

윤곽선 추적과 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 이용한 운송 컨테이너 영상의 식별자 인식

김광백
신라대학교 컴퓨터공학과
(gbkim@silla.ac.kr)

.....

운송 컨테이너의 식별자를 추출하고 인식하는 것은 컨테이너 식별자들의 크기나 위치가 정형화되어 있지 않고 외부의 잡음으로 인하여 식별자의 형태가 훼손되어 있기 때문에 어렵다. 본 논문에서는 이러한 특성을 고려하여 컨테이너 영상에 대해 Canny 마스크를 이용하여 에지를 검출하고, 검출된 에지 정보를 이용하여 수직 블록과 수평 블록을 추출하여 컨테이너의 식별자 영역을 추출한다. 추출된 컨테이너의 식별자 영역에서 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 개별 식별자를 추출하며, 그들의 인식을 위해서는 개선된 ART1과 지도 학습 방법을 결합한 개선된 성능의 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안하여 적용한다. 제안된 방법의 성능을 확인하기 위하여 운송 컨테이너 영상들을 대상으로 실험 결과, 윤곽선 추적 알고리즘을 이용한 식별자의 추출 방법이 히스토그램을 이용한 식별자의 추출 방법보다 추출률이 개선되었고 인식 결과에서도 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법이 기존의 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법보다 인식률이 향상되었다.

.....

논문접수일 : 2003년 3월 게재확정일 : 2003년 7월 교신저자 : 김광백

1. 서론

오늘날 해로를 통한 수출입 물량의 증가로 인하여 항만에서 신속하고 정확하게 운송 컨테이너 물류 처리를 하기 위한 자동화 방법들이 사용되고 있다. 운송 컨테이너 물류 처리를 자동화하기 위해 사용되고 있는 시스템은 바코드 시스템과 영상 처리를 기반으로 한 운송 컨테이너 식별자 인식 시스템으로 분류할 수 있으나, 오늘날 항만에서는 주로 운송 식별자 인식 시스템을 사용하고 있다. 운송 컨테이너 식별자의 ISO 규격은 4개의 영역으로 구성되어 있다. 식별자 코드는 운

송회사 코드, 일련 번호, 검사 숫자, 컨테이너 유형 코드의 순으로 표시되며 검사 숫자까지 11자는 규정 사항이므로, 컨테이너를 식별하기 위해서는 컨테이너 식별자의 처음 11자 만을 인식하면 된다[1,2].

일반적으로 식별자 추출은 식별자 영역과 배경 영역으로 구분하여 추출한다. 컨테이너 식별자의 경우에는 문자의 크기나 위치, 간격들이 특별히 정형화되어 있지 않고, 문자색과 배경색 또한 일정하게 정해져 있지 않다. 따라서 식별자 모양이나 형태와 같은 정보로 컨테이너의 식별자를 구별하기는 힘들다. 차량 번호판과 같은 경우

* 이 논문은 2002년도 신라대학교 교내 연구비 지원에 의한 것입니다.

에는 번호판의 가로와 세로 비율이 2 : 1로 구성된 사각형이라는 형태학적 정보를 얻을 수 있지만 컨테이너 식별자의 경우에는 식별자들이 길게 수평으로 나열되어 있고 몇 줄에 걸쳐 나열된 경우도 있다[2,3]. 따라서, 어디부터 어디까지가 식별자 영역이라고 정의하기가 힘들다. 또한 컨테이너 영상의 식별자들은 모두 컨테이너의 외부에 표시되어 있기 때문에 문자 형태가 훼손되거나 불필요한 기타 잡음으로 인하여 식별자를 개별적으로 분할하기 힘들고, 컨테이너 표면의 훼손 또는 굴곡에 의하여 식별자의 형태가 변형될 수 있다. 컨테이너 영상에 대해 전처리 과정을 실행하더라도 처리된 결과가 컨테이너 식별자의 윤곽선 인지 배경의 잡음인지를 판별하는 과정을 거쳐야 한다. 따라서, 칼라 정보를 이용하여 컨테이너의 식별자를 판단하는 것은 정확성이 낮아진다.

본 논문에서는 컨테이너의 식별자를 추출하기 위하여 컨테이너 영상을 Canny 마스크를 이용하여 에지를 추출하고 추출된 에지 정보를 분석하여 수직 블록과 수평 블록을 찾아 컨테이너의 식별자 영역을 분리하고, 분리된 컨테이너 식별자 영역에서 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 개별 식별자를 추출한다. 추출된 개별 식별자를 ART1을 개선하여 지도 학습 방법과 결합한 개선된 성능의 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안하여 인식에 적용한다.

2. 관련 연구

문자 인식에 널리 적용되는 신경망 기반의 알고리즘으로는 오류 역전파 학습 알고리즘[4]과 ART1 알고리즘[5] 등이 있다. 오류 역전파 알고리즘은 다층 신경망(multilayer perceptron)의 대

표적인 학습 알고리즘으로 영상 인식 등에 널리 사용되고 있으나 학습 속도가 느려지거나 지역 최소화(local minima)에 빠질 가능성이 있다[6]. 이러한 문제점은 은닉층의 노드 수 설정에서 기인한 것으로 학습 과정에서 은닉층의 노드 수가 필요 이상으로 많으면 판별 성능에 영향을 거의 미치지 않는 부가적인 노드가 존재하여 학습 시간이 길어지고 은닉층의 노드수가 적으면 지역최소화에 빠질 가능성이 높아진다. 오류 역전파 알고리즘을 이용한 기존 인식 알고리즘은 은닉층 노드 수를 대부분 경험적인 방법을 사용하여 반복 계산으로 근사해를 구하여 적용함으로써 인식률을 저하시키는 원인이 된다[7].

ART1 알고리즘은 뉴런들 간의 경쟁 학습(competitive learning)에 의하여 자율적으로 패턴들을 분류하며 임의의 입력 패턴에 대해 이미 학습된 패턴을 잊지 않고 새로운 패턴을 학습할 수 있는 안정성(stability)과 적응성(plasticity)을 갖는다. 그러나 ART1 알고리즘은 구조가 복잡하고 패턴 수가 증가함에 따라 많은 양의 기억 장소가 요구된다. 그리고 ART1 알고리즘에서 경계 변수는 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치 허용도를 결정한다. 따라서 운송 컨테이너 영상의 식별자 인식에 적용하기 위해서는 경험적으로 경계 변수 값을 설정해야하는 문제점이 있다[8].

따라서 본 연구에서는 오류 역전파 알고리즘에서 은닉층의 노드 수를 설정하는 문제와 ART1의 경계 변수 설정에 따른 인식률이 저하되는 문제점을 해결하기 위해 ART1을 개선하여 지도 학습 방법과 결합한 개선된 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안하고 운송 컨테이너의 식별자 인식에 적용한다.

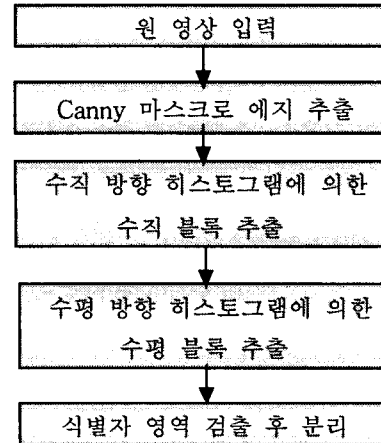
3. 제안된 운송 컨테이너 식별자 추출 및 인식

본 논문에서의 컨테이너 개별 식별자 인식 과정은 획득된 컨테이너 영상에서 컨테이너의 식별자 영역과 개별 식별자를 추출하는 부분과 추출된 개별 식별자를 인식하는 부분으로 구성된다.

3.1 Canny 에지 추출 기법을 이용한 컨테이너 식별자 영역 추출

컨테이너 영상으로부터 식별자 영역을 추출하기 위해서 Canny 마스크를 이용하여 에지를 검출한다. Canny가 제시한 에지 추출은 다음과 같은 세 가지 특징이 있다. 첫째, 에지들에 대해서만 반응이 있어야 하고, 에지들을 모두 찾아야 한다. 둘째, 발견된 에지 픽셀과 실제 에지 사이의 거리는 가능한 적어야 한다. 셋째, 하나의 에지가 존재하는 곳에서는 여러 개의 에지가 나타나서는 안된다[9,10]. 따라서 Canny 마스크를 이용할 경우에는 에지가 여러 방향으로 연결되지 않고, 검출되므로 컨테이너의 바탕과 식별자 부분을 구별할 수 있는 중요한 정보가 된다. 컨테이너 영상에서는 상·하로 잡음이 많기 때문에 수평 좌표 값을 먼저 구하는 것 보다 식별자 영역의 수직 좌표 값을 구하는 것이 신뢰성이 있다. Canny 마스크로 처리된 영상은 식별자가 포함되어 있는 영역이 다른 영역에 비해 에지가 많이 나타나므로 수직 방향 히스토그램 방법을 이용하여 식별자의 수직 블록을 추출한다. 검출된 식별자의 수직 블록에서 수평 방향 히스토그램 방법을 이용하여 식별자의 수평 블록을 추출한다. 이때 수직으로 나타나는 컨테이너 바탕의 에지를 고려해야 한다. 따라서 수직으로 검사하여 에지

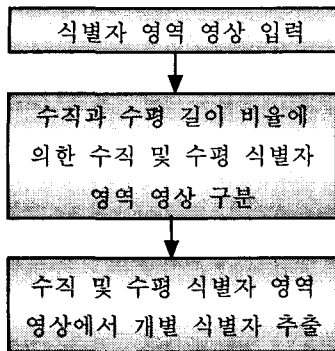
의 변화가 나타나는지를 검사한다. 식별자 같은 경우에는 바로 아래의 수직으로 에지가 나타나는 경우가 드물기 때문이다. 따라서 컨테이너의 식별자 영역 추출 과정은 <그림 1>과 같다.



<그림 1> 컨테이너 식별자 영역 추출 과정

3.2 추출된 식별자 영역에서의 개별 식별자 추출

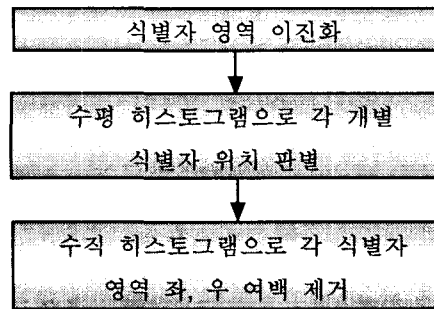
추출된 컨테이너의 식별자 영역을 이진화하고 히스토그램 방법과 4 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 개별 식별자 추출에 각각 적용한다. 그리고 추출된 개별 식별자를 인식할 수 있도록 정규화한다. 전 단계에서 추출된 컨테이너 식별자 영역은 긴 형태의 수직 식별자 영역과 여러 줄의 문자열로 이루어진 수평 식별자 영역으로 구분된다. 그러므로 두 형태의 식별자 영역에서 개별 식별자를 추출하는 구성도는 <그림 2>와 같다.



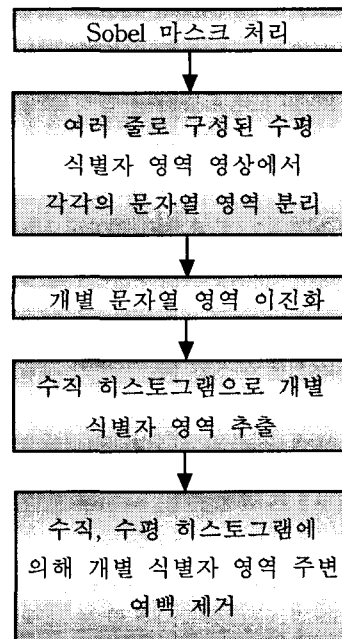
<그림 2> 수직 및 수평 식별자 영역에서의 개별 식별자 추출 구성도

3.2.1 히스토그램을 이용한 컨테이너 개별 식별자 추출

히스토그램 방법을 이용한 개별 식별자 추출 방법은 추출된 식별자 영역 영상을 명암 영상으로 변환하고 이진화한 후 수직 또는 수평 히스토그램을 이용하여 개별 문자를 추출한다. 전단계에서 추출된 컨테이너 식별자 영역은 크게 두 가지로 구분된다. 긴 형태의 수직 식별자 영역과 여러 줄의 문자열로 이루어진 수평 식별자 영역으로 구분된다. 본 논문에서는 개별 식별자 추출 과정은 같으나 처리 순서에서 두 형태에 따라 약간의 차이를 두었다. 수직으로 구성된 식별자 영역에 비해 수평으로 구성된 식별자 영역은 여러 줄의 문자열로 구성되어 있는 경우가 많으므로 개별 식별자를 추출하기 전에 sobel 마스크와 히스토그램을 이용하여 각각의 수평 문자열로 분리한다. 긴 형태의 수직 식별자 영역과 여러 줄의 문자열로 구성된 수평 식별자 영역에서 개별 식별자를 추출하는 과정은 각각 <그림 3>과 <그림 4>로 구분된다.



<그림 3> 수직 식별자 영역에서의 개별

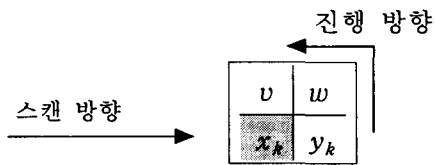


<그림 4> 수평 식별자 영역에서의 개별 식별자 추출 과정 추출과정

3.2.2 윤곽선 추적 알고리즘을 이용한 컨테이너 개별 식별자 추출

윤곽선 추적 알고리즘을 이용한 컨테이너의 개별 식별자 추출 방법은 히스토그램 방법에 비해 간단한 전처리 과정을 거친다. 식별자 영역

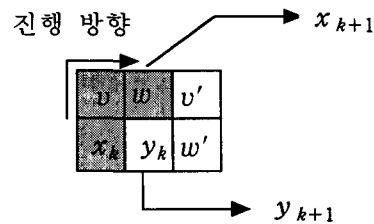
영상을 명암 영상으로 변환하고 이진화한 후, 4 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 개별 식별자를 추출한다. 윤곽선 추출 방법으로는 3×3 마스크를 이용하여 8 방향으로 윤곽선을 추출하거나 2×2 마스크를 이용하여 4 방향으로 윤곽선을 추출하는 방법이 있다[11,12]. 본 논문에서는 윤곽선 추적 속도를 높이기 위해서 2×2 마스크를 이용하여 윤곽선을 추출한다. 이 경우는 수직 식별자 영역과 수평 식별자 영역 모두 동일하게 적용한다. <그림 5>는 윤곽선 추적을 위해 사용된 2×2 마스크이다. <그림 5>에서 음영으로 나타나는 부분은 경계 픽셀이고 음영이 나타나지 않는 부분은 배경 픽셀이다. 2×2 마스크를 이용한 윤곽선 추적 과정은 다음과 같다.



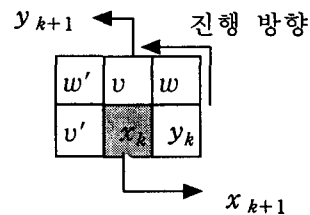
<그림 5> 윤곽선 추출을 위한 2×2 마스크

추출된 식별자 영역에서 경계 픽셀을 만나기 전까지는 왼쪽에서 오른쪽으로, 위쪽에서 아래쪽으로 스캔한다. 경계 픽셀을 만나면 시작점으로 선택하여 마스크의 x_k 에 위치시키고 v 와 w 에 대응되는 두 픽셀을 고려하여 마스크의 다음 진행 방향을 결정하는데 x_k 가 지나간 픽셀이 윤곽선이 된다. 마스크의 다음 진행 방향은 v 와 w 가 모두 배경이면 x_k 에서 v, w 로의 진행이 불가능하기 때문에 기본 진행 방향인 반시계 방향으로 이동한다. 또한 v 와 w 가 모두 경계 픽셀이면 x_k 에서 v, w 로의 진행이 가능할 뿐만 아니라, v 지

점이 가장 가까이 있으므로 x_k 는 v 지점으로 이동한다. 이때 w 지점도 경계로 나중에 거쳐야 할 지점이기 때문에 y_k 는 w 로 이동하는 것이 아니라 x_k 지점으로 이동한다. 그러면 후에 x_k 가 w 로 이동하는 것이 가능하게 된다. 따라서 v' 와 w' 가 v 와 w 의 다음 진행 위치라고 하면 x_k 는 v 지점으로 y_k 는 x_k 지점으로 v' 는 w 로 w' 는 y_k 로 이동하여 우측 방향으로 진행한다. 한편, v 가 경계이고, w 가 배경이면 x_k 에서 v 로의 진행이 가능하고, w 는 경계가 아니므로 x_k 가 w 로 지나갈 필요가 없기 때문에 y_k 는 w 로 진행한다. 반대로 v 가 배경이고 w 가 경계이면 x_k 에서 w 로의 진행이 가능하고, v 는 경계가 아니므로 y_k 는 그대로 유지하여 우측 방향으로 진행한다.



(a) v, w 가 경계 픽셀일 경우의 진행 방향



(b) v, w 가 배경 픽셀일 경우의 진행 방향

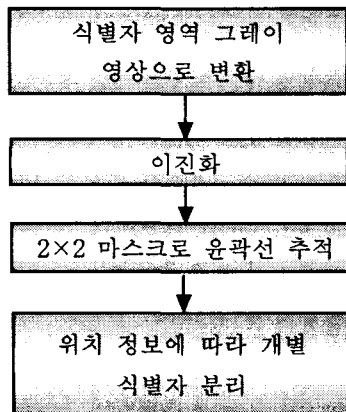
<그림 6> v, w 값에 따른 마스크의 진행 방향

<그림 6>의 (a)는 v 와 w 가 경계 픽셀일 경우의 진행 방향을, (b)는 v 와 w 가 배경 픽셀일 경우의 진행 방향을 나타내었다. <표 1>은 2×2 마스크의 진행 방향을 도표로 나타낸 것으로 v 와 w 의 값은 0과 1의 값을 가지며, 각각 배경 픽셀과 경계 픽셀을 의미한다.

<표 1> 2×2 마스크의 v, w 에 따른 진행 방향

	v	w	x_{k+1}	y_{k+1}
전진	1	0	v	w
우측	0	1	w	y_k
우측	1	1	v	x_k
좌측	0	0	x_k	v

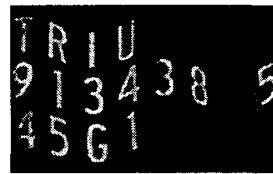
윤곽선 추적을 이용한 컨테이너 개별 식별자 추출 과정은 <그림 7>과 같다.



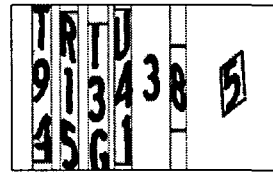
<그림 7> 윤곽선 추적을 이용한 식별자 영역에서의 개별 식별자 추출 과정

히스토그램 방법은 컨테이너의 식별자 영역에서 문자 분포의 정보를 어느 정도 제공하지만, 배경과 문자가 뚜렷이 구분되지 않거나 <그림

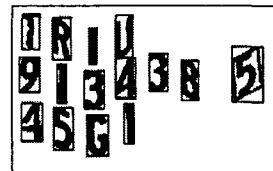
8>에서와 같이 배경과 문자가 구분되었지만 컨테이너 표면의 굴곡으로 식별자간의 상하, 좌우 간격과 문자 형태가 변형되었을 경우에는 추출이 불가능하다. 이러한 경우는 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 개별 식별자 추출이 가능하다. 단, 윤곽선 추적 알고리즘을 이용한 방법은 임계화 전처리가 필요하며 임계화 결과에서 문자와 배경이 정확히 구분되어야만 적용할 수 있다.



(a) 추출된 식별자 영역 영상



(b) 히스토그램 방법



(c) 윤곽선 추적 방법

<그림 8> 개별 식별자 추출 결과

3.3 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 이용한 컨테이너 식별자 인식

오류 역전파 학습 알고리즘은 영상 인식 등에 적용할 경우에 은닉층의 노드 수를 경험적으로 설정하여야 하며, 그에 따라 인식률이 좌우되는

문제점이 있다[13]. 그리고 ART1은 입력 패턴과 저장 패턴간의 측정 방법인 유사성 검증 방법과 경계 변수에 따라 인식률이 좌우된다[14]. ART1 알고리즘에서 경계 변수(vigilance parameter)는 임의의 패턴과 저장된 패턴간의 유사성을 판단하는 기준이 된다. 이 경계 변수의 값이 크면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 약간의 차이만 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수의 값이 적으면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 많은 차이가 있다라도 유사성이 인정되어 입력 패턴들을 대략적으로 분류한다. 따라서 ART1 알고리즘을 운송 컨테이너 식별자의 인식에 적용하기 위해서는 경계 변수를 경험적으로 설정하므로 인식률에 부정적인 영향을 준다. 그리고 기존의 ART1 알고리즘을 개선된 신경망 알고리즘의 은닉층 구조로 적용할 경우에는 경계 변수의 설정에 따라 유사한 패턴들이 다른 클러스터로 분류되어 은닉층의 노드 수가 증가하게 되므로 학습 시간이 많이 소요되고 인식률에 영향을 준다.

본 논문에서는 경계 변수를 패턴간의 유사성에 따라 동적으로 조정하기 위하여 퍼지 논리 접

속 연산자 중에서 Yager의 교 접속 연산자를 적용하여 경계 변수를 동적으로 조정하는 개선된 ART1 알고리즘을 제안하고 자가 생성 지도 학습 알고리즘의 은닉층 구조로 적용한다.

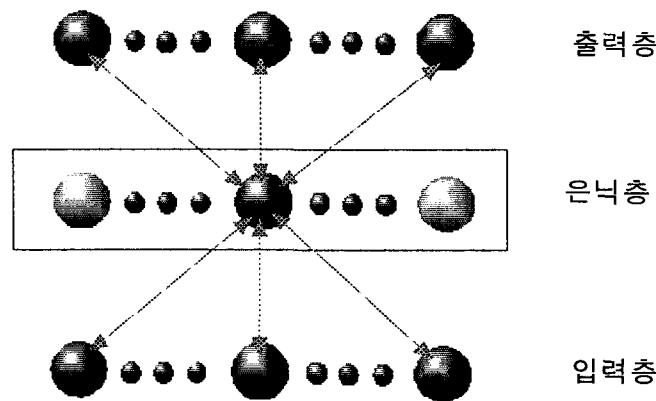
퍼지의 교 접속 연산자는 총체화된 값이 모든 입력 중 가장 작은 값보다 크기 않은 성질을 갖는 연산자로서, Yager의 교 연산자는 식(1)과 같다[15].

$$\mu_{x_1 \cap x_2} = 1 - \min[1, ((1 - \mu_{x_1})^p + (1 - \mu_{x_2})^p)^{\frac{1}{p}}] \quad (1)$$

여기서, 식 (1)은 $p \in (0, \infty)$ 값에 따라 단조 감소하는 함수이다. Yager의 교 접속 연산자를 사용하여 경계 변수(ρ)를 조정하는 식은 다음과 같다.

$$\rho(n+1) = 1 - \min[1, \sqrt{(1 - \rho(n))^2 + (1 - \rho(n-1))^2}] \quad (2)$$

따라서 본 논문에서는 개선된 ART1 알고리즘과 지도 학습 방법을 결합하여 신경망의 은닉층 노드를 동적으로 변화시키는 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안한다. 제안된 신경망의 구조



<그림 9> 제안된 신경망 학습 모형

는 <그림 9>와 같으며, 다음과 같은 구조적인 특징을 갖는다.

- (1) 입력층과 은닉층의 연결 구조는 개선된 ART1의 구조와 같고, 여기에서 출력층은 제안된 신경망 구조의 은닉층이다.
- (2) 은닉층의 노드는 각 클래스를 나타낸다. 따라서 전체적으로 완전연결(fully-connected) 구조를 가지나, 목표값과 실제 출력값을 비교하여 역전파 시킬 때는 개선된 ART1에서 승자 뉴런으로 선택된 대표 클래스에 연결된 시냅스의 가중치만 역전파하는 승자 뉴런 방식을 채택한다.

제안된 신경망이 은닉층 노드를 자가 생성하면서 은닉층 노드 수를 동적으로 설정하는 방법은 다음과 같다. 하나의 은닉층 노드로 시작하여 그 노드를 입력층에서 처음 제시된 패턴에 해당되는 클래스로 할당한다. 그 다음부터 제시되는 패턴들은 현 상태에서 존재하는 은닉층의 노드들에 대하여 승자를 채택하고, 은닉층의 모든 노드들이 승자 선정에 실패할 경우에는 노드를 하나 증가시켜 해당 패턴에 대한 클래스로 할당한다. 그러나 제시된 입력 패턴에 대해 은닉층에서 가장 큰 출력 값을 가지는 승자 노드가 대표 클래스가 되는 것은 아니다. 은닉층의 승자 노드와 입력 패턴간의 유사성을 계산하고, 그 유사성이 경계 변수 보다 크면 현재의 승자 노드가 대표 클래스로 선택되어서 출력층으로 전달된다. 만약 은닉층의 승자 노드가 경계 변수보다 적거나 같으면 다음 승자가 될 수 있는 은닉층의 노드를 선택하고 유사성을 비교하여 대표 클래스를 선택한다. 그리고 최종적으로 승자로 선택된 은닉층의 노드 중에서 유사성을 만족하는 노드가 없으

면 은닉층에 새로운 노드를 생성하여 이 노드를 대표 클래스로 선택한다. 제안된 신경망에서 입력층과 은닉층간의 연결과 은닉층과 출력층 간의 연결을 구분하여 살펴보면, 은닉층에서 채택된 승자 노드는 입력 패턴의 대표 클래스가 되므로 대표 클래스의 저장 패턴에 입력 패턴을 반영하기 위해서 은닉층의 승자 노드와 입력층으로 연결된 가중치만을 조정한다. 또한 입력 패턴에 대한 목표값을 대표 클래스에 의한 출력값에 반영하기 위해 출력층의 노드와 은닉층에서 승자 노드로 선택된 대표 클래스와 관련된 연결 가중치만을 조정한다. 제안된 신경망 구조를 바탕으로 운송 컨테이너의 식별자 인식에 적용할 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 단계별로 정리하면 다음과 같다.

단계 1. 입력층과 은닉층 사이의 상향 가중치인 b_{ij} 와 하향 가중치인 t_{ij} 를 초기화하고 은닉층과 출력층 사이의 가중치인 w_{jk} 를 -1과 1사이의 임의의 값으로 초기화한다. 여기서 i 는 입력층, j 는 은닉층, 그리고 k 는 출력층의 노드를 의미한다.

$$t_{ij}(0) = 1, \quad b_{ij}(0) = \frac{1}{1+D}$$

$$0 \leq i \leq D, \quad 0 \leq j \leq S$$

여기서, D 은 입력 패턴의 노드수, S 은 은닉층의 노드수이다.

단계 2. 입력 패턴(x_i^p)과 목표값(t_k^p)을 제시한다.

여기서 p 는 패턴의 개수이다.

단계 3. 은닉층의 출력값 (O_j)를 계산한다.

$$O_j = \sum_{i=0}^D b_{ij}(n) X_i^p$$

단계 4. 은닉층에서 승자 노드 (μ_r)를 선택한다.

$$\mu_j = \text{Max}_j[O_j]$$

단계 5. 승자 노드의 하향 가중치 ($t_{ij}(t)$)와 입력 패턴간의 유사성을 계산한다.

$$\|X\| = \sum_{i=0}^P x_i^2$$

$$\|T \cdot X\| = \sum_{i=0}^P t_{ij}(n)x_i^2$$

$$\frac{\|T \cdot X\|}{\|X\|}$$

단계 6. 만약 계산된 유사성이 $\frac{\|T \cdot X\|}{\|X\|} > \rho$ 이면 현재의 승자 노드를 대표 클래스로 선택하고 단계 8로, 그렇지 않으면 단계 7로 간다. 여기서 ρ 은 경계 변수이며 0과 1 사이의 값이다.

단계 7. 현재 승자 노드 (μ_j)의 출력값을 0으로 하고 단계 4로 가서 다음 승자가 될 수 있는 은닉층 노드를 선택한다. 만약 은닉층에서 유사성을 만족하는 승자 노드가 없으면 새로운 노드를 생성한다. 그리고 생성된 노드가 대표 클래스가 되어 단계 8로 간다.

단계 8. 입력 패턴과 승자 노드간의 유사성이 인정한 단계 6의 대표 클래스와 단계 7에서 새로 생성된 대표 클래스의 상향과 하향 가중치를 갱신하고 경계 변수(ρ)를 조정한다.

$$t_{ij}(n+1) = t_{ij}(n)x_i^2$$

$$b_{ij}(n+1) = \frac{t_{ij}(n)x_i^2}{0.5 + \sum_{i=0}^P t_{ij}(n)x_i^2}$$

$$\rho(n+1) = 1 - \min[1, \sqrt{((1-\rho(n))^2 + (1-\rho(n-1))^2)}]$$

단계 9. 은닉층의 대표 클래스 (μ_j), 은닉층의 대표 클래스와 출력층의 연결 가중치

(w_{jk}), 출력층 노드의 오프셋(θ_k)을 이용하여 출력층의 출력값(O_k)을 계산한다.

$$O_k = \frac{1}{1 + e^{-(w_{jk}\mu_j + \theta_k)}}$$

단계 10. 학습 패턴의 목표값(t_k^p)과 실제 출력값(O_k) 사이의 차이를 이용하여 연결 가중치(w_{jk})와 오프셋(θ_k)의 오차(δ_k)를 구한다.

$$\delta_k = (t_k^p - O_k)O_k(1 - O_k)$$

단계 11. 오차를 이용하여 연결 가중치(w_{jk})와 오프셋(θ_k)을 조정한다.

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \alpha \delta_k O_k$$

$$\theta_k(n+1) = \theta_k(n) + \alpha \delta_k$$

여기서 α 은 학습율이며 0과 1사이의 값이다.

단계 12. 모든 패턴에 대해 학습이 되도록 단계 2로 간다.

단계 13. 모든 패턴의 $|t_k^p - O_k| \leq 0.1$ 이면 학습을 종료하고 아니면 단계 3으로 간다.

4. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안된 컨테이너 식별자 추출 및 인식 방법의 성능을 분석하기 위하여 Intel Pentium-550MHz CPU와 128MB RAM이 장착된 IBM 호환 PC상에서 C++Builder 5.0으로 구현하였다. 실험에 사용된 컨테이너 영상은 754×504 픽셀 크기를 가진 256 컬러 컨테이너 영상 45개를 수집하고 성능 평가 실험에 적용하였다. 성능 평가를 위한 실험은 히스토그램 방법과 운

곽선 추적 방법간의 개별 식별자의 추출 개수를 비교하였다. 또한 추출된 개별 식별자의 인식 성능을 확인하기 위하여 기존의 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘과 본 논문에서 제안한 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘 간의 인식률을 비교하였다.

4.1 식별자 영역 및 개별 식별자 추출 결과

45개의 컨테이너 영상을 실험한 결과, 컨테이너 식별자 영역이 모두 추출되었다. 추출된 45개의 식별자 영역 중에서 히스토그램을 이용한 방법은 407개의 개별 식별자가 추출되었고, 윤곽선 추적을 이용한 방법에서는 473개의 개별 식별자가 추출되었다. 히스토그램을 이용한 방법과 윤곽선 추적을 이용한 방법간의 개별 식별자의 추출 개수는 <표 2>와 같다.

히스토그램 방법을 이용한 개별 식별자 추출 방법은 컨테이너 영상에서 배경과 문자가 구분되

지 않거나 컨테이너 표면이 굴곡으로 인하여 식별자의 형태나 식별자간의 간격이 변형된 경우에는 추출에 실패하였다. 그리고 히스토그램 방법으로 개별 식별자 추출에 실패한 영상에 대해서 윤곽선 추적 방법은 개별 식별자들이 모두 추출되었다. <그림 10>의 (a)와 같은 추출된 식별자 영역에 대해서 히스토그램 방법은 <그림10>의 (b)와 같이 개별 식별자의 추출에 실패하였고 윤곽선 추적 방법은 <그림 10>의 (c)와 같이 개별 식별자의 추출에 성공하였다.

4.2 개별 식별자 인식 결과

윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 추출된 개별 식별자에 대해서 기존의 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법과 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법간의 생성된 은닉층의 노드 수와 학습 반복 횟수를 비교한 결과는 <표 3>과 같다.

<표 2> 개별 식별자 추출 결과 비교

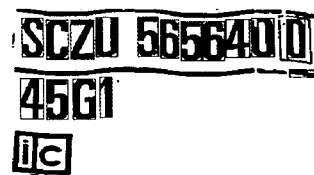
	개별 식별자 추출 개수			
	운송회사코드 (180)	일련번호 (270)	검사 숫자 (45)	총 추출 개수 (495)
히스토그램 방법	150	221	36	407
윤곽선 추적 방법	170	262	41	473



(a) 추출된 식별자 영역 영상



(b) 히스토그램 방법(추출 실패)



(c) 윤곽선 추적 방법(추출 성공)

<그림 10> 개별 식별자의 추출 결과

<표 3> 각 학습 알고리즘간의 학습 결과

	개별 식별자 학습 결과			
	ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법		개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법	
	생성된 은닉층 노드수	학습 반복 횟수	생성된 은닉층 노드수	학습 반복 횟수
운송회사 코드	112	806	58	312
일련번호	175	882	61	364
검사 숫자	29	202	18	132

<표 3>의 두 학습 방법에서 은닉층과 출력층 사이의 연결 가중치는 -1과 1사이의 임의의 값으로 초기화하였다. 학습 데이터는 각각 운송회사 코드(170개), 일련번호(262개), 검사숫자(41개)를 사용하였고, 각각의 실험 알고리즘에 대해 학습율과 모멘트는 0.5과 0.55로 설정하였다. 기존의 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법에서 은닉층의 노드를 생성 또는 갱신하는데 사용되는 경계 변수는 경험적으로 실험하여 운송회사 코드에서는 0.75, 일련번호에서는 0.8, 검사숫자에서는 0.7로 설정하는 것이 최적으로 나타났다. 따라서 개선된 ART1 기반 학습 방법에서도 초기 경계 변수를 같은 조건으로 설정하여 동적으로 조정하였다.

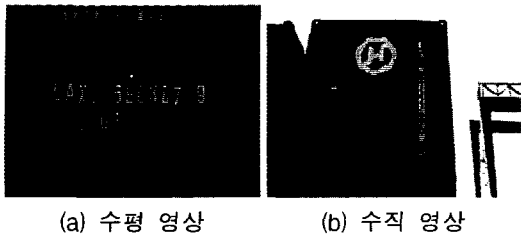
<표 3>의 실험 결과를 통해 기존의 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법은 은닉층의 노드를 동적으로 생성할 때에 유사한 패턴들이 다른 노드로 생성되어 은닉층의 노드 수가 증가하여 판별 성능에 영향을 거의 미치지 않는 부가적인 노

드가 존재하여 학습 시간이 많이 소요되었다. 그러나 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법은 유사한 패턴들이 서로 다른 노드로 분류되는 부분이 개선되어서 은닉층의 노드 수가 기존의 자가 생성 지도 학습 알고리즘보다 적게 생성되었고 학습 시간도 적게 소요되었다. 그리고 <표 4>는 <표 3>에서 학습한 결과를 기반으로 각각의 알고리즘에 대한 인식률을 비교한 결과로서 개선된 ART1 기반 자가 생성 학습 알고리즘이 기존의 자가 생성 지도 학습 알고리즘보다 인식률이 향상된 것을 알 수 있다.

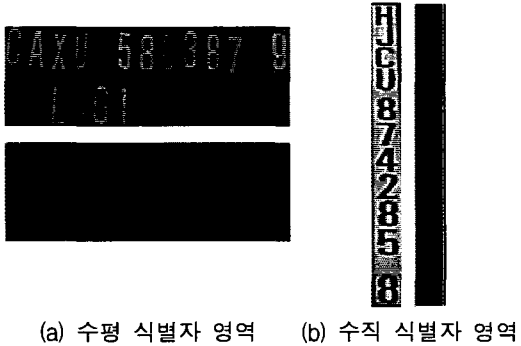
<그림 11>은 실험에 사용된 컨테이너 영상이며 <그림 12>는 Canny 에지 추출 기법에 의해 추출된 식별자 영역을 나타낸 것이다. <그림 13>은 히스토그램 방법과 운곽선 추적 방법을 각각 이용하여 추출된 개별 식별자를 나타내었다. <그림 14>는 개별 식별자들을 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법을 이용하여 인식한 결과이다.

<표 4> 두 학습 알고리즘간의 인식 결과 비교

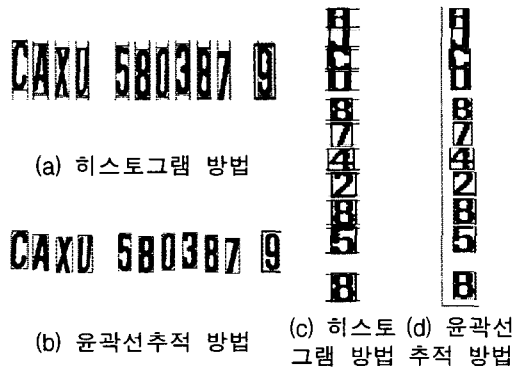
	추출된 개별 식별자 총 개수(473)		
	운송회사코드 (170)	일련번호 (262)	검사숫자 (41)
ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법	165	258	37
개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법	170	262	41



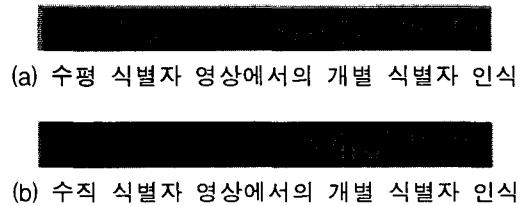
<그림 11> 컨테이너 영상



<그림 12> 추출된 식별자 영역



<그림 13> 추출된 개별 식별자



<그림 14> 개별 식별자 인식

4. 결론 및 향후 연구 방향

운송 컨테이너 물류 처리를 자동화하기 위해 사용되고 있는 시스템은 바코드 시스템과 영상 처리를 기반으로 한 운송 컨테이너 식별자 인식 시스템으로 분류할 수 있으나, 오늘날 항만에서는 주로 운송 식별자 인식 시스템을 사용하고 있다. 그러나 운송 컨테이너의 식별자를 추출하고 인식하는 것은 컨테이너 식별자들의 크기나 위치가 정형화되어 있지 않고 외부의 잡음으로 인하여 식별자의 형태가 훼손되어 있기 때문에 어렵다.

본 논문에서는 Canny 마스크를 이용하여 컨테이너 영상의 에지를 검출하고, 검출된 에지 정보를 분석하여 식별자의 수직 블록과 수평 블록을 찾아 컨테이너의 식별자 영역을 추출하였다. 개별 식별자는 히스토그램 방법과 윤곽선 추적 알고리즘을 각각 적용하여 추출하였다. 그리고 ART1을 개선하여 지도 학습 방법과 결합한 자가 생성 지도 학습 방법을 제안하여 개별 식별자 인식에 적용하였다.

히스토그램 방법을 이용한 개별 식별자 추출 방법은 컨테이너 식별자 영역에서 문자 분포의 정보를 어느 정도 제공하지만, 배경과 문자가 뚜렷이 구분되지 않거나 컨테이너 표면의 굴곡으로 식별자간의 상하, 좌우 간격과 식별자 형태가 변형되었을 경우에는 추출에 실패하였다. 그리고

윤곽선 추적 알고리즘을 이용한 개별 식별자 추출 방법은 히스토그램 방법을 이용한 추출 방법 보다는 추출률이 개선되었으나 임계화 전처리가 필요하며 개별 문자가 뭉쳐서 나오는 경우에는 추출에 실패하였다. 45개의 컨테이너 영상을 실험한 결과, 컨테이너 식별자 영역이 모두 추출되었다. 추출된 45개의 식별자 영역 중에서 히스토그램을 이용한 방법은 407개의 개별 식별자가 추출되었고, 윤곽선 추적을 이용한 방법에서는 473개의 개별 식별자가 추출되었다. 윤곽선 추적에 의해 추출된 473개의 개별 식별자를 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법과 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법에 각각 적용한 결과, 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법은 추출된 473개의 식별자가 모두 인식되었고 기존의 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법은 460개의 식별자만 인식되었다. 그리고 학습 성능에 있어서도 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 방법이 기존의 자가 생성 지도 학습 방법보다 은닉층의 노드 수가 적게 생성되었고 학습 시간도 적게 소요되었다.

향후 연구 방향은 다양한 배경을 가진 운송 컨테이너 영상과 식별자 형태가 훼손된 운송 컨테이너 영상에 대해 실험하여 개별 식별자 추출 방법을 개선할 것이고 추출된 개별 식별자를 이진화 하는 과정에서 식별자가 훼손되는 부분을 개선하여 운송 컨테이너 자동 식별자 인식 시스템을 개발할 것이다.

참고문헌

- [1] Freight Containers-Coding, Identification and Marking [ISO 6346 1995(E)].
- [2] 김낙빈, "형태학적 연산을 이용한 운송 컨테이너 영상의 문자 분할," 한국멀티미디어학회 논문지, 제2권, 제4호, pp.390-399, 1999.
- [3] 김광백, 노영욱, "동적인 임계화 방법과 코호넨 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식에 관한 연구," 한국통신학회논문지, 제26권, 제12A호, pp.2019-2026, 2001.
- [4] R. Hecht-Nielsen, "Theory of Backpropagation Neural Networks," Proceedings of IJCNN, Vol.1, pp.593-605, 1989.
- [5] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "The ART of Adaptive pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Network," IEEE Computer, pp.77-83, 1998.
- [6] S. N. Kavuri, V. Ventatasubramanian, "Solving the Hidden Node Problem in Neural Networks with Ellipsoidal Units and Related Issues," Proceedings of IJCNN, Vol. 1, pp.775-780, 1992.
- [7] 김광백, 윤홍원, "퍼지 신경망을 이용한 기관지 편평암 인식에 관한 연구," 대한의료정보학회지, 제5권, 제1호, pp.77-87, 1999.
- [8] K. B. Kim and K. C. Kim "A Study on Face Recognition using New Fuzzy ART," "Proceedings of ITC-CSCC, Vol.2, pp.1057-1060, 1998.
- [9] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.
- [10] Gregory A. Baxes, Digital Image Processing, John Wiley and Sons Inc, 1994.
- [11] 원남식, 손윤구, "8-이웃 연결값에 의한 병렬세션화 알고리즘," 정보처리학회논문지, Vol.2, No.5, pp.701-710, 1995.
- [12] 김성영, 권태균, 김민환, "추적에 의한 단순화된 윤곽선 추출," 한국멀티미디어학회 춘계학술발표 논문집, pp.356-361, 1999.
- [13] K. B. Kim, M. H. Kang and E. Y. Cha, "A Fuzzy Self_Organized Backpropagation using Nervous System," in Proc. IEEE SMC, Vol.5, pp.1457-1462, 1997.

[14] 김광백, 김영주, "명암도 변화 및 HSI 정보와 개선된 ART2 알고리즘을 이용한 차량번호판 인식," 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제 11권, 5호, pp.379-387, 2001.

[15] Yager, R. P., "On a General Class of Fuzzy Connective," Fuzzy Sets Systems, Vol.4, pp.235-242, 1980.

Abstract

The Identifier Recognition from Shipping Container Image by Using Contour Tracking and Self-Generation Supervised Learning Algorithm Based on Enhanced ART1

Kwang-Baek Kim*

In general, the extraction and recognition of identifier is very hard work, because the scale or location of identifier is not fixed-form. And, because the provided image is contained by camera, it has some noises. In this paper, we propose methods for automatic detecting edge using canny edge mask. After detecting edges, we extract regions of identifier by detected edge information's. In regions of identifier, we extract each identifier using contour tracking algorithm. The self-generation supervised learning algorithm is proposed for recognizing them, which has the algorithm of combining the enhanced ART1 and the supervised learning method.

The proposed method has applied to the container images. The extraction rate of identifier obtained by using contour tracking algorithm showed better results than that from the histogram method. Furthermore, the recognition rate of the self-generation supervised learning method based on enhanced ART1 was improved much more than that of the self-generation supervised learning method based conventional ART1.

Key words : Canny Edge Mask, Contour Tracking Algorithm, Self-Generation Supervised Learning Algorithm, Enhanced ART1

* Dept. of Computer Engineering, Silla University