

개선된 신경망을 이용한 컨테이너 식별자 인식

윤경호* , 전태룡* , 김광백**

*신라대학교 컴퓨터정보공학부

**신라대학교 컴퓨터공학과

Identifiers Recognition of Container Image using Enhanced Neural Networks

Kyeong-ho Yoon*, Tae-ryong Jun*, Kwang-baek Kim**

* Division of Computer and Information Engineering, Silla University

**Dept. of Computer Engineering, Silla University

E-mail : jjanga987@naver.com, dokikorea2@naver.com, gbkim@silla.ac.kr

요 약

일반적으로 운송 컨테이너의 식별자들은 크기나 위치가 정형화 되어 있지 않고 외부 환경으로 인한 식별자의 형태가 훼손되어 있기 때문에 일정한 규칙으로는 찾기 힘들다. 본 논문에서는 컨테이너 영상에 대해 ART2 알고리즘을 적용하여 컨테이너 영상을 양자화한다. 제안된 ART2 알고리즘 기반 양자화 기법은 컬러정보를 클러스터링 한 후, 각 클러스터의 중심 패턴을 이용하여 원 영상의 컬러 정보를 분류한다. 양자화된 컨테이너 영상에서 8 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 식별자를 추출한다. 추출된 개별 식별자는 ART2 기반 RBF 네트워크를 개선하여 인식에 적용한다. 실제 컨테이너 영상 300장에 대해 실험한 결과, 제안한 컨테이너 식별자 인식 방법의 추출 및 인식 성능이 기존의 컨테이너 식별자 인식 방법 보다 개선된 것을 확인하였다

키워드

식별자, 8 방향 윤곽선 추적, ART2 기반 RBF 네트워크, 컬러 양자화

1. 서 론

운송 컨테이너 식별자의 ISO 규격은 선박 회사 코드, 컨테이너 유형 코드, 일련 번호, 검사 번호로 구성되어 있다. 컨테이너를 식별하기 위해서는 11자의 개별 코드가 필요하다[1]. 일반적으로 식별자 추출은 식별자 영역과 배경 영역으로 구분하여 추출한다. 컨테이너 식별자의 경우에는 식별자의 크기, 위치, 장평, 자간, 글꼴 등이 특별히 정형화 되어 있지 않고, 문자색과 배경색 또한 일정하게 정해져 있지 않다. 따라서 식별자 모양이나 형태와 같은 정보로 컨테이너 식별자를 추출하기 힘들다. 컨테이너 식별자의 경우에는 수평, 수직 방향으로 길게 나열 되어 있거나, 몇 줄에 걸쳐 나열되어 있는 경우도 있다. 또한, 컨테이너 영상의 식별자들은 모두 컨테이너 외부에 표시되어 있기 때문에 문자 형태가 훼손되거나 불필요한 기타 잡음으로 인하여 식별자를 개별적으로

분할하기 힘들고, 컨테이너 표면의 훼손 또는 굴곡에 의하여 식별자의 형태가 변형될 수도 있다. 컨테이너 영상에 대해 전처리 과정을 실행 하더라도 처리된 결과가 컨테이너 식별자의 윤곽선인지 배경의 잡음인지 판별하는 과정이 필요하다 [2]. 본 논문에서는 컨테이너 영상에 대해서 ART2 알고리즘[3]을 적용하여 컨테이너 영상의 칼라 정보를 클러스터링 한 후, 각 클러스터의 중심 벡터와 각 bin의 칼라 벡터를 양자화하고 양자화된 컨테이너 영상의 칼라 bin 벡터에 대해서 8 방향 윤곽선 추적 알고리즘[4]을 적용한다. 8 방향 윤곽선 추적으로 레이블링 된 영역에서 식별자의 특징 정보를 이용하여 잡음을 제거하고 컨테이너의 식별자를 추출한다.

본 논문에서는 ART2 기반 RBF 네트워크를 개선하여 개별 식별자 인식에 적용한다. 제안된 ART2 기반 RBF 네트워크는 퍼지 논리 접속 연산자를 이용하여 경계 변수를 동적으로 조정하는

개선된 ART2 알고리즘을 적용하여 RBF의 중간층으로 적용하고, 중간층과 출력층의 학습에 $\Delta_{\text{bar_delta}}$ 방법을 적용하여 학습률을 동적으로 조정한다.

$$S(x, y) = \alpha \left(1 - \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right) + \beta \left(1 - \frac{|x \cdot y|}{\sqrt{|x||y|}} \right) \quad (1)$$

II. 식별자 영역 및 개별 식별자 추출

본 논문에서의 개별 식별자 추출 과정은 컨테이너 영상의 양자화와 식별자 영역 추출 단계, 식별자 영역 이진화 및 개별 식별자 추출 단계로 구성된다.

여기서 x 와 y 는 RGB 공간에서의 3차원 벡터이며 α 와 β 를 이용하여 유클리드 거리와 색상의 비율을 조절 할 수 있다.

2.1 ART 2 알고리즘 기반 양자화 기법

본 논문에서는 컨테이너 영상에 양자화 기법을 적용하여 영상의 색상 정보를 분류한다. 양자화 경계(Quantization boundary) 주위에 비슷한 색상 정보를 가진 두 픽셀이 각각 다른 bin으로 분리되는 문제점을 개선하기 위해 ART2 알고리즘을 적용하여 색상 정보를 클러스터링 한 후, 컨테이너 영상이 가지는 색상에 최적화시키기 위해 n 개의 bin(Bin)으로 분리한 bin과 영상의 색상 정보 간의 유사도를 측정하여 가장 유사한 bin으로 컨테이너 영상을 양자화 한다. bin(Bin)이란 RGB 공간에서 양자화를 수행하기 위한 기준 색상정보 이다

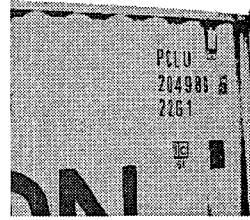


그림 3. 양자화된 컨테이너영상

2.1.1 ART2알고리즘 기반 칼라 클러스터링

ART2 알고리즘을 적용하여 색상 정보를 클러스터링 한 후 유사한 색상 정보들을 같은 클러스터로 분류한다. 입력 패턴은 RGB 공간의 칼라 좌표를 나타내는 3차원 벡터이고, 클러스터의 중심 벡터는 클러스터에 속한 픽셀의 칼라 평균이다.

2.2 식별자 영역 추출

본 논문에서는 2단계에 걸쳐 잡음을 제거한 후에 컨테이너의 식별자 영역을 추출 한다

2.2.1 식별자 크기와 비율을 이용한 잡음 제거

양자화 된 영상에 대해 8 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 컨테이너 식별자의 후보 영역을 검출한다. 컨테이너 식별자의 크기는 정형화 되어 있지 않으나 일정한 가로와 세로의 비율을 유지하고 있는 특징이 있으므로 식별자의 후보 영역 중에서 잡음을 제거할 수 있다.

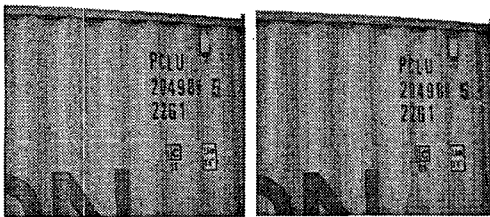


그림 1. 원본영상 그림 2. 클러스터링 한 후의 영상

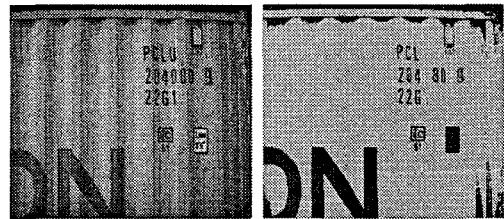


그림 4. 원본영상 그림 5. 양자화 영상

2.1.2 클러스터 중심 패턴의 양자화

클러스터의 중심 벡터와 각 bin 벡터들 사이의 유사도(Similarity)를 계산하여 가장 높은 유사도를 나타내는 bin으로 양자화 한다. 유사도는 식(1)와 같다.

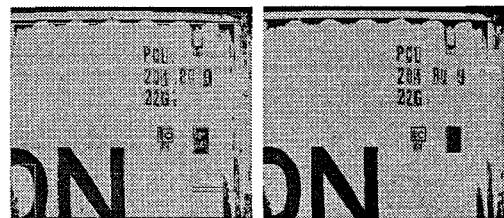


그림 6. 후보영역 검출 그림 7. 크기와 비율을 이용한 잡음 제거

2.2.2 색상 정보와 간격을 이용한 잡음 제거

컨테이너 식별자는 유사한 색상정보를 가지고 일정한 간격을 유지하면서 수직 혹은 수평방향으로 나열되어 있다. 이러한 정보를 이용하여 후보 영역들 간에 거리를 측정하고 일정 간격에서 벗어나는 영역을 잡음으로 간주하여 제거한 후에 유사한 색상 정보를 가지는 후보영역들을 식별자 영역으로 추출한다.

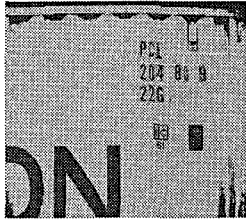


그림 8. 색상정보와 식별자간의 간격을 이용한 잡음 제거

2.3 식별자 영역 이진화 및 개별 식별자 추출

컨테이너 식별자 영역을 그레이 영상으로 변환한 후에 반복 이진화 기법을 적용한다. 컨테이너 영상은 굴곡이 수평 방향으로 존재하고 굴곡이 생기는 부분은 빛에 의해 본래의 색상 정보가 왜곡된다. 컨테이너 식별자 영역은 수직 혹은 수평 방향으로 나열되어 있다. 식별자가 수평 방향으로 나열되어 있는 경우에는 굴곡에 의한 잡음이 포함되어 있으므로 수평 식별자 영역과 수직 식별자 영역을 각각 구분하여 반복 이진화 기법을 적용한다. 본 논문에서는 컨테이너 식별자의 방향을 구분하기 위해 수직, 수평 방향으로 나열된 식별자 후보 영역 수의 비율 정보를 이용하여 식별자의 방향을 구분한다. 식별자 영역에서 방향이 수직 방향으로 식별자가 나열되어 있는 경우에는 수직 방향으로 반복 이진화 기법을 적용하고 수평 방향으로 식별자가 나열되어 있는 경우에는 수평으로 굴곡이 있는 컨테이너의 특성을 고려하여 수평 방향과 수직 방향에 대해 각각 반복 이진화 기법을 적용한 후, 두 결과에 AND 연산을 수행하여 굴곡에 의한 잡음을 제거한다. 그리고 이진화된 식별자 영역에 8 방향 윤표선 추적 알고리즘을 적용하여 11자의 개별 식별자를 추출한다. 그림 9는 식별자가 수직 방향으로 나열되어 있는 경우에 반복 이진화 기법을 적용한 결과이다. 그림 10 (a)은 수평 방향으로 나열되어 있는 식별자 영역에서 수직 방향으로 반복 이진화를 적용한 결과이다. 그림 10(a)은 굴곡이 포함되어 있는 수평 식별자 영역을 수직 방향으로 반복 이진화를 적용하여 이진화에 실패한 경우이다. 그림 (b)는 수평 방향인 식별자 영역에 대해 수직 및 수평 방향으로 각각 반복 이진화 기법을 적용하여 정확히

이진화된 결과이다. 그림 11는 8 방향 윤표선 추적 알고리즘을 적용하여 이진화된 수직 형태의 식별자 영역에서 개별 식별자를 추출한 결과이고 그림 12는 이진화된 수평 형태의 식별자 영역에서 8 방향 윤표선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 식별자를 추출한 결과이다.

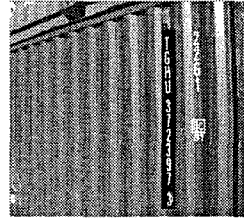
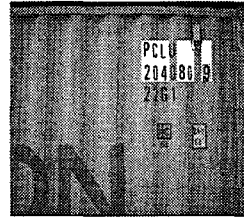
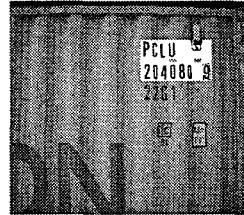


그림 9. 수직 방향 식별자 영역의 이진화 결과

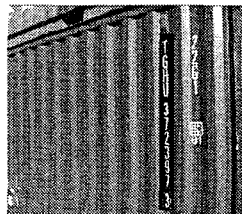


(a) 수평 방향인 식별자 영역에 대해 수직 방향으로 이진화한 결과

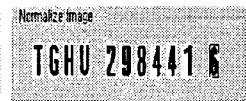


(b) 수평 방향인 식별자 영역에 대해 수직 및 수평 방향으로 이진화한 결과

그림 10. 수평 방향 식별자 영역의 이진화 결과

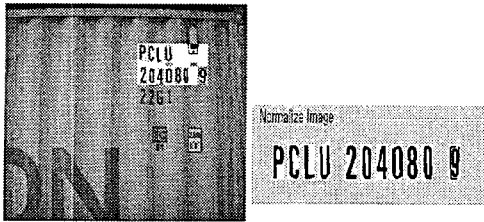


(a) 수직 식별자 추출 과정



(b) 식별자 추출 결과

그림 11. 수직 식별자 영역에서 개별 식별자 추출



(a) 수평 식별자 추출 과정 (b) 식별자 추출 결과

그림 12. 수평 식별자 영역에서 개별 식별자 추출

III. 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크를 이용한 컨테이너 식별자 인식

본 논문에서는 ART2 기반 RBF 네트워크를 개선하여 컨테이너 식별자 인식에 적용한다. 기존의 ART2 알고리즘을 적용할 경우에는 경계 변수를 경험적으로 설정하므로 유사한 패턴들이 서로 다른 클러스터로 분류되거나 서로 다른 패턴들이 같은 클러스터로 분류되는 문제점이 있다[5]. 본 논문에서 제안한 ART2 알고리즘은 퍼지 논리 교

집속 연산자를 이용하여 경계변수를 동적으로 조정하고 출력값이 가장 작은 노드를 승자노드로 선택하여 출력층으로 전달하는 학습구조를 제안한다. 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크는 중간층과 출력층 사이의 학습은 일반화된 델타 학습방법을 적용하고, 학습 시간을 개선하기 위해 delta_bar_delta 알고리즘[6]을 적용한다. 제안한 개선된 ART2 기반 RBF네트워크의 학습과정은 다음과 같이 요약할 수 있다.

1. 입력층과 중간층 사이의 학습 구조는 개선된 ART2 알고리즘을 적용하여 학습률을 동적으로 조정하는 경쟁 학습이 수행된다.
2. 중간층 노드는 유사한 패턴들로 분류되어 있는 클래스를 의미한다. 따라서 전체적으로는 완전 연결 구조이나 목표 벡터와 실제 출력 벡터와 비교하여 역전파 시킬 때는 대표 클래스와 연결된 가중치만 역전파 하는 승자 노드 방식을 취한다.
3. 중간층과 출력층 사이의 학습 구조는 일반화된 델타 학습 방법을 적용하고 학습률을 동적으로 조정한다.
4. 중간층과 출력층 사이의 학습구조는 일반화된 델타 학습 방법을 적용하고 delta_bar_delta 알

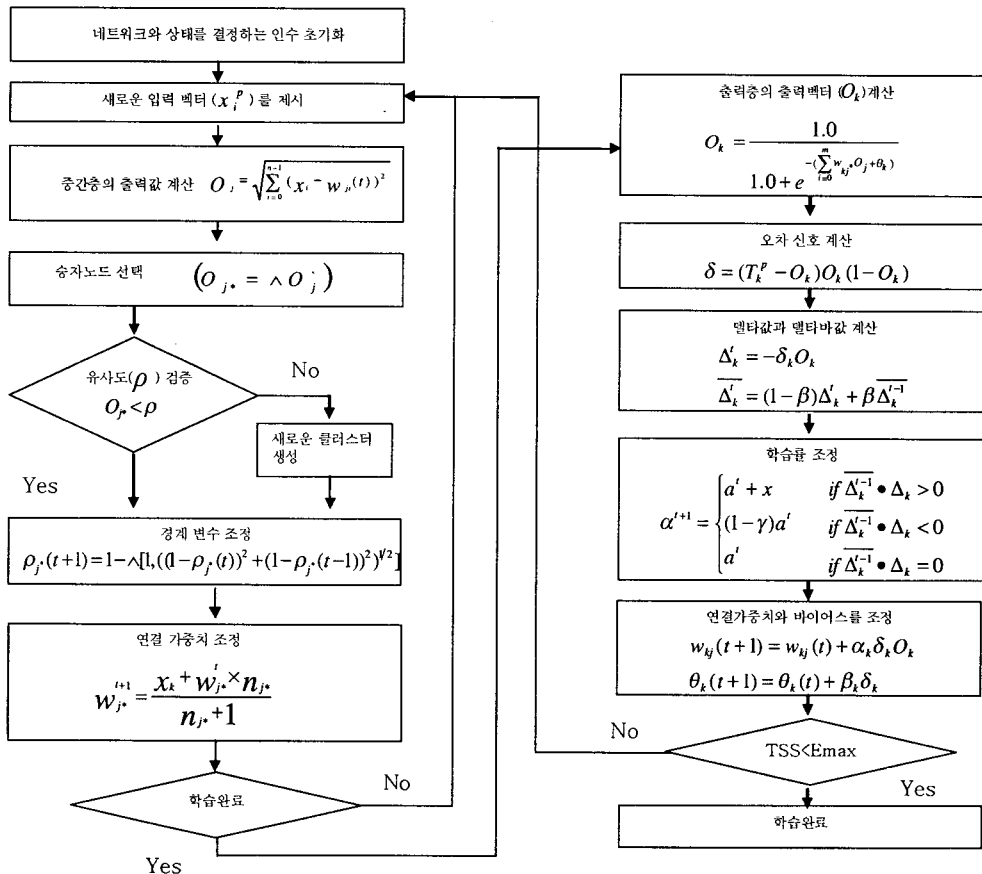


그림 13. 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크

고리즘을 적용하여 학습률을 동적으로 조정하는 지도 학습으로 동작한다. 목표 벡터와 출력 벡터의 차이가 0.1 보다 적으면 정확성으로 정의하고, 크면 부정확성으로 정의하여 총 패턴의 정확성의 수가 부정확성의 수보다 크거나 같은 경우에만 Δ 알고리즘을 적용한다. 그 이유는 학습 과정에서 경쟁 단계로 인하여 조기포화현상 (Premature Situation)이 발생하여 오류가 거의 일정하게 유지되면서 학습이 진전되지 않거나 진동하는 부분을 방지하기 위해서이다. 따라서 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크의 알고리즘은 그림 13과 같다.

IV. 실험 및 결과분석

실험 환경은 IBM 호환 기종의 Pentium--IV PC 상에서 Microsoft Visual Studio 6.0으로 구현하였다. 640×480 크기의 컨테이너 영상 300개를 수집하여 성능 평가 실험에 적용하였다.

제안된 컨테이너의 인식 화면은 그림 14와 같다.

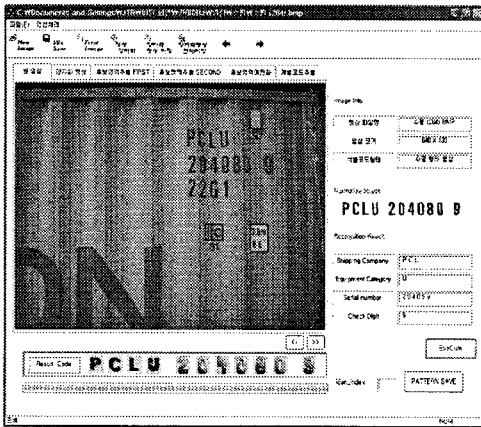


그림 14. 제안한 컨테이너 인식 화면

기존의 식별자 영역을 추출하는 방법[7]은 광원 및 컨테이너의 형태학적 특징으로 생긴 수직 방향의 잡음을 제거하지 않은 상태에서 식별자 영역을 추출하므로 식별자 영역의 추출에 실패하는 경우가 발생하였다. 그러나 제안된 식별자 영역을 추출하는 방법은 ART2 기반 양자화 기법 적용하여 컨테이너 영상에서 발생하는 잡음 영역을 제거한 후에 식별자 영역을 추출하였다. 그러므로 기존의 방법으로 식별자 영역 추출에 실패한 경우에 대해서 식별자 영역의 추출률이 개선되었다. 제안된 컨테이너 식별자 영역 추출 방법과 기존의 식별자 영역 추출 방법간의 비교는 표 1과 같다.

표 1. 식별자 영역 추출 결과 비교

	추출결과
참고문헌 [7]의 방법	209/300
제안된 식별자 영역 추출 방법	282/300

제안된 컨테이너 추출 방법에 의해 추출된 282개의 식별자 영역에 대해 8방향 윤곽선 추적 알고리즘으로 총 3102개의 개별 식별자 중에서 3089개의 개별 식별자가 추출되었다. 추출된 개별 식별자 3089개 중에서 문자는 1128개가 추출되었고 숫자는 1692개가 추출되었다. 검사 코드는 282개가 추출 되었다. 표 2는 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크의 학습 및 인식 성능을 나타내었다. 표 2은 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크에서 숫자 200개, 문자 480개, 그리고 검사 코드는 100개를 학습 데이터로 적용한 결과이다. 그리고 인식 개수는 학습 데이터를 포함한 추출된 개별 식별자 모두를 실험하여 인식한 결과이다.

표 2. 개별 식별자 학습 및 인식결과

	개선된 ART2 기반 RBF 네트워크	
	Epoch 수	인식 수
문자 (1128)	1170	1126
숫자 (1692)	669	1681
검사 코드 (282)	319	282

그림 15는 추출된 개별 식별자에 대해 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크의 Epoch 수에 따른 TSS 변화 과정을 나타내었다. 그림 15에서와 같이 제안된 ART2 기반 RBF 네트워크는 초기 수렴성이 빠르고 안정성 있게 학습되는 것을 알 수 있다.

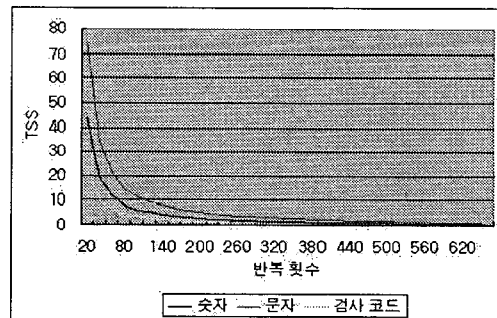


그림 15. Epoch 수에 따른 TSS 변화 과정

개선된 ART2 기반 RBF 네트워크의 파라미터 설

정은 표 4과 같다.

표 4. 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크의 파라미터

학습방법 \ 파라미터	ρ	α	μ	κ	γ	β
개선된 ART2 기반 RBF 네트워크	0.05	0.8	0.6	0.03	0.2	0.7

표4 에서 ρ 는 경계변수, α 는 학습률, μ 는 모넨텀 계수이고 κ , γ , β 는 Delta-Bar-Delta 상수이다. 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크를 이용하여 개별 식별자의 인식에 실패한 경우는 원 영상의 개별 식별자가 많이 훼손되거나 식별자의 영역을 이진화 하는 단계에서 식별자의 정보가 손실된 경우이다.

V. 결 론

본 논문에서는 ART2 기반 양자화 기법과 식별자의 색상, 크기, 비율, 식별자간의 간격 정보를 이용하여 식별자 영역과 잡음 영역을 구분하여 잡음을 제거한 후에 개별 식별자를 추출하였다. 기존의 에지를 이용한 식별자 추출 방법보다 제안한 컨테이너 식별자 추출 방법의 추출 성능이 개선된 것을 확인하였다 추출한 개별 식별자는 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크에 적용하여 인식하였다.

실제 컨테이너 영상 300개를 대상으로 실험한 결과, 282개의 식별자 영역이 추출되었고, 개별 식별자 3102개 중에서 3089개의 개별 식별자가 인식 되었다. 개별 식별자 추출 및 인식에 실패한 경우는 컨테이너 영상의 개별 식별자들이 많이 훼손되거나 컨테이너 굴곡부분에 위치한 개별 식별자의 색상 정보가 왜곡되어 식별자 영역을 이진화 하는 단계에서 식별자의 정보가 손실된 경우이다.

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

참고문헌

- [1] Freight Containers-Coding, Identification and marking [ISO 6346 1995(E)]
- [2] 김광백, "개선된 이진화와 윤곽선 추적 알고리즘을 이용한 운송 컨테이너의 식별자 추출," 한국해양정보통신학회 논문지, 제9권 2호, pp.462-466, 2005.
- [3] 김병훈, 구경모, 박용민, 차의영, "내용기반 영상 검색을 위한 ART2를 이용한 양자화 방법에 관한 연구" 한국정보처리학회 추계학술발표대회 논문집 제11권 제2호, pp. , 2000.
- [4] 원남식, 손운구, "8-이웃 연결값에 의한 병렬 세션화 알고리즘," 정보처리학회 논문지, 제2권 제5호, pp.701-710, 1995.
- [5] K. B. Kim, C. K. Kim, "Performance Improvement of RBF Network using ART2 Algorithm and Fuzzy Logic System," Lecture Notes in Artificial Intelligence, LNAI 3339, Springer, pp.853-860, 2004.
- [6] 김광백, 박충식, "퍼지 제어 시스템을 이용한 학습률 자동 조정 방법에 의한 개선된 역전파 알고리즘," 한국해양정보통신학회논문지, 제8권, 2호, pp.464-470, 2004.
- [7] 남미영, 임은경, 허남숙, 김광백, "명암도 변화와 Canny 에지를 이용한 컨테이너 영상의 문자 인식에 관한 연구," 한국멀티미디어학회 춘계발표논문집, 제4권 1호, pp.111-115, 2001.