
개선된 유사성 측정 방법과 동적인 경계 변수를 이용한 ART1 알고리즘

문정욱* · 김광백**

ART1 Algorithm by Using Enhanced Similarity Test and Dynamical Vigilance Threshold

Jung-wook Moon* · Kwang-baek Kim

요 약

기존의 ART1 알고리즘은 입력 패턴과 저장 패턴간의 유사성 검증 방법의 문제점과 경계 변수에 따라 클러스터의 수와 인식률이 좌우되는 문제점이 있다. 본 논문에서는 기존의 ART1 알고리즘을 개선하기 위하여 입력 패턴과 저장 패턴간의 Exclusive NOR의 놈(norm) 비율을 사용하는 유사성 측정 방법과 퍼지 접속 연산자를 이용하여 유사성에 따라 경계변수를 동적으로 조정하는 방법을 적용한 개선된 ART1을 제안한다. 제안된 방법에서는 1의 개수 비율이 아니라 같은 값을 가진 노드의 비율을 사용하여 유사성을 측정하고 경계 변수는 Yager의 합 접속 연산자를 사용하여 동적으로 조정한다. 제안된 방법의 성능을 확인하기 위하여 26개의 영문 패턴 분류 문제와 잡음이 있는 패턴 인식 문제를 대상으로 실험한 결과, 제안된 방법이 기존의 ART1 알고리즘 보다 경계 변수의 설정에 따라 민감하게 반응하지 않았고 인식률에서도 개선된 것을 확인하였다.

ABSTRACT

There are two problems in the conventional ART1 algorithm. One is in similarity testing method of the conventional ART1 between input patterns and stored patterns. The other is that vigilance threshold of conventional ART1 influences the number of clusters and the rate of recognition. In this paper, new similarity testing method and dynamical vigilance threshold method are proposed to solve these problems. The former is similarity test method using the rate of norm of exclusive-NOR between input patterns and stored patterns and the rate of nodes have equivalence value, and the latter method dynamically controls vigilance threshold to similarity using fuzzy operations and the sum operation of Yager. To check the performance of new methods, we used 26 alphabet characters and nosed characters. In experiment results, the proposed methods are better than the conventional methods in ART1, because the proposed methods are less sensitive than the conventional methods for initial vigilance and the recognition rate of the proposed methods is higher than that of the conventional methods.

키워드

Neural Network, Fuzzy, Recognition, Similarity Test, Dynamic Vigilance

1. 서론

ART1 알고리즘은 임의의 패턴을 학습 할 수 있는 안정성(stability)과 적응성(plasticity)을 갖

는 신경망의 학습 알고리즘이다. 또한 저속 및 고속 학습이 가능한 장점을 가지고 있고, 지역 최소화(local minima) 문제가 발생하지 않는다[1].

*부산대학교 컴퓨터공학과 박사과정

**신라대학교 컴퓨터공학과 교수

접수일자 : 2003. 8. 6

ART1 알고리즘에서 경계 변수(vigilance parameter)는 패턴들을 클러스터링 하는데 있어서 만지름 값이 되며 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다. 이 경계 변수가 크면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 약간의 차이만 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수가 작으면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 많은 차이가 있더라도 허용하므로 입력 패턴들을 대략적으로 분류한다[2]. 그러므로 실제 영상 인식과 같은 분야에 적용하기 위해서는 경험적으로 경계 변수를 설정해야 한다. 그리고 서로 다른 유사한 특징을 갖는 패턴들이 많을 경우에는 경계 변수를 설정하는 것이 어렵다.

ART1 알고리즘의 유사도가 경계 변수(vigilance parameter)보다 크거나 같으면 유사성이 인정된다. 그러나 기존의 방식은 이진 입력일 경우 1의 개수 비율과 같으므로, 패턴의 1의 값만 유사성 비교에 영향을 미치고 0의 값은 전혀 영향을 미치지 못한다. 따라서 실제 가시적으로 분명하게 분리 인식되는 패턴들에 대해서 명확히 분류해 주지 못하고 같은 패턴으로 인식하게 되는 문제가 발생한다. 따라서 기존의 ART1에서는 학습 패턴의 순서에 따라 클러스터의 수가 달라지고 학습의 성능을 좌우하는 문제점이 있다[3]. 본 논문에서는 1의 개수 비율이 아니라 같은 값을 가진 노드의 비율을 기준으로 사용하여 유사성을 측정하고 경계 변수를 Yager의 퍼지 합 접속 연산자를 이용하여 동적으로 조정하는 개선된 ART1 알고리즘을 제안한다.

II. ART1 네트워크

ART1 네트워크는 자동학습 시스템(autonomous learning system)의 구축에 매우 적합하다. 그것은 입력패턴을 자동적으로 분류하고 이미 알려진 패턴들을 즉시 회상(recall)할 수 있다. 어떤 새로운 입력패턴이 주어졌을 때 그것과 일치하는 패턴을 발견할 수 없을 때에는 새로운 입력패턴을 학습하게 된다. 단 하나의 변수를 조정함으로써

네트워크는 필요에 따라 패턴 카테고리를 새롭게 재조직할 수 있다[4].

ART1 네트워크는 입력의 형태에 따라 상당한 제한점이 있는데 이진수로 된 입력만을 받아들일 수 있기 때문에 주어진 입력 데이터를 이진패턴으로 전처리를 한 후에야 학습이 가능하다[4,5]. ART1 네트워크는 자동학습 시스템에 있어서 필요한 여러가지 특징들을 가지고 있어서 자동적으로 패턴을 분류한다. 경계변수를 조정함으로써 패턴 카테고리의 판별에 있어서는 세밀하게 조정할 수 있다. 만약 네트워크가 특정한 입력패턴을 알고 있다면 그것의 카테고리는 즉시 회상된다. 만약 즉각 인식이 되지 않을 경우에는 자동적으로 탐사가 시작된다.

ART1 네트워크는 어떤 새롭고 중요한 패턴들을 자동적으로 학습할 수 있다. ART1 네트워크는 어떤 패턴이 오랫동안 연결강도의 조정에 쓰일 경우에 그 패턴이 학습할만한 가치가 있다고 판단하며, 여러 사이클을 거치면서 새로운 패턴이 충분히 매치될 수 있도록 연결강도를 조정한다. 이 사이클에는 시간이 걸리는데 만약 입력패턴이 이 기간 동안 머무르면 네트워크는 입력 패턴이 잡음이 아니라고 판단하여 새로운 패턴으로 학습하게 된다. 그러나 패턴이 잠시 나타났다가 곧 사라지는 경우에는 약간의 연결강도 조정을 하지만 네트워크에 저장된 패턴들에게 거의 영향을 미치지 않는다.

1. ART1 네트워크의 제한점

ART1 네트워크는 3가지 문제점을 가지고 있으며, 또한 큰 제한점은 아니지만 하드웨어적인 지원이 요구되는 제한점을 내포하고 있다.

첫째, ART1 네트워크는 이진수로 표현된 패턴만을 입력으로 받을 수 있다. 이것은 네트워크의 구조나 오퍼레이션을 제한하는 근본적인 문제점이며 모든 입력 데이터는 이진수로 표현되도록 전처리(preprocessing) 과정을 반드시 거쳐야 한다.

둘째, ART1 네트워크의 저장 방법은 매우 비효율적이며, 많은 수의 대표 패턴들을 저장할 수가 없다.

셋째, ART1 네트워크는 실세계 문제 구현 시에 대부분 하드웨어적인 지원이 요구된다. 병렬

칩의 사용이 이러한 문제의 해결을 위한 하나의 해결책이다.

2. ART1 알고리즘의 문제점

ART1 알고리즘에서 경계 변수(vigilance parameter)는 패턴들을 클러스터링 하는데 있어서 반지름 값이 되며 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다. 이 경계 변수가 크면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 약간의 차이만 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수가 작으면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 많은 차이가 있더라도 허용하므로 입력 패턴들을 대략적으로 분류한다. 그러므로 실제 영상 인식과 같은 분야에 적용하기 위해서는 경험적으로 경계 변수를 설정해야 한다 [3]. 그리고 서로 다른 유사한 특징을 갖는 패턴들이 많을 경우에는 경계 변수를 설정하는 것이 어렵다. 따라서 ART1의 문제점은 입력 패턴과 저장 패턴간의 측정 방법인 유사성 검증 방법과 경계 변수에 따라 좌우된다[3,6]. 본 논문에서는 유사성 측정 방법을 입력 패턴과 저장 패턴간의 Exclusive NOR의 놈(norm) 비율을 사용하는 유사성 측정 방법과 경계 변수를 퍼지 접속 연산자를 이용하여 유사성에 따라 동적으로 조정하는 방법을 적용한 개선된 ART1을 제안한다.

본론은 필요에 따라 3-4 개의 장으로 편집할 수 있습니다.

III. 유사성 검증 방법과 동적인 경계 변수를 이용한 개선된 ART1 알고리즘

본 논문에서는 1의 개수 비율에 의한 유사성 구분을 하지 않고, 같은 값을 가진 노드의 수를 기준으로 사용하여 유사성을 검증하고 경계 변수를 Yager의 퍼지 합 접속 연산자를 이용하여 동적으로 조정하는 개선된 ART1 알고리즘을 제안한다

1. 유사성 측정 방법

기존 ART1에서 유사성 검증은 입력 패턴에 대한 저장 패턴과 입력 패턴의 곱의 놈(norm)비율로서 구해지고, 식 (1)과 같다.

$$\frac{\|T \cdot X\|}{\|X\|} \quad (1)$$

여기서 T는 저장 패턴이고, X는 입력 패턴이다. 이 유사성 검증에서 계산된 값이 경계 변수(vigilance threshold)보다 크거나 같으면 그 유사성이 인정된다. 그러나 기존의 방식은 이진 입력일 경우 1의 개수 비율과 같으므로, 패턴의 1의 값만 유사성 비교에 영향을 미치고 0의 값은 전혀 영향을 미치지 못한다. 따라서 실제 가시적으로 분명하게 분리 인식되는 패턴들에 대해서 명확히 분류해주지 못하고 같은 패턴으로 인식하게 되는 문제가 발생하고 학습 패턴의 순서에 따라 학습의 성능이 좌우된다. 제안된 구조에서는 1의 개수 비율에 의한 유사성 구분을 하지 않고, 같은 값을 가진 노드의 수를 기준으로 사용하여 유사성을 검증한다. 즉 논리 연산 형식적으로 생각할 때, 입력 패턴에 대한 저장 패턴과 입력 패턴간의 Exclusive NOR의 놈(norm) 비율을 사용하고 식 (2)와 같다.

$$\frac{\|T \odot X\|}{M} \quad (2)$$

식(2)에서 M은 입력 노드의 수이다. 이 방식에 의해서 기존의 유사성 검증 방법보다 더 정확한 유사성을 측정할 수 있다.

2. 동적인 경계 변수 조정 방법

기존의 ART1 학습 모델에서 경계 변수는 패턴들을 클러스터링하는 반지름 값으로서 임의의 패턴과 저장된 패턴 사이의 불일치 허용도를 결정하는 중요한 파라미터이다. 영상 인식 등과 같은 분야에 ART1 알고리즘을 적용하는 경우에는 경험적으로 경계 변수를 설정해야하며, 서로 다른 많은 패턴들이 유사한 특징을 갖는 경우에는 경계 변수를 설정하는 것이 매우 어렵다. 본 논문에서는 퍼지 합 접속 연산자를 이용하여 경계 변수를 유사성이 가지는 특징에 따라 동적으로 조정한다. 퍼지 합 접속 연산자는 연산자의 입력 중 값이 가장 큰 것보다 연산 결과가 작지 않은 성질을 갖는

연산자로서, 영역은 $[\max(x_1, x_2), \max(x_1, x_2)]$ 의 범위를 갖고, 정보 융합 시 낙관적인 성향을 나타내는 연산자이다[7]. 가장 대표적인 "max"연산은 합 접속 연산자 중에 가장 비관적인 연산자이고, 합 연산자의 정의는 co-norm의 정의와 동일하기 때문에 발생 함수(generating function)에 따라 무수히 많은 합 연산자의 정의가 가능하다. 또한 이들 합 접속 연산자에는 파라미터를 가지고 있기 때문에 입력의 최대치와 1 사이의 영역에서 출력 값을 조절할 수 있는 일군(family)의 연산자가 정의되기도 한다. 퍼지의 합 접속 연산자는 총체화된 값이 모든 입력 중 가장 큰 값보다 연산 결과가 작지 않은 성질을 갖는 연산자로서, Yager

수이다[8].

$$\mu(x_1, \dots, x_n) = \text{Min}[1, (X_1^\rho + \dots + X_n^\rho)^{\frac{1}{\rho}}] \quad (3)$$

본 논문에서는 Yager의 퍼지 합 접속 연산자를 이용하여 ART1의 경계 변수(ρ)를 동적으로 조정하는데 식(4)와 같이 정의된다.

$$\rho(t+1) = \wedge(1, \sqrt{\rho(t)^2 + \rho(t-1)^2}) \quad (4)$$

제안된 유사성 검증 방법과 동적인 경계 변수를 이용한 ART1 알고리즘의 학습 과정은 그림 1과 같다.

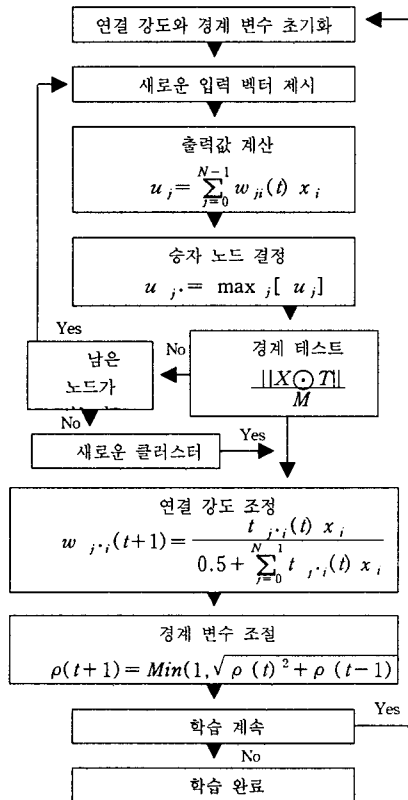


그림 1. 개선된 ART1 알고리즘 학습 과정

의 퍼지 합 접속 연산자의 경우에는 식 (3)과 같이 정의된 $\rho \in (0, \infty)$ 값에 따라 단조 감소하는 합

IV. 실험 및 결과 분석

실험 환경은 Intel Pentium-550MHz CPU와 128MB RAM이 장착된 IBM 호환 PC상에서 Delphi 7.0으로 실험하였다. 제안된 방법과 기존의 ART1 알고리즘을 영문 패턴 분류 문제에 적용하여 경계 변수 설정에 따른 생성된 클러스터의 수와 인식 개수, 학습 패턴의 순서에 따른 클러스터의 수, 잡음 패턴에 대한 인식 개수를 비교 분석하였다. 실험에 사용된 영문 패턴은 그림 2와 같이 7×7 크기를 가진 26개이다.

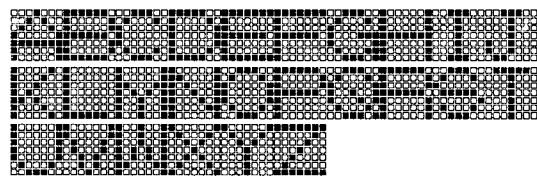


그림 2. 7×7 크기의 영문 패턴

그림 2와 같은 26개의 영문 패턴을 제안된 방법과 기존의 ART 알고리즘에 적용하여 경계 변수에 따른 생성된 클러스터의 수는 표 1과 같다.

표 1. 경계 변수에 따른 생성된 클러스터의 수

경계 변수	클러스터 수		경계 변수	클러스터 수	
	기존 ART1	제안된 방법		기존 ART1	제안된 방법
1.00	24	26	0.70	13	24
0.95	24	26	0.65	13	24
0.90	22	25	0.60	12	23
0.85	21	25	0.55	12	23
0.80	19	25	0.50	11	23
0.75	17	24			

표 1에서와 같이 기존의 ART1은 경계 변수에 따라 클러스터의 생성에 민감하게 반응하였고 경계 변수의 값이 작을수록 인식률이 저하되는 것을 확인할 수 있다. 그러나 제안된 방법에서는 경계 변수의 설정에 따라 민감하게 반응하지 않고 인식률에서도 기존의 ART1 보다 개선된 것을 알 수 있다. 제안된 방법에서 경계변수를 0.5로 설정하여 클러스터의 갱신된 횟수에 따른 동적인 경계 변수의 변화 과정을 그림 3으로 나타내었다.

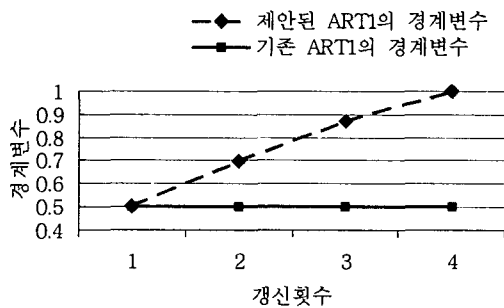


그림 3. 동적인 경계 변수 변화 과정

26개의 영문 패턴에 대해 경계 변수를 각각 0.9와 0.95로 설정하여 제안된 방법과 기존의 ART1 알고리즘으로 학습 한 후의 잡음 패턴에 대한 인식 결과는 표 2와 같다.

표 2에서 알 수 있듯이 기존의 ART1 알고리즘은 잡음이 있는 패턴들에 대해 정확히 인식되지 않았으나 제안된 방법에서는 정확히 인식되었다. 기존의 ART1 알고리즘은 유사성을 측정하는 과

정에서 1의 값만 유사성 측정에 영향을 미치고 0의 값은 전혀 영향을 미치지 못하고 저장 패턴에 0의 값이 많은 경우에는 유사한 입력 패턴들을 다른 클러스터로 분류 또는 인식

표 2. 각 알고리즘간의 잡음 패턴에 대한 인식 결과

테스트 패턴	경계 변수			
	기존 ART1		제안된 방법	
	0.95	0.90	0.95	0.90
	인식 실패	'A'로 인식	'A'로 인식	'A'로 인식
	인식 실패	인식 실패	'A'로 인식	'A'로 인식

하므로 표 2와 같이 잡음이 있는 패턴들에 대해서 정확히 인식하지 않았다. 그러나 제안된 방법에서는 유사성 측정 방법을 저장 패턴과 입력 패턴간의 Exclusive NOR의 놈(norm) 비율을 사용하므로 1과 0의 값 모두가 유사성 측정에 반영되었다. 그 결과 표 2와 같은 잡음 패턴에 대해서도 정확히 인식되었다.

제안된 방법과 기존의 ART1 알고리즘간의 학습 패턴 순서에 따른 생성된 클러스터의 수는 표 3과 같다.

표 3. 학습 패턴 순서에 따른 생성된 클러스터 수 비교

적용된 학습 패턴과 순서 (총8개)	적용된 학습 패턴과 순서 (총8개)
알고리즘	알고리즘
클러스터 수	클러스터 수
기존 ART1	기존ART1
8	3
제안된 방법	제안된 방법
8	8

표 3에서 기존의 ART1 알고리즘은 학습 패턴의 순서에 따라 클러스터의 생성에 민감하게 반응하였고 서로 다른 영문 패턴들이 같은 클러스터로 갱신되는 경우가 발생하였다. 그 이유는 기존의 ART1 알고리즘에서는 유사성 측정 방법을 저장 패턴과 입력 패턴간의 논리 곱 형식으로 계산하기 때문이다. 그러므로 기존의 ART1은 학습 패턴의

순서에 따라 클러스터의 수와 인식률에 영향을 주는 것을 확인할 수 있다. 그러나 제안된 유사성 측정 방법은 저장 패턴과 입력 패턴간의 Exclusive NOR의 놈(norm) 비율을 사용하기 때문에 1과 0의 값 모두가 유사성 측정에 반영되어서 학습 패턴의 순서에 영향을 받지 않으므로 표 3과 같이 정확히 분류되었다.

V. 결론

기존의 ART1 알고리즘은 입력 패턴과 저장 패턴간의 유사성 검증 방법과 경계 변수에 따라 클러스터의 수와 인식률이 좌우되는 문제점이 있다.

본 논문에서는 기존의 ART1을 개선하기 위하여 유사성 측정 방법을 입력 패턴과 저장 패턴간의 Exclusive NOR의 놈(norm) 비율을 사용하고 경계 변수를 퍼지 접속 연산자를 이용하여 유사성에 따라 동적으로 조정하는 방법을 적용한 개선된 ART1을 제안하였다.

제안된 방법에서는 1의 개수 비율이 아니라 같은 값을 가진 노드의 비율을 사용하여 유사성을 측정하였고 경계 변수는 Yager의 퍼지 합 접속 연산자를 사용하여 동적으로 조정하였다.

제안된 방법의 성능을 확인하기 위하여 26개의 영문 패턴 분류 문제와 잡음이 있는 패턴 인식 문제를 대상으로 실험한 결과, 제안된 방법이 기존의 ART1 알고리즘 보다 경계 변수의 설정에 따라 클러스터의 생성이 민감하게 반응하지 않았고, 인식률에서도 개선되었다. 잡음이 있는 패턴의 인식 실험에서도 기존의 ART1 알고리즘 보다 인식률이 개선되었다. 기존의 ART1 알고리즘은 학습 패턴의 순서에 영향을 받아 정확히 입력 패턴들이 분류되지 않았으나 제안된 방법은 학습 패턴의 순서에 상관없이 정확히 입력 패턴들을 분류하였다. 따라서 제안된 방법이 기존의 ART1 알고리즘 보다 패턴 인식에 효율적인 것을 확인하였다.

참고 문헌

[1] A. James and Freeman, Neural Networks

: Algorithm, Application and Programming techniques, Addison-Wesley, 1991.

- [2] G. A. Carpenter and S. Grossberg, " The ART of Adaptive pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Network," IEEE Computer, pp.77-83, 1998.
- [3] 임은경, 김광백, "개선된 퍼지 ART 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식에 관한 연구," 한국멀티미디어학회 논문지, 제3권 5호, pp.433-443, 2002.
- [4] M. Georipoulos, G. L. Heileman and J. Huang, Properties of Learning Related to Pattern Diversity in ART1," Neural Networks, Vol.4, pp.751-757, 1991.
- [5] Philip D. Wasserman, Neural Computing Theory and Practice, Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [6] K. B. Kim and K. C. Kim, " A Study on Face Recognition using New Fuzzy ART," ITC-CSCC'98, Vol.2, pp.1057-1060, 1998.
- [7] M. Mizumoto, "Pictorial Representations of Fuzzy Connective, Part 1 : Cases of t-norms, t-conorms, and Averaging Operators," Fuzzy Sets and Systems, Vol.31, pp.217-242, 1989.
- [8] R. P. Yager, "On a General Class of Fuzzy Connectives," Fuzzy Sets Systems, Vol.4, pp.235-242, 1980.

저자 소개



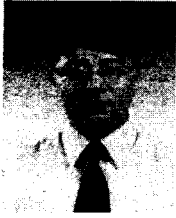
문정욱(Jung-wook Moon)

1997년 부산대학교 전자계산학과 (이학사)

2002년 부산대학교 대학원 (이학석사)

2003년~현재 부산대학교 컴퓨터공학과 대학원 (공학박사과정)

※ 관심분야 : 시공간데이터베이스, GIS, 퍼지시스템



김광백(Kwang-baek Kim)

1993년 부산대학교 전자계산학과
(이학석사)

1999년 부산대학교 전자계산학과
(이학박사)

1996년~1997년 동의공업대학 사무자동화과 전임강사

1999년~2000년 Biomedical Fuzzy Systems Association Associate Editors (Japan)

1997년~현재 신라대학교 컴퓨터공학과 부교수

2003년~현재 한국퍼지 및 지능시스템학회 이사

※ 관심분야 : 신경망, 퍼지시스템, 영상인식