

형태학적 특성과 FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크를 이용한 컨테이너 식별자 인식

김태형* · 성원구** · 김광백*

*신라대학교 컴퓨터정보공학부

**신라대학교 컴퓨터공학과

Identifiers Recognition of Container Image Using Morphological Characteristic and FCM-based Fuzzy RBF Networks

Tae-hyung Kim* · Won-goo Soung** · Kwang-baek Kim*

*Division of Computer and Information Engineering, Silla University

**Dept. of Computer Engineering, Silla University

E-mail : ssnb0815@naver.com, tjddnjsrn@nate.com, gbkim@silla.ac.kr

요 약

우리나라의 항만은 수·출입화물의 99.5%를 처리하며, 육로 및 철도 수송 물동량의 기종점 역할을 수행하는 중요한 곳으로서 항만 물동량의 신속한 처리와 자동화 시스템에 의한 비용절감은 엄청난 효과를 가져온다. 따라서 본 논문에서는 항만에서 취급하는 컨테이너를 자동으로 식별할 수 있는 자동화 방법을 제안한다. 실제 컨테이너 영상을 그레이 영상으로 변환한 후, 프리윗 마스크(Prewitt-Mask)를 적용하여 윤곽선을 추출하고 컨테이너를 식별할 수 있는 개별 식별자의 형태학적 특징 정보를 이용하여 식별자 후보영역을 검출한다. 검출된 식별자 후보영역은 개별 식별자 영역외에 잡음 영역이 포함되어 있으므로 4방향 윤곽선 추적 알고리즘과 GrassFire 알고리즘을 적용하여 잡음을 제거하고 개별 식별자들을 각각 객체화한다. 잡음이 제거된 식별자 후보 영역에서 객체화 한 개별 식별자는 컨테이너 식별을 위해 FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크를 적용하여 인식한다. 본 논문에서 제안한 컨테이너 식별자 인식 방법의 성능을 평가하기 위해 실제 컨테이너 영상 300장을 대상으로 실험한 결과, 기존의 방법보다 인식 성능이 개선되었음을 확인할 수 있었다.

키워드

컨테이너 식별자, GrassFire, 프리윗 마스크, FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크

1. 서 론

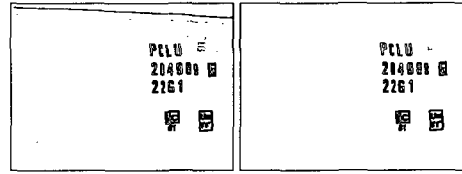
우리나라의 항만은 수·출입화물의 99.5%를 처리하며, 육로 및 철도수송 물동량의 기종점 역할을 수행하는 중요한 곳으로서 항만 물동량의 신속한 처리와 자동화 시스템에 의한 비용절감은 엄청난 효과를 가져온다. 항만에서는 물류 운송 및 운반 수단으로 컨테이너를 사용한다. 따라서 본 논문에서는 항만 자동화를 위한 방법 중 하나로서 컨테이너를 자동으로 식별할 수 있는 방법을 제안한다. 개개의 컨테이너는 고유의 식별코드를 가지고 있으며 컨테이너의 식별코드는 국제통합 ISO 규격에 의해 운송 회사 코드, 일련 번호, 검사 번호, 유형코드의 순서로 표시되어 있고, 이를 식별하기 위해서는 운송 회사 코드부터 검사

번호까지의 11자의 개별 코드가 필요하다[1].

기존의 ART2 기반 양자화를 이용한 식별자 추출 방법은 컨테이너의 굴곡으로 인해서 개별 식별자들의 색상정보가 왜곡된 경우, 양자화 수행 시 식별자 정보의 손실이 발생하여 개별 식별자 추출에 실패하였다. 또한 추출한 개별 식별자를 학습하는 과정에서도 시간이 많이 소요되는 단점이 있었다[2].

따라서 본 논문에서는 기존의 방법에서의 문제점을 개선하기 위해 프리윗 마스크를 적용하여 실제 컨테이너 영상에서 윤곽선을 추출하고 컨테이너 개별 식별자의 형태학적 특징 정보를 이용하여 식별자 후보영역을 검출한다. 검출된 식별자 후보영역은 개별 식별자 영역 외에 잡음 영역이 포함되어 있으므로 4방향 윤곽선 추적 알고리즘

과 GrassFire 알고리즘을 적용하여 잡음 제거 및 개별 식별자들을 각각 객체화 하는 과정을 거친다. 잡음을 제거한 식별자 후보영역에서 객체화한 개별 식별자는 인식을 위해 입력층과 중간층의 학습구조로 개선된 FCM 알고리즘을 적용하고, 중간층과 출력층의 학습구조는 Max_Min 신경망을 적용하는 FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크를 제안하여 인식한다.



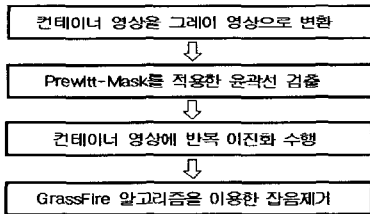
(e) 반복 이진화 수행 (f) 잡음제거 수행

II. 형태학적 특성을 이용한 식별자 후보 영역 추출

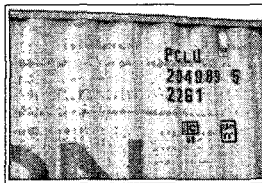
컨테이너 영상에 존재하는 식별자는 수평방향과 수직방향의 2가지 경우로 구분된다. 따라서 식별자가 나열되어 있는 방향 정보와 형태학적 특징 정보를 이용하여 식별자 후보 영역을 검출한다.

2.1 컨테이너 수직·수평 식별자 영상 구분

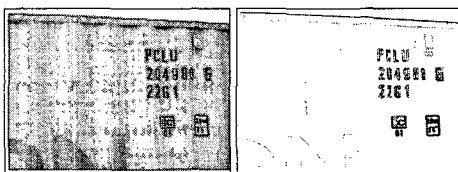
컨테이너 식별자 후보 영역 검출에 적용하는 식별자의 방향 정보를 분석하기 위한 전처리 과정은 그림 1과 같다.



(a) 전처리 과정 개요도



(b) 실제 컨테이너 영상



(c) 그레이 영상

(d) 프리윗 마스크 적용

그림 1. 식별자의 방향 정보를 분석하기 위한 전처리 과정 및 수행 결과

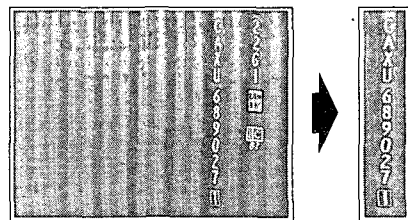
식별자가 수직 방향으로 나열된 경우, 수평 방향으로 하나의 개별 식별자가 존재하며 수평 방향으로 나열된 경우는 4개 이상의 개별 식별자가 존재한다. 이러한 식별자의 방향에 따른 비율정보를 이용하여 수직 및 수평 방향 식별자 영상을 구분한다.

2.2 컨테이너 식별자 후보 영역 검출

컨테이너 식별자가 수직 방향으로 나열되어 있는 경우는 히스토그램 분포도를 이용하여 식별자 후보 영역을 검출한다. 영상의 수직, 수평 히스토그램 분포도를 이용하여 개별 식별자가 존재할 수 있는 기준선을 설정하고 GrassFire 알고리즘으로 객체화된 영역 중 기준선이 통과하는 지점에 존재하는 영역의 최대 범위를 식별자 후보 영역으로 검출한다. 수직 방향으로 식별자가 나열되어 있는 컨테이너 영상에서 식별자 후보영역을 검출한 결과는 그림 2와 같다.



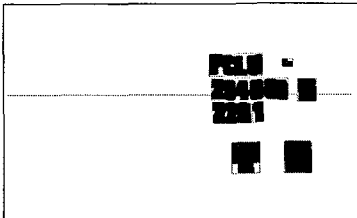
(a) 식별자 영역의 최대 범위 검출



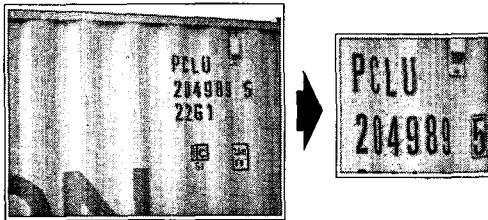
(b) 식별자 후보 영역 검출 영상

그림 2. 수직 식별자 후보 영역 검출 영상

식별자가 수평 방향으로 나열되어 있는 경우는 수평 스미어링 기법을 적용한 후, 수평 히스토그램 분포도와 개별 식별자의 형태학적 특징 정보를 이용하여 식별자 후보 영역을 검출한다. 수평 방향으로 식별자가 나열되어 있는 컨테이너 영상에서 식별자 후보영역을 검출한 결과는 그림 3과 같다.



(a) 수평 스미어링 기법 적용 영상



(b) 식별자 후보 영역 검출 영상

그림 3. 수평 식별자 후보 영역 검출 결과

III. 컨테이너 개별 식별자 추출

추출한 식별자 후보 영역에서 수직 방향의 식별자 후보 영역에서 개별 식별자 영역을 추출하기 위해 4 방향 윤곽선 추적 알고리즘[3]을 적용하여 영역의 위치 및 크기를 추출하고 반복 이진화를 수행한다. 수직 방향 개별 식별자를 추출한 결과는 그림 4와 같다.

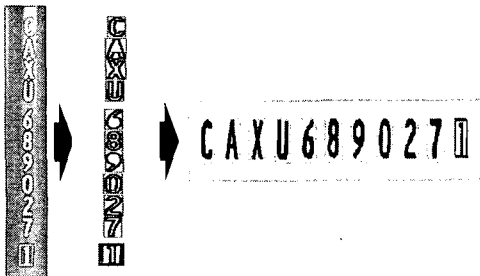
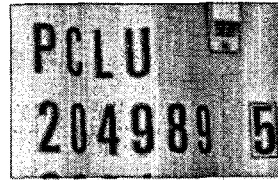
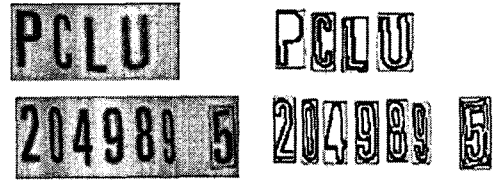


그림 4. 수직 방향 개별 식별자 추출 결과

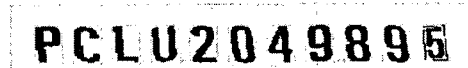
수평 방향의 식별자 후보 영역의 개별 식별자는 수평으로 여러 라인에 걸쳐 나열되어 있으며 각각의 최대 수평 길이가 다르기 때문에 제거되지 않은 잡음이 존재하는 경우가 발생한다. 따라서 두 줄에 걸쳐 나열된 개별 식별자들을 분리하는 과정을 수행한 후, 4 방향 윤곽선 추적 알고리즘과 반복 이진화를 수행하여 개별 식별자 영역을 추출한다. 그림 5는 수평 방향 개별 식별자를 추출한 결과 영상이다.



(a) 수평 방향 식별자 후보 영역



(b) 수평 라인별로 분리한 후, 객체화 한 영상



(c) 반복 이진화를 수행한 개별 식별자 추출 영상

그림 5. 수평 방향 개별 식별자 추출 결과

IV. FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크를 이용한 식별자 인식

본 논문에서는 추출된 개별 식별자를 학습 및 인식하기 위해 FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크를 제안하여 적용한다. 제안된 퍼지 RBF 네트워크는 입력층과 중간층의 학습 구조로 개선된 FCM 알고리즘을 적용하고 중간층의 노드들 중에서 중심과 입력 벡터가 가장 가까운 노드를 승자 노드로 선택하여 출력층으로 전달한다. 그리고 중간층과 출력층 사이의 학습 구조로는 Max_Min 신경망을 적용한다. 개별 식별자 인식은 개별 식별자의 패턴과 클러스터와의 유사도를 측정하기 위하여 개선된 FCM 알고리즘을 적용한다. 기존의 FCM 알고리즘은 입력 벡터들과 각 군집 중심과의 거리를 이용하여 측정된 유사도에 기초한 목적 함수의 최적화 방식을 사용한다[4]. 하지만 측정된 패턴과 군집 중심과의 거리만을 이용하여 군집화

하는 알고리즘이기 때문에 군집 공간상의 패턴들의 분포에 따라 바람직하지 못한 군집화 결과를 보일 수 있다[5,6]. 예를 들면, 군집 공간상에 분포된 패턴들이 타원의 형태를 가지는 경우이거나 패턴의 분포가 군집 경계면에 존재하고 그 기본형이 서로 교차하는 경우를 들 수 있다. 이러한 경우에는 기본형의 중심으로부터 패턴간의 거리를 측정하는 유클리드 거리법 적용 시 올바르게 못한 군집화 결과의 원인이 될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 대칭적 성질을 이용하는 대칭성 측도에 퍼지 이론을 적용하여 군집간의 거리에 따른 변화와 군집 중심의 위치, 그리고 군집 형태에 따라 영향을 덜 받는 개선된 FCM 알고리즘의 군집화 방법을 입력층과 중간층의 학습구조로 적용한다. 개선된 FCM 알고리즘에서 적용하는 대칭성 측도는 식 (1)과 같다.

$$Symmetric(x_i, c) = \max_{j \in \nabla pattern, i \neq j} \left(\begin{matrix} (1-\alpha)(1 - \frac{deg(x_i, x_j, c)}{180}) \\ -(\alpha \cdot ratio_d(x_i, x_j, c)) \end{matrix} \right) \quad (1)$$

식 (1)에서 $deg(x_i, x_j, c)$ 는 점 c 를 중심으로 점 x_i 와 점 x_j 의 각도를 의미하며 $ratio_d(x)$ 는 식 (2)와 같고, α 는 퍼지 이론을 이용한 가중치이다. 가중치 계산은 식 (3)과 같다.

$$ratio_d(x) = \begin{cases} \frac{d(x_j, c)}{d(x_i, c)} & \text{if } d_i > d_j \\ \frac{d(x_i, c)}{d(x_j, c)} & \text{if } d_i < d_j \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $d(x, c)$ 는 유클리드 거리를 의미한다.

$$\alpha = \frac{d(c_i, c_j)}{\sqrt{D_m}} \quad (3)$$

식 (1)을 이용하여 대칭성 측도를 구한 상수 값을 $\mu(x)$ 라고 정의한 후, 군집의 중심 값을 계산한다. 군집의 중심 값 계산은 식 (4)와 같다.

$$v^{(p)} = \mu(x)x_k / \mu(x) \quad (4)$$

개선된 FCM 알고리즘으로 군집화 된 각 군집들의 중심 값과 현재 패턴 사이의 유사도 U 를 식 (5)를 적용하여 계산한다.

$$U = \sqrt{\sum_{i=0}^{k-1} (x_i - c_i)^2} \quad (5)$$

중간층과 출력층의 학습구조인 Max_Min 신경망은 신경망 이론과 퍼지 이론의 유사한 특징을 증첩시킨 학습 알고리즘이다. Max_Min 신경망의 특징으로는 첫째, 추론 규칙 조건부의 퍼지 변수와 입력간의 Min(\wedge)연산은 뉴런의 입력과 연결선에 부여된 가중치의 곱셈 연산에 대응된다. 둘째, 여러 추론 규칙의 결론 부분에 대한 Max(\vee)연산은 뉴런의 입력과 가중치를 곱하여 합한 연산과 대응된다. 따라서 본 논문에서 제안하는 퍼지 RBF 네트워크의 특징은 다음과 같다.

- 1) 입력층과 중간층의 연결 구조는 개선된 FCM 알고리즘과 같고, FCM 알고리즘의 출력층이 제안된 학습 구조의 중간층이다.
 - 2) 중간층의 승자 노드는 FCM 알고리즘에서 각 중간층의 중심과 가장 가까운 중간층의 노드를 승자 노드로 선택한다.
 - 3) 중간층과 출력층의 구조는 중간층에서 승자 노드로 선택된 뉴런만을 Max_Min 신경망을 적용하여 지도학습으로 수행된다.
- 제안된 FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크의 알고리즘은 그림 6과 같다.

V. 실험 및 결과 분석

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.

표 1은 제안된 컨테이너 식별자 영역 추출 방법과 기존의 식별자 영역 추출 방법 간의 결과를 비교한 것이다. 표 1에서 기존의 식별자 영역을 추출하는 방법[2]은 ART2 알고리즘을 이용해 양자화를 할 경우, 컨테이너에 존재하는 굴곡으로 인해 식별자 영역의 색상 정보가 왜곡되어 식별자 영역 추출에 실패하는 경우가 발생하였다. 그러나 제안된 식별자 영역을 추출하는 방법은 컨테이너의 굴곡에 영향을 많이 받는 수평 방향의 식별자 영역을 효과적으로 검출하기 위해 수평 방향으로 각 라인을 구분하여 처리함으로써 굴곡에 의해 왜곡된 색상정보의 영향을 최소화하였다.

표 1. 식별자 영역 추출 방법의 결과 비교

	추출결과
기존의 방법	282/300
제안된 개별 식별자 영역 추출 방법	297/300

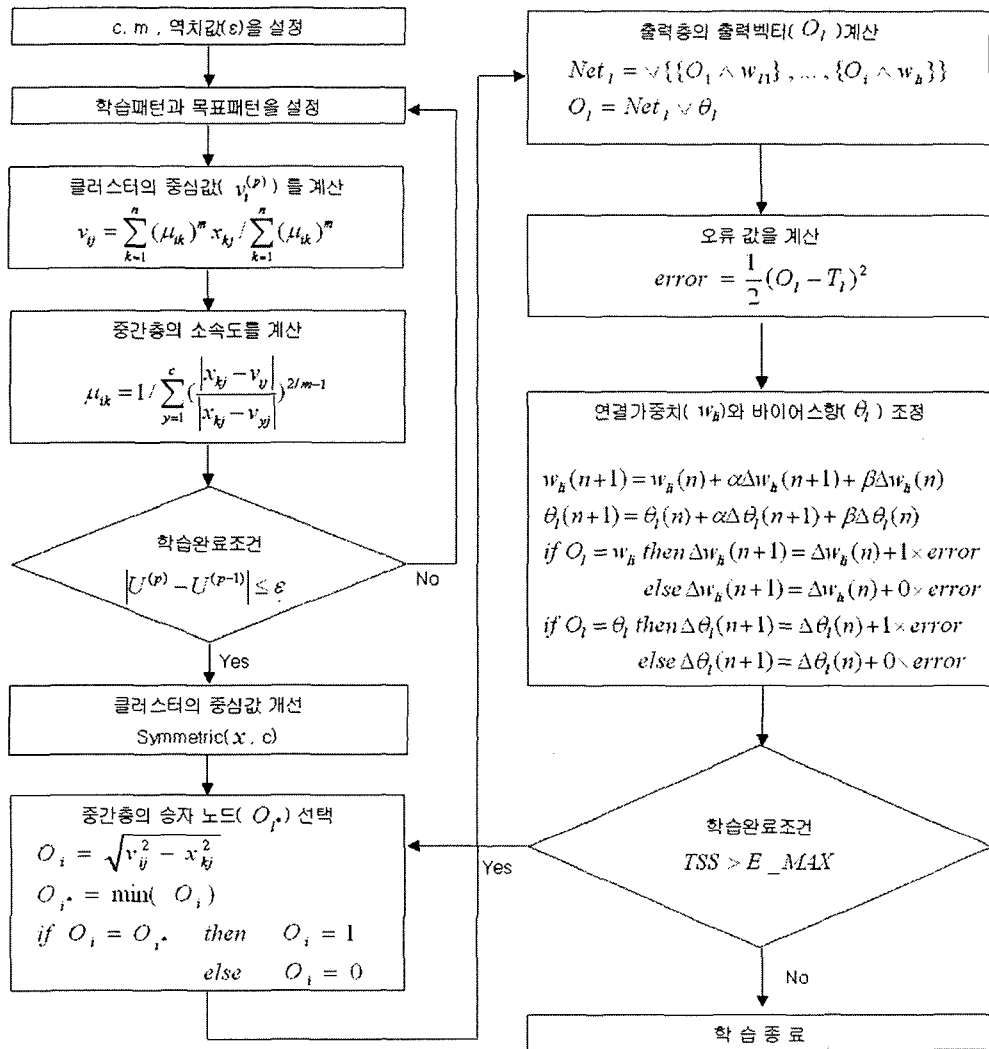


그림 6. 제안된 퍼지 RBF 네트워크

표 2는 제안된 방법으로 컨테이너 식별을 위한 11자리의 개별 식별자의 추출 개수를 기존의 방법과 비교한 결과이다. 표 2는 표 1에서 기존의 방법과 제안된 방법으로 각각 추출한 식별자 영역에 대해 각각의 개별 식별자 추출 방법으로 개별 식별자를 추출한 결과를 나타내었다.

표 2. 개별 식별자 영역 추출 개수

	기존의 방법	제안된 방법
운송 회사 코드(1200)	1126	1188
일련번호(1800)	1681	1782
검사 코드(300)	282	297
총 추출개수 (3300)	3102	3267

FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크의 인식을 위해 추출된 운송 회사 코드 1188개 중에서 480개, 일련번호는 1782개 중 300개, 검사 코드는 297개 중 150 개를 학습 데이터로 사용하였다. 제안된 퍼지 RBF 네트워크의 파라미터는 표 3과 같으며 표 4는 제안된 방법으로 추출한 개별 식별자를 FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크로 인식한 결과이다.

표 3. 제안된 퍼지 RBF 네트워크의 학습 파라미터

	m	ε	학습률	모멘텀
FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크	1000	0.01	0.5	0.5

VI. 결 론 및 향후 연구 과제

표 4. 개별 식별자 인식 결과

	클러스터 수	반복횟수	인식 수
운송 회사 코드 (1188)	24	3	1163
일련번호 (1782)	10	3	1750
검사코드 (297)	10	3	268

그림 7은 개별 식별자가 추출되었지만, 외부환경으로 인해 개별 식별자의 정보가 심하게 훼손되어 인식에 실패한 경우이다.



9 ⇒ 1 3 ⇒ 9 3 ⇒ 5 A ⇒ I

그림 7. 인식에 실패한 개별 식별자

제안된 퍼지 RBF 네트워크로 개별 식별자를 학습한 결과, 반복 횟수가 3회로 나타났다. 그 이유는 개선된 FCM 알고리즘에 의해 입력 벡터들의 특징이 소속 정도로 분류되어 중간층에 전달되는 과정에서 대칭적 성질을 이용하는 대칭성 측도에 퍼지 이론을 적용하여 군집간의 거리에 따라 변화시키기 때문에 군집 중심의 위치와 군집 형태가 동적으로 변화시켜 서로 다른 패턴들이 같은 군집 영역으로 분류되는 것을 최소화한 상태에서 중간층의 클러스터를 생성하기 때문이다. 그리고 인식 성능을 향상하기 위하여 중간층과 출력층의 학습으로 Max_Min 신경망을 적용하여 그림 8과 같이 학습 과정에서 조기 포화 현상이 발생하지 않아 경쟁 단계가 일어나지 않으므로 학습의 반복 횟수가 3번으로 나타났다. 또한 중간층과 출력층의 학습으로 Max_Min 신경망을 적용하므로 중간층의 출력값을 퍼지 교 및 합 연산자를 적용하고 출력층의 출력값을 선형으로 정규화 하므로 학습이 적게 소요되었고 계산량도 감소하였다. 그림 8은 FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크의 학습의 반복횟수에 따른 TSS의 변화 과정을 나타내었다.

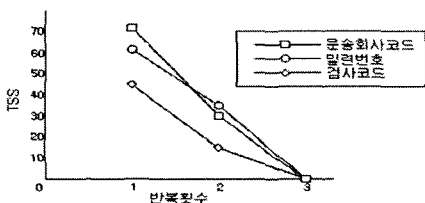


그림 8. 학습 반복 횟수에 따른 TSS 변화 과정

본 논문에서는 컨테이너 식별자 영역의 형태학적 특성을 이용해 수직·수평 식별자 영상을 구분하고 식별자 영역과 개별 식별자를 추출한 후에 추출된 개별 식별자를 FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크를 이용하여 인식하였다.

실제 컨테이너 영상 300장을 실험한 결과, 297개의 식별자 후보 영역이 추출되었고, 개별 식별자 3267개 중에서 3181개의 개별 식별자가 인식되었다. 여기서 외부환경으로 인해 컨테이너 영상이 심하게 훼손되어 개별 식별자들이 육안으로도 구분이 되지 않는 경우에는 개별 식별자 인식에 실패하였다.

향후 연구 과제는 컨테이너 개별 식별자의 정보인 운송 회사 코드, 일련 번호, 검사 번호, 유형 코드들에 대한 데이터베이스를 구축한 후, 퍼지 연상 알고리즘과 병행함으로써 육안으로도 식별이 불가능한 개별 식별자들을 인식하여 컨테이너 식별자 인식 성능을 개선할 것이다.

참고문헌

- [1] Freight Containers-Coding, Identification and marking [ISO 6346 1995(E)]
- [2] 윤경호, 전태룡, 김광백, "개선된 신경망을 이용한 컨테이너 식별자 인식," 한국해양정보통신학회 춘계 학술발표 논문집, Vol.10 No.1 pp.291-296, 2006.
- [3] 김광백, 김철기, 김정원, "윤곽선 추적 알고리즘과 개선된 ART1을 이용한 영문 명함 인식에 관한 연구," 한국지능정보시스템학회 논문지, 제8권, 2호, PP.105-106, 2002.
- [4] Arun D. K., Computer Vision and Fuzzy-Neural Systems, Prentice Hall PTR, 2001.
- [5] J. Bezdek, "A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithm," IEEE Trans. PAMI, 1980.
- [6] Kim K. B., Lee D. U., Sim K. B., "Performance Improvement of Fuzzy RBF Networks," Lecture Notes in Computer Science, LNCS 3610, Springer, pp.237-244, 2005.