

효과적인 운송 컨테이너 영상의 식별자 인식을 위한 개선된 퍼지 ART 알고리즘

정회원 김 광 백*

An Enhanced Fuzzy ART Algorithm for The Effective Identifier Recognition From Shipping Container Image

Kwang-Baek Kim* *Regular Members*

요 약

퍼지 ART 알고리즘에서 경계 변수는 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다. 이 경계 변수가 크면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 약간의 차이가 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수가 작으면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 많은 차이가 있더라도 유사성이 인정되어 입력 패턴을 저장 패턴의 카테고리로 분류한다. 따라서 영상 인식에 적용하기 위해서는 경계 변수를 경험적으로 설정한다. 그리고 연결 가중치를 조정하는 과정에서 저장된 패턴들의 정보들이 손실되는 경우가 발생하여 인식률을 저하시킨다. 본 논문에서는 퍼지 ART 알고리즘의 문제점을 개선하기 위하여 퍼지 논리 접속 연산자를 이용하여 경계 변수를 동적으로 조정하고 저장 패턴과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도수를 가중치 조정에 적용하는 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 제안하였다.

제안된 방법의 인식 성능을 확인하기 위해서 운송 컨테이너 영상을 대상으로 실험한 결과, 기존의 ART2 알고리즘이나 퍼지 ART 알고리즘보다 클러스터의 수가 적게 생성되었고 인식 성능도 기존의 방법들보다 우수한 성능이 있음을 확인하였다.

ABSTRACT

The vigilance threshold of conventional fuzzy ART algorithm decide whether to permit the mismatch between any input pattern and stored pattern. If the vigilance threshold was large, despite of little difference among input and stored patterns, the input pattern may be classified to new category. On the other hand, if the vigilance threshold was small, the similarity between two patterns may be accepted in spite of lots of difference and the input pattern are classified to category of the stored pattern. Therefore, the vigilance threshold for the image recognition must be experientially set for the good result. Moreover, it may occur in the fuzzy ART algorithm that the information of stored patterns is lost in the weight-adjusting process and the rate of pattern recognition is dropped.

In this paper, I proposed the enhanced fuzzy ART algorithm that supports the dynamical setting of the vigilance threshold using the generalized intersection operator of fuzzy logic and the weight value being adaptively set in proportional to the current weight change and the previous weight by reflecting the frequency of the selection of winner node. For the performance evaluation of the proposed method, we applied to the recognition of container identifiers from shipping container images. The experiment showed that the proposed method produced fewer clusters than conventional ART2 and fuzzy ART algorithm, and had the higher recognition rate.

* 신라대학교 컴퓨터공학과 (gbkim@silla.ac.kr)

논문번호: 030165-0417, 접수일자: 2003년 4월 17일

I. 서론

Crossberg와 Carpenter에 의해 제안된 ART 신경망 모델은 뉴런들 간에 경쟁 학습(competitive learning)에 의하여 자율적으로 패턴들을 분류하는 네트워크 구조이다. 임의의 패턴을 학습할 수 있는 안정성(stability)과 적응성(plasticity)을 갖는 신경망의 학습 모델이다^[1]. 또한 저속 및 고속 학습이 가능한 장점을 가지고 있고, 지역 최소화(local minima) 문제가 발생하지 않는다^[2]. ART 신경망 모델은 자동 학습 시스템(autonomous learning system)구축에 널리 사용되고 있다^[3]. ART1 알고리즘은 이진수 형태의 입력 패턴만을 입력으로 받아 학습하기 때문에 주어진 입력 패턴을 이진 패턴으로 전처리 하는 과정이 필요하다. ART1 알고리즘은 첫 번째 입력 패턴을 첫 번째 클러스터의 대표 패턴으로 선택하고 다음 입력 패턴이 입력되면 저장된 대표 패턴과 입력 패턴간의 유사성을 측정하여 이 유사성이 경계 변수(vigilance threshold)보다 작거나 같으면 저장된 대표 패턴의 클러스터를 갱신하고, 그렇지 않으면 새로운 클러스터를 생성한다. 이러한 과정이 모든 입력 패턴들에 적용되면 클러스터의 개수는 시간에 따라 점점 증가하게 된다. 그리고 ART1 알고리즘은 경계 변수의 설정에 따라 유사한 패턴이 다른 클러스터로 분류되거나 서로 다른 패턴이 같은 클러스터로 분류되는 문제점이 있다^[4]. 따라서 ART1 알고리즘을 영상 인식에 적용할 경우에는 입력 패턴과 클러스터의 대표 패턴간의 유사성 측정 방법과 경계 변수의 설정에 따라 인식률이 달라진다.

ART2 알고리즘은 이진 입력 패턴과 아날로그 입력 패턴에 대해서도 학습이 가능한 신경망의 자율 학습 알고리즘이다^[5]. ART2 알고리즘의 연결 가중치 조정은 모든 입력 패턴의 평균값을 취함으로써 클러스터 생성에 고르게 반응하게 된다. 그러나 ART2 알고리즘은 새로운 입력 패턴이 입력되면 서로 다른 유사한 기존의 클러스터가 갱신되는 경우가 발생한다. 그 원인은 입력 패턴이 연결 가중치와의 평균에 의해 저장된 패턴의 특징을 감소시키기 때문이다^[6]. 따라서 영상 인식 분야에 ART2 알고리즘을 적용할 경우에는 서로 다른 패턴들이 같은 클러

스터로 분류되어 인식률이 저하된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 퍼지 논리 연산자를 이용한 퍼지 ART 알고리즘이 제안되었다^[7].

퍼지 ART 알고리즘에서 경계 변수는 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정하는 중요한 요소가 된다. 이 경계 변수를 큰 값으로 설정하면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 약간의 차이가 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수를 작은 값으로 설정하면, 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 많은 차이가 있더라도 유사성이 인정되어 입력 패턴들을 대략적으로 분류한다^[8]. 따라서 영상 인식에 적용하기 위해서는 경계 변수를 경험적으로 설정한다. 그리고 연결 가중치를 조정하는 과정에서 학습 파라미터의 설정에 따라 저장된 패턴들의 정보들이 손실되는 경우가 발생하여 인식률이 저하된다.

II. 제안된 퍼지 ART 알고리즘

ART2는 이진 입력 패턴과 아날로그 입력 패턴에 대해서도 학습 가능한 신경망 모델이다. 기본적인 ART2 알고리즘은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } ||Pattern^{new} - w_j^{old}|| < \rho \text{ then} \\
 & \quad w_j^{new} = \frac{Pattern^{new} + w_j^{old} \times ||cluster_j||}{1 + ||cluster_j||} \\
 & \text{else } w_j^{new} = Pattern^{new} \\
 & \quad (\text{단, } ||Cluster_j|| : \text{클러스터 } j \text{에서 멤버의 수,} \\
 & \quad w_j : \text{클러스터 } j \text{에 대한 연결 가중치, } \rho \in [0, 1])
 \end{aligned}$$

ART2의 연결 가중치 조정은 모든 입력 패턴의 평균값을 취함으로써 클러스터 생성에 고르게 반응하게 된다. ART2 알고리즘은 새로운 입력 패턴이 입력되면 특징이 서로 다른 유사한 기존의 클러스터가 갱신되는 경우가 발생하여 인식률이 저하된다^[6]. 이러한 문제점을 해결하기 위해 퍼지 ART 알고리즘이 제안되었다^[7]. 퍼지 ART는 퍼지 논리와 ART 학습 모델을 결합한 자율 학습 알고리즘이다.

퍼지 집합 이론에는 귀속 함수 값을 총체화(aggregation)하는 수많은 접속 연산자가 정리되어 있다. 기본적인 퍼지 관계의 연산은 다음과 같다.

퍼지 관계 R과 S의 합집합은 $R \cup S$ 로 표시되

고, 다음과 같은 소속 함수를 갖는 퍼지 집합으로 정의된다.

$$\begin{aligned} \mu_{R \cup S}(x, y) &= \mu_R(x, y) \vee \mu_S(x, y) \quad (1) \\ &= \text{Max}\{ \mu_R(x, y), \mu_S(x, y), \forall (x, y) \in R, S \} \end{aligned}$$

퍼지 관계 R과 S의 곱집합은 $R \cap S$ 로 표시되고 다음과 같은 소속 함수를 갖는 퍼지 집합으로 정의된다.

$$\begin{aligned} \mu_{R \cap S}(x, y) &= \mu_R(x, y) \wedge \mu_S(x, y) \quad (2) \\ &= \text{Min}\{ \mu_R(x, y), \mu_S(x, y), \forall (x, y) \in R, S \} \end{aligned}$$

기존의 ART1에서 유사성 측정은 입력 패턴과 저장 패턴인 하향 가중치와의 곱의 놈(norm)을 적용하여 식 (3)과 같이 계산된다.

$$\frac{\|X \cdot T\|}{\|X\|} \quad (3)$$

여기서 T는 저장 패턴을 나타내는 하향 가중치이고 X는 입력 패턴이다.

퍼지 ART에서 유사성 측정은 퍼지 논리 교연산자(fuzzy logic intersection operator) 중에서 Min 연산자를 적용하여 다음과 같이 계산된다.

$$\frac{\|X \wedge W\|}{\|X\|} \quad (4)$$

여기서 \wedge 는 퍼지 논리 Min 연산자이다.

퍼지 ART 알고리즘에서 출력값(O_j)은 식(5)와 같이 계산되고 가장 큰 출력값을 가진 노드가 승자 노드가 된다.

$$\begin{aligned} O_j &= \frac{\|X \wedge W\|}{\alpha + \|W\|} \quad (5) \\ O_{j'} &= \sqrt{(O_j)} \end{aligned}$$

여기서 O_j 는 출력값이고 $O_{j'}$ 는 j번째 승자 노드의 출력값이다. 그리고 α 는 0과 1사이의 선택파라미터(choice parameter)이다.

퍼지 ART 알고리즘에서 경계 변수는 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정하는 파라미터이다. 이 경계 변수를 큰 값으로 설정하면, 입력 패턴과 저장 패턴 사

이에 약간의 차이가 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수를 작은 값으로 설정하면, 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 많은 차이가 있더라도 유사성이 인정되어 입력 패턴을 저장된 패턴의 카테고리 분류한다. 따라서 영상 인식 문제에 기존의 퍼지 ART 알고리즘을 적용할 경우에는 경계 변수를 경험적으로 설정하므로 유사한 패턴들이 서로 다른 클러스터로 분류되거나 서로 다른 패턴들이 같은 클러스터로 분류되는 문제점이 있다.

본 논문에서는 경계 변수를 퍼지 논리 교 접속 연산자를 이용하여 동적으로 조정하고 승자 빈도 수에 따라 학습 파라미터를 조정하는 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 제안한다. 퍼지 교 접속 연산자는 총체화된 값이 모든 입력 중 가장 작은 값보다 크지 않은 성질을 갖는 연산자로서, Yager의 교 접속 연산자는

$$\mu_{(x)} = 1 - \text{Min}[1, ((1 - X_1)^p + \dots + (1 - X_n)^p)^{\frac{1}{p}}] \quad (6)$$

과 같이 정의되고, 파라미터 p에 따라 단조 감소하는 함수이다^[9]. 개선된 퍼지 ART 알고리즘에서 Yager의 교 접속 연산자를 적용하여 경계 변수(ρ)를 동적으로 조정하는 식은 다음과 같다.

$$\rho(t+1) = 1 - \wedge[1, \sqrt{(1 - \rho(t))^2 + (1 - \rho(t-1))^2}] \quad (7)$$

기존의 퍼지 ART 알고리즘에서 가중치 W를 조정하는 식은 다음과 같다.

$$W(n+1) = \beta(X \wedge W(n)) + (1 - \beta)W(n) \quad (8)$$

기존의 퍼지 ART 알고리즘에서는 가중치를 조정할 때 적용되는 학습 파라미터(learning parameter) β 를 0과 1사이의 경험적인 값으로 설정한다. 기존의 퍼지 ART에서 β 값을 크게 설정하면 인식률이 낮아진다. 그 원인은 클러스터의 갱신된 횟수가 증가하게 될 경우에는 이전에 저장된 패턴의 정보가 손실되어 인식률이 낮아진다. 반대로 β 값을 적게 설정하여 학습하게 되면 현재의 학습 패턴의 정보가 저장 패턴에 반영되는 정도가 낮아지게 되어 클러스터의 수가 증가하게 된다.

따라서 본 논문에서는 저장 패턴과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도 수를 β 값에 적용한다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘에서 학습 파라미터 β 를 조정하는 식은 다음과 같다.

$$\beta = \frac{\|X \wedge W\|}{f_j} \times \frac{1}{N} \quad (9)$$

식(9)에서 f_j 는 j 번째 클러스터가 승자 노드가 된 빈도 수이고 N 은 입력 노드 수이다. 개선된 퍼지 ART를 이용하여 컨테이너 영상의 식별자를 학습 및 인식하는 과정은 그림 1과 같다.

III. 실험 및 성능 분석

본 논문에서 제안된 알고리즘의 인식 성능을 분석하기 위하여 Intel Pentium-III 700 MHz CPU와 128 MB RAM이 장착된 IBM 호환 PC상에서 C++ 빌더로 구현하였다. 실험에 사용된 데이터는 Kodac DC 265 Zoon 디지털 카메라를 사용하여 256 컬러의 756×504 픽셀 크기를 가진 11개의 운송 컨테이너 영상에서 추출한 개별 식별자 121개를 인식 성능 평가 실험에 적용하였다. 컨테이너 영상에서 추출한 개별 식별자의 인식 성능을 분석하기 위하여 ART2, 퍼지 ART와 제안된 퍼지 ART 알고리즘간의 생성된 클러스터의 수와 인식 개수를 비교하였다.

운송 컨테이너의 식별자 인식은 크게 운송 컨테이너의 식별자 영역과 개별 식별자를 추출하는 단계와 추출된 식별자를 인식하는 단계로 이루어진다. 본 논문에서는 제안된 알고리즘에 대해 단순한 인식 성능을 평가하기 위해 개별 식별자의 추출 방법으로 참고 문헌^[10]에서 제안된 방법, 즉 Canny 마스크와 수평 및 수직 히스토그램을 이용하여 컨테이너의 식별자 영역을 추출하는 방법과 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 개별 식별자를 추출하는 방법을 적용하였다. 11개의 실험 영상에 대해 참고 문헌^[10]의 추출 방법을 적용하여 11개의 컨테이너 식별자 영역을 모두 추출하였다. 추출된 11개의 식별자 영역에서 44개의 운송회사 코드가 모두 추출되었고 일련번호(66개)와 검사 숫자(11개)도 모두 추출되었다. 그림 2는 운송 컨테이너 영상에서 추출한 식별자 영역과 개별 식별자를 나타내었다.

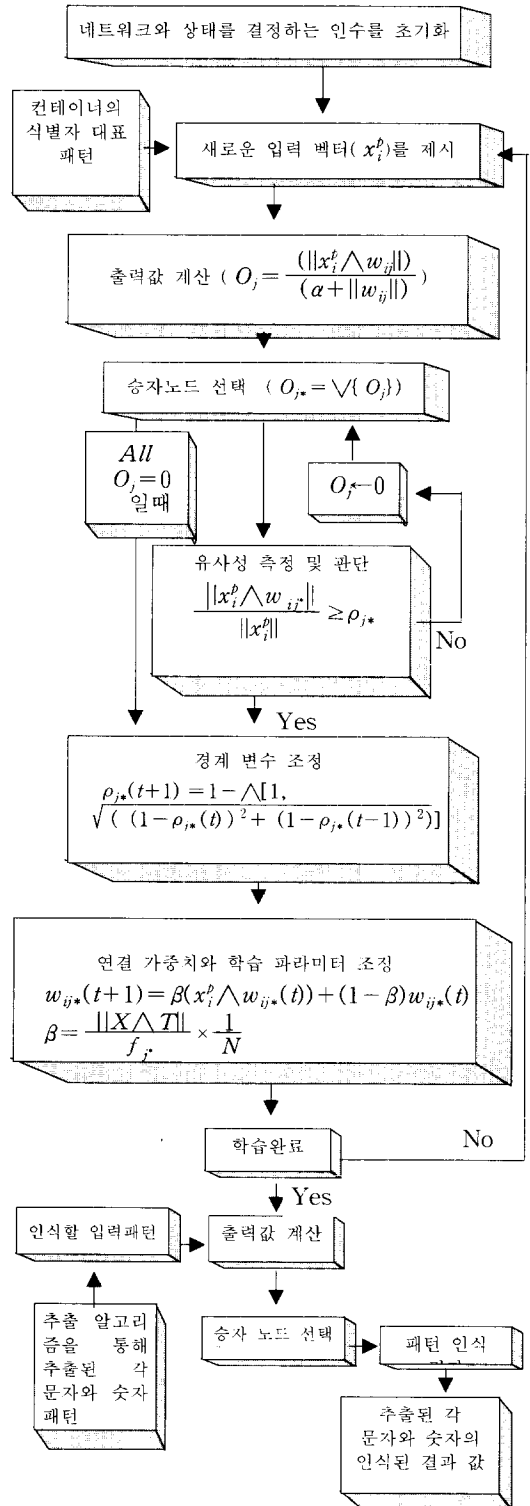
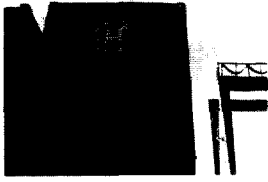
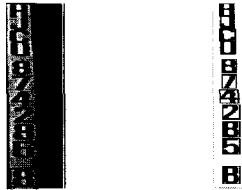


그림 1. 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 이용한 컨테이너 식별자 학습 및 인식 알고리즘



(a) 컨테이너 영상



(b) 추출된 식별자 영역 (c) 추출된 개별 식별자 그림 2. 식별자 영역과 개별 식별자 추출 결과

11개의 컨테이너 영상에서 추출한 121개의 개별 식별자 중에서 운송회사 코드는 모두 44개이다. 운송회사 코드 중에서 U는 12개, C는 8개, H는 4개, J는 3개이고 A, T, I, S, N, B의 개수는 각각 2개, Y, M, L, X, Z는 각각 1개이다. 그리고 일련 번호와 검사 숫자는 모두 77개이다. 일련번호와 검사 숫자 중에서 8은 11개, 0과 6은 각각 9개, 1은 8개, 2, 5, 7, 9는 각각 7개이고 3과 4는 각각 6개이다. 따라서 추출된 개별 식별자 121개를 제안된 퍼지 ART 알고리즘과 기존의 ART2 및 퍼지 ART에 적용하여 생성된 클러스터의 수와 인식 수를 표 1로 나타내었다.

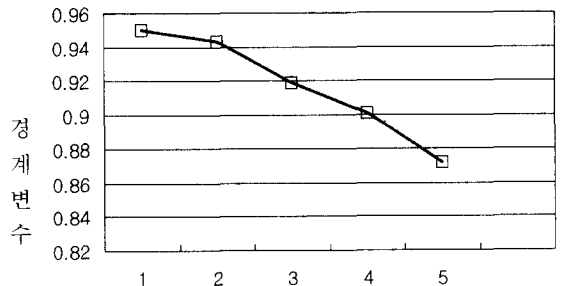
표 1과 같이 제안된 퍼지 ART 알고리즘이 기존의 퍼지 ART 알고리즘과 ART2 알고리즘보다 인식률이 개선되었다. ART2 알고리즘은 경계 변수 설정에 따라 클러스터의 수와 인식률에 민감하게 반응하였다. ART2 알고리즘에서 경계 변수를 0.5로 설정한 경우에는 2개의 클러스터가 생성되었고 인식률도 낮은 것을 표 1에서 확인할 수 있다. 기존의 퍼지 ART 알고리즘은 ART2 알고리즘보다 클러스터의 수는 많이 생성되었으나 인식률은 높게 나타났다. 그리고 기존의 퍼지 ART 알고리즘보다 제안된 퍼지 ART 알고리즘이 클러스터의 수가 적게 생성되었고 인식률도 개선되었다.

표 1. 각 알고리즘의 클러스터와 인식수 비교

| | 경계변수 0.5 | | 경계변수 0.7 | | 경계변수 0.95 | |
|---------------|----------|--------|----------|--------|-----------|---------|
| | 클러스터수 | 인식수 | 클러스터수 | 인식수 | 클러스터수 | 인식수 |
| ART2 | 2 | 8/121 | 21 | 69/121 | 117 | 121/121 |
| 퍼지ART | 31 | 65/121 | 48 | 80/121 | 115 | 121/121 |
| 제안된 Fuzzy ART | 29 | 85/121 | 47 | 95/121 | 103 | 121/121 |

기존의 퍼지 ART 알고리즘은 퍼지 논리 교연산자를 적용하여 입력 패턴과 저장 패턴간의 유사성을 측정하고 경계 변수와 비교하여 패턴을 분류하는 학습 방식이다. 여기서, 가장 중요한 요소가 되는 것이 경계 변수인데, 기존의 퍼지 ART 알고리즘은 이 경계 변수를 클러스터의 갱신된 횟수에 상관없이 정적인 값으로 설정한다. 그러나 클러스터의 갱신된 횟수가 증가하면 갱신된 패턴들의 모든 특징을 포함할 수 있어야 하므로 경계 변수는 감소해야한다. 따라서 제안된 퍼지 ART 알고리즘에서는 패턴들의 특성을 잘 분류할 수 있도록 클러스터마다 각각의 경계 변수를 동적으로 조정하여 학습하므로 유사한 패턴들이 서로 다른 클러스터로 분류되거나 서로 다른 패턴들이 같은 클러스터로 분류되는 부분이 개선되었다.

제안된 퍼지 ART 알고리즘에서 클러스터의 갱신된 횟수에 따른 동적인 경계 변수의 변화 과정을 그림 3으로 나타내었다.



클러스터의 갱신된 횟수

그림 3. 클러스터의 갱신된 횟수에 따른 경계 변수

기존의 퍼지 ART에서 학습 파라미터를 큰 값으로 설정하면 인식률이 낮아진다. 그 원인은 학습 중에 클러스터의 갱신된 횟수가 증가하면 이전에 저장된 패턴의 정보가 손실되어 인식률이 낮아지게 된다. 반대로 학습 파라미터를 작은 값으로 설정하면 현재의 학습 패턴의 정보가 저장 패턴에 반영되는 정도가 낮아지게 되어 클러스터의 수가 증가하게 된다. 그러므로 기존의 퍼지 ART 알고리즘에서 가중치를 조정할 때 적용되는 학습 파라미터를 경험적으로 실험한 결과, 0.06으로 설정하는 것이 최적으로 나타났다. 제안된 퍼지 ART 알고리즘에서는 저장 패턴과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도 수를 학습 파라미터에 적용하므로 기존의 퍼지 ART 알고리즘보다 인식률이 개선되었다.

IV. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는 퍼지 ART 알고리즘의 문제점이 입력 패턴과 클러스터의 대표 패턴간의 유사성 측정 방법과 경계 변수 및 학습 파라미터의 설정에 따라 인식률이 좌우되는 부분을 개선하기 위하여 퍼지 논리 접속 연산자를 이용하여 경계 변수를 동적으로 조정하고 저장 패턴과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도 수를 학습 상수에 적용하여 가중치를 조정하는 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 제안하였다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘의 인식 성능을 확인하기 위하여 컨테이너 영상의 개별 식별자 인식에 적용하여 실험한 결과, 개선된 퍼지 ART 알고리즘이 기존의 퍼지 ART 알고리즘과 ART2 알고리즘보다 인식률이 개선되었다. ART2 알고리즘과 퍼지 ART 알고리즘은 경계 변수의 설정에 따라 클러스터의 수와 인식률에 민감하게 반응하였다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘은 ART2 알고리즘보다 클러스터의 수는 많이 생성되었으나 인식률이 개선되었다. 그리고 개선된 퍼지 ART 알고리즘은 퍼지 ART 알고리즘보다 클러스터의 수가 적게 생성되었고 인식률도 개선되었다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘에서는 패턴들의 특성을 잘 분류할 수 있도록 클러스터마다 각각의 경계 변수를 동적으로 조정하여 학습하므로 유사한 패턴들이 서로 다른 클

러스터로 분류되거나 서로 다른 패턴들이 같은 클러스터로 분류되는 부분이 개선되었고 가중치를 조정하는 과정에서 저장 패턴과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도 수를 학습 파라미터에 적용하므로 기존의 ART2 알고리즘과 퍼지 ART 알고리즘보다 인식률이 개선되었다. 실험 결과를 통해 알 수 있듯이 개선된 퍼지 ART 알고리즘은 실세계 영상 인식 문제인 운송 컨테이너의 식별자 인식 등에서 적용 가능성을 확인하였다.

향후 연구 과제는 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 다양한 영상 인식에 적용하여 인식 성능을 평가할 것이다.

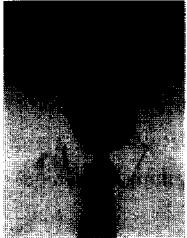
참 고 문 헌

- [1] R. Beale and T. Jackson, *Neural Computing : An Introduction*, IOP, 1990.
- [2] James A. Freeman, *Neural Networks : Algorithm, Application and Programming Techniques*, Addison-Wesley, 1991.
- [3] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Networks," *IEEE Trans. on Computer*, pp.77-83, 1998.
- [4] 김광백, 김영주, "동적인 임계화 방법과 개선된 학습 알고리즘의 신경망을 이용한 차량 번호판 인식, 정보처리학회논문지, 제 9-B권, 제1호, pp.119-128, 2002.
- [5] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "ART2: self-organization of stable category recognition code for analog input patterns," *OPTICS*, Vol. 26, No. 23, pp.4919-4930, 1987.
- [6] 김광백, 김영주, "명암도 변화 및 HSI 정보와 개선된 ART2 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식," *퍼지 및 지능시스템학회 논문지*, 제11권, 제 5호, pp.379-387, 2001.
- [7] Shaun Mariott and Robert F. Harrison, "A Modified Fuzzy ARTMAP Architecture for the Approximation of Noisy Mappings," *Proceedings of 1995 International Joint Conference on Neural Networks*, Vol.4, 1995.

- [8] Kwang-Baek Kim and Hong-Won Yun, "A Study on Recognition Cancer Cell Image Using a New Physiological Fuzzy Neural Networks," Japanese Journal of Medical Electronics and Biological Engineering, Vol.13, No.5, pp.39-43, 1999.
- [9] Yager, R. P., "On a Gerenal Class of Fuzzy Connective ," Fuzzy Sets Systems, Vol.4, pp. 235-242, 1980.
- [10] 이해현, 김광백, "운곽선 추적과 개선된 신경망을 이용한 운송 컨테이너 영상의 식별자 인식," 한국 퍼지 및 지능시스템 학회 춘계 학술 발표 논문집, pp.235-239, 2002.

김 광 백(Kwang-Baek Kim)

정회원



1993년 2월 : 부산대학교

전자계산학과(이학석사)

1999년 2월 : 부산대학교

전자계산학과(이학박사)

1996년 3월 ~ 1997년 2월 :

동의공업대학사무자동화과

전임강사

1997년 3월 ~ 현재 : 신라대학교 컴퓨터공학과 부교수

2003년 1월 ~ 현재 : 한국 퍼지 및 지능시스템학회 이사

<주관심분야> 영상처리, 신경회로망, 퍼지시스템, 생체신호처리