
효과적인 영상 인식을 위한 개선된 퍼지 ART 알고리즘

김광백* · 박충식**

*신라대학교 컴퓨터정보공학부

**영동대학교 컴퓨터공학과

An Enhanced Fuzzy ART Algorithm for Effective Image Recognition

Kwang-baek Kim* · Choong-shik Park**

*Division of Computer and Information Engineering, Silla University

**Dept. of Computer Engineering, Youngdong University

요 약

퍼지 ART 알고리즘에서 경계 변수는 패턴들을 클러스터링하는데 있어서 반지를 값이 되며 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다. 이 경계 변수가 크면 입력 벡터와 기대 벡터 사이에 약간의 차이가 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수가 작으면 입력 벡터와 기대 벡터 사이에 많은 차이가 있더라도 유사성이 인정되어 입력 벡터들을 대략적으로 분류한다. 따라서 영상 인식에 적용하기 위해서는 경험적으로 경계 변수를 설정해야 단점이 있다. 그리고 연결 가중치를 조정하는 과정에서 학습률의 설정에 따라 저장된 패턴들의 정보들이 손실되는 경우가 발생하여 인식율을 저하시킨다. 본 논문에서는 퍼지 ART 알고리즘의 문제점을 개선하기 위하여 퍼지 논리 접속 연산자를 이용하여 경계 변수를 동적으로 조정하고 저장 패턴들과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도수를 학습률로 설정하여 가중치 조정에 적용한 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법의 성능을 확인하기 위해서 실제 영문 명함에서 추출한 영문자들을 대상으로 실험한 결과, 기존의 ART1과 ART2 알고리즘이나 퍼지 ART 알고리즘보다 클러스터의 수가 적게 생성되었고 인식 성능도 기존의 방법들보다 우수한 성능이 있음을 확인하였다.

I. 서 론

Crossberg와 Carpenter에 의해 제안된 ART(Adaptive Resonance Theory) 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 모델 중에서 ART1 알고리즘은 자동 학습 시스템(autonomous learning system)구축에 널리 사용되고 있다[3]. 그러나 ART1 알고리즘은 이진수 형태의 입력 벡터만을 입력으로 받아 학습하기 때문에 주어진 입력 데이터를 이진 벡터로 전처리 하는 과정이 필요하다. ART1 알고리즘은 첫

번째 입력을 첫 번째 클러스터의 대표 패턴으로 선택하고 다음 입력이 들어오면 첫 번째 대표 패턴과 비교하여 첫 번째 대표 패턴과의 거리가 경계 변수 보다 적으면 첫 번째 클러스터로 분류하고, 그렇지 않으면 새로운 클러스터를 생성하게 된다. 이러한 과정이 모든 입력 패턴들에 적용되면 클러스터의 개수는 시간에 따라 점점 증가하게 된다. ART1 알고리즘은 경계 변수 설정에 따라 유사한 패턴이 다른 클러스터로 생성되는 경우와 서로 다른 패턴이 같은 클러스터로 분류되는 경우가 발생한다[4]. 따라서 ART1 알고리즘을 영상 인식에 적용할 경우, 입력 벡터와 클러스터의 대표 벡터간의 거리 측정 방법과 경계 변수에 따라 인식율이 낮아지는 문제점이 있다. ART2 알고리즘은 이진 입력 패턴과 아날로그 입력 패턴에 대해서도 학습이 가능하다[5]. ART2의 연결 가중치 변화는 모든 입력 패턴의 평균값을 취함

으로써 클러스터 생성에 고르게 반응하게 된다. 그러나 ART2의 연결 가중치는 입력 패턴이 들어오는 경우 특징이 서로 다른 유사한 기준의 클러스터가 생성되는 경우가 발생한다. 그 원인은 입력 벡터가 연결 가중치 벡터와의 평균에 의해 가중치의 특징을 감소시키기 때문이다[6]. 따라서 영상 인식 분야에 적용할 경우 서로 다른 유사한 패턴들이 같은 클러스터로 분류하여 인식율을 저하시킨다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 퍼지 논리 연산자를 이용한 퍼지 ART 알고리즘이 제안되었다[7]. 퍼지 ART 알고리즘에서 경계 변수는 패턴들을 클러스터링하는데 있어서 반지름 값이 되며 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다. 이 경계 변수가 크면 입력 벡터와 기대 벡터 사이에 약간의 차이가 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수가 작으면 입력 벡터와 기대 벡터 사이에 많은 차이가 있더라도 유사성이 인정되어 입력 벡터들을 대략적으로 분류한다[8]. 따라서 영상 인식에 적용하기 위해서는 경험적으로 경계 변수를 설정해야 단점이 있다. 그리고 연결 가중치를 조정하는 과정에서 학습률의 설정에 따라 저장된 패턴들의 정보들이 손실되는 경우가 발생하여 인식율을 저하시킨다.

II. 제안된 퍼지 ART 알고리즘

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

$$\text{if } \|\text{Pattern}^{\text{new}} - w_j^{\text{old}}\| < \rho \text{ then}$$

$$w_j^{\text{new}} = \frac{\text{Pattern}^{\text{new}} + w_j^{\text{old}} \times \|\text{cluster}_j\|}{1 + \|\text{cluster}_j\|}$$

$$\text{else } w_j^{\text{new}} = \text{Pattern}^{\text{new}}$$

(단, $\|\text{Cluster}_j\|$: 클러스터 j 에서 멤버의 수, w_j : 클러스터 j 에 대한 연결 가중치, $\rho \in [0, 1]$)

ART2의 연결 가중치 변화는 모든 입력 패턴의 평균값을 취함으로 클러스터 생성에 고르게 반응하게 된다. 그러나 ART2의 연결 가중치는 입력 벡터가 들어오는 경우 특징이 서로 다른 유사한 기준의 클러스터가 생성되는 경우가 생기게 된다. 그 원인은 입력 벡터가 연결 가중치 벡터와의 평균에 의해 가중치의 특징을 감소시키는 때문이다[5]. 이러한 문제점을 해결하기 위해 퍼지 ART 알고리즘이 제안되었다[7]. 퍼지 ART은 퍼지 논리와 ART 학습 모델을 결합한 알고리즘이다.

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

퍼지 관계 R과 S의 퍼지 결합 관계는 $R \cup S$

로 표시되고 다음과 같이 정의된다.

$$\mu_{R \cup S}(x, y) = \mu_R(x, y) \vee \mu_S(x, y) \quad (1)$$

$$= \text{Max}\{ \mu_R(x, y), \mu_S(x, y), \forall (x, y) \in R, S \}$$

퍼지 관계 R과 S의 퍼지 결합 관계는 $R \cap S$ 로 표시되고 다음과 같이 정의된다.

$$\mu_{R \cap S}(x, y) = \mu_R(x, y) \wedge \mu_S(x, y) \quad (2)$$

$$= \text{Min}\{ \mu_R(x, y), \mu_S(x, y), \forall (x, y) \in R, S \}$$

기존의 ART1에서 유사성을 계산하는 과정은 입력 패턴과 저장 패턴을 나타내는 하향 가중치의 곱의 놈(norm)으로 계산된다. 이 과정을 식으로 나타내면 다음과 같다.

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

여기서 T 는 저장 패턴을 나타내는 하향 가중치, X 는 입력 패턴을 의미한다.

퍼지 ART에서 유사성을 계산하는 과정은 퍼지 논리 교 연산자(fuzzy logic intersection operator) 중에 Min 연산자를 사용하여 다음과 같이 계산된다.

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

여기서 \wedge 는 퍼지 논리 Min 연산자이다. 그리고 흥분 뉴런에 의해서 승자 뉴런이 선택하는 과정은 퍼지 귀속도(fuzzy membership degree)에 의해서 계산된다.

$$O_j = \frac{\|X \wedge W\|}{a + \|W\|} \quad (5)$$

$$O_j = \vee(O_i)$$

여기서 O_j 는 출력값이고 O_j 는 j 번째가 승자로 선택된 뉴런을 의미한다. 그리고 a 는 0과 1 사이의 상수이다. 기존의 퍼지 ART에서 경계 변수(vigilance parameter)는 패턴들을 클러스터링하는 반지름 값이 되며 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다. 이 경계 변수가 크면 입력 패턴과 기대 패턴 사이에 약간의 차이만 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수가 적으면 입력 패턴과 기대 패턴 사이에 많은 차이가 있더라도 유사성이 인정되어 입력 패턴들을 대략적으로 분류한다. 따라서 클러스터의 생성된 횟수가 증가하게 되면 생성된 패턴들의 모든 특징을 포함할 수 있어야 하므로 경계 변수는 감소해야 한다. 그러므로 기존의 퍼지 ART 알고리즘을 이용하여 실세계의 영상 인식 문제에 적용할 경우에는 경험적으로 경계 변수를 설정하므로 유사한 패턴들이 서로 다른 클러스터로 분류되거나 서로 다른

패턴들이 같은 클러스터 분류되는 경우가 발생한다.

따라서 본 논문에서는 페지 논리 접속 연산자를 이용하여 경계 변수를 유사성을 가지는 특징에 따라 동적으로 조정하고 승자 노드로 선택된 빈도수를 학습률로 설정하여 가중치 조정에 적용하는 개선된 페지 ART 알고리즘을 제안한다. 페지 교 접속 연산자는 총체화된 값이 모든 입력 중 가장 작은 값보다 크지 않은 성질을 갖는 연산자로서, Yager의 교 접속 연산자의 경우

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

로 정의되고 단조 감소하는 함수이다[9]. 개선된 페지 ART 알고리즘에서 Yager의 교 연산자를 적용하여 경계 변수(p)를 동적으로 조정하는 식은 다음과 같다.

$$p(t+1) = 1 - \wedge(1, \sqrt((1-p(t))^2 + (1-p(t-1))^2)) \quad (7)$$

기존의 페지 ART 알고리즘에서 가중치 W 를 조정하는 식은 다음과 같다.

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

기존의 페지 ART 알고리즘에서 가중치를 조정할 때 학습률(learning rate) β 는 0과 1이의 경험적인 값으로 설정한다. 기존의 페지 ART에서 β 값을 크게 설정하면 인식율이 낮아진다. 그 원인은 클러스터의 개수인 횟수가 증가하게 될 경우에는 이전에 저장된 패턴의 정보가 순서되어 인식율이 낮아지게 된다. 반대로 β 값을 작게 설정하여 학습하게 되면 현재의 학습 패턴의 정보가 저장 패턴에 반영되는 정도가 낮아지게 되어 클러스터의 수가 증가하게 된다. 따라서 본 논문에서는 저장 패턴들과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도수를 β 값에 적용한다. 개선된 페지 ART 알고리즘에서 학습률인 β 를 조정하는 식은 다음과 같다.

$$\beta = \frac{\|X \Delta W\|}{j^*} \times \frac{1}{N} \quad (9)$$

식(8)에서 j^* 는 j 번째 클러스터가 승자가 된 빈도 수이고 N 은 입력 노드 수이다. 개선된 페지 ART를 이용하여 영문 명함 영상의 영문자를 학습하고 인식하는 과정은 그림 1과 같다.

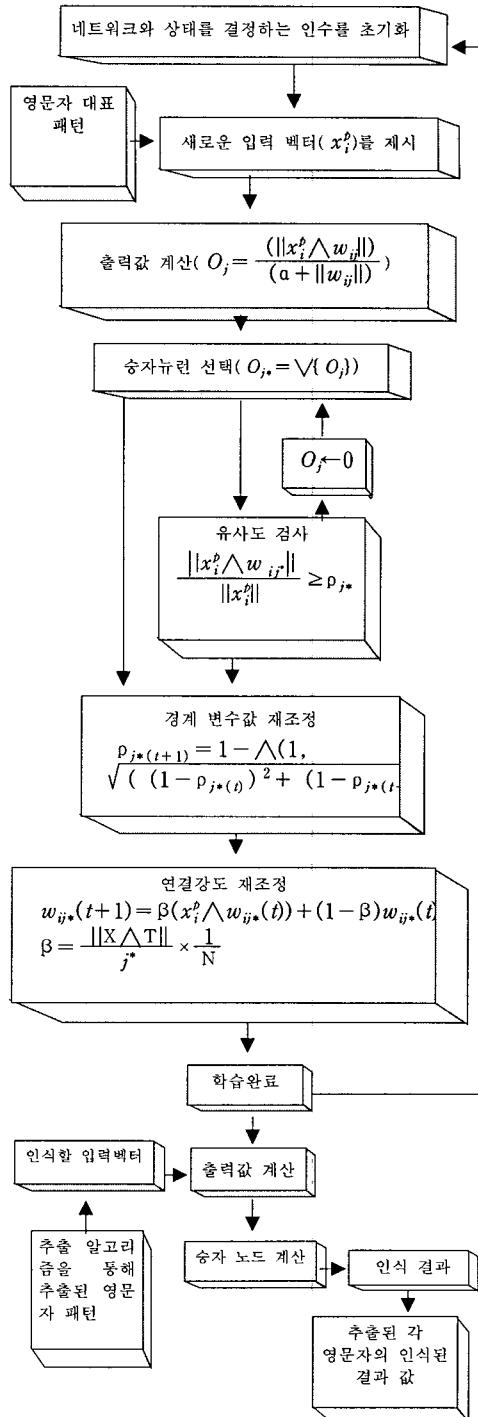


그림 1. 개선된 페지 ART 알고리즘

III. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안된 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 Intel Pentium-III 700 MHz CPU와 128 MB RAM이 장착된 IBM 호환 PC상에서 VC++로 구현하였다. 실험에 사용된 데이터는 1500 × 800 픽셀 크기를 가진 20개의 영문 명함 영상에서 추출한 3011개의 개별 문자(특수 문자, 영문자, 숫자) 중에 영문자 100개를 성능 평가 실험에 적용하였다. 영문 명함 영상에서 추출한 영문자에 대해 제안된 퍼지 ART 알고리즘의 인식 성능을 확인하기 위하여 ART1, ART2, 퍼지 ART와 제안된 퍼지 ART 알고리즘간의 생성된 클러스터의 수와 인식률을 비교하였다.

영문 명함 영상에서 영문자 추출 방법은 참고 문헌 [10]에서 제안한 방법을 적용하였다. 따라서 영문 명함 영상에서 문자열 추출은 영상을 3배로 축소하여 수평 스미어링 기법과 4 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 문자열 후보 영역을 추출하고 수평 및 수직의 비율과 면적을 이용하여 문자열과 비문자열을 구분하였다. 추출된 문자열 영역에서 개별 문자 추출은 수평 스미어링 기법과 4 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 영문자를 추출하였다. 그림 2는 영문 명함에서 개별 문자를 추출하는 과정을 나타내었다.

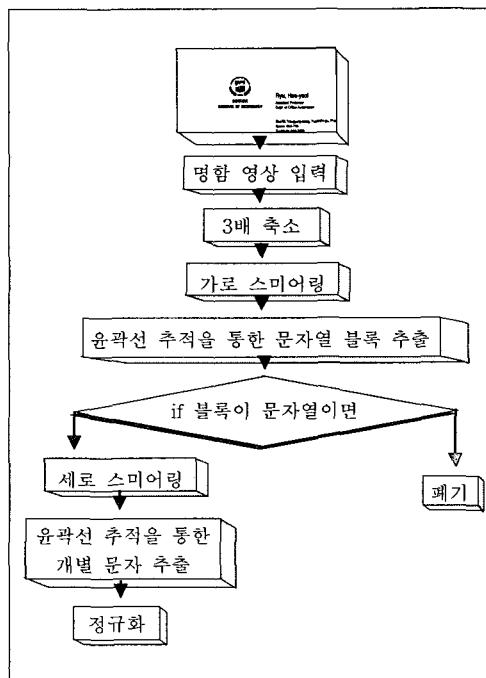


그림 2. 영문 명함 영상에서의 개별 문자 추출 과정

그림 3은 영문 명함의 문자열과 개별 문자 추출에 대한 실험 결과를 예시한 것이다. 그림 3의 (b)는 영문 명함에서 수평 스미어링과 4 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 이용하여 후보 문자열 영역을 추출하고, 추출된 후보 영역에 대해 수평과 수직사이의 비율과 면적을 이용하여 문자열 영역을 추출한 결과이다. 그림 3의 (c)는 추출된 문자열 영역에서 수직 방향으로 스미어링 한 후에 4 방향 윤곽선 추적 알고리즘을 적용하여 개별 문자들을 추출한 결과이다.

HAN LIM CONSTRUCTION CO.,LTD.

PRESIDENT
HYO-JIN, KIM

5F, URBAN DEVELOPMENT CORPORATION B/D
8364-7, BUJUN-DONG PUSAN JIN-GU, PUSAN, KOREA
TEL : (051) 817-1105 / FAX : (051) 817-9045 / H.P : 011-844-6178

(a) 원본 명함 영상

HAN LIM CONSTRUCTION CO.,LTD.

HYO-JIN, KIM

(b) 문자열 추출 결과

HAN LIM CONSTRUCTION CO.,LTD.

PRESIDENT
HYO-JIN, KIM

5F, URBAN DEVELOPMENT CORPORATION B/D
8364-7, BUJUN-DONG PUSAN JIN-GU, PUSAN, KOREA
TEL : (051) 817-1105 / FAX : (051) 817-9045 / H.P : 011-844-6178

(c) 개별 문자 추출 결과

그림 3. 명함 문자열 단계별 추출 결과

표 1. 각 알고리즘의 클러스터와 인식률 비교

	경계변수 0.5 (ART2 : 0.3)		경계변수 0.95 (ART2: 0.05)	
	클러스터수	인식률	클러스터수	인식률
ART1	10	12/100	48	44/100
ART2	8	20/100	31	67/100
퍼지ART	12	21/100	35	69/100
제안된 Fuzzy ART	11	23/100	32	70/100
			49	92/100

표 1에서 ART1과 기존의 퍼지 ART는 경계 변수를 각각 0.5, 0.7, 0.95로 설정하였고 ART2에서는 경계 변수를 각각 0.5, 0.3, 0.05로 설정하여 실험한 결과이다. 그리고 제안된 퍼지 ART에서는 경계 변수를 Yager의 교 연산자를 적용하여 동적으로 조정하므로 초기 경계 변수를 각각 0.5, 0.7, 0.95로 설정하여 동적으로 조정한 결과이다.

표 1에서 알 수 있듯이 제안된 퍼지 ART 알고리즘이 기존의 퍼지 ART 알고리즘, ART1, ART2 알고리즈다 보다 인식률이 개선되었다. ART2는 입력 패턴의 평균값을 가중치 조정에 적용하기 때문에 서로 다른 패턴이 같은 클러스터로 분류하는 경우가 발생하였고 경계 변수 설정에 따라 클러스터의 수와 인식율에 민감하게 반응하였다.

ART1 알고리즘에서 경계 변수를 0.5로 설정한 경우에는 10개의 클러스터가 생성되었고 100개의 영문자 중에서 12개만 인식되었다. 그리고 경계 변수를 각각 0.7과 0.9로 설정한 경우에는 영문자의 인식률은 증가하였다. ART1 알고리즘은 첫 번째 입력을 첫 번째 클러스터의 대표 패턴으로 선택하고 다음 입력이 들어오면 첫 번째 대표 패턴과의 유사성을 비교하여 경계 변수 보다 크거나 같으면 첫 번째 클러스터로 분류하고, 그렇지 않으면 새로운 클러스터를 생성하게 된다. 이러한 과정이 모든 입력 패턴들에 적용되면 클러스터의 개수는 시간에 따라 점점 증가하게 된다. 그러나 ART1 알고리즘은 경계 변수 설정에 따라 유사한 패턴이 다른 클러스터로 생성되는 경우와 서로 다른 패턴이 같은 클러스터로 분류되는 경우가 발생하기 때문에 ART2, 기존의 퍼지 ART와 제안된 퍼지 ART 보다 인식률이 낮은 것을 확인할 수 있다. 따라서 ART1 알고리즘을 영상 인식에 적용할 경우, 입력 벡터와 클러스터의 대표 벡터 간의 유사도 측정 방법과 경계 변수에 따라 인식률이 낮아지는 문제점이 있는 것을 표 1에서 확인할 수 있다. ART2 알고리즘은 ART1 알고리즘보다 생성된 클러스터의 수는 적지만 인식률이 높은 것을 확인할 수 있다. 그러나 퍼지 ART 알고리즘 보다는 인식률이 낮은 것을 확인할 수 있다. 그 원인은 입력 벡터가 연결 가중치 벡터와의 평균에 의해 가중치의 조정하기 때문에 학습된 패턴의 가중치 특징이 감소하기 때문이다. 그리고 기존의 퍼지 ART 알고리즘이 ART2 알고리즘보다 클러스터의 수가 많이 생성되었으나 인식율이 높았다. 그리고 기존의 퍼지 ART 알고리즈다 보다 제안된 퍼지 ART 알고리즘이 클러스터의 수가 적게 생성되었고 인식율이 개선되었다. 기존의 퍼지 ART 알고리즘은 입력 패턴에 가장 가까운 클러스터와의 유사성을 측정하여 패턴을 분류하는 학습 방식이다. 여기서, 가장 중요한 요소가 되는 것이 경계 변수인데, 기존의 퍼지 ART 알고리즘은 이 경계 변수를 클러스터의 개신된 횟수에 상관없이 정적인 값으로 설정한다. 그러나 클러스터

의 개신된 횟수가 증가하면 개신된 패턴들의 모든 특징을 포함할 수 있어야 하므로 경계 변수는 감소해야 한다. 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 개신된 횟수에 따른 동적인 경계 변수의 변화를 그림 4로 나타내었다.

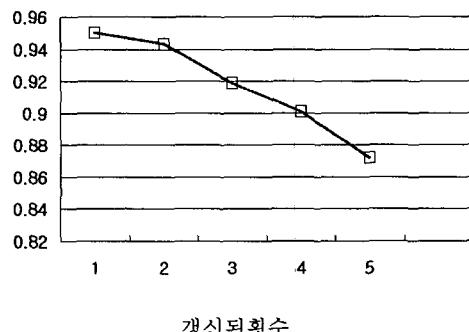


그림 4. 클러스터의 개신된 횟수에 따른 경계 변수

기존의 퍼지 ART에서 학습률인 β 값을 크게 설정하면 인식율이 낮아진다. 그 원인은 기존 클러스터의 개신된 횟수가 증가하게 될 경우에는 이전에 저장된 패턴의 정보가 손실되어 인식율이 낮아지게 된다. 반대로 β 값을 작게 설정하여 학습하게 되면 현재의 학습 패턴의 정보가 저장 패턴에 반영되는 정도가 낮아지게 되어 클러스터의 수가 증가하게 된다. 기존의 퍼지 ART 알고리즘에서 가중치를 조정할 때 사용되는 β 값을 경험적으로 실험한 결과 0.07으로 설정하는 것이 최적으로 나타났다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘에서는 저장 패턴들과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도 수를 β 값에 적용하므로 기존의 퍼지 ART 알고리즘보다 인식율이 개선되었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 퍼지 ART 알고리즘의 문제점을 개선하기 위하여 퍼지 논리 접속 연산자를 이용하여 경계 변수를 동적으로 조정하고 저장 패턴들과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도 수를 학습률로 설정하여 가중치 조정에 적용한 퍼지 ART 알고리즘을 제안하였다. 영문 명함 영상에서 추출한 개별 영문자에 대해 제안된 퍼지 ART 알고리

즘의 인식 성능을 확인하기 위하여 ART1, ART2, 퍼지 ART와 제안된 퍼지 ART 알고리즘간의 생성된 클러스터의 수와 인식 수를 비교한 결과, 제안된 퍼지 ART 알고리즘이 기존의 퍼지 ART 알고리즘과 ART1 및 ART2 알고리즘보다 인식률이 개선되었다. ART1 알고리즘은 입력 벡터와 클러스터의 대표 벡터간의 유사도 측정 방법과 경계 변수에 따라 인식률이 낮아지는 문제점이 있었다.

ART2 알고리즘은 입력 패턴의 평균값을 가중치 조정에 적용하기 때문에 서로 다른 패턴이 같은 클러스터로 분류하는 경우가 발생하였고 경계 변수 설정에 따라 클러스터의 수와 인식율에 민감하게 반응하였다. 그리고 영문자 인식 실험에서 기존의 퍼지 ART 알고리즘과 ART1 및 ART2 알고리즘을 비교한 결과, ART1 알고리즘 보다 ART2 알고리즘이 패턴 분류에 있어서 효율적인 것을 실험을 통해서 확인하였다. 또한 ART2 알고리즘보다 퍼지 ART 알고리즘이 클러스터의 수가 많이 생성되었으나 인식율이 높았다. 그러나 기존의 퍼지 ART 알고리즘보다 제안된 퍼지 ART 알고리즘이 클러스터의 수가 적게 생성되었고 인식율이 개선되었다. 기존의 퍼지 ART 알고리즘은 입력 패턴에 가장 가까운 클러스터와의 유사성을 측정하여 패턴을 분류한다. 여기서, 가장 중요한 요소가 되는 것이 경계 변수와 학습률인데, 기존의 퍼지 ART 알고리즘은 경계 변수와 학습률을 클러스터의 개신된 횟수에 상관없이 정적인 값으로 설정하므로 클러스터의 수가 증가하고 인식 성능에 영향을 미친다. 그러나 제안된 퍼지 ART 알고리즘에서는 패턴들의 특성을 잘 분류할 수 있도록 클러스터마다 각각의 경계 변수를 동적으로 설정하여 학습하므로 유사한 패턴들이 서로 다른 클러스터로 분류되거나 서로 다른 패턴들이 같은 클러스터로 분류되는 부분이 개선되었다. 그리고 개선된 퍼지 ART 알고리즘에서는 저장 패턴들과 학습 패턴간의 실제적인 왜곡 정도를 충분히 고려하여 승자 노드로 선택된 빈도수를 학습률로 설정하여 가중치 조정에 적용하므로 기존의 퍼지 ART 알고리즘보다 인식율이 개선되었다.

향후 연구 방향은 제안된 퍼지 ART 알고리즘을 다양한 영상 인식에 적용하고 퍼지 C_Means 클러스터링 방법과도 비교하여 인식 성능을 평가 할 것이다.

참고문헌

- [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, "Self-generation을 이용한 퍼지 지도 학습 알고리즘", 멀티미디어학회논문지, Vo.6, No.7, pp.1312-1320, 2003.
- [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] 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.
- [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] K. -B. Kim, S. Kim, K. B. Sim, "Nucleus Classification and Recognition of Uterine Cervical Pap-Smears Using Fuzzy ART Algorithm," Lecture Notes in Computer Science, LNCS 4247, Springer, pp.560-567, 2006.
- [9] Yager, R. P., "On a Gerenal Class of Fuzzy Connective , Fuzzy Sets Systems, Vol.4, pp. 235-242, 1980.
- [10] K. B. Kim, J. H. Cho, A. S. Oh, "Recognition of English Business Cards Using Enhanced Hybrid Network," Lecture Notes in Computer Science, LNCS 3497, Springer, pp.209-215, 2005.