# 평활화 방법과 ART1 알고리즘을 이용한 도장 이미지 인식

*임영애, **백인호, **이지훈, **박규호, **김정원, ***김광백
*신라대학교 컴퓨터교육학과,
**신라대학교 컴퓨터정보공학부,
***신라대학교 컴퓨터공학과

# Recognition of a Seal Image by Using Smoothing Method and ART1 Algorithm

*Young-Eai **Lim**, **In-ho **Peak**, **Ji-hoon **Lee**, **Kyu-ho **Park**,
**Jeung-Won **Kim**, and ***Kwang-Baek **Kim**
*Dept. of Computer Education, Silla University
** Division of Computer Information and Enginering, Silla University
***Dept. of Computer Enginering, Silla University

**요 약**

이미지 인식 분야에 있어서 전자 결재시 도장의 진위 문제와 은행 업무 또는 중요 서류에 있어서 도장의 진위 문제를 해결할 수 있는 방법이 필요하게 되었다. 따라서 본 논문에서는 평활화 방법과 ART1 알고리즘을 이용한 도장 이미지 인식 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 임계값을 이용하여 도장 이미지를 이진화하고 이진화된 이미지에서 최빈수 평활화 방법을 이용하여 잡음을 제거하고 도장 영역을 추출하여 정규화 하였다. 도장 인식은 인공 신경망의 자율 학습 방법인 ART1 알고리즘을 적용하였다. 실험 결과, 제안된 도장 인식 방법이 도장의 진위 문제에 적용할 수 있는 가능성을 확인하였다.

## 1. 서론

이미지 인식 분야에 있어서 전자 결재시 도장의 진위 문제와 은행 업무 등에 있어서 도장 진위 문제는 점점 더 중요하게 부각되고 있다. 일반적으로 이미지 인식에서 인식률을 향상시키는데는 두 부분으로 나눌 수 있다. 첫째는 이미지의 특징을 정확히 추출하는 부분으로 전처리 과정을 개선시키는 것이고 둘째는 인식 알고리즘을 개선시키는 것이다. 전처리는 이미지의 질을 개선하거나 이미지를 특정한 목적에 알맞도록 변환시키는 등의 이미지 처리를 의미한다. 이미지 전처리에는 잡음제거, 평활화(smoothing), 예리화(sharpening), 고주파 차단, 저주파 차단 등의 영상 조작 등이 있다[1]. 기존의 도장 이미지 처리 과정은 물체의 테두리 부분과 같이 명암도가 날카롭게 변하는 부분의 선명도를 흐리게 하는 단점이 있어 정확한 윤곽선을 추출할 수 없는 문제점이 있다[2].

최근에 영상 인식의 한 분야로 인공 신경망(artificial neural networks)은 영상 인식에 널리 사용되고 있다. 인공 신경망은 과거의 경험을 이용하여 자기 조정의 학습 기능을 갖고 새로운 환경에 적용할 수 있다. 인공 신경망의 자율 학습 방법인 ART1 알고리즘은 기존에 학습되었던 것이 새로운 학습에 의해 지워지지 않도록 새로운 지식을 자동적으로 전체 지식 베이스에 일관성 있는 방법을 통합한다. 그리고 실시간적으로 적용이 가능하여 패턴 인식에 널리 적용되고 있다[3].

따라서 본 논문에서는 임계값을 이용하여 도장 이미지를 이진화하고 이진화된 이미지에서 특정한 범위내의 픽셀을 조사하여 가장 빈번히 나타나는 픽셀

을 찾아 그 픽셀을 해당 픽셀 값으로 대체시키는 최빈수에 의한 평활화 방법을 이용하여 잡음을 제거한다. 잡음이 제거된 도장 이미지에서 도장 영역을 추출하여 정규화하고 학습 데이터를 구성하여 인공 신경망의 자율 학습 모델인 ART1에 적용하여 도장 이미지를 인식한다.

## 2. 관련 연구

이미지를 실제의 대상으로부터 입력시키는 과정은 영상 신호 표본화, 정량화, 통신 이동 등으로 여러 단계에 걸쳐 있다. 이러한 단계를 거지면서 잡음 등의 불필요한 신호가 섞이게 된다. 이미지의 평활화는 이러한 것들을 감소시키는데 이용되는 기법이다. 이미지를 평활화하는 방법에는 여러 가지가 있으나 공간 영역적 방법에는 인근 평균 방법(neighborhood averaging), 중위수 선택 방법(median filter)이 있다[1].

이미지 인식에 있어 잡음에 대한 저항성은 필연적으로 해결해야 할 주요 과제라 할 수 있다. 인공신경망(artificial neural networks)은 이 두 가지 점에 있어서 효율적인 수단을 제공해 준다[4]. 인공 신경망의 비지도 학습 방법(unsupervised learning method)인 ART1(Adaptive Resonance Theory)은 Grossberg와 Carpenter에 의해 제안된 모델로서 뉴런들 간의 경쟁학습(Competitive Learning)에 의하여 자율적으로 패턴을 분류하는 네트워크 구조이다.

### 2.1 이미지의 평활화

$N \times N$ 크기의 이미지 $f(x,y)$가 주어졌을 때 모든 픽셀$(x,y)$을 중심으로한 이웃의 국소적 부분 $n \times m$ 픽셀들을 평균하며 픽셀$(x,y)$의 명암도로 대체하는 방법이 인근 평균 방법이다. 이렇게 평활화한 이미지를 $g(x,y)$라 한다면 다음과 같은 식으로 정의된다.

$$g(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{(n,m) \in S} f(n,m) \qquad (1)$$

여기서 $M$은 국소 부분 $n \times m$ 픽셀의 개수이고 $S$는 이 국소 영역 픽셀의 집합이다. 전체 이미지의 픽셀들은 $x = 0, 1, \ldots, n-1, y = 1, 2, \ldots, m-1$과 같이 $(x,y)$를 변화시키면서 지정할 수 있다.

인근 평균 방법에 의한 평활화는 물체의 테두리 부분과 같이 명암도가 날카롭게 변화는 부분의 선명도를 흐리게 하는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 역치(threshold)를 선정하여 역치를 넘는 부분의 명암도를 변화시키지 않고 그대로 두는 방법을 사용하기도 한다. 그러나 역치를 선정하는 부분은 일반적으로 여러번 시도를 해야 하고, 시도 끝에 오류가 발생할 수 있다[5]. 이를 개선하기 위한 다른 평활화 방법은 $(x,y)$ 픽셀 주위의 국소 영역 픽셀 집합에 대한 명암도 수치들의 중위수를 선택하는 것이다. 즉 국소 영역 픽셀들의 명암도를 크기순으로 나열했을 때, 그 중앙에 위치한 명암도를 취하여 $(x,y)$ 픽셀의 명암도로 대체하는 방법이 중위수 선택 방법이다. 이 방법은 급격한 증감으로 나타나는 잡음 제거와 물체의 테두리에서 관측되는 명암도 변화의 보존에 매우 효과적이다.

## 3. 평활화와 ART1을 이용한 도장 인식

### 3.1 도장 이미지 이진화

영상 이진화(image binarization)처리는 이미지 처리 분야에서 물체 인식, 이미지 분석등과 같은 다양한 응용에서 배경과 물체를 구분하는 이미지 분할(segmentation)을 위한 일반적인 도구로 사용된다. 이진 이미지를 사용하는 이미지 처리 응용에서 임계값(threshold value) 결정은 처리 성능을 결정짓는 중요한 요소이다. 대부분의 이진화 알고리즘은 임계값을 결정하기 위하여 히스트그램을 사용하여 밝기 분포를 분석한다. 본 논문에서 적용된 임계값의 계산은 이미지의 가장 밝은 픽셀과 가장 어두운 픽셀의 평균값으로 설정한다. 임계값은 다음과 같이 계산한다.

$$T = \frac{f_{\max}(x,y) + f_{\min}(x,y)}{2} \qquad (2)$$

여기서 $T$는 임계값이고, $f_{\max}(x,y)$은 영상의 최대 밝기 픽셀, $f_{\min}(x,y)$는 최소 밝기 픽셀이다.

그림 1은 원 도장 이미지에 대하여 이진화된 도장 이미지의 결과이다.

그림 1. 이진화된 도장 이미지

### 3.2 도장 이미지 평활화

도장 이미지를 처리하는 과정에서 인근 평균 방법은 물체의 테두리 부분과 같이 명암도가 날카롭게 변화는 부분의 선명도를 흐리게 하는 단점이 있다.

그리고 블록의 크기가 커지면 커질수록 평활화 효과는 증대하는 반면에 이미지의 선명도가 흐려진다. 중위수 선택 방법은 급격한 증감으로 나타나는 잡음 제거와 물체의 테두리에 관측되는 픽셀을 보존하는데는 효과적이지만 평활화 기법을 사용하여 윤곽선을 추출하는데는 어려움이 많다.

본 논문에서는 이진화된 도장 이미지에서 최빈수를 이용한 평활화 방법을 사용하여 도장 이미지의 잡음을 제거한다. 최빈수를 이용한 평활화는 이웃한 화소들 중에서 가장 빈번하게 나타나는 화소의 값을 원시 화소의 자리를 대신하는 방법이다. 본 논문에서는 이진화된 도장 이미지에서 잡음을 제거하기 위하여 그림 2와 같이 3×3 마스크를 적용하여 최빈수 평활화한다.

| | | |
|---|---|---|
| p(-1,-1) | p(0, -1) | p(1,-1) |
| p(-1, 0) | p(0, 0) | p(1, 0) |
| p(-1, 1) | p(0, 1) | p(1, 1) |

그림 2. 3×3 마스크

그림 2의 p(0,0)는 중앙의 출력 화소 위치를 나타낸다. 따라서 이진화된 도장 이미지를 최빈수 평활화를 이용하여 특정한 범위내의 화소들을 조사하여 가장 빈번히 나타나는 화소를 찾아 p(0,0)의 화소의 값으로 대체시켜서 잡음을 제거한다. 그림 1의 이진화된 도장 이미지에서 최빈수 평활화에 의해 잡음이 제거된 이미지는 그림 3과 같다.

그림 3. 평활화된 도장 이미지

### 3.3 도장 영역 추출

도장 영역의 추출은 최빈수에 의해 평활화된 이미지에서 흰색의 배경 픽셀 위에 검은색 픽셀로 나타나는 도장 이미지를 찾는다. 도장 영역의 추출은 이미지의 좌측에서부터 시작하여 상단에서 하단 방향으로 픽셀값을 검사하여 배경색이 아닌 픽셀을 찾는다. 처음으로 검은색 픽셀이 나타나는 지점을 도장의 좌측 x 좌표로 정의하고 이미지의 상단에서부터 시작하여 좌측에서 우측방향으로 픽셀 값을 검사하여 검은색 픽셀을 찾아서 도장의 상단 y 좌표로 정의한다. 그리고 이미지의 우측에서부터 시작하여 하단에서 상단방향으로 처음으로 검은색 픽셀이 나타나는 지점을 우측 x 좌표로 정의하고 이미지의 하단에서부터 시작하여 우측에서 좌측방향으로 픽셀값을 검사하여 검은색 픽셀이 나타나는 지점을 우측 y 좌표로 정의하여 도장 영역을 추출한다.

그리고 도장 이미지를 인식하기 위하여 추출된 도장영역을 정규화하고 이진화하여 학습 데이터를 구성한다.

### 3.4 ART1을 이용한 도장 인식

ART1는 1976년 보스턴 대학의 Stephen Grossberg가 경쟁학습(competitive learning)의 약점인 안정성을 보강하여 제안한 모델이다. 이 모델은 기존에 학습되었던 것이 새로운 학습에 의해 지워지지 않도록 새로운 지식을 자동적으로 전체 지식 베이스에 일관성 있는(self-consistent)방법으로 통합한다. 즉 적절하게 매치(match)되는 새로운 정보를 이용하여 이미 배운 내용들을 정제하며(refine), 새로운 인식 카테고리의 학습을 위하여 새로운 노드를 선택하고, 기억용량을 넘어서는 과다한 새로운 입력에 의해 기존에 취득한 내용이 지워지는 것을 방지한다. 따라서 끊임없이 변하는 환경에서 자신의 메모리 용량을 전부 소모할 때까지는 제한없는 입력에 대해 실시간으로 빠르고 안정되게 배울 수 있는 구조이다[4].

ART1 알고리즘의 경우 특징 영역이 커서 잡음에 비교적 강하기 때문에 도장 영역을 인식하는데 효과적이므로 본 논문에서는 ART1 알고리즘을 이용하여 도장 이미지를 인식한다. ART1 알고리즘을 이용한 도장 학습 및 인식 과정은 그림 4와 같다.

## 4. 실험 및 결과 분석

실험환경은 IBM 호환 기종 펜티엄Ⅲ 환경에서 Delphi 6.0으로 구현하였다. 10개의 도장 이미지를 HP ScanJet 4200C 스캐너로 입력받아 실험하였다.

10개의 도장 이미지에 대하여 가장 밝은 픽셀과 가장 어두운 픽셀의 평균값을 임계값으로 설정하여 원 도장 이미지를 이진화 하였고 최빈수 평활화를 적용하여 이진화된 이미지에서 잡음을 제거하였다. 잡음이 제거된 도장 이미지에서 도장 영역의 추출은 이미지의 좌측에서부터 시작하여 상단에서 하단 방향으로 픽셀값을 검사하여 처음으로 검은색 픽셀이 나타나는 지점을 도장의 좌측 x 좌표로 설정하였고 이미지의 상단에서부터 시작하여 좌측에서 우측방향으로 픽셀 값을 검사하여 검은색 픽셀을 찾아서 도

장의 상단 y 좌표를 설정하였다. 그리고 이미지의 우측에서부터 시작하여 하단에서 상단방향으로 처음으로 검은색 픽셀이 나타나는 지점을 우측 x 좌표로 설정하고 이미지의 하단에서부터 시작하여 우측에서 좌측방향으로 픽셀값을 검사하여 검은색 픽셀이 나타나는 지점을 우측 y 좌표로 설정하여 도장 영역을 추출하였다.

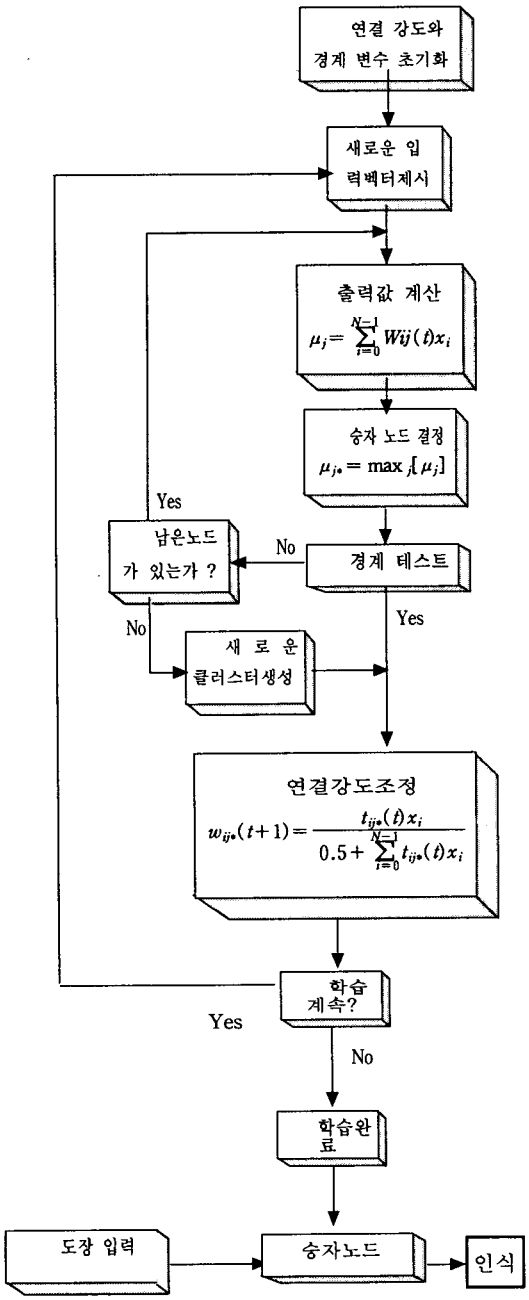
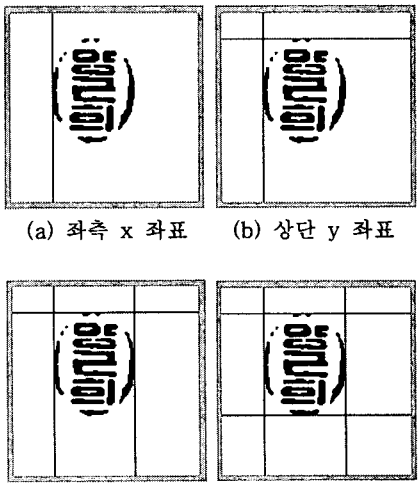



그림 4. ART1을 이용한 도장 학습 및 인식 과정

도장 영역을 추출한 결과는 그림 5와 같다. 도장 인식을 위한 학습 데이터의 한 형태는 그림 6과 같다. 10개의 도장 이미지를 학습한 결과, 경계 변수를 0.97로 설정했을 때 10개의 도장 이미지를 모두 인식하였다. ART1 알고리즘에서 경계 변수를 0.8로 설정했을 때는 2개의 도장 이미지가 인식되지 않았고 0.9로 설정했을 때는 1개의 도장 이미지가 인식되지 않았다. 따라서 본 논문에서는 경계 변수를 0.97로 설정하여 도장 이미지를 학습하고 인식하여 도장 인식 시스템을 구성하였다. 제안된 도장 이미지 처리 및 인식 화면은 그림 7과 같다.



(a) 좌측 x 좌표 (b) 상단 y 좌표

(c) 우측 x 좌표 (d) 하단 y 좌표

그림 5. 도장 영역 추출 결과

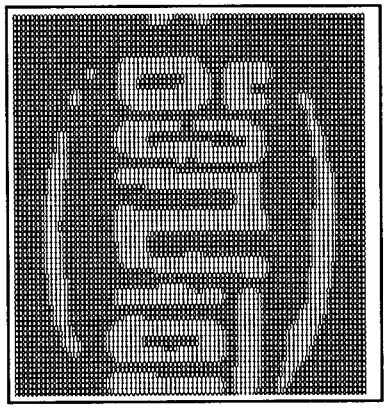


그림 6. 도장의 학습 데이터의 형태

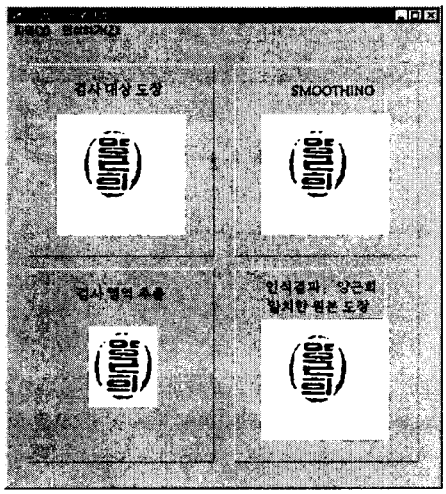



그림 7. 도장 처리 및 인식 화면

## 5. 결론 및 향후 연구 과제

이미지 인식 분야에 있어서 전자 결재시 도장의 진위 문제와 은행 업무 등에 있어서 도장 진위 문제는 점점 더 중요하게 부각되고 있다. 따라서 본 논문에서는 임계값을 이용하여 도장 이미지를 이진화하고 이진화된 이미지에서 특정한 범위내의 픽셀을 조사하여 가장 빈번히 나타나는 픽셀을 찾아 그 픽셀을 해당 픽셀 값으로 대체시키는 최빈수에 의한 평활화 방법을 이용하여 잡음을 제거하였다. 최빈수에 의해 평활화된 이미지에서 도장 영역 추출은 이미지의 좌측에서부터 시작하여 상단에서 하단 방향으로 검은색 픽셀을 검사하여 처음으로 검은색 픽셀이 나타나는 지점을 도장의 좌측 x 좌표로 설정하였고 이미지의 상단에서부터 시작하여 좌측에서 우측 방향으로 픽셀 값을 검사하여 검은색 픽셀을 찾아서 도장의 상단 y 좌표를 설정하였다. 그리고 이미지의 우측에서부터 시작하여 하단에서 상단방향으로 처음으로 검은색 픽셀이 나타나는 지점을 우측 x 좌표로 설정하고 이미지의 하단에서부터 시작하여 우측에서 좌측방향으로 픽셀값을 검사하여 검은색 픽셀이 나타나는 지점을 우측 y 좌표로 설정하여 도장 영역을 추출하여 정규화하고 이진화하여 ART1 알고리즘으로 도장을 인식하였다. ART1 알고리즘은 영상 인식과 응용 분야에 대해서 잡음이 포함된 특징 영역들을 분류하는데 효율적이므로 도장 인식에 적용하였다. 실험 결과에서 제안된 도장 이미지 인식 방법이 효율 것을 확인하였다.

향후 연구 방향은 기울어진 도장 이미지를 처리할 수 있도록 개선하여 인감 도장을 포함한 다양한 도장 이미지에 대하여 전자 결재 시에 도장 진위를 판별할 수 있는 시스템을 개발할 것이다.

### 참고문헌

[1] Jain, A.K.,Fundamentals of Digital Image Processing, Englewood Cliffs, *New Jersey : Prentice-Hall*, 1989.

[2] 천두억, 윤성호, 김광백, "개선된 ART1을 이용한 이미지 인식에 관한 연구," *한국OA학회논문지*, 제3권, 제3호, pp.15-20, 1998.

[3] A. James and Freeman, Neural Networks : Algorithm, *Application and Programming techniques, Addison-Wesley*, 1991.

[4] Dayhoff and Judith E., Neural Network Architecture : *An Introduction, V. N. Reinhold, N. Y.*, 1990.

[5] R. B. Paranjape, R. N. Rangayyan, Morrow W. M. and H. N. Nguyer, "Adaptive neighborhood Image Processing," *proceedings of Visual Communications and Image Processing*, pp.198-207, 1992.

[6] Liane C. Ramac, Pramod K. Varshney, "Image Thresholding Based on Ali-Silvey Distance Measures," *Pattern Recognition*, Vol.30, No.7, pp.1161-1173, 1997.