에 대한 특징 파라미터 추출

Table 3. The algorithm for extracting feature parameter of the coefficient matrix of vertical high frequency.

```
for i=(1:16)
for j=(1:16)
    V4H(i)=V4H(j)+ abs(CV4(i, j));
end;
end;
```

STEP 4 : 대각 고주파 계수 행렬의 특징 파라미터 추출

16×16의 4레벨 대각 고주파 계수 행렬 CD4로부터 계수들의 절대값을 구한 다음 각각 16개씩의 수평과 수직 방향으로 나열된 계수들의 합산값인 수평 및 수직 누적 배열 D4H와 D4V를 구하여 32개의 대각 고주파 특징 파라미터로 한다. 표 4는 대각 고주파 계수 행렬에서 특징 파라미터를 추출하는 알고리즘이다.

표 4. 대각 고주파 계수 행렬의 특징 파라미터 추출 알고리즘

Table 4. The algorithm for extracting feature parameter of the coefficient matrix of diagonal high frequency.

```
/* 웨이브렛 계수행렬 중 대각 고주파 계수 행
렬의 특징 파라미터 추출 */
for i=(1:16)
for j=(1:16)
    D4H(j)=D4H(j)+ abs(CD4(i, j));
    D4V(i)=D4V(i)+ abs(CD4(i, j));
end;
end;
```

2. 특징 파라미터의 정규화

DWT 계수 행렬로부터 구한 특징 파라미터를 신경 회로망의 입력 벡터로 이용하기 위해서는 정규화 과정이 요구된다. 정규화는 특징 파라미터를 일정한 영역의 값으로 변환시키는 것을 의미하며 각각의 특징 파라미터들 중 최대값을 +0.5로 최소값을 -0.5가 되도록 단계 1, 2, 3, 4로 수행하였다.

STEP 1 : 저주파 계수 행렬로부터 구한 모두 32 개에 대한 특징 파라미터의 정규화는 16개씩의 수평 [A4H(j)] 및 수직 누적 배열 [A4V(i)] 중 각각 최대값과 최소값을 검색하여 최대값이 +0.5로 그리고 최소값이 -0.5가 되도록 정규화를 수행 한다.

STEP 2 : 수평 고주파 계수 행렬로부터 구한 16 개의 수평 고주파 특징 파라미터에 대한 정규화는 16 개의 수직 누적 배열 [H4V(i)] 중 최대값과 최소값을 검색한 후, 첫 번째 단계와 동일하게 최대값을 +0.5로 최소값을 -0.5로 정규화를 수행 한다.

STEP 3 : 수직 고주파 계수 행렬의 수직 고주파 특징 파라미터에 대한 정규화도 첫 번째, 두 번째 단계와 동일하게 수평 누적 배열 [V4H(i)] 중 최대값과 최소값을 검색하여 +0.5에서 -0.5로 정규화를 수행한다.

STEP 4 : 대각 고주파 계수 행렬에 대한 정규화도 16개씩의 수평 [D4H(j)] 및 수직 누적 배열 [D4V(i)] 중 각각 최대값과 최소값을 검색한 후 앞의 단계와 같이 최대값을 +0.5로 그리고, 최소값을 -0.5로 정규화를 수행한다.

3. SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 구성

SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망은 David E. Rumelhart^[9] 등에 의해 제안된 교사학습을 요구하는 다층 구조의 EBP 알고리즘을 이용하여 입력층을 [12×8]로 하였고, 중간층은 [6×4]로 또한, 출력층은 [2×2]로 구성하였다.

패턴인식에 많이 이용되고 있는 EBP 알고리즘은 다음과 같으며 오차함수 E를 정의하면 다음 식 (5)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - O_k)^2$$

$$O_k = f(net_k)$$

$$net_k = \sum_j W_{kj} O_j$$
(5)

여기서, W_{kj} 는 출력 유닛 k와 중간 유닛 j 사이의 연결강도이고, O_k, O_j 는 출력 유닛 k와 중간 유닛 j의 출력값이다.

식 (5)에서 활성화 함수(Activation function) f를 시그모이드 함수(Sigmoid function)로 나타내면 다음 식 (6)과 같이 된다.

$$O_k = \frac{1}{(1 + \exp(-net_k))} - \frac{1}{2} = \frac{1}{(1 + \exp(-\sum_j W_{kj} \cdot O_j))} - \frac{1}{2}$$
(6)

또한, 각 층의 연결강도 변화율을 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

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

$$\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_k \delta_k W_{kj} \quad \text{중간층}$$
(7)

그리고, 신경회로망의 학습 과정을 진동 없이 서서히 수렴시키기 위해서 모우멘텀 α 를 넣은 n+1단계에서 연결강도 변화량은 다음 식 (8)과 같다.

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

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta W_{ji}(n)$$
(8)

식 (8)에서 n은 학습 횟수이고, η 는 학습계수이다.

표 5. 교사신호의 구성

Table 5. The configuration of teaching vector for (a) position 1, (b) position 2, (c) position 3, (d) position 4 and (e) teaching vector for each models.

모델 a-1-1	모델 a-1-2
+0.5 -0.5	-0.5 +0.5
-0.5 -0.5	-0.5 -0.5
(a) 위치 1	(b) 위치 2
모델 a-1-3	모델 a-1-4
-0.5 -0.5	-0.5 -0.5
+0.5 -0.5	-0.5 +0.5
(c) 위치 3	(d) 위치 4

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

(e) 각 모델별 교사신호의 크기

교사신호를 필요로 하는 오차 역전과 학습 알고리즘은 출력층의 목표가 되는 설정값을 입력시켜 주어야 한다. 표 5는 교사신호의 구성을 표시하며 표 5(a-d)에서 행과 열 방향은 물체의 위치를, 표 5(e)에는 SMD IC 종류별 교사신호의 크기를 표시하였다. 표 5에서 [모델 a-1-1]은 28핀 SMD IC 그리고 조도 1200(lx), 위치 1의 환경을 나타낸다.

그림 2는 영상 평면 내에서 SMD IC의 위치가 변화된 4개의 영상을 하나로 표시한 것이다.

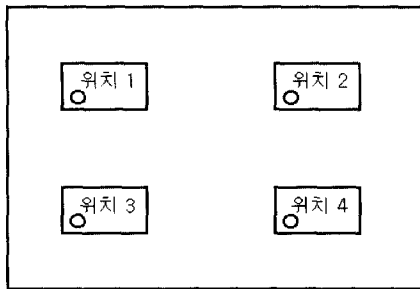


그림 2. 영상내의 부품 위치
Fig. 2. Illustration of the device position in the image plane.

III. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 패턴인식 방법의 타당성을 검토하기 위한 실험은 [256×256×2⁸] 레벨의 해상도를 갖는 SMD IC 영상을 이용하였으며 IBM/PC를 사용하여 입력 영상을 DWT하여 얻은 4레벨 DWT 계수 행렬로부터 II장에서 제안한 알고리즘에 의해 특징 파라미터를 추출하였다. 추출된 각각의 특징 파라미터를 정규화한 후 신경회로망의 입력 벡터로 사용하여 SMD IC의 패턴인식을 수행한다.

그림 3은 SMD IC의 패턴인식 순서도이다.

먼저 입력 영상을 취득하고 취득한 입력 영상을 이용하여 본 논문에서 제안한 알고리즘에 의해 특징 파라미터들을 구한다. 실험영상의 취득 환경은 산업안전보건법^[17]에서 제시하는 300-750(lx)의 조도와 실제 작업장의 조도 300-1000(lx)를 참고하여 조도가 300-1200(lx) 사이 4단계의 등간격으로 변화하는 300(lx), 600(lx), 900(lx), 1200(lx)의 환경에서 위치가 기준점(위치 1), 가로 방향(위치 2), 세로 방향(위치 3), 대각 방향(위치 4)등으로 변화가 이루어진 8핀, 14핀, 14핀(Wide type), 28핀 등 4종류의 [256×

256×2⁸] 레벨의 해상도를 갖는 SMD IC 영상을 실험영상 [A]로 선정하여 취득하였다. 또한, 본 논문에서 제안한 방법의 성능 평가를 위해 실험영상 [A]에서 사용되었던 동일한 형태의 SMD IC를 실험영상 [A]를 취득하였던 환경과 유사한 환경에서 실험영상 [B]를 취득한다.

특징 파라미터의 추출은 입력 영상(실험영상 [A], [B])을 각각 DWT에 의해 4레벨 DWT 계수 행렬을 구하고 계수 행렬의 특징에 따라 II장에서 제안한 알고리즘을 사용하여 모두 96개를 추출한다.

이때 입력 영상을 DWT 하여 4레벨 DWT 계수 행렬을 구하는데 걸린 시간은 약 3초 정도이었다. 한편, 동일한 입력 영상을 DCT 하여 DCT 계수 행렬을 구하는데 걸린 시간은 약 4시간 정도이었고, [8×8] 부 블록으로 나누어 DCT 하였을 경우는 약 2분 30초 정도가 소요되었다.^[2]

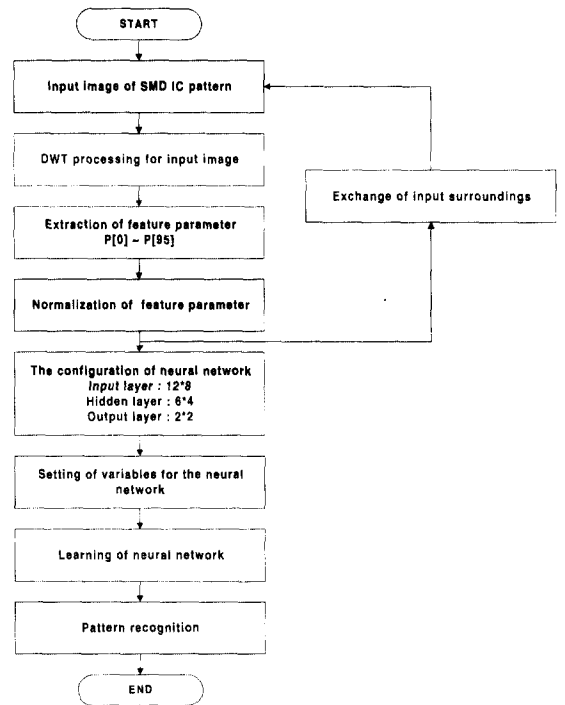


그림 3. SMD IC의 패턴인식 순서도
Fig. 3. The flowchart for the pattern recognition of SMD IC.

그림 4는 SMD IC의 입력 영상을 나타내고, 그림 5는 4레벨 분해 영상을 나타낸다.

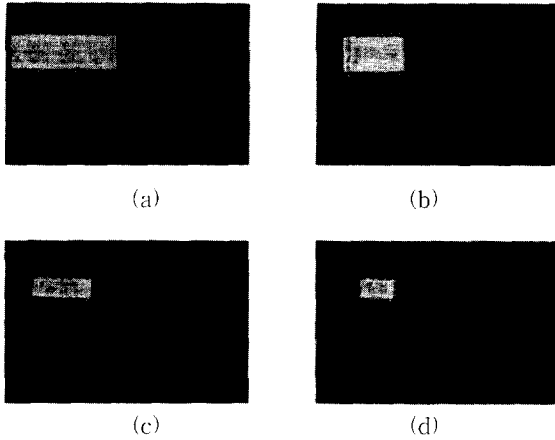


그림 4. SMD IC의 입력 영상
 Fig. 4. Input images of SMD IC for (a) the model a, 28 pin IC, (b) the model b, 14 pin IC(Wide type), (c) the model c, 14 pin IC and (d) the model d, 8 pin IC.

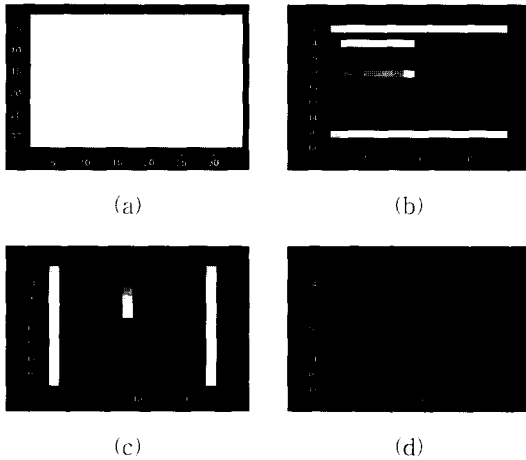


그림 5. 4레벨 분해 영상 [모델 a-1-1]
 (a) 저주파 [CA4], (b) 수평 고주파 [CH4], (c) 수직 고주파 [CV4], (d) 대각 고주파 [CD4]

Fig. 5. Decomposition image at level 4 [Model a-1-1] for (a) low frequency [CA4], (b) horizontal high frequency [CH4], (c) vertical high frequency [CV4] and (d) diagonal high frequency [CD4].

DWT 계수 행렬로부터 구한 특징 파라미터를 SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 입력벡터로 이용하기 위해서는 정규화 과정이 요구된다. 정규화는 특징 파라미터를 일정한 영역의 값으로 변환시키는 것을 의미하며 각각의 특징 파라미터들을 검색한 후 최

대값을 +0.5로 그리고, 최소값을 -0.5로 하여 정규화를 수행한다.

SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 입력층은 96개의 특징 파라미터를 정규화한 값을 입력 할 수 있도록 [12×8]로 하였고, 중간층은 실험적인 방법에 의해 [6×4]로 설계하였다. 또한, 출력층은 부품의 위치와 종류에 대한 정보를 출력할 수 있도록 [2×2]로 설계하였다. 설계된 신경회로망의 학습은 학습계수를 0.2로 모우멘텀을 0.6으로 설정하여 출력층의 출력값과 교사신호와의 최대오차가 0.01보다 작을 때까지 약 8000회 정도 수행하였다.

이때, 중간층의 크기를 [8×6]으로 하였을 경우 최대오차가 수렴값인 0.01에 가까운 영역까지 접근되었다가 다시 큰 값으로 변화되는 과도 학습(Over learning)현상이 발생하였고 [7×5], [6×3] 등의 크기 또는, 중간층을 [6×4] [4×3] 크기의 두 개의 층으로 하였을 경우에는 최대오차가 지역 최소점(Local minimum) 영역에 위치하는 현상이 발생하였다.

다음의 그림 6은 SMD IC 패턴인식을 위한 신경회로망의 학습곡선을 표시하고 있다.

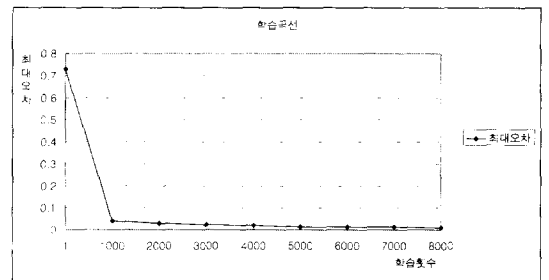


그림 6. SMD IC 패턴 인식을 위한 신경회로망의 학습 곡선

Fig. 6. The training curve of neural network for recognizing the SMD IC pattern.

신경회로망에서 SMD IC 패턴에 대한 인식의 기준은 식 (9)와 같이 출력층의 출력 벡터와 교사신호와의 최대오차가 0.01보다 작은 값을 가질 때 인식한 것으로 판정하였다. 신경회로망의 학습에 사용한 특징 패턴과 동일한 형태의 특징 패턴을 신경회로망에 입력하여 인식하였을 때 최대오차는 14핀(Wide type) SMD IC에서 조도 1200(1x), 위치 1일 때 0.009997이었으며 인식을 판정하기 위해 설정하였던 허용오차

0.01보다 작았다.

If (교사 신호 - 출력 벡터) < 0.010 Then 인식 (9)
Else 비 인식

따라서, 신경회로망의 학습에 사용한 특징 패턴과 동일한 형태의 특징 패턴을 신경회로망에 입력하여 인식하였을 때 SMD IC의 종류나 위치 또는, 조도 변화에 관계없이 인식율은 100%로 나타났다.

그리고, 신경회로망의 학습에 사용하지 않았던 특징 패턴(실험영상 [B])을 신경회로망에 입력하여 인식하였을 때 위치 변화와 조도 변화에 따른 최대오차는 8핀 SMD IC에서 조도 300(lx), 위치 1에서 0.022404 이었다.

그림 7과 8에서는 실험영상 [B]에 대한 SMD IC 종류별 위치 변화와 조도 변화에 따른 인식율을 나타내었다.

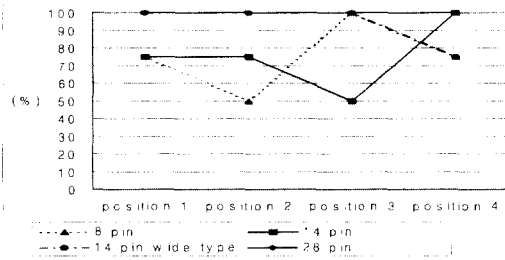


그림 7. 종류별 위치 변화에 대한 인식율[비학습 패턴]
Fig. 7. The recognition rate for the different of position with various kinds [Untrained pattern].

그림 7의 SMD IC 종류별 위치 변화에 대한 인식율은 SMD IC의 종류가 클수록 우수함을 나타내었으며, 그림 8의 조도 변화에 대한 인식율은 조도가 아주 낮거나 높은 경우와 종류가 작을수록 저하되었다.

실험 결과와 같이 유사한 환경에서 취득한 실험 영상으로부터 추출된 즉, 신경회로망의 학습에 사용하지 않았던 특징 패턴을 신경회로망에 입력하여 인식하였을 때 SMD IC의 종류나 위치 또는, 조도 변화에 관계없이 전체 인식율은 85.9%로 나타났다. 이와 같은 인식율의 저하는 실험영상을 취득할 때 조명 장치나 카메라의 설치 위치 또는, 조도의 밝기나 빛의 간섭 현상 등으로부터 야기되는 물리적인 장애 요소로 인하여 SMD IC 주변에 생기는 불규칙한 그림자나 어두

운 밝기 등의 영향이라고 판단된다. 따라서, 일반적으로 패턴인식을 하기 위해 적용하는 실험 환경의 조도가 약 700-900(lx)인 점을 수용하여 본 논문에서 수행한 실험 결과 중 600-900(lx)사이의 인식율을 나타내면 다음 그림 9와 같으며 평균 인식율은 96.87%로 나타났다.

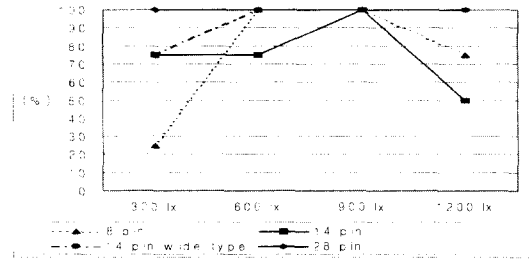


그림 8. 종류별 조도 변화에 대한 인식율[비학습 패턴]
Fig. 8. The recognition rate for the variation of illumination with various kinds [Untrained pattern].

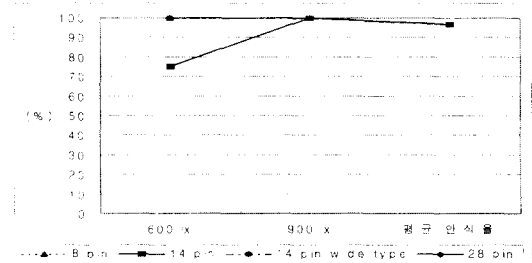


그림 9. 재평가에 따른 평균 인식율[600-900(lx)]
Fig. 9. The average recognition rate for the re-estimation [600-900(lx)].

이러한 실험 결과는 실제 산업 현장에서 자동 검사 시스템을 구현 할 때 참고하여 응용한다면 도움이 될 것 같다.

한편, 다음 표 6에서 나타낸 것 같이 각 레벨별 인식율을 비교해 보면, 입력 영상을 DWT하여 4레벨 DWT 계수 행렬을 구한 후 본 논문에서 제안한 알고리즘에 의해 특징 파라미터를 추출하고, 정교화한 후 신경회로망을 이용하여 SMD IC 패턴인식을 하였을 경우 인식율이 가장 우수하였다.

끝으로 본 논문에서 제안된 방법은

1. 입력 영상으로부터 구한 DWT 계수 행렬에서 특징 파라미터를 추출함으로써 표 7에서와 같이 특징 파라미터 추출을 위한 처리 과정이 공간영역에서의 전

형적인 과정보다 단순화 할 수 있었다.

2. DCT를 이용하여 특징 파라미터를 추출하는 방법보다 처리 시간을 단축 할 수 있었다.^[2]

3. SMD IC의 정렬과 이동, 조도 변화와 같은 환경 변화에 적응하며 SMD IC의 존재 유무와 종류 및 위치에 대한 인식이 가능하였다.

표 6. 각 레벨별 인식율

Table 6. The recognition rate for each level.

	조정된 3레벨	분산값을 이용한 4레벨	5레벨	본 논문의 방법
학습 패턴 전체 인식율	과도학습	100%	100%	100%
비학습 패턴 전체 인식율	과도학습	56.25%	71.88%	85.9%
600(1x)~900(1x) 사이 인식율	과도학습	65.62%	81.25%	96.87%

표 7. 공간영역과 DWT에 의한 특징 파라미터 추출 과정

Table 7. The process extraction of feature parameter for the space domain based and the DWT.

	공간 영역에서의 특징 추출	DWT를 이용한 특징 추출
1 단계	필터링 처리	DWT 변환
2 단계	이진화	
3 단계	에지 검출	
4 단계	에지 세선화	
5 단계	외곽선 검출	
6 단계	특징 파라미터 추출	특징 파라미터 추출

IV. 결론

본 논문에서는 웨이브렛 변환과 신경회로망을 이용한 SMD IC 패턴인식 방법을 제안하였다. 제안된 방법의 타당성 검증은 조도가 300(1x)에서 1200(1x) 사이 4단계의 등간격으로 변화하는 환경에서 위치가 4단계로 변화가 이루어진 4종류의 SMD IC 영상을 입력 영상으로 선정하여 실험을 수행한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 입력 영상을 DWT하여 얻은 DWT 계수 행렬로부터 직접 특징 파라미터를 추출하기 때문에 여러 단계를 거친 후 특징 파라미터 추출하는 전형적인 공간영역에서의 특징 파라미터 추출 과정보다 단순화 할

수 있었다.

2. DCT를 이용하여 특징 파라미터를 추출하는 방법보다 처리 시간을 단축 할 수 있었다.

3. 신경회로망의 학습은 학습계수를 0.2로 모우멘텀을 0.6으로 설정하여 출력층의 최대 오차가 0.01보다 작을 때까지 수행하였으며, 약 8000회 학습시킨 결과 최대오차가 설정값보다 작은 출력 결과를 얻었다.

4. 학습에 사용한 특징 패턴과 동일한 형태의 특징 패턴을 신경회로망에 입력하여 인식 한 경우 종류나 위치 또는, 조도 변화와 관계없이 인식율은 100%로 나타났고, 유사 한 환경에서 얻은 학습에 사용하지 않았던 특징 패턴에 대한 전체 인식율은 85.9% 로 나타났으며, 조도가 재조정된 경우의 평균 인식율은 96.87%로 나타났다.

5. SMD IC의 정렬이나 이동과 조도 변화와 같은 환경 변화에도 적응하며 SMD IC의 존재 유무뿐만 아니라 종류 및 위치에 대한 인식이 가능하였다.

이와 같은 연구결과는 PCB상의 부품에 대한 미삽과 오삽, IC 리드 프레임 검사, 반도체 패턴 검사 등의 공장 자동화를 위한 자동 검사 시스템 구현과 원격 진료나 원격 탐사 시스템의 기초 기술로 기여 할 수 있을 것으로 기대된다. 향후 연구 과제는 환경 변화에 보다 유연하게 적응 할 수 있는 특징 파라미터 추출과 인식율을 높이면서 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] 이명길, 이주신, "DCT와 신경회로망을 이용한 패턴인식에 관한 연구", *한국통신학회 논문집*, 제 22권, 제 3호, PP. 481-492, 1997

[3] Yoh-Han Pao, "*Adaptive Pattern Recognition and Neural Network*", Addison Wesley Publishing Company, 1989.

[4] K. S. Fukushima and A. Rosenfeld, "Pattern recognition and computer vision", *IEEE Computer*, PP. 274-282,

- October, 1994.
- [5] H. J. Kim, H. S. Yang, "A neural network capable of learning and inference for visual pattern recognition", *Pattern Recognition*, Vol. 27, No. 10, PP. 1291-1302, 1994.
- [6] Kunihiko S. Fukushima, "Neural network models for visual pattern recognition, in parallel processing in neural systems and computer", *North-Holland*, PP. 351-356, 1990.
- [7] A. Khotanzad and J. H. Lu, "Distortion invariant character recognition by a multilayer perceptron and backpropagation learning", *IEEE ICNN*, Vol. I, PP. 625-632, July 1988.
- [8] Jacek M. Zurada, "*Introduction to Artificial Neural System*", West publishing Company, 1992.
- [9] James L. McClelland, David E. Rumelhart, "*Parallel Distributed Processing*", The MIT Press, Vol. 1, Vol. 2, 1986.
- [10] Alan V. Oppenheim and Ronald W. Schafer, "*Digital Signal Processing*", Prentice-Hall, 1975.
- [11] Majid Rabbani, Paul W. Jones, "*Digital Image Compression Techniques*", SPIE Optical Engineering Press, 1991.
- [12] I. Daubechies, "Orthonormal bases of compactly supported wavelets", *Commun. Pure Appl. Math.*, Vol. 41, No. 7, PP. 909-996, 1988.
- [13] Stephane G. Mallat, "A theory for multiresolutional signal decomposition; the wavelet representation", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 11, No. 7, PP. 674-693, July, 1989.
- [14] Ingrid Daubechies, "*Ten Lectures on Wavelets*", SIAM, 1994.
- [15] Yves Meyer, "*Wavelets*", SIAM, 1994.
- [16] E. A. B. da Silva and M. Ghanbari, "On the performance of linear phase wavelet transform in low bit-rate image coding", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 5, No. 5, 1996.
- [17] 산업안전 보건법규집, 제 4장 24조 1항 및 27조 1항, 노문사, PP. 33-34, 1995

 저 자 소 개



李明吉(正會員)

1982년 2월 청주대학교 전자공학과(공학사). 1985년 2월 동대학 대학원(공학석사). 1997년 8월 청주대학교 대학원 전자공학과(공학박사). 1990년 3월 ~ 현재 충남전문대학 전자계산기과 조교수. 주관심

분야는 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전 시스템, 신경 회로망

李周信(正會員) 第 33卷 B編 第 10號 參照

현재 청주대학교 전자공학과 교수