

회전 불변 특징을 사용한 PCB 문자 인식 시스템

A PCB Character Recognition System Using Rotation-Invariant Features

정진회, 박태형*
(Jin-He Jung and Tae-Hyoung Park)

Abstract : We propose a character recognition system to extract the component reference names from printed circuit boards (PCBs) automatically. The names are written in horizontal, vertical, reverse-horizontal and reverse-vertical directions. Also various symbols and figures are included in PCBs. To recognize the character and orientation effectively, we divide the recognizer into two stages: character classification stage and orientation classification stage. The character classification stage consists of two sub-recognizers and a verifier. The rotation-invariant features of input pattern are then used to identify the character independent of orientation. Each recognizer is implemented as a neural network, and the weight values of verifier are obtained by genetic algorithm. In the orientation classification stage, the input pattern is compared with reference patterns to identify the orientation. Experimental results are presented to verify the usefulness of the proposed system.

Keywords : character recognition, electronic manufacturing system, printed circuit board, neural networks

1. 서론

인쇄회로기판(printed circuit board, PCB)에 저항, 컨덴서 등의 부품을 조립하는 전자조립라인은 스크린 프린터, 납 도포 검사기, 칩마운터, 디스펜서, 납땀 검사기 등 다양한 장비로 구성된 생산시스템이다. 최근 휴대폰, 컴퓨터 등 정보통신기기의 수요가 급증함에 따라 전자조립라인의 생산성 향상이 매우 중요하게 인식되고 있다. 특히 다품종 소량생산 체계 [1]의 확산에 의하여 생산모델의 교체 주기가 단축되고 있으며, 이에 대응하는 작업 준비시간의 단축이 라인 생산성 향상에 크게 영향을 준다.

전자조립라인을 구성하는 장비의 작업 준비를 위해서는, 우선적으로 PCB에 존재하는 수백, 수천 개의 부품에 대한 위치정보를 입력하여야 한다. 위치정보는 각 부품의 위치좌표와 'R1', 'R2' 등의 부품위치이름을 포함한다. 생산현장에서 위치정보를 추출하는 방법은 CAD 파일을 사용하는 방법, 거버(Gerber) 파일을 사용하는 방법[2], 이미지스캐너에 의한 그림파일을 사용하는 방법[3]으로 구분된다.

PCB 설계용 CAD 파일은 텍스트 형식의 파일로서, 이로부터 부품위치정보를 추출하는 것은 간단하다. 그러나 CAD 파일은 설계 정보를 포함하고 있어 보안문제로 인하여 생산현장에서의 확보가 용이하지 않다. PCB 제조용 거버파일은 벡터형식의 그림파일로서 국제표준규격으로 정의된다. 생산현장에서의 확보가 용이하나, 그림파일로부터 위치정보를 추출하기 위해서는 별도의 영상처리 및 문자인식 기능이 필요하다. 생산현장에서 거버파일을 확보할 수 없는 경우, 이미지스캐너를 사용하여 PCB에 대한 영상데이터를 얻고, 영상처리 및 문자인식을 통하여 위치정보를 추출할 수 있다. 그림 1은 거버파일 및 그림파일로 입력된 PCB 및 PCB에 포함된 부품

위치이름을 보여준다. 본 논문은 PCB에 대한 거버파일 및 그림파일로부터 부품위치이름 들을 자동으로 추출하는 방법을 제시한다.

컴퓨터 기술의 발달에 힘입어 문자인식에 관한 많은 연구 [4-7]가 진행되었다. 대상 문자에 따라 인쇄체 문자인식 및 필기체 문자인식으로 구분되고, 입력정보를 얻는 방식에 따라 온라인 문자인식 및 오프라인 문자인식으로 구분된다. 문자인식은 문서 인식뿐 아니라 차량 번호판 인식, 우체국에서의 우편번호 및 주소 인식, 금융기관에서의 전표 및 수표 자동입력, 공장자동화를 위한 물류식별 등으로 그 응용범위를 확대하고 있다. 여러 가지 문자인식 방법이 제시되었으나, 대부분 특정 범주의 문자에 제한적으로 대응할 수 있는 방법들이며, 임의 문자를 포괄하여 인식할 수 있는 일반적인 방법은 아직 구현되지 못하고 있다.

PCB 문자인식은 다양한 폰트를 갖는 인쇄체 문자인식의 범주에 속한다. 그러나 다양한 문자의 방향을 인식하여야 하며, 여러 가지 기호와 함께 존재하므로 이를 분리하여야 하는 어려움이 있다. 김철한 등[8]은 단일 신경회로망을 사용하여 거버파일로부터 문자를 인식하는 방법을 제안하였다. 오

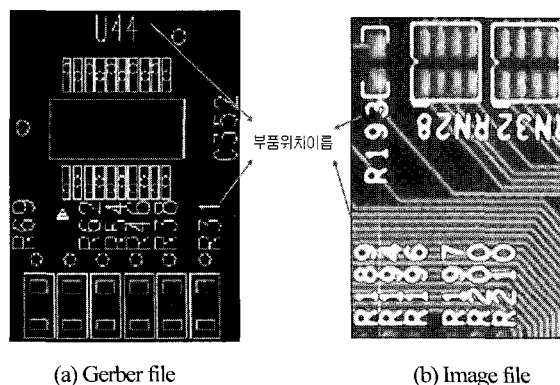


그림 1. PCB 입력 데이터.

Fig. 1. PCB input data.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2005. 1. 11., 채택확정 : 2005. 11. 28.

정진회 : 삼성전자(주)(jjh1104@dcclck.net)

박태형 : 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부, 컴퓨터정보통신연구소
(taehpark@chungbuk.ac.kr)

해원 등 [9]은 여러 개의 특징벡터와 다중 신경회로망을 갖는 거버 문자인식 방법을 제안하였으며 인식율을 향상시켰다. 그러나 문자의 방향에 따라 인식률에 차이가 발생하는 문제점이 있다.

본 논문은 문자의 방향에 따라 인식률이 달라지는 문제점을 개선하기 위하여, 문자의 회전에 불변인 특징값을 새로이 도입한다. 또한 문자 분류 단계와 별도로 방향 분류 단계를 구성하여 문자 방향에 대한 인식률을 제고시키다. 다중 신경회로망 적용하며, 이때 최적의 가중치를 설정하기 위하여 유전자 알고리즘을 적용한다. 실제 PCB 데이터를 사용한 비교 실험을 통하여 제안된 방법이 기존의 방법보다 우수함을 입증한다.

II. 시스템 구성

부품위치이름을 자동으로 추출하는 PCB 문자인식시스템은 일반적인 광학문자인식 (optical character recognition, OCR) 시스템과 마찬가지로 전 처리 과정, 문자인식 과정 및 후 처리 과정으로 구분될 수 있다.

전 처리 과정에서는 입력된 PCB 데이터를 처리하여 문자패턴을 분리하고 세션화 시킨다. 거버파일로 입력된 경우, 별도의 필터링 및 세션화 과정이 불필요하나 벡터 형식의 텍스트 데이터를 비트맵 형식의 그림 데이터로 변환시켜야 한다. 반면 이미지스캐너로 획득한 그림파일로 입력된 경우, 필터링, 영역분리, 세션화 등 별도의 영상처리 과정이 필요하다.

문자인식 과정에서는 전 처리 과정에서 추출되어 정규화된 문자패턴의 문자 및 방향을 판별한다. 후 처리 과정은 동일한 방향의 인접한 문자패턴 들을 조합하여 'RA15', 'C14' 등의 부품위치이름을 생성하는 과정이다. 본 논문은 전 처리 과정 및 후 처리 과정에는 기존에 제안한 방법[9]을 사용하고, 문자인식 과정에는 새로운 방법을 적용하여 새로운 PCB 문자인식시스템을 구성한다.

PCB에서 부품위치이름으로 사용하는 문자는 A-Z의 영문 대문자와 0-9의 숫자이며, 방향은 0도, 90도, 90도, 180도의 네 가지로 제한된다. 그림 2는 전 처리 과정에서 추출된 PCB 문자패턴의 예를 보여준다. 그림 2(a)와 같이 다양한 폰트의 인쇄체 문자가 네 가지의 방향으로 존재하는 것을 볼 수 있으며, 그림 2(b)와 같이 문자와 유사한 여러 가지 기호가 함께 존재하는 것을 볼 수 있다. 이러한 PCB 문자의 특

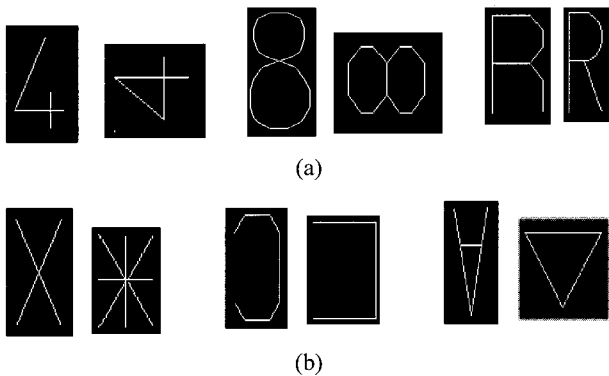


그림 2. PCB 문자의 예.
Fig. 2. Examples of PCB characters.

성 상 기존 광학문자인식 시스템에 적용되는 문자인식 방법을 직접 적용하기 어렵다.

그림 3(a)는 기존에 제안된 PCB 문자인식시스템 [9]의 문자인식 과정을 보여준다. 전체 문자인식 과정은 특징추출 단계와 문자 및 각도 분류 단계로 구분된다. 특징추출 단계에서는 입력패턴으로부터 정규화 비트맵, 방향 성분 벡터, 교차점 수 벡터 등 세 가지의 특징값을 추출한다. 이 특징값들은 문자 및 방향 분류 단계의 각 부 인식기에 입력되어 문자 및 방향으로 분류된다. 이 때 부 인식기들은 신경회로망으로 구성되어있다. 세 개의 부 인식기의 분류 결과가 서로 다른 경우, 별도의 판정기를 통하여 최종적으로 문자 및 방향을 분류한다. 특징값으로 사용되는 정규화 비트맵, 방향 성분 벡터, 교차점 수 벡터는 모두 문자패턴의 방향에 따라 값이 달라진다. 따라서 각 부 인식기는 36 개의 문자 (A-Z, 0-9)를 4 방향으로 분류하여야 하므로, 결과적으로 총 144 개의 패턴을 인식하여야 한다. 많은 패턴을 인식하여야 하므로, 패턴인식을 담당하는 신경회로망의 학습속도 및 인식율이 저하될 수 있다.

그림 3(b)는 본 논문에서 새로이 제안하는 PCB 문자인식시스템의 문자인식 과정을 보여준다. 기존의 방법과 달리 특

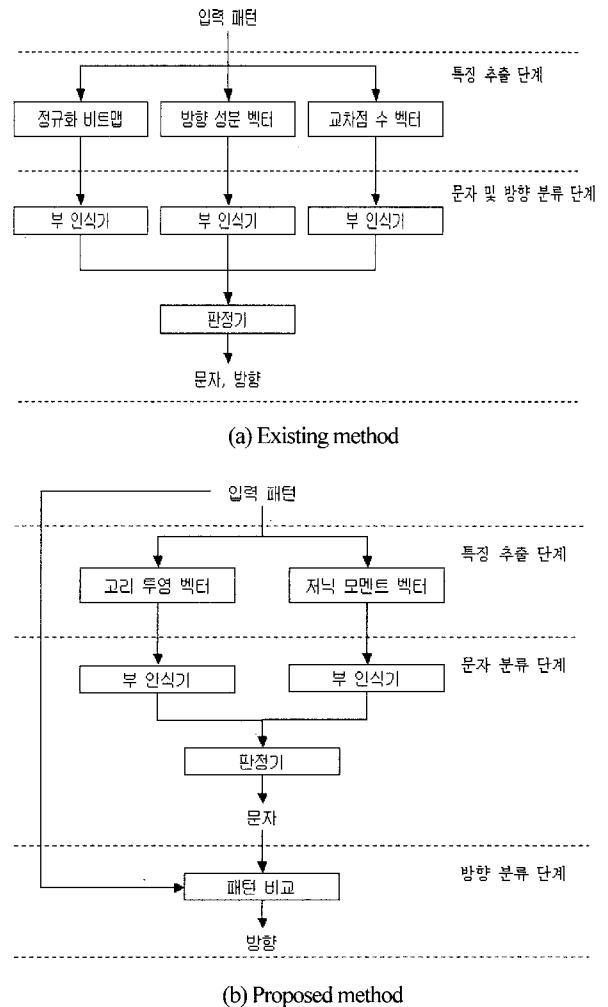


그림 3. PCB 문자 인식 시스템.
Fig. 3. PCB character recognition systems.

징추출 단계, 문자분류 단계, 방향분류 단계의 3단계로 구성된다. 특징추출 단계에서는 입력패턴으로부터 저넢모멘트(Zernike moment) 벡터와 고리투영 벡터를 추출한다. 이들 특징값들은 문자의 방향에 무관하게 같은 값을 갖는 회전불변 값들이다. 추출된 특징값들은 문자분류 단계의 각 부 인식기에 입력되어 문자로 분류되며, 두 개의 부 인식기의 분류결과가 서로 다른 경우 별도의 판정기를 통하여 최종적으로 문자를 분류한다. 이 때 회전불변 특성의 특징값을 사용하므로, 각 부 인식기는 방향을 무시한 36개의 패턴만 인식하면 된다. 기존의 방법에 비하여 대폭 감소된 수의 패턴을 인식하여야 하므로, 신경회로망으로 구성된 각 부 인식기의 학습속도 및 인식율이 크게 향상될 수 있다. 마지막으로 방향분류 단계에서는 입력된 문자패턴과, 판별된 문자에 대한 4가지 방향의 기준패턴과의 비교를 통하여 방향을 판별한다. 또한 문자가 아닌 기호 인지의 여부도 판별한다.

III. 문자인식 방법

본 논문에서 제안하는 새로운 PCB 문자인식시스템의 문자 인식 과정을 구성하는 특징추출 단계, 문자분류 단계 및 각도분류 단계는 다음과 같다

1. 특징추출 단계

전처리 과정을 통하여 정규화되고 이진화된 입력패턴으로부터 특징값을 추출하는 단계이다. 고리투영 벡터와 저넢모멘트 벡터의 두 가지 특징값을 추출하며, 이들 값은 모두 패턴의 회전에 무관하게 같은 값을 갖는다.

1.1 고리투영 벡터

고리(ring)형상의 도형을 입력패턴에 투사하여, 입력패턴의 선분과 교차하는 화소의 개수를 특징값으로 설정한다. 비트맵 형식의 입력패턴에 대하여 (x,y) 위치의 화소 값을 $f(x,y) \in \{0,1\}$ 라 하면, 중심의 반지름이 i 이고 폭이 ϵ 인 고리 형상의 도형과 교차하는 문자패턴의 화소 수 ϕ_i 는 다음과 같다.

$$\phi_i = \sum_{(x,y) \in S(i)} f(x,y) \tag{1}$$

단,

$$S(i) = \{(x,y) | (i - \frac{\epsilon}{2})^2 \leq x^2 + y^2 \leq (i + \frac{\epsilon}{2})^2\} \tag{2}$$

이 때 다양한 반지름을 갖는 도형과 입력패턴과의 교차 화소 수를 구할 수 있으며, 이 값들은 원소로 하는 $p \times 1$ 의 벡터를 고리투영 벡터 Φ 라 정의한다.

$$\Phi = [\phi_k, \phi_{2k}, \dots, \phi_{pk}]^T \tag{3}$$

단, k 는 상수로서 양의 정수이다.

그림 4는 고리투영 벡터의 예를 보여주며, 도형의 회전에 무관하게 일정한 값을 갖는 것을 볼 수 있다. 고리투영 벡터는 회전문자의 인식이 필요한 응용분야 [10,11]에 많이 사용되고 있다.

1.2 저넢모멘트(Zernike moment) 벡터

저넢(Zernike) 은 단위 원 내부에서 ($x^2 + y^2 \leq 1$) 완전 직교 집합을 형성하는 복소수 다항식의 집합 $\{V_{nm}(x,y)\}$ 을 정의하

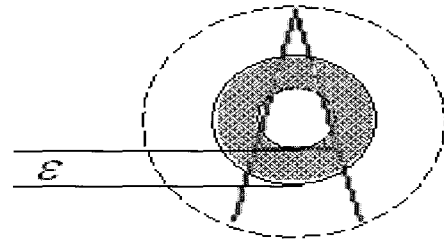


그림 4. 고리투영.

Fig. 4. Ring projection.

였다. [12] 각 다항식의 형태는 다음과 같으며,

$$V_{nm}(x,y) = V_{nm}(\rho,\theta) = R_{nm}(\rho) \exp(jm\theta) \tag{4}$$

단,

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{n-|m|/2} \frac{(-1)^s (n-s)! \rho^{n-2s}}{s! (\frac{n+|m|}{2}-s)! (\frac{n-|m|}{2}-s)!} \tag{5}$$

이며, n 은 0 또는 양의 정수이고, m 은 $n-|m|$ 이 짝수이고 $|m| \leq n$ 인 정수이다. 원점으로부터 (x,y) 화소까지 이르는 벡터의 길이가 ρ 이고, x 축과의 각도가 θ 이다.

주어진 영상패턴에 대하여 화소 값 $f(x,y)$ 을 저넢 다항식에 투영시킨 값이 저넢 모멘트[13,14] 이며 다음과 정의된다.

$$A_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_{x,y} f(x,y) V_{nm}^*(\rho,\theta), \quad x^2 + y^2 \leq 1 \tag{6}$$

이 값은 복소수 값이나, 그 크기 $|A_{nm}|$ 은 실수로서 영상패턴의 회전에 독립적인 값을 갖는다. 본 논문은 $|A_{00}|, |A_{11}|, |A_{20}|, |A_{22}|, |A_{31}|, |A_{33}| \dots$ 등 여러 개의 저넢모멘트 크기로 구성된 $q \times 1$ 의 저넢모멘트 벡터 Ω 를 다음과 같이 정의하여, 입력 문자패턴의 특징값으로 사용한다.

$$\Omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_q]^T \tag{7}$$

2. 문자분류 단계

문자분류 단계는 추출된 특징값들로부터 문자패턴을 A-Z 의 영문 대문자와 0-9 의 숫자로 분류하는 단계이다. 그림 5 는 문자분류 단계의 구조를 보여주며, 각 특징벡터를 입력으로 하는 두 개의 부 인식기와 부 인식기의 출력값들로부터 최종 출력값을 결정하는 판정기로 구성된다.

2.1 부 인식기

신경회로망 [14] 은 다양한 분야에 적용되고 있으며, 특히 패턴인식, 음성인식 등 다양한 인식분야에서 많이 사용되고 있다. 부 인식기는 특징벡터를 입력으로 하고, 그 특징벡터에 대한 문자 별 적합도를 출력시키는 신경회로망이다. 각 신경회로망은 입력층, 은닉층 및 출력층으로 구분 된다. $p \times 1$ 의 고리투영 벡터에 대한 부 인식기의 입력층은 p 개의 노드를 갖으며, $q \times 1$ 의 저넢모멘트 벡터에 대한 부 인식기의 입력층은 q 개의 노드를 갖는다. 두 개의 부 인식기 모두의 출

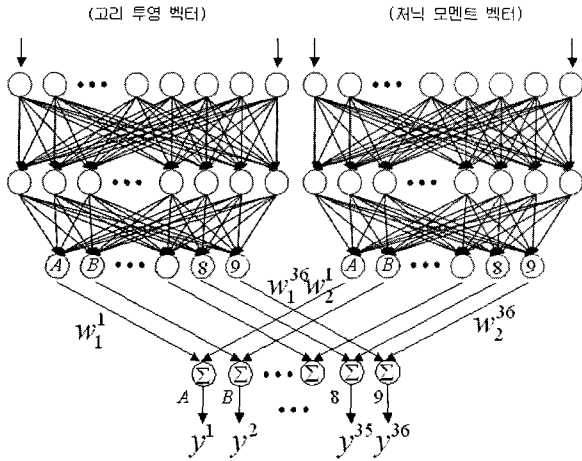


그림 5. 문자 판별 단계.

Fig. 5. The stage of character classification.

력층은 A-Z, 0-9 의 총 36 개의 노드를 갖으며, 각 노드는 0 과 1사이의 실수를 출력한다. 이 값이 1에 가까울수록 해당 문자에 대한 적합도가 높은 것이다.

각 부 인식기를 구성하는 신경회로망은 오류 역전파 알고리즘[15]에 의하여 학습된다. PCB에서 추출한 문자로부터 36 개 문자에 대한 목표 특징값을 생성하고 이를 사용하여 신경 회로망을 학습시킨다. 목표 특징값의 수가 증가할수록, 신경 회로망의 학습속도는 늦어지고 인식율도 저하될 수 있다. 그러나 문자의 방향이 제외된 단 36개의 목표 특징값에 대한 학습이 이루어지므로, 학습속도 및 인식율의 향상을 기대할 수 있다.

2.2 판정기

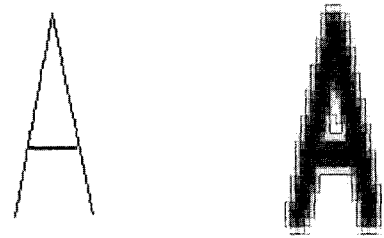
하나의 인식기 대신 여러 개의 다중 인식기를 사용하는 이유는, 단일 특징값으로는 전체 문자에 대한 정확한 분류가 어렵기 때문이다. 어떤 문자는 고리투영 벡터가 식별에 유리할 수 있으며, 또 다른 문자는 저녁모멘트 벡터가 유리할 수 있다. 즉, 같은 입력패턴에 대하여 각 부 인식기의 출력값이 다를 수 있으며, 이 경우 서로 다른 출력값 들로부터 최종적인 문자 분류를 수행하는 것이 판정기이다.

i 번째 ($i=1,2$) 부 인식기의 j 번째 ($j=1,\dots,36$) 문자에 대한 출력값을 $y_i^j \in [0,1]$, 판정기의 j 번째 문자에 대한 출력값을 y^j 라 하면, 다음의 관계식이 성립된다.

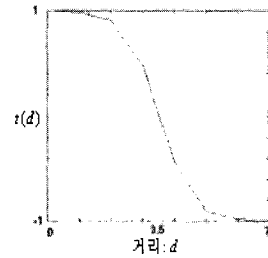
$$y^j = y_1^j w_1^j + y_2^j w_2^j \quad j=1,\dots,36 \quad (8)$$

단, $w_i^j \in R$ 는 부 인식기의 출력값에 대한 가중치이다. 판정기의 출력값이 최대가 되는 문자를 최종 문자로 판정하여 분류한다.

판정기의 가중치는 문자 별로 어느 부 인식기의 출력이 중요한 지를 의미하는 값으로, 미리 설정되어야 하는 값이다. 예를 들어, j 번째 문자에 대하여 고리투영 벡터를 사용하는 부 인식기의 출력이 저녁모멘트를 사용하는 부 인식기의 출력 값보다 비중이 크다면, w_1^j 값은 w_2^j 값 보다 크게 설정



(a) Standard pattern (b) Reference pattern



(c) $t(d)$

그림 6. 기준패턴의 생성.

Fig. 6. Generation of reference pattern.

되어야 한다. 그러나 이 가중치를 적절하게 결정하는 것은 매우 어려운 문제이며, 수 많은 실험을 통하여 구할 수 있을 것이다.

본 논문은 판정기의 가중치를 구하기 위하여 유전자 알고리즘을 적용한다. 유전자 알고리즘은 복잡한 최적화 문제의 근사 최적해를 구하는 데 널리 사용되고 있다. 유전자 알고리즘의 구현을 위하여 염색체를 다음과 같이 정의한다.

$$\langle w_1^1, \dots, w_1^{36}, w_2^1, \dots, w_2^{36} \rangle \quad (9)$$

단, w_i^j ($i=1,2, j=1,\dots,36$) 는 가중치 w_i^j 를 8비트의 이진수로 표현한 값이며, 따라서 하나의 염색체는 총 576비트의 이진 벡터이다. 염색체의 적합도는, 염색체에 포함된 가중치를 사용하여 모든 문자패턴을 판정한 경우의 성공 비율, 즉 인식율로 정의한다. 본 논문에 적용한 유전자 알고리즘은 난수를 발생하여 초기 세대를 생성하고, 선택, 교배 및 돌연변이 연산을 통하여 새로운 세대를 생성하는 전형적 유전자 알고리즘 [16]이다. 단, 선택연산은 확률적 샘플링 오류를 방지하기 위하여 잔여확률샘플링 방법을 사용하며, 교배 및 돌연변이는 이진 벡터에 대한 한 점 교배(one-point crossover) 및 한 점 돌연변이(one-point mutation)를 사용한다.

3. 방향분류 단계

방향분류 단계는 입력패턴의 네 가지 방향 (0도, 90도, -90도, 180도)을 결정하는 단계이다. 또한 입력패턴이 문자가 아닌 기호인지의 여부도 함께 결정한다. 방향분류를 위하여 4 가지 방향의 36개 문자에 대한 정규화된 크기의 기준패턴을 미리 준비한다. 앞 단계에서 이미 문자가 분류되어 있으므로, 입력패턴을 해당 문자에 대한 네 가지 방향의 기준패턴과 비교하여 가장 유사도가 높은 기준패턴의 방향으로 입력패턴의 방향을 결정한다. 이 때 입력 패턴의 유사도가 모든 문자

의 기준 패턴에 대한 문턱치 미만이면, 입력 패턴을 문자가 아닌 기호로 판정한다.

기준패턴은 선별된 표준패턴을 변형하여 생성한다. 그림 6은 0도 방향의 문자 'A'에 대한 표준패턴 및 기준패턴을 보여준다. 표준패턴은 세선화된 이진 영상이며, 기준패턴은 표준패턴에 $N \times N$ 의 마스크를 이동시키며 생성시킨다. 즉, 마스크의 중심을 화소 값이 1인 표준패턴의 화소에 놓고, 다음 식에 의하여 주변 화소값을 새로이 구한다.

$$t(d) = \frac{1.0 - e^{(-2.0(d-D/2))}}{1.0 + e^{(-2.0(d-D/2))}} \quad (10)$$

단, d 는 화소와 마스크 중심화소와의 거리이며, D 는 마스크의 대각선 길이이다. 위의 값은 0과 1사이의 값을 갖으며, 그림 6(c)와 같이 중심에서 멀어질수록 값이 작아진다. 표준패턴 대신 이를 변형한 기준패턴을 사용하는 이유는, 유사도 계산 시 동일문자에 대한 입력패턴의 편차를 고려하기 위함이다.

입력패턴의 화소값을 $f(x,y)$, 기준 패턴의 화소 값을 $r(x,y)$ 라 할 때, 두 패턴의 유사도는 다음과 같이 구한다.

$$similarity = \frac{\sum_x \sum_y (f(x,y) \times r(x,y))}{\sum_x \sum_y f(x,y)} \quad (11)$$

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안한 PCB 문자인식시스템은 개인용컴퓨터의 MS-Windows XP 환경에서 Visual C++를 사용하여 구현되었다. 고리투영 벡터는 입력패턴을 91×91 의 정규화된 영상으로 변환하여 구하였으며, 고리의 폭(\mathcal{E})은 3으로 설정하였고 총 15개의 원소를 갖도록 하였다. 저닉모멘트 벡터는 입력패턴을 65×65 의 정규화된 영상으로 변환하여 구하였으며, 총 47개의 원소를 갖도록 하였다.

고리투영 벡터를 입력으로 하는 신경회로망은 입력층에 15개, 은닉층에 90개, 출력층에 36개의 노드로 구성하였다. 이 때 학습율은 0.05, 모멘텀은 0.2로 설정하였고, 학습오차가 0.01이하이거나 학습 횟수가 1000이상일 때 학습을 종료하였다. 저닉모멘트 벡터를 입력으로 하는 신경회로망은 입력층에 47개, 은닉층에 90개, 출력층에 36개의 노드로 구성하였다. 학습율은 0.6, 모멘텀은 0.4로 설정하였고, 학습오차가 0.01이하 이거나 학습 횟수가 1000 이상 일 때 학습을 종료하였다. 문자분류를 위한 판정기의 가중치를 설정하기 위한 유전자 알고리즘의 세대 당 개체 수는 100개, 교배 확률은 0.5, 돌연변이 확률은 0.3으로 설정하였고, 최대 세대 수는 1000으로 제한하였다.

우선 특징값들의 특성을 분석하는 실험을 수행하였다. 여러 가지 방향의 문자에 대하여 고리투영 벡터 및 저닉모멘트 벡터를 추출하고, 각 부 인식기에 이를 입력하여 출력이 최대가 되는 노드의 문자로 문자를 분류하였다. 그림 7은 특징값에 따른 문자별 인식율의 차이를 보여준다. 전체적으로 저닉모멘트 벡터를 사용하는 경우의 인식율이 높다. 'D', 'J', 'P',

'Y', '0', '3' 등 문자의 경우, 고리투영 벡터 사용 시 인식율이 낮으나 저닉모멘트 사용 시 인식율이 높은 것을 볼 수 있다.

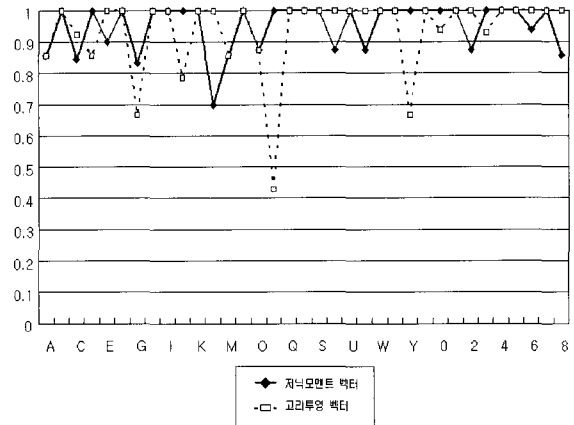


그림 7. 특징값에 따른 문자 별 인식율.
Fig. 7. Recognition rate according to the feature values.

표 1. 문자분류 방법 별 인식율.
Table 1. Recognition rate according to the character classification method.

방법	부 인식기	고리투영	저닉 모멘트	고리투영 + 저닉 모멘트	고리투영 + 저닉 모멘트
	판정기	-	-	최대값 선택	가중치 부여
S_1		85.5	91.3	93.3	95.2
S_2		90.2	94.1	95.1	96.1
S_3		88.3	96.1	95.1	95.1
S_4		87.3	94.1	97.1	97.1
평균		87.8	93.9	95.1	95.9

표 2. PCB 인식율 비교.
Table 2. Comparison of recognition rate for PCBs.

PCB		인식율(%)	
번호	패턴 수	기존방법	제안방법
1	1753	89.6	100.0
2	2885	78.8	94.1
3	3893	68.8	85.5
4	2867	73.6	97.4
5	4232	69.2	96.0
6	1284	96.0	98.1
7	3229	82.4	92.2
8	407	59.4	88.6
9	1564	88.8	96.0
10	1171	85.0	98.6
11	2107	93.3	93.9
평균		80.4	94.6

반면, 'E', 'L', 'T', '2', '6' 등 문자의 경우 저닉모멘트 사용 시 인식율이 낮으나, 고리투영 벡터 사용 시 인식율이 높은 것을 볼 수 있다. 즉, 고리투영 벡터와 저닉모멘트 벡터는 서로 인식율을 보완하는 특성이 강하여, 두 개를 모두 사용하는 경우 인식율을 향상시킬 수 있음을 알 수 있다.

다음으로 문자분류 단계의 성능을 검증하기 위한 실험을 수행하였다. PCB에서 추출한 문자로 S_1-S_4 의 4 개 실험 데이터 집합을 생성하였다. 각 데이터 집합은 문자 별로 균일한 분포를 갖도록 선정하였으며, 신경회로망의 학습을 위한 데이터 315개와 실제 실험에 사용한 데이터 105개로 분리하였다. 판정기의 가중치 설정을 위한 유전자 알고리즘에 사용하기 위하여 별도로 140개의 문자 데이터를 사용하였다. 표 1은 문자분류 단계의 실험결과를 보여준다. (1)고리투영 부인식기 사용 (2)저닉모멘트 부인식기 사용 (3)고리투영 부인식기와 저닉모멘트 부인식기를 모두 사용하고, 두 인식기의 출력 중 최대값으로 문자 판정 (4)고리투영 부인식기와 저닉모멘트 부인식기를 모두 사용하고, 유전자 알고리즘에 의한 가중치를 사용하여 문자를 판정하는 경우 등 모두 네 가지의 문자분류 방법을 비교 실험하였다. 고리투영 부인식기보다는 저닉모멘트 부인식기가, 저닉모멘트 부인식기 보다는 두 인식기를 병용한 경우의 인식율이 높아짐을 볼 수 있다. 또한 본 논문에서 제안한 유전자 알고리즘으로 가중치를 설정하고 문자를 판정하는 방법이 가장 효과적임을 확인할 수 있다.

마지막으로 문자분류 및 방향분류를 포함한 전체 PCB 문자인식시스템에 대한 성능평가실험을 수행하였다. 앞의 실험을 통하여 학습되고 설정된 인식기와 판정기를 사용하고, 본 논문에서 제안한 방향분류 방법을 사용하였다. 방향분류를 위하여 모든 패턴들을 31×31 로 정규화하여 사용하였으며, 기준패턴을 만들기 위한 마스크 크기는 3, 기호와 문자를 판별하는 문턱 값은 0.3으로 설정하였다. 표 2는 11개의 실제 PCB에 대한 실험 결과이다. 비교 대상은 II장에서 설명한 기존에 제안된 방법 [9]으로서, 방향성분 벡터, 정규화 비트맵, 교차점 수 벡터 등 회전 의존적인 특징값을 사용하고, 휴리스틱한 판정기를 사용하여 문자 및 방향을 분류하는 방법이다. 표에서 보는 바와 같이 모든 기관에 대하여 제안된 방법의 인식율이 향상되었으며, 전체적으로 평균 약 14.2%의 인식율 향상이 이루어졌다. 특히 기관에 따른 인식율의 편차가 기존의 방법에 비하여 작고 안정적임을 볼 수 있다.

V. 결론

PCB의 부품위치이름을 자동으로 추출하기 위한 새로운 문자인식시스템을 제안하였다. 네 가지 방향의 문자들이 함께 존재하고 또한 여러 가지 기호가 섞여있는 PCB 문자의 특성을 고려하기 위하여, 전체 인식시스템을 문자분류 단계와 방향분류 단계로 분리하여 구성하였다. 문자분류 단계에서는 방향과 관계없이 문자를 분류하며, 이를 위하여 회전불변의 특징값을 사용하였다. 또한 인식율 향상을 위하여 두 개의 부인식기와 판정기를 갖는 구조를 설계하였으며, 각 각 신경회로망 및 유전자 알고리즘을 적용하였다. 방향분류 단계에서는 방향 별 기준패턴을 미리 작성하고, 입력패턴과의 유

사도를 판별하여 방향을 판정하였다. 또한 유사성이 낮은 경우에는 문자가 아닌 기호로 판정하였다. 기존 방법과의 비교 실험을 통하여 제안된 방법이 인식율 및 학습속도 측면에서 우수함을 확인하였다.

여러 가지 방향의 문자가 존재하는 경우, 모든 조합의 패턴을 한 번에 인식하는 것보다, 본 논문의 경우처럼 문자분류와 방향분류로 나누어 순차적으로 인식하는 것이 인식율 및 학습속도 향상 측면에서 유리하며, 이 결과는 지도인식, 도면인식 등 다른 영역으로 확장되어 적용될 수 있을 것이다. 인식율의 향상을 위하여 특징값의 추가 및 기호 판별을 위한 보다 체계적인 방법의 도입이 필요하다. 본 논문의 연구결과는 전자조립시스템의 생산장비를 지원하는 자동프로그램밍 소프트웨어에 적용되어, 휴대폰 등 전자제조라인의 생산성 향상에 기여하리라 기대된다.

참고 문헌

- [1] 박태형, “전자조립용 CAM 시스템의 개발 동향,” 전자공학회지, 제36권, 제3호, pp. 272-280, 1999.
- [2] 박태형, 송종석, 김철한, “PCB 조립장비용 장착점 추출 프로그램 개발,” 제어계측 · 자동화 · 로봇학 연구회 합동 학술 발표회 논문집, pp. 242-247, 2000.
- [3] 정진희, 박태형, “이미지스캐너를 사용한 인쇄회로기판의 패드추출 방법,” 한국 퍼지 및 지능시스템학회 춘계 학술대회 논문집, vol. 14, no. 1, pp. 571-575, 2004.
- [4] S. Kanhan, T. Pavlidis, H. S. Baird, “On the recognition of printed characters of any font and size,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, no. 2, pp. 274-288, 1978.
- [5] G Baptista, K. M. Kulkarni, “A high accuracy algorithm for recognition of handwritten numerals,” *Pattern Recognition*, vol. 21, no. 4, pp. 287-291, 1988.
- [6] 김수형, 정선화, 오일석, “필기 한글 문자의 오프라인 인식에 관한 사례연구,” 추계 정보학회 학술발표 논문집, pp. 77-82, 1988.
- [7] 김삼수, 광희규, 김수형, “광학 폰트 인식에 관한 연구 동향 조사” 정보통신논문지, 제5권, 제1호, pp. 1-16, 2001.
- [8] 김철한, 박태형, “PCB 조립 장비를 위한 거버문자 인식 알고리즘 개발,” 2000 한국자동제어 학술회의 논문집, 2000.
- [9] 오혜원, 박태형, “다중 인식기 및 검증기를 갖는 거버 문자 인식 시스템,” 한국 퍼지 및 지능시스템 학회 논문지, vol. 14, no. 1, pp. 20-27, 2003.
- [10] Y. Y. Tang, H. D. Cheng, C. Y. Suen, “Size-rotation-invariant character recognition,” *Proc. Int. Conf. on Computer Processing of Chinese and Oriental Languages*, pp. 161-165, 1988.
- [11] D. C. Tseng, H. P. Chiu, “Fuzzy ring data for invariant handwritten chinese character recognition,” *Proc. of the 13th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 3, pp. 94 - 98, 1996.
- [12] A. Khotanzad, Y. H. Hong, “Invariant image recognition by Zernike moments,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 5, pp.489-497, 1990.
- [13] A. Khotanzad, J. H. Lu, “Object recognition using a neural network and invariant Zernike features,” *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 200-205, 1989.

[14] A. Khotanzad, J. H. Lu, "Classification of invariant image representations using a neural network," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 38, no. 6, pp. 1028-1038, 1990.
[15] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd Ed., Prentice Hall, 1999.

[16] M. T. Hagan, H. B. Demuth, M. H. Beale, *Neural Network Design*, PWS publishing company, 1996.
[17] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Program*, Springer, 1992.



정진회

2003년 충북대 제어계측공학과 졸업.
2005년 동 대학원 제어계측공학과(석사). 2005년~현재 삼성전자 정보통신총괄 통신연구소 연구원. 관심분야는 최적화 알고리즘, 패턴인식, 머신비전.



박태형

1988년 서울대 제어계측공학과 졸업.
1992년 동 대학원 제어계측공학과(석사). 1994년 동 대학원 제어계측공학과(박사). 1994년~1997년 삼성 테크윈(주) 정밀기기연구소 선임 연구원. 1997년~현재 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수. 2000년~2001년 Univ. of Toronto 방문교수. 관심분야는 로보틱스 및 자동화, 전자조립 및 검사시스템 등.