

## 개선된 ART1 알고리즘을 이용한 이미지 인식에 관한 연구

천두억\* 윤성호\*\* 김광백\*\*\*

### A Study on Image Recognition using Enhanced ART1 Algorithm

Doo-Eok Cheon\* Sung-Ho Yoon\*\* Kwang-Baek Kim\*\*\*

#### 요 약

이미지 인식 분야에 있어서 전자 결재시 도장의 진위 문제와 은행업무 또는 중요서류에 있어서의 도장 진위 문제는 점점더 중요하게 부각되고 있는데 반해 기존의 도장 이미지 처리 과정은 물체의 테두리 부분과 같이 명암도가 날카롭게 변하는 부분의 선명도를 흐리게 하는 단점이 있으며 윤곽선을 추출하는데 어려움이 많다.

본 논문에서는 개선한 평활화 방법을 이용하여 특정한 범위내의 픽셀을 조사하여 가장 빈번히 나타나는 값을 찾고, 그 값을 해당 픽셀의 값으로 대체시켜 윤곽선을 검출한 다음, ART1 학습 알고리즘에서 경계값을 퍼지 연산자중 Yager의 일반화된 교연산자를 적용하여 경계변수값을 동적으로 변화시켜 올바른 분류가 될 수 있도록 한다. 본 논문에서 제안한 ART1 학습 알고리즘에 적용하여 실험한 결과 기존의 ART1 알고리즘을 이용한 경우보다 향상된 이미지 인식율을 보였다.

#### Abstract

As time goes on, that becomes an issue still more for truth from error of a seal in electronic settlement, or in important document in the field of image recognition.

But on the other hand image treatment method of a seal have has the weakness until now. It makes indistinct distinction of part that light and darkness is changed sharply as the edge of things. So it has difficult that edge detection is extracted.

In this paper, I investigated the pixel in a specific area by using enhanced smothing method and searched a value of frquent occurrence. The value of pixel is substituted and edge detection is extracted. After then it could be classified rightly according as viligence test is dynamically changed.

I applied convertional of Yager's genealed intersection operator among fuzzy logic operator in ART1 learning Algorithm. Application of suggested ART1 learning algorithm, it results in improved image recognition rate than a case of using the conventional ART1 algorithm

---

\* 부산 화명초등학교 교사

\*\* 부산과학고등학교 교사

\*\*\* 신라대학교 공과 대학 컴퓨터정보공학부 전임강사

논문접수:98.8.8. 심사완료:98.10.20.

## I. 서론

인공 신경망 모델은 병렬 분산 처리(parallel distributed processing)원리를 근간으로 하여 생물학적인 신경회로를 간단한 수학적으로 모델링하여 구현이 가능하도록 한 것이다[1]. 신경회로망 기법은 과거의 경험을 이용한 자기 조정(Self-organizing)의 학습 기능을 갖고 있어 새로운 환경에 적응할 수 있다. 인공 신경망의 학습 모델중에 비지도학습(unsupervised learning)방법인 ART(Adaptive Resonance Theory)는 스테픈 크로스버그(Stephen Crossberg)가 경쟁학습(competitive learning)의 약점인 안정성을 보강하여 제안한 모델이다 [2]. ART는 기존에 학습되었던 것이 새로운 학습에 의해 지워지지 않도록 새로운 지식을 자동적으로 전체 지식 베이스에 일관성 있는 방법을 통합한다. 즉, 적절하게 매치되는 새로운 정보를 이용하여 이미 배운 내용들을 정제하며(refine), 새로운 인식 카테고리 학습을 위하여 새로운 노드를 선택하고, 기억 용량을 넘어서는 고다한 새로운 입력에 의해 기존에 취득한 내용이 지워지는 것을 방지하는 학습 알고리즘이다. 그러나 이미지 인식에 적용할 때 경계 변수(vigilance parameter)의 설정에 따라 인식률이 낮아지고 입력 패턴의 순서에 따라 인식률이 저하되는 단점이 있다[3]. 이미지 인식 문제에서 인식률을 향상시키는 데는 두 부분으로 나눌 수 있다. 첫째는 이미지의 특징을 정확히 추출하는 부분으로 전처리 과정을 개선시키는 것이고 둘째는 인식 알고리즘을 개선하는 것이다.

본 연수에서는 이미지 인식 분야에 있어서 전자 결재시 도장의 진위 문제와 은행 업무 및 중요 서류에 있어서의 도장 진위 문제를 해결하기 위한 개선된 전처리 알고리즘과 개선된 ART1 알고리즘을 제안한다.

## II. 이미지 전처리 방법

### 2.1 이미지 전처리(image processing)

전처리는 이미지의 질을 개선하거나 이미지를 특정한 응용 목적에 알맞도록 변환시키는 등의 이미지 처리를 의미한다. 이에 이미지 명암도 재조정, 잡음제거, 평활화(smoothing), 예리화(sharpening), 고주파 차단, 저주파 차단 등의 영상 조작 등이 포함된다[4,5]. 이러한 처리를 전처리라고 부르는 이유는 대부분이 이미지 처리 과정이 이미지 입력, 전처리, 분할, 특징 추출, 식별 등의 처리 단계로 나누어 지기 때문이다.

이미지 전처리 과정은 다음과 같다.

- 1) 이미지 입력
- 2) 이미지 전처리
- 3) 평활화 단계
  - ii) 윤곽선 검출 단계
  - iii) 컷팅(cutting)
  - iv) 이미지 정규화

### 2.2 개선된 평활화 알고리즘

#### 2.2.1 기존의 평활화 방법

영상의 실제 대상으로 부터 입력시키는 과정에서 잡음 등의 불필요한 신호가 섞이게 된다. 영상 평활화는 이러한 잡음을 부분적으로 제거하여 감소시키는데 이용되는 기법이다.

영상을 평활화하는 기법에는 평균값 방식과 중위수 방식이 있다.

#### 1) 평균값 방식

$N \times N$ 크기의 영상  $f(x,y)$ 가 주어졌을 때 모든 픽셀  $(x,y)$ 를 중심으로 한 이웃의 국소적 부분  $n \times m$ 픽셀들을 평균하여 픽셀  $(x,y)$ 의 명암도로 대체하는 것이 평균값 방식이다[6,7]. 이와 같이 평활화한 영상을  $g(x,y)$ 라 하면 (1)과 같이 나타낼수 있다.

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

여기에서  $M$ 은 국소부분  $n \times m$  픽셀의 개수이며,  $S$ 는 이 국소영역 픽셀의 집합을 의미한다. 영상면 전체의 픽셀들은  $x=0, 1, 2, \dots, N-1, y= 1, 2, \dots, N-1$ 과 같이  $(x,y)$ 를 변화시키면서 지정할 수 있다.

#### 2) 중위수 방식

$N \times N$ 크기의 영상이 주어졌을 때 특정수의 주위의 픽

셀과 비교해서 그 중간값(블록의 픽셀값을 크기 순으로 나열 하였을 때, 그 중앙에 위치한 픽셀값)을 픽셀값과 대체시키는 방법이다[7,8].

2.2.2 윤곽선 검출(Edge detection)

윤곽선 검출은 입력된 이미지의 윤곽선만을 추출하는 기법이다.

입력된 이미지의 픽셀을 읽어서 인접 픽셀의 차이가 0 이면 배경으로 인식하여 RGB(255,255,255)값을 출력 하고, 그렇지 않으면 윤곽선으로 인식하여 RGB(0,0,0) 값을 출력함으로써 외곽선을 추출한다.

2.2.3 제안된 평활화 방법

도장 이미지를 처리하는 과정에서 인접 평균방법은 물체의 테두리 부분과 같이 명암도가 날카롭게 변화하는 부분의 선명도를 흐리게 하는 단점이 있다. 그리고 블록의 크기가 커지면 커질수록 평활화 효과는 증대하는 반면에 이미지의 선명도가 흐려진다. 이러한 단점을 보완한 방법이 중위수 선택방법이다. 중위수 선택방법은 급격한 증감으로 나타나는 잡음 제거와 물체의 테두리에서 관측되는 픽셀을 보존하는데는 효과적이지만 평활화 기법을 사용하여 윤곽선을 추출하는데는 어려움이 많다.

본 논문에서 제안한 방법은 최빈수를 이용한 평활화는 이웃한 화소들중에서 가장 빈번하게 나타나는 화소의 값을 원시 화소의 자리를 대신하는 방법이다.

이 평활화를 하기 위해서는 먼저 마스크라는 것을 알아야 한다.

마스크란 행렬로 이루어지는데, 행렬의 차원은 중앙의 위치를 정할수 있도록 홀수를 사용한다. 중앙의 위치는 출력 화소의 위치에 대응된다. 다음은 3\*3 마스크이다.

(-1, -1)	(0, -1)	(1, -1)
(-1, 0)	(0, 0)	(1, 0)
(-1, 1)	(0, 1)	(1, 1)

그림 1. 3\*3 마스크

마스크가 커질수록 이미지는 점점 더 흐릿한 영상으로 변하게 된다.

본 논문에서는 도장 이미지의 윤곽선을 추출하는 방법

으로 특정한 범위내의 픽셀들을 조사하여가장 빈번히 나타나는 값을 찾아 이값을 그 픽셀의 값으로 대체시키는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 평활화 알고리즘은 다음과 같다.

step 1. 평활화를 할 이미지를 불러온다.

step 2. for 문을 이용하여 이미지의 넓이(width)까지 루핑시킨다.(pos\_i)

step 2\_1. 또다른 for 문을 이용하여 이미지의 길이(height)까지 루핑시킨다.(pos\_j)

step 2\_1\_1. (pos\_i, pos\_j)지점의 화소값을 읽는다.

step 2\_1\_2. 마스크의 사용을 위해 넓이를 지정할 for 문으로 루핑시킨다.(mask\_k)

단, 여기서 for문의 시작과 끝은 마스크의 크기에 따라 달라진다. 마스크가 3\*3이라면 (pos\_i, pos\_j)를 중심으로 반복한다.

그러면 시작점은 -1 지점에서 시작하여 끝점은 1이 된다. maxk\_k 뿐만 아니라 mask\_l도 같은 방법을 사용한다. 즉 <그림1>을 이용한다.)

step 2\_1\_2\_1. 마스크의 사용을 위해 길이를 지정할 for문으로 루핑시킨다.(mask\_l)

step 2\_1\_2\_1\_1. 이웃의 화소를 읽어서 저장한다.

step 2\_1\_3. 읽은 이웃의 화소를 이용하여 최빈수를 찾는다.

step 2\_1\_4. 이미지에 출력한다.

단, 지금 값을 읽어오는 이미지에 덮어 쓰는 것이 아니라, 다른 이미지에 뿌려준다. 왜냐하면 주위의 값에 영향을 받기 때문에 이미 변화된 값을 사용하면 원래의 목적을 잃게 된다.

Step 3. 종료.

### III. 개선된 ART1알고리즘

ART1 학습 알고리즘은 경계 변수값의 설정에 따라 같은 도장 이미지를 다른 도장 이미지로 인식할 수가 있다. 그러므로 ART1 학습 알고리즘에서 경계값을 퍼지 연산자 중에 Yager의 일반화된 교연산자를 적용하여 경계 변수값을 동적으로 변화시킨다. 퍼지의 교연산자는 총제화된 값이 모든 입력중 가장 작은 값보다 크지 않은 성질을 갖는 연산자로서 Yager의 교연산자의 경우

$$T(X_1, \dots, X_n) = 1 - \text{Min}[1, ((1 - X_1)^p + \dots + (1 - X_n)^p)^{\frac{1}{p}}] \quad (1)$$

로 정의된  $p \in (0, \infty)$  값에 따라 감소하는 함수이다. 그러므로 ART1의 학습 알고리즘에서 경계값을 동적으로 변화시켜 올바른 분류가 될 수 있도록 한다. 개선된 ART1 학습 알고리즘은 다음과 같다.

개선된 ART1 알고리즘

단계1: top-down 연결 가중치와 bottom-up 연결 가중치를 초기화 한다. 임계변수값( $\rho_j$ )도 초기화 한다. 여기서 N은 출력 노드 수이고 M은 입력 노드의 수이다.

$$t_{ij}(0) = 1, \quad w_{ij}(0) = \frac{1}{1 + N} \quad (3)$$

$$0 \leq i \leq N-1, \quad 0 \leq j \leq M-1$$

$$\rho_j = 1, \text{ 여기서 } 0 \leq \rho_j \leq 1$$

단계 2: 새로운 이미지 입력 값( $x_i$ )을 입력한다.

단계 3: 출력값을 계산한다.

$$\mu_j = \sum_{i=0}^{N-1} w_{ij}(t) x_i \quad (4)$$

단계 4: 승자 노드를 선택한다.

$$u_j = \max_j [u_j] \quad (5)$$

단계 5: 승자노드의 이미지 데이터와 입력노드의 이미지 데이터와의 유사도를 계산한다. 그리고 경계 변수값( $\rho_j$ )을 퍼지 Yager의 교연산자를 적용하여 변화시킨다.

$$\|X\| = \sum_{i=0}^{N-1} x_i$$

$$\|T \cdot X\| = \sum_{i=0}^{N-1} t_{ij}(t) x_i$$

$$\text{is } \frac{\|T \cdot X\|}{\|X\|} > \rho_j \quad (6)$$

YES goto 단계7,

$$\rho_j = 1 - \sqrt{(1 - \rho_j(t))^2 + (1 - \rho_j(t-1))^2}$$

No goto 단계6

단계 6: 유사하지 않으면 다른 match노드를 선택하기 위하여 단계 3으로 간다.

단계 7: 승자 노드의 이미지 데이터와 입력 노드의 이미지 데이터가 유사하면 연결 가중치들을 갱신한다.

$$t_{ij}(t+1) = t_{ij}(t) x_i \quad (7)$$

$$w_{ij}(t+1) = \frac{t_{ij}(t) x_i}{0.5 + \sum_{i=0}^{N-1} t_{ij}(t) x_i}$$

단계 8: 단계2로 가서 새로운 입력 이미지 패턴들을 학습한다.

### IV. 실험

본 논문에서는 도장 이미지를 제안된 ART1 학습 알고리즘에 적용 하여 실험하였다. 실험에서 사용된 입력 도장 이미지는 10개이며 테스트에 사용된 위조 도장은 각각 2개씩 테스트 하였다. 실험 환경은 IBM 호환 펜티

업 기종으로 델파이 3.0을 사용하여 구현하였다. 그리고 기존의 평활화 방법에 의해서 도장 이미지의 윤곽선을 추출하여 제안된 방법과도 비교하였다. 제안된 ART1 알고리즘에서 경계 변수값을 동적으로 변화시키는 과정의 초기값은 1로 설정하여 변화시켰다. 도장 이미지를 인식하기 위한 전처리 과정은 그림2와 같다.

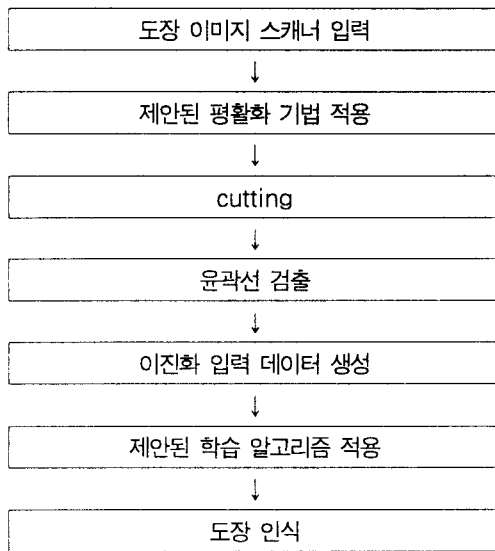


그림2. 도장 이미지 전처리 및 인식 과정

기존의 평활화 방법에 의한 윤곽선 추출과 제안된 평활화 방법에 의한 윤곽선 추출을 그림 3에 나타내었다.

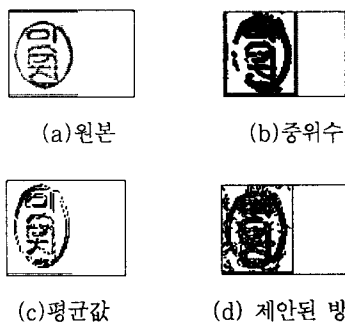


그림 3. 기존의 평활화 방법과 제안된 방법과의 비교

그림3에서 제안된 방법이 기존의 평활화에 의한 윤곽선 추출방법보다 입력 데이터 값이 정확히 추출되는 것을 알 수 있다.

제안된 ART1 알고리즘을 이용하여 도장 이미지를 인식한 결과를 그림 4로 나타내었다.

제안된 ART1 알고리즘을 이용하여 도장 이미지를 인식한 결과 원본 도장과 위조 도장과의 구별이 96%이고 기존의 ART1 알고리즘을 이용하면 89%이었다. 기존의 ART1 알고리즘은 임계 변수값을 0.8와 0.9로 설정하여 테스트 하였다. 그러므로 본 논문에서 제안된 ART1 알고리즘이 이미지 인식에 적용될 수 있는 가능성을 실험을 통해서 알 수 있다.

## V. 결론

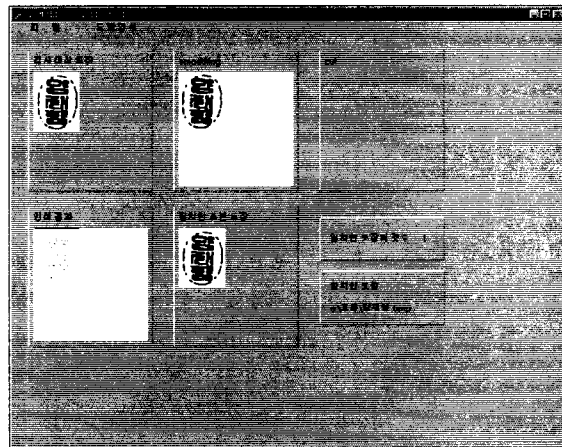


그림 4. 제안된 방법에 의한 도장 인식기

실세계 이미지를 인식하는 과정에 있어서 중요한 부분은 정확히 특징을 추출하는 과정과 인식하는 알고리즘이다.

본 논문에서는 정확히 이미지 특징을 추출하는 과정으로 평활화 단계에서 새로운 평활화 기법을 제안하였으며 인공 신경의 비지도 학습인 ART 알고리즘의 단점을 개선시킨 개선된 방법을 제안하였다. 그러나 ART1 학습 알고리즘 자체가 이진화된 입력 데이터를 학습하기 때문에 칼라 정보를 이용한 이미지 인식에는 적용될 수 없다.

향후 연구 과제로는 칼라 이미지에서 특징을 추출하는 방법과 이진화된 데이터 뿐만아니라 아날로그 데이터도 학습 및 인식 할 수 있는 학습 알고리즘을 개발하는 것이다.

지자소개

참고문헌

- [1] R.O.Lippman, "An Introduction to Computing with Neural Nets," IEEE ASS Magazine, pp.4-22, 1987.
- [2] Neural Networks and Natural Intel- ligences. S.Grossberg. MIT Bradford Press, 1988. The definitive collection of papers from Grossberg's group.
- [3] Kwang-Baek Kim, Keun-Chung Kim, " A Study on Face Recognition using New Fuzzy ART," ITC-CSCC'98, pp.1057-1060, 1998.
- [4] H.C., Tescher, A.G., and Kruger, R.P. "Image Processing by Digital Computer." IEEE Spectrum, vol.9,no.7,pp.20-32,1972.
- [5] Rabiner L.R. and Gold B. Theory and Applications of Digital Signal Processing. Englewood Cliffs Nj:Prentice-Hall, 1975.
- [6] D G Lowe. Organization of smooth image curves at multiple scales. International journal of Computer Vision, 1:119-130, 1989.
- [7] R B Paranjape, R N Rangayyan, Morrow W M, and H N Nguyer. adaptive neighborhood image processing. In pro- ceedings of Visual Communications and Image Processing, Boston, Ma, pages 198-207, SPIE, Bellingham, Wa, 1992.
- [8] R B Paranjape, R N Rangayyan, Morrow W M, and H N Nguyer. adaptive neigh- borhood image processing. CVGIP- Graphical Models and Image Processing, 54(3):259-267, 1992.



천두억

85.3.1 - 89.2.28 부산교육대학교  
졸업 교육학사  
89.3.1 - 92.2.28 강진초등학교 교사  
92.3.1 - 95.2.28 양덕초등학교 교사  
95.3.1 - 97.2.28 금곡초등학교 교사  
97.3.1 - 현재 화명초등학교 교사

윤성호

83.3.1 - 87.2.28 부산대학교 졸업  
상학사  
98.3 - 현재 부산과학고등학교 교사

김광백

95.3.1 - 현재 신라대학교 공과대학 컴  
퓨터 정보 공학부 전임강사