

ART1 신경회로망의 프랙탈 차원과 유사성

강 성 호, 이 정 훈, 정 경 권, 엄 기 환
동국대학교 전자공학과
전화 : 02-2260-3332 / 핸드폰 : 011-9914-5530

Fractal Dimension and Similarity of ART1 Neural Network

Seong-Ho Kang, Jeong-Hun Lee, Kyung-Kwon Jung, Ki-Hwan Eom
Dept. of Electronic Engineering, Dongguk University
E-mail : ksh7209@dgu.edu

Abstract

This paper proposes a fractal dimension method for measurement of degree of similarity between prototype pattern and input pattern at ART1 (Adaptive Resonance Theory 1) neural network. In order to confirm the validity of proposed method, comparison of the performance has made between the conventional method and the proposed method through simulation. The results show that the proposed method has considerably improved the performance.

I. 서론

ART (Adaptive Resonance Theory) 신경회로망은 Grossberg 와 Gail Carpenter가 제안하였다. 기존의 일반적인 신경회로망 모델에서는 학습이 완료되어 연결 강도가 특정한 값으로 고정된 상태에서 새로운 패턴을 학습시키고자 할 경우에는 처음부터 다시 신경회로망을 학습시켜야 하는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 Grossberg 와 Gail Carpenter는 안정성과 유연성 딜레마라고 언급 하였고, ART 신경회로망은 학습되지 않은 새로운 패턴이 들어오면 새로운 클러스터를 형성함으로써 이미 학습된 패턴들에 영향을 주지 않는 신경회로망 모델이다[2,4].

ART 신경회로망은 ART1, ART2, ART3, ARTMAP, Fuzzy ARTMAP 등 여러 종류가 있다[2].

ART1 신경회로망은 패턴에 대한 인식률의 척도로서 경계 파라미터를 사용한다. 경계 파라미터는 사용자에 의해 정의되며, 경계 파라미터 값이 작은 경우 인식률이 저하되고, 경계 파라미터 값이 큰 경우 인식의 범주가 증가 된다[5,6].

클러스터 분류 과정에서 클러스터의 열등성을 결정하기 위해 템플릿 패턴에 의해 만들어진 기존 클러스터 와 경계 파라미터는 서로 비교된다. 이 과정에서 템플릿 패턴의 벡터와 입력패턴의 벡터는 논리적 곱의 연산에 의해 유사성의 정도가 결정된다[1]. 그러나 논리적 곱의 연산에 의한 유사성의 정도는 직관적인 매칭 관계 이며 유사성의 척도로서 부적합하다. 본 논문에서는 유사성의 정도를 개선하기 위하여 공간적인 유사성의 척도로서 프랙탈 차원의 유사성연산을 제안한다. 제안한 프랙탈 차원을 이용한 유사성 연산은 패턴을 공간적으로 이동시킬 경우 정확하게 유사성을 측정할 수 있다.

제안한 방식의 유용성을 확인하기 위해 2차원의 숫자 데이터를 대상으로 기존의 방식과 비교 시뮬레이션 하였다.

II. ART1 신경회로망

2.1 ART1 신경회로망의 기본구조

ART1 신경회로망의 기본구조는 그림 1 과 같고, 기본적인 두층 Layer1과 Layer2, orienting 서브시스템으로 구성되어 있다. orienting 서브시스템은 입력 패턴과 템플릿 패턴사이의 유사성을 제어하는 장치이다. Layer1은 입력과 Layer2 사이에 서로 정보를 교환하고, Layer2는 winner-take-all 방식으로 승리 뉴런이 출력된다.

Layer1과 Layer2 사이에 두 형태의 가중치벡터 즉, Layer1에서 Layer2 방향으로 bottom-up 가중치벡터 Layer2에서 Layer1 방향으로 top-down 가중치벡터가 연결 되어 있다.

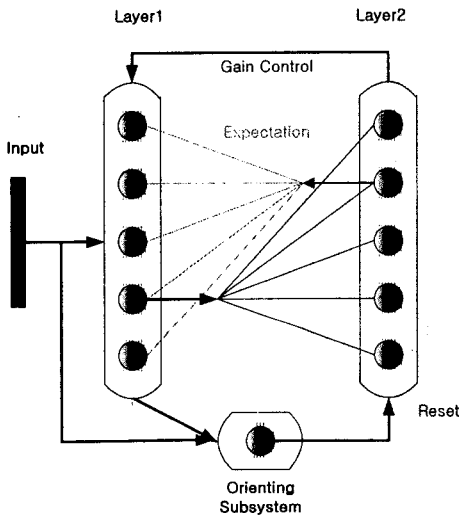


그림 1. ART1 신경회로망의 기본구조

2.2 ART1 신경회로망 알고리즘

ART1에서 bottom-up 가중치 벡터는 승리뉴런을 결정하기 위해 이용되고, top-down 가중치 벡터는 템플릿 패턴으로 입력 패턴과 유사도 측정에 이용된다. ART1의 학습 절차는 다음과 같다.

초기화 단계 : 네트워크 초기화하는 단계이다. bottom-up 가중치 벡터와 top-down 가중치 벡터, 경계 파라미터를 초기화 한다.

인식 단계 : 외부 입력이 들어오면 Layer1 으로 보면 다음 Layer2의 출력을 winner-take-all 방식으로 가장 큰 출력이 나오는 뉴런을 승리 뉴런으로 정한다.

비교 단계 : 승리뉴런에 대하여 경계 파라미터를 사용하여 유사도 시험을 한다.

학습 단계 : 유사도 시험을 통과하면 승리 뉴런의 연결 강도를 변경하고, 승리 뉴런이 유사도 시험을 통과하지 못하면 새로운 승리 뉴런을 찾아 학습 과정을 반복한다.

III. 프랙탈 차원

점은 차원이 없다. 즉, 길이, 폭, 높이가 없다. 선은 일차원 이다. 즉, 길이만 존재한다. 면은 이차원 이다. 차원 분열 도형은 프랙탈 차원을 가질 수 있고, 1.6 또는 2.4 차원을 가질 수 있다.

예로, 자기 유사성 모양을 갖는 선과 그 선의 두 배 길이인 선이 있다면 길이가 두 배인 선은 원선에 2개의 사본을 갖는다. 또 다른 자기 유사성 모양을 갖는 1×1 사각형의 길이와 폭에 각각 2를 곱하면 원사각형의 사본은 4개 이다. 같은 방법으로, 1×1×1의 육면체는 8개의 사본을 갖는다[3]. 이상의 결과를 그림으로 표현하면 그림 2와 같다.

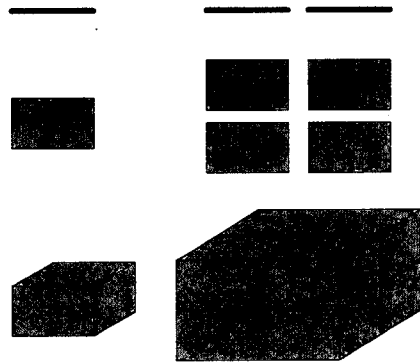


그림 2. 차원과 사본의 관계

위의 결과를 표로 작성하면 표 1과 같다.

표 1. 차원과 사본의 관계

Figure	Dimension	No. of Copies
Line segment	1	$2=2^1$
Square	2	$4=2^2$
Cube	3	$8=2^3$

표 1은 차원과 사본의 관계를 나타내며, 사본수의 지수는 차원을 의미한다. 따라서 차원은 식 (3.1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$n = 2^d \quad (3.1)$$

여기서, n은 사본의 수, d는 차원을 의미한다. 즉, 사본의 수를 알고 있다면 차원을 구할 수 있다.

프랙탈 차원은 자기-유사성 모양의 복잡성을 측정하는 것이다. 대략적인 의미로 어떤 집합에서 얼마나 많은 점들이 있는지 측정하는 것이다. 수식적인 표현은 다음과 같다.

$$fractal\ dimension = \frac{\ln S}{\ln M} \quad (3.2)$$

여기서, S는 자기 유사성 모형의 수, M은 배율인자이다.

IV. ART1 신경회로망의 프랙탈 차원 과 유사성

ART1 신경회로망의 인식과정에서 Layer1의 출력 패턴은 bottom-up 가중치 벡터와 곱해지고 Layer2의 출력이 된다. 최종적인 Layer2에서 출력은 winner-take-all 방식에 따라 가장 큰 출력 값을 갖는 뉴런이 승리 뉴런이 된다.

비교과정에서 top-down 가중치 벡터를 템플릿 패턴 이라고 하며, 승리 뉴런의 템플릿 패턴과 입력패턴은 논리적 곱으로 유사성의 정도를 나타낸다.

$$X_{ii} = \begin{cases} 1 & I_i \cap V_{ii} = 1 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4.1)$$

여기서, X_{ii} 는 템플릿 패턴과 입력패턴의 논리적 곱에 의한 출력, I_i 는 입력 패턴, V_{ii} 는 템플릿 패턴이다.

제한한 방식에서 입력 패턴과 템플릿 패턴은 프랙탈 차원으로 표현되며 식 (4.2) 와 같다.

$$I_j = \frac{\ln S_i}{\ln M_i}, \quad V_j = \frac{\ln S_v}{\ln M_v} \quad (4.2)$$

여기서, I_j 는 입력 패턴의 프랙탈 차원, S_i 는 입력 패턴의 자기 유사성 모형의 수, M_i 는 입력패턴의 배율인

자, V_j 는 템플릿 패턴의 프랙탈 차원, S_v 는 템플릿 패턴의 자기 유사성 모형의 수, M_v 는 템플릿 패턴의 배율인자 이다.

검색과정에서 ART1은 경계 파라미터와 논리적 곱에 의한 출력은 서로 비교 되고, 경계 파라미터 값보다 작은 경우 orienting 시스템은 현재 승리 뉴런을 리셋 시키고 다시 이전 과정들을 수행한다. 경계 파라미터와의 비교 부등식은 식 (4.3)과 같다.

$$\rho < \frac{|X_i|}{|I|} \quad (4.3)$$

여기서, ρ 는 경계 파라미터, X_i 입력 패턴과 템플릿 패턴의 논리적 곱에 의한 출력 벡터, I 는 입력 벡터이다.

제한한 방식에서 검색과정은 식 (4.4) 이다.

$$\rho < |d(I_j, V_j)| \quad (4.4)$$

여기서, $d(I_j, V_j) = |I_j - V_j|$ 이고, 경계 파라미터 ρ 의 값은 ART1에 반비례 한다.

V. 시뮬레이션

Matlab 언어를 이용하여 숫자 인식에 관하여 시뮬레이션 하였다. 입력 패턴은 5×5의 숫자이며, 출력은 4개의 클래스로 구성하였다. 기존 ART1 신경회로망의 경계 파라미터 값은 0.8로 정하고, 4개의 기본패턴을 입력할 경우 템플릿 패턴의 형태는 그림 3과 같다.

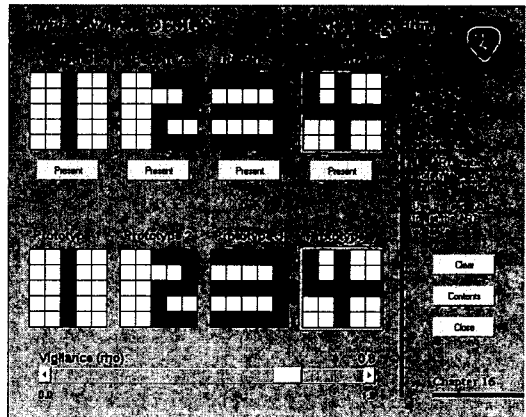


그림 3. 초기 입력 패턴 과 템플릿 패턴

2번째 단계에서 이전 입력 패턴을 공간적으로 이동한 패턴을 입력한 경우 그림 4와 같이 다른 클러스터로 분류된다. 즉, 기존의 ART1 신경회로망은 공간적으로 이동한 패턴은 같은 패턴으로 분류할 수 없다.

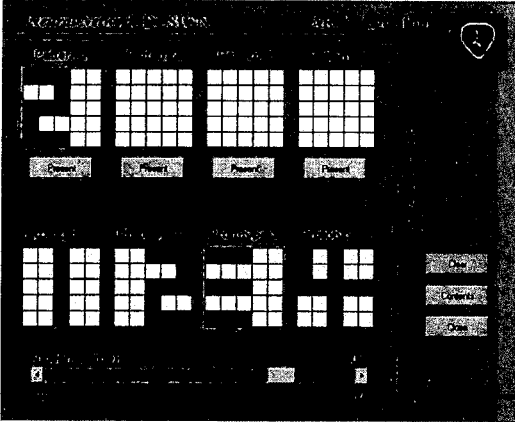


그림 4. 공간적으로 이동한 패턴

제안한 방식에서는 공간적으로 이동한 패턴도 같은 유사성의 정도는 같다. 따라서 같은 클러스터로 분류할 수 있다.

VI. 결론

ART1 신경회로망에서 유사성의 정도를 개선하기 위하여 프랙탈 차원의 유사성 연산을 제안 하였다.

제안한 방식은 입력 패턴과 템플릿 패턴을 프랙탈 차원으로 변환하여 입력 패턴이 공간적으로 이동한 경우에도 패턴의 유사성을 정확히 예측 할 수 있다. 향후 연구 과제로 아날로그 입력 패턴에 대한 프랙탈 차원의 확장과 다른 종류의 ART 신경회로망에 대해 프랙탈 차원의 적용 가능성을 연구 할 것이다.

참고문헌

- [1] Laurene Fausett, "Fundamentals of Neural Networks," Prentice Hall, 1994.
- [2] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Beale, "Neural Network Design," PWS Publishing Company, 1996.
- [3] P. Hilton, D. Holton, J. Pederson, "Mathematical Reflections," Springer Verlag, 1997.
- [4] Pierre Lavoie, Jean-Francois Crespo, Yvon

Svaria, "Generalization, Discrimination, and Multiple Categorization Using Adaptive Resonance Theory," IEEE Transactions on Neural Networks, July. 1999.

[5] E. P. Sapozhnikova, V. P. Lunin, "A Modified Search Procedure for The ART Neural Networks," IJCNN 2000, 2000.

[6] Carpenter G. A., Grossberg S., Markuzon N., Reynolds J. H., Rosen D. B., "Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps," IEEE Transactions on Neural Networks, Sept. 1992.