

# ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 이용한 컨테이너 인식 시스템

정병희<sup>\*</sup> · 김재용<sup>\*</sup> · 조재현<sup>\*\*</sup> · 김광백<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>신라대학교 컴퓨터공학과

<sup>\*\*</sup>부산가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부

## Container Image Recognition using ART2-based Self-Organizing Supervised Learning Algorithm

Byung-Hee Jung<sup>\*</sup> · Jae-Yong Kim<sup>\*</sup> · Jae-Hyun Cho<sup>\*\*</sup> · Kwang-Baek Kim<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>Dept. Computer Engineering, Silla University

<sup>\*\*</sup>School of Computer and Information Engineering, Catholic University of Pusan

Email : okok-sksk@hanmail.net, arioner@webmail.silla.ac.kr, gbkim@silla.ac.kr

### 요 약

본 논문에서는 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 이용한 운송 컨테이너 식별자 인식 시스템을 제안한다. 일반적으로 운송 컨테이너의 식별자들은 글자의 색이 검정색 또는 흰색으로 이루어져 있는 특징이 있다. 이러한 특성을 고려하여 원 컨테이너 영상에 대해 검은색과 흰색을 제외한 모든 부분을 잡음으로 처리하기 위해 퍼지를 이용한 잡음 판단 방법을 적용하여 식별자 영역과 잡음을 구별한다. 식별자 영역을 제외한 잡음 영역을 전체 영상의 평균 픽셀값으로 대체시킨다. 그리고 Sobel 마스크를 이용하여 에지를 검출하고, 추출된 에지를 이용하여 수직 블러크와 수평 블러크를 검출하여 컨테이너의 식별자 영역을 추출하고 이진화한다. 이진화된 식별자 영역에 대해 검정색의 빈도수를 이용하여 흰바탕과 민바탕을 구분하고 8방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 식별자를 추출한다. 개별 식별자 인식을 위해 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안하여 개별 식별자 인식에 적용한다. ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘은 입력층과 은닉층 사이에 ART2를 적용하여 은닉층의 노드를 생성하고, 은닉층과 출력층 사이에 일반화된 델타 학습 방법과 Delta-bar-Delta 알고리즘을 적용하여 학습 성능을 개선한다.

실제 컨테이너 영상을 대상으로 실험한 결과, 기존의 식별자 추출 방법보다 제안된 식별자 추출 방법이 개선되었다. 그리고 기존의 식별자 인식 알고리즘보다 제안된 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘이 식별자의 학습 및 인식에 있어서 우수한 성능이 있음을 확인하였다.

### 키워드

식별자, 8방향 윤곽선 추적, ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘

## 1. 서 론

운송 컨테이너 식별자의 ISO규격은 4개의 영역으로 구성되어 있다. 식별자 코드는 운송회사 코드, 일련번호, 검사숫자, 컨테이너 유형코드의 순으로 표시되며 검사 숫자 까지 11자는 규정 사항이므로, 컨테이너를 식별하기 위해서는 컨테이너 식별자의 처음 11자만 인식하면 된다[1,2].

일반적으로 식별자 추출은 식별자 영역과 배경 영역으로 구분하여 추출한다. 컨테이너 식별자의 경우에는 문자의 크기나 위치, 간격들이 특별히 정형화되어있지 않고, 배경색 또한 일정하게 정해져 있지 않다. 따라서 식별자 모양이나 형태와 같은 정보로 컨테이너의 식별자를 구별하기는 힘들다. 컨테이너 식별자의 경우 수평으로 길게 나열되거나, 몇 줄에 걸쳐 나열되어 있다. 그리고 수직으로 길게 뻗어 있는 경우도 있다[2,3]. 또한 컨테이너 영상의 식별

자들은 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. 따라서 칼라 정보를 이용하여 컨테이너의 식별자를 추출하는 것은 정확성이 낮아진다[4].

일반적으로 운송 컨테이너의 식별자들은 글자의 색이 검정색 또는 흰색으로 이루어져 있는 특징이 있다. 이러한 특성을 고려하여 원 컨테이너 영상에 대해 검은색과 흰색을 제외하고는 모든 부분을 잡음으로 처리하기 위해 퍼지를 이용한 잡음 판단 방법을 적용하여 식별자 영역과 잡음을 구별한다. 식별자 영역으로 구분된 영역은 그대로 두고, 잡음은 전체 영상의 평균 픽셀값으로 대체시킨다. 그리고 Sobel 마스크를 이용하여 에지를 검출하고, 추출된 에지를 이용하여 수직 블록과 수평 블록을 검출하여 컨테이너의 식별자 영역을 추출하고 이진화한다. 이진화 된 식별자 영역에 대해 검정색의 빈도수를 이용하여 흰바탕과 민바탕을 구분하고 8방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 식별자를 추출한다.

추출된 개별 식별자들은 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안하여 식별자의 학습 및 인식에 적용한다. 제안된 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘은 입력층과 중간층 간의 연결구조는 ART2 알고리즘을 적용하여 중간층의 노드들을 생성한다. 제안된 학습 구조는 전체적으로 완전 연결구조이나 출력층에서 목표 벡터와 출력 벡터를 비교하여 역전파 시킬 때는 대표 클래스와 연결된 가중치만을 역전파 시켜 연결 가중치를 조절하므로 새로운 패턴들이 이전에 학습 패턴으로 분류되는 부분을 개선한다. 그리고 중간층의 대표 클래스와 연결된 출력층의 노드만 일반화된 델타 방법을 적용하여 지도 학습으로 수행한다. 이 때 학습 시간을 단축하기 위하여 Delta-bar-Delta 방법[5]을 적용하여 학습률을 동적으로 조정한다.

## II. 제안된 개별 식별자 인식

### 2.1 컨테이너 식별자 영역 추출

본 논문에서는 컨테이너의 형태학적 특성과 외부 광원에 의해 수직으로 나타나는 잡음으로 인해 컨테이너의 식별자 영역 추출에 실패하는 경우를 개선하기 위하여 퍼지를 이용한 잡음 판단 방법을 적용하여 컨테이너 식별자 영역을 추출하는 방법을 제안한다.

컨테이너 영상으로부터 식별자 영역을 추출하기 위해 Sobel 마스크를 적용하여 식별자의 에지를 찾는다. Sobel 마스크는 잡음에 민감하기 때문에 형태학적 특성과 외부 광원에 의한 수직으로 나타나는 잡음까지 에지로 추출하게 된다[6]. 영상의 잡음이 에지 추출 시 에지로 추출되지 않게 하기 위하여 퍼지 기법을 적용하여 잡음을 판단하고 잡음으로 판단된 픽셀을 영상의 평균 그레이 값으로 대체한다. 잡음

을 처리를 수행한 영상에서 Sobel 마스크를 적용하여 컨테이너 식별자와 배경 영역을 구분한다.

#### 2.1.1 퍼지를 이용한 잡음 판단

외부 광원에 의해 발생하는 잡음을 제거하기 위하여 Gray레벨로 변경된 영상의 각 픽셀을 다음 소속 함수를 이용하여 잡음 판단 여부를 결정한다.

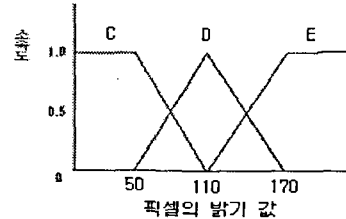


그림 4. Gray레벨로 변경된 픽셀의 소속함수(C)

그림 4에서 C와 E는 식별자 영역에 속할 가능성이 있는 카테고리이고 D는 잡음일 가능성이 있는 카테고리이다. 그림 4의 소속도를 구하는 수식은 다음과 같다.

$$\text{If } (G < 50) \text{ or } (G > 170) \text{ then } \mu(G) = 0$$

$$\text{ElseIf } (G > 50) \text{ or } (G \leq 110) \quad \mu(G) = \frac{G-50}{110-50}$$

$$\text{ElseIf } (G > 110) \text{ or } (G \leq 170) \quad \mu(G) = \frac{110-G}{170-110}$$

그림 4에서 구해진 소속도에 대해서 표 1을 이용하여 잡음 및 비잡음 영역을 구분한다.

표1. 비잡음 및 잡음 최종 평가

비 잡음	$\mu(G) < 0.42$
잡음	$\mu(G) \geq 0.42$

그림 1의 원본 컨테이너 영상에 대해 퍼지 기법을 적용하지 않은 상태에서 Sobel 마스크를 적용한 결과 영상은 그림 2와 같고 퍼지 기법을 적용하여 잡음을 제거한 상태에서 Sobel 마스크를 적용한 결과 영상은 그림 3과 같다. 그림 3에서 알 수 있듯이 제안된 퍼지 기법을 적용하여 잡음을 제거한 상태에서 식별자의 영역을 추출하는 것이 효율적인 것을 확인할 수 있다.



그림1. 원본영상

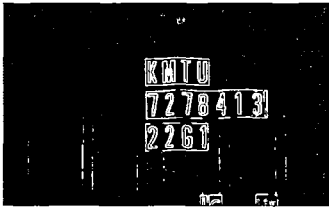


그림2. 원 영상에서 Sobel 마스크만 적용한 결과

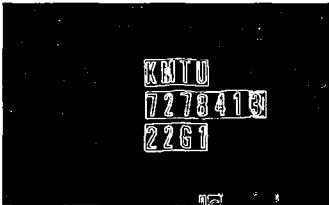


그림3. 퍼지를 적용한 Sobel 마스크의 결과

### 2.2 컨테이너 식별자 영역 이진화

반복 이진화 방법은 특정 임계치에 의해 두 개로 영역을 분리하고 각 영역에 대해 반복적으로 임계치를 갱신하여 평균하는 과정을 임계치가 안정될 때까지 수행하여 획득된 이진화 임계값으로 영상을 배경과 물체로 분류하는 기법이다. 이 방법을 이용한 추출된 식별자 영역의 이진화 과정은 다음과 같다.

Step 1. 최초 이진화 임계값  $T^0$  를 설정하고 다음 과정을 수행한다.

Step 2. 이전 단계에서 결정되어진 임계값  $T^i$ 에 의해 배경과 개별 식별자에 해당하는 평균 픽셀값  $\mu'_B$  과  $\mu'_O$  를 다음과 같이 계산한다.

$$\mu'_B = \frac{\sum f(i,j)}{N_B} \quad \mu'_O = \frac{\sum f(i,j)}{N_O} \quad (2)$$

여기서,  $N_B$ 와  $N_O$ 는 각각 배경과 문자에 해당하는 픽셀의 개수를 나타낸다.

Step 3.  $\mu'_B$  과  $\mu'_O$  에 의해 새로운 임계값을 다음과 같이 계산한다.

$$T^{(i+1)} = \frac{\mu'_B + \mu'_O}{2} \quad (3)$$

Step 4. 만약  $T^{(i+1)} = T^{(i)}$  이면 종료하고 그렇지 않으면 다시 Step 2~Step 4의 과정을 반복한다.

### 2.3 컨테이너 개별 식별자 추출

추출된 식별자 영역에서 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 개별 식별자를 추출할 때 그림 5와 같이 민바탕의 식별자의 경우에는 이진화 영상에서 개별 식별자의 추출이 가능하지만, 그림 6과 같이 흰바탕 식별자의 경우에는 이진화 영상에서 개별 식별자를 추출 할 수 없다.

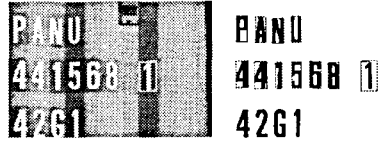


그림 5. 민바탕의 식별자 영역 및 추출 성공영상

#### 2.3.1 흰바탕 영상처리

그림 6과 같이 흰바탕으로 구성된 식별자의 영역에 대해서는 식별자 영역을 이진화하고 반전한다. 그리고 왼쪽에서 오른쪽으로, 위에서 아래로 스캔하면서, 검정색을 탐색한다. 탐색된 지점의 오른쪽의 지점 역시 검정색이면 탐색된 지점을 흰색으로 대체한다. 그림 7의 영상과 같이 식별자는 검정색으로, 바탕색은 흰색으로 처리한다[6].

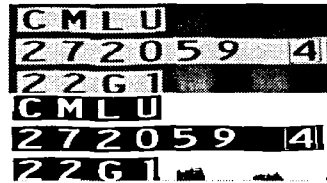


그림 6. 흰바탕의 식별자 영역에서 윤곽선 추적으로 개별 식별자 추출에 실패한 경우

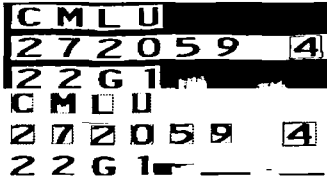


그림 7. 반전된 영상(위), 흰바탕처리 후 윤곽선 추적 알고리즘으로 개별 식별자 추출에 성공한 경우(아래)

#### 2.3.2 8방향 윤곽선 추적 알고리즘을 이용한 개별 식별자 추출

이진화된 식별자 영역에서 8-방향 윤곽선 추적 마스크를 적용하여 개별 문자를 추출하는데, 이러한 개별 식별자 추출 과정은 다음과 같다. 여기서  $P_i^r, P_i^c$ 는 현재 식별자 영역의 가로와 세로 픽셀이고,  $P_i^{r+1}, P_i^{c+1}$ 는 다음 진행 방향의 가로와 세로 픽셀이며,  $P_s^r, P_s^c$ 는 각각 윤곽선 추적의 첫 번째 마스크의 가로와 세로 픽셀이다.

6	5	4	7	6	5	0	7	6	1	0	7
7		3	0		4	1		5	2		6
0	1	2	1	2	3	2	3	4	3	4	5
	EE		SE			SS			SW		
2	1	0	3	2	1	4	3	2	5	4	3
3		7	4		0	5		1	6		2
4	5	6	5	6	7	6	7	0	7	0	1
	WW		NW			NN			NE		

그림 8. 8-방향 윤곽선 추적 마스크

단계 1. 식별자 영역에 8-방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하기 위하여, 식(4)과 같이 초기화하고, 그림 3과 같은 진행 마스크를 적용하여 다음 픽셀을 찾는다.

$$P_i^{r-1} = P_i^r, P_i^{c-1} = P_i^c \quad (4)$$

단계 2. 현재 픽셀에서 진행 마스크를 적용하여 흑화소가 발견된 경우에는  $P_i^r$ 과  $P_i^c$  값을 식(3)과 같이 계산한다.

$$P_i^r = \sum_{i=0}^7 P_i^{r+1}, P_i^c = \sum_{i=0}^7 P_i^{c+1} \quad (5)$$

단계 3. 8개의 진행 마스크에 대해 식(5)를 적용하여 다음 진행 마스크를 결정한다.

$$\text{If } P_i^r = P_i^{r-1} \text{ and } P_i^c = P_i^{c+1} \quad (6)$$

현재의진행방향 = EE 단, 시계방향으로 회전한다.

단계 4. 만약  $P_i^r$ 과  $P_i^c$ 가  $P_s^r$ 과  $P_s^c$ 로 되 돌아오면 종료하고, 아니면 단계 1로 돌아가서 반복한다.

$$\text{If } |P_i^r - P_s^r| \leq 1 \text{ and } |P_i^c - P_s^c| \leq 1 \text{ then Break}$$

else 단계1

추출된 식별자 영역에서 8방향 윤곽선 추적으로 개별 문자를 추출한 결과는 그림 5와 같다.

### 2.4 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 이용한 컨테이너 식별자 인식

본 논문에서는 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 컨테이너 식별자 인식에 적용한다. 입력층과 중간층 사이에 ART2 알고리즘을 적용하여 출력값이 가장 큰 노드를 승자 노드로 선택하여 출력층으로 전달하는 학습 구조를 제안한다. 그리고 중간층과 출력층 사이의 학습으로는 일반화된 델타 학습 방법을 적용하고 학습 시간을 개선하기 위하여 Delta-bar-Delta 알고리즘을 적용한다. ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘의 학습 방법은 다음과 같이 요약할 수 있다.

1. 입력층과 중간층의 연결 구조는 ART2 알고리즘과 같고, ART2의 출력층이 제안된 학습 구조의 중간층이다.
2. 중간층의 노드는 각 클래스를 의미한다. 따라서 전체적으로는 완전 연결 구조이나 목표 벡터와 실제 출력 벡터와 비교하여 역전과 시킬 때는 대표 클래스와 연결된 가중치만 역전과 하는 승자 노드 방식을 취한다.
3. 중간층과 출력층 사이의 학습 구조로는 일반화된 델타 학습 방법을 적용하여 지도 학습으로 동작한다.
4. 학습 성능을 개선하기 위하여 일반화 된 델타 학습에 Delta-bar-Delta 알고리즘을 적용하여 학습률을

동적으로 조정하는데 목표 벡터와 출력 벡터의 차이가 0.1 보다 적으면 정확성으로 정의하고 크면 부정확성으로 정의하여 총 패턴의 정확성의 수가 부정확성의 수보다 크거나 같은 경우에만 Delta-bar-Delta 알고리즘을 적용한다. 그 이유는 학습과정에서 경쟁 단계로 인하여 조기 포화 현상(premature situation)이 발생하여 오류가 거의 일정하게 유지되면서 학습이 진전되지 않거나 진동하는 부분을 방지하기 위해서이다.

ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘은 그림 9와 같다.

### III. 실험 및 결과분석

실험 환경은 IBM 호환 기종의 Pentium-IV PC상에서 Microsoft Visual Studio 6.0으로 구현하였다. 640x480 크기의 컨테이너 영상 79개를 수집하여 성능 평가 실험에 적용하였다.

제안된 컨테이너의 인식 화면은 그림 10와 같다.

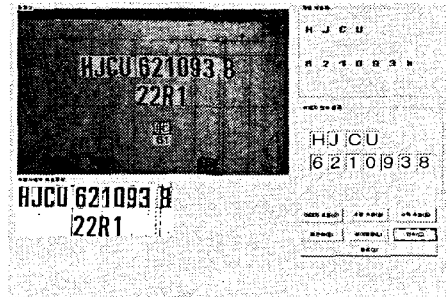


그림 10. 컨테이너 인식 화면

기존의 식별자 영역 추출 방법은 그림 2와 같이 광원 및 컨테이너의 형태학적 특징으로 생긴 수직 잡음으로 인해 식별자 영역을 추출하지 못하는 경우가 발생했다. 본 논문에서는 제안된 퍼지 기법을 이용하여 잡음 영역과 식별자 영역을 구분하여 잡음 영역을 제거하였다. 그러므로 기존의 방법으로 식별자 영역 추출에 실패한 경우에 대해서 식별자 영역의 추출률이 개선되었다. 제안된 컨테이너 식별자 추출 방법과 기존의 식별자 영역 추출 방법간의 추출률은 표 2와 같다.

표 2. 식별자 영역 추출 결과

	기존의 방법	제안된 방법
추출 결과	55/79(69.6%)	72/79(91.1%)

제안된 컨테이너 추출 방법에 의해 추출된 72개의 식별자 영역에 대해 8방향 윤곽선 추적 알고리즘으로 개별 식별자를 추출한 결과, 72개의 식별자 영역에서 문자는 284개이고 숫자는 500개가 추출되었다. 표 3에서는 FCM 기반 RBF 네트워크와 제안된 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘간의 학습 및 인식 성능을 비교 하였다.

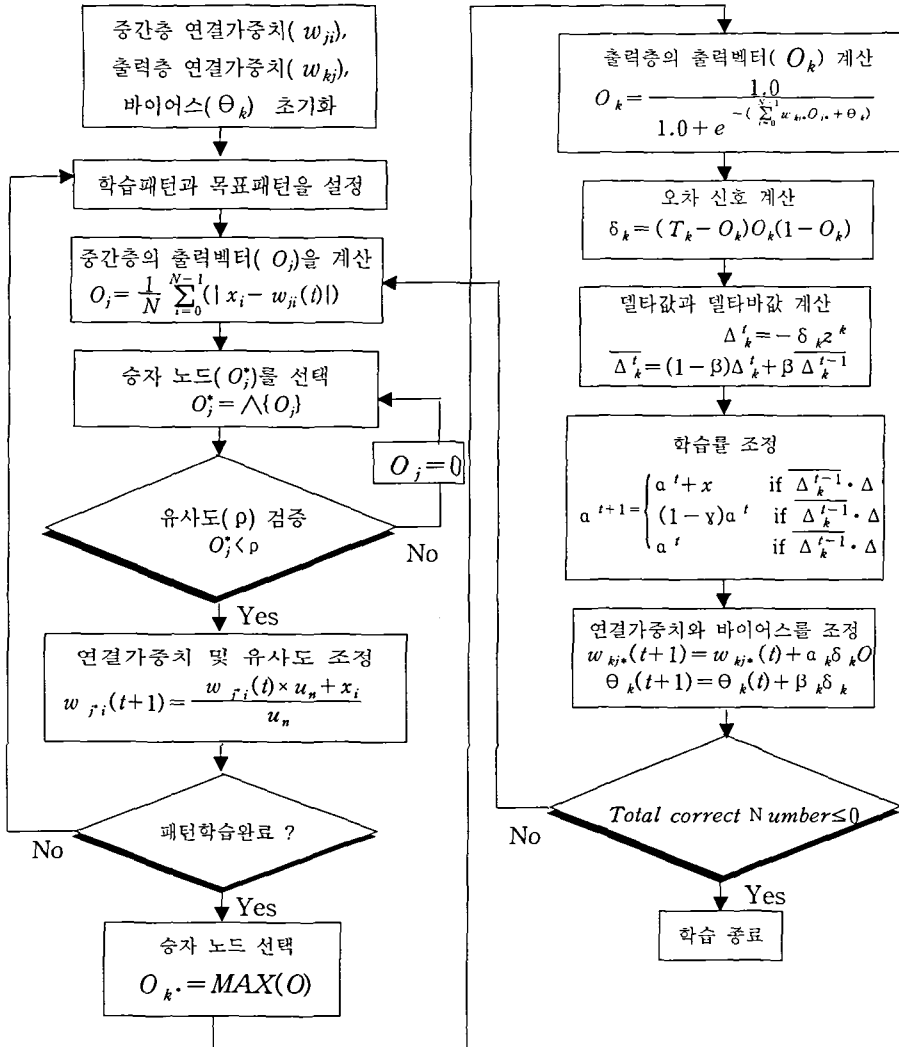


그림9. ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘

표 3. 개별 식별자 인식 결과

	FCM 기반 RBF 네트워크		제안된 방법	
	Epoch 수	인식 수	Epoch 수	인식 수
문자 (284)	236	240 (84.5%)	221	280 (98.5%)
숫자 (500)	161	422 (84.4%)	151	487 (97.4%)

표 3에서 FCM 기반 RBF 네트워크와 제안된 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘에서 학습률은 0.4로 설정하였고 모멘텀은 0.3으로 설정하였다. 제안된 방법에서는 중간층의 노드를 생성하는데 ART2를 적용하므로 문자와 숫자의 경계변수를 모두

0.4로 설정하였다.

FCM 기반 RBF 네트워크에서는 문자인 경우에는 중간층의 노드 수가 60개가 생성되었고 숫자의 경우에는 20개가 생성되었다. 제안된 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘에서 중간층의 노드의 수는 문자의 경우에는 117개가 생성되었고 숫자의 경우에는 28개가 생성되었다. 기존의 FCM 기반 RBF 네트워크보다 제안된 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘의 중간층 노드 수가 많이 생성되었으나 표 3에서와 같이 학습의 반복 횟수가 적음을 알 수 있다. 따라서 FCM 기반 RBF 네트워크 보다 제안된 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘의 학습 성능이 개선된 것을 확인할 수 있고 인식 성능에 있어서도 FCM 기반 RBF 네트워크 보다 개선되었다. 제안된 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘

을 이용하여 개별 식별자의 인식에 실패한 경우는 원 영상의 개별 식별자가 손실된 경우이다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 컨테이너 영상에서 식별자의 영역의 추출률을 개선하기 위하여 퍼지 기법을 적용하여 식별자 영역과 잡음 영역을 구분하고 잡음이 제거된 상태에서 식별자 영역을 추출하였다. 즉 식별자들은 글자의 색이 검정색 또는 흰색으로 이루어져 있는 특징을 퍼지를 이용하여 잡음을 제거하여 식별자 영역을 추출하므로 기존의 식별자 추출 방법보다 식별자 영역의 추출률이 개선되었다. 그리고 추출된 식별자 영역에 대해 반복 이진화 방법을 적용하여 윤곽선 추적으로 개별 식별자를 추출하였다. 추출된 개별 식별자를 ART2 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안하여 개별 식별자 인식에 적용하였다.

실제 컨테이너 영상 79개를 대상으로 실험한 결과, 72개의 식별자 영역이 추출되었고 개별 식별자 792개 중 784개가 추출되었다. 추출된 784개의 개별 식별자 중에서 767개의 개별 식별자가 인식되었다. 개별 식별자 추출 및 인식에 실패한 경우는 원 컨테이너 영상의 개별 식별자 들이 많이 훼손된 경우와 식별자 영역을 이진화하는 단계에서 식별자의 정보가 손실된 경우이다.

향후 연구 과제는 개별 식별자의 추출률과 인식률을 개선하기 위해서 많이 훼손 되어 있는 식별자들을 복원 할 수 있는 퍼지 연상 알고리즘에 대하여 연구 할 것이다.

#### 참고문헌

- [1] Freight Containers-Coding, Identification and marking [ISO 6346 1995(E)]
- [2] 김광백, "윤곽선 추적과 개선된 ART1 기반 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 이용한 운송 컨테이너 영상의 식별자 인식," 한국지능정보시스템학회논문지, 제9권, 3호, pp.65-80, 2003.
- [3] 남미영, 임은경, 허남숙, 김광백, "명암도 변화와 Canny 에지를 이용한 컨테이너 영상의 문자 인식에 관한 연구," 한국멀티미디어학회 춘계발표논문집, 제4권 1호, pp.111-115, 2001.
- [4] 김광백, "개선된 이진화와 윤곽선 추적 알고리즘을 이용한 운송 컨테이너의 식별자 추출," 한국해양정보통신학회 논문지, 제9권 2호, pp.462-466, 2005.
- [5] 김광백, 박충식, "퍼지 제어 시스템을 이용한 학습률 자동 조정 방법에 의한 개선된 역전파 알고리즘," 한국해양정보통신학회논문지, 제8권, 2호, pp.464-470, 2004.
- [6] 주이환, 김재용, 김광백, "개선된 퍼지 RBF 네트워크를 이용한 컨테이너 식별자 인식," 한국지능정보학회 춘계학술대회 논문집, pp.195-2002, 2004.