

ART2 알고리즘에서의 경계 변수 설정 방법

박성열*, 김성훈**, 김광백*

*신라대학교 컴퓨터정보공학부

**경북대학교 소프트웨어공학과

e-mail: love2hate@hanmail.net, shkim1454@knu.ac.kr, gbkim@silla.ac.kr

Setting Method of Vigilance Parameter of ART2 Algorithm

Seong-Yeol Park*, Seong-Hoon Kim** and Kwang-Baek Kim*

*Division of Computer and Information Engineering, Silla University

**Dept. of Software Eng., Kyungpook National University

요 약

ART2 알고리즘은 신경 회로망 모델로서 실시간 학습이 가능하여 저속 및 고속을 지원할 뿐만 아니라 지역 최소화(local minima) 문제가 발생하지 않는 장점을 갖는다. 그러나 ART2 알고리즘은 경계 변수 설정에 따라 클러스터의 수가 달라지며, 이러한 경계 변수 설정은 패턴의 분류와 인식 성능을 좌우한다. 따라서 본 논문에서는 ART2 알고리즘에서 효율적으로 경계 변수를 설정하기 위해 패턴셋 설정을 통한 경계 변수 설정 방법을 제안한다.

제안된 경계 변수 설정 방법의 성능을 평가하기 위해 숫자 및 영문 패턴을 대상으로 실험한 결과, 패턴 분류의 성능이 기존의 방식 보다 개선된 것을 확인하였다.

키워드 : ART2, 경계변수, 패턴셋

I. 서론

현재 신경망 모델의 연결 상태에 관한 관심이 높은 상태다. 그 이유는 신경망 모델의 학습능력 때문인데, 특히 신경망의 학습 속도 및 일반화 능력을 향상시키기 위해 많은 노력들이 이루어지고 있다[1].

Grossberg와 Carpenter에 의해 제안된 ART2 알고리즘은 뉴런들 간의 경쟁 학습(competitive learning)에 의하여 자율적으로 분류하는 신경회로망 모델로서 적응성(plasticity)과 안정성(stability)을 가지고 있으며 이진 입력 패턴뿐만 아니라 아날로그 또는 그레이 레벨의 벡터 컴포넌트 입력 패턴에 대해서도 적용이 가능한 모델이다[2,3]. ART2의 연결 가중치 변화는 모든 입력 패턴의 평균값을 취함으로써 클러스터 생성에 고르게 반응하게 된다. 그러나 ART2 알고리즘은 경계 변수 설정에 따라 클러스터의 수가 달라지는 단점이 있다. 경계 변수를 작게 설정하면 입력 패턴과 저장 패턴 사이에 약간의 차이만 있어도 서로 다른 패턴으로 분류하고 새로운 클러스터를 생성하여 불필요한 클러스터의 수가 증가하게 된다. 반대로 경계 변수를 크게 설정하면 서로 다른 패턴들을 같은 패턴으로 분류한다. 따라서 경계 변수의 설정에 따라 학습과 인식 성능이 달라지는 문제점이 있으며 학습 시간도 많이 소요된다[4,5]. 이러한 경계 변수는 반

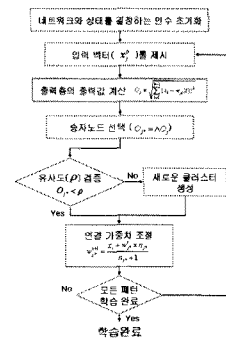
복적인 실험을 통해 경험적으로 최적의 값을 설정해야 한다.

따라서 본 논문에서는 ART2 알고리즘의 경계 변수를 효율적으로 설정하기 위해 입력 패턴들의 패턴셋을 설정하고 패턴 군집화 공간의 크기와 입력 패턴의 종류를 이용하여 경계 변수를 결정한다.

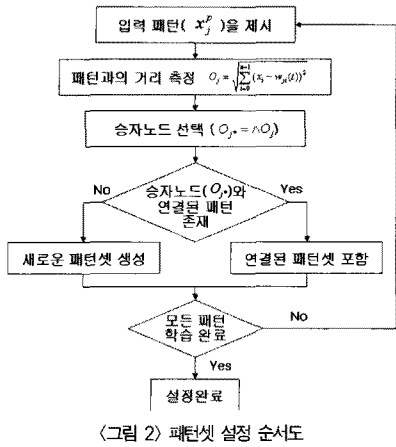
II. 제안된 경계 변수 설정 알고리즘

2.1 패턴셋 설정

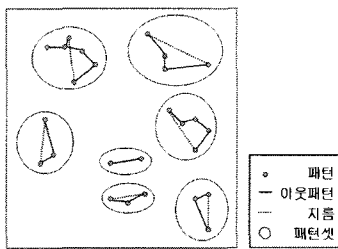
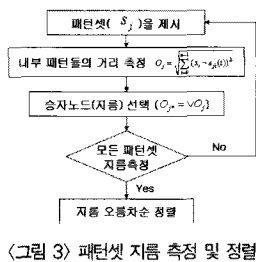
본 논문에서 적용된 ART2 알고리즘의 구조는 그림 1과 같다.



(그림 1) ART2 학습 알고리즘



본 논문에서는 ART2 알고리즘의 경계 변수를 설정하기 위해 입력 패턴들의 거리를 측정하여 가까운 패턴끼리 패턴셋을 설정하고 그 패턴셋의 지름을 이용한다. 패턴셋 설정 방법의 순서도는 그림 2와 같으며 패턴셋의 지름은 그림 3과 같은 방법으로 측정한다. 그림 4는 2차원 패턴들의 패턴셋 설정 형태를 나타낸 것이다.



(그림 4) 패턴셋 설정 형태

2.2 경계 변수 선택

설정된 패턴셋 중에서 가장 큰 패턴셋의 지름을 선택하여 경계 변수로 설정하면 'B'의 패턴셋에 'D'와같이 유사한 패턴까지 함께 포함되어 패턴셋의 크기가 너무 커져서 지름이 길어지거나 반대로 손상된 패턴이 다른 패턴으로 나뉘어지는 등의 경우 패턴셋이 너무 많이 나뉘어져 지름이 너무 작아지는 경우가 발생한다. 따라서 그림 5의 방법을 이용하여 패턴

셋의 지름을 경계 변수로 선택하게 된다.

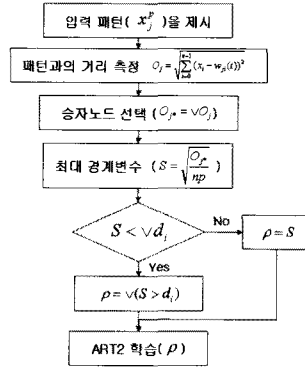


그림 5에서 n은 입력 노드의 수이며, p는 패턴의 종류이다. 그리고 d는 각 패턴셋의 지름이다.

모든 패턴들 중에서 가장 멀리 떨어져 있는 두 패턴의 거리를 측정하여 군집화 공간의 크기를 측정하고 입력 노드의 수로 나누어 1차원으로 축소한다. 그리고 패턴 종류의 개수로 나누어 대략적인 패턴 종류별 클러스터의 크기인 최대 경계 변수(S)를 구한다. 가장 큰 패턴셋의 지름이 최대 경계 변수보다 클 경우에는 서로 다른 패턴이 같은 패턴셋에 포함되어 패턴셋의 지름이 큰 경우에 해당되므로 최대 경계 변수보다 작은 패턴셋의 지름 중에서 가장 큰 지름을 경계 변수(\rho)로 설정한다. 그리고 패턴셋의 최대 지름이 최대 경계 변수보다 작으면 패턴셋이 너무 많이 나뉘어져 지름이 작은 경우에 해당되므로 최대 경계 변수를 경계 변수(\rho)로 설정한다.

III. 성능평가 및 분석

본 논문에서는 ART2 알고리즘의 경계 변수를 효율적으로 설정하기 위한 방법을 제안하였다.

제안된 경계 변수 설정 방법은 패턴셋을 구성하여 패턴셋의 지름을 구한 다음 최대 경계 변수와 비교하여 가장 큰 패턴셋의 지름이 최대 경계 변수 보다 클 경우에는 최대 경계 변수보다 작은 지름 중 가장 큰 지름을 경계 변수로 결정하고, 작을 경우에는 최대 경계 변수를 경계 변수로 결정하였다.

제안된 경계 변수 설정 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 여권과 컨테이너 영상을 대상으로 참고문헌 [6,7] 방법을 각각 적용하여 추출한 숫자와 특수 문자(<) 그리고 영문 패턴을 성능 평가 실험에 적용하였다.

표 1~5는 각 실험 패턴에 대해 경험적으로 찾은 최적의 경계 변수와 제안된 방법을 이용하여 도출된 경계 변수로 학습한 결과를 나타내었다.

표 1. 숫자 패턴(15*27) 50개 학습 결과

경험적 방법 p 0.2			제안된 방법 p 0.197531		
입력패턴	클러스터	빈도수	입력패턴	클러스터	빈도수
0	2	5	0	2	5
1	3	5	1	3	5
2	6	3	2	6	3
	7	2		7	2
3	1	5	3	1	5
	4	2		4	2
4	9	3	4	9	3
	11	5		11	5
5	5	5	5	5	5
6	5	5	6	5	5
7	4	5	7	4	5
8	10	5	8	10	5
9	8	5	9	8	5

P	23	3	L	24	5
	24	1	M	25	5
	25	1	N	17	1
Q	26	5		26	4
	R	27	4	O	27
28		1	28	2	
S	29	3	P	29	1
	30	2		30	2
T	31	5	Q	31	5
U	32	5	R	32	3
V	33	5		33	2
W	34	1	S	34	3
	35	4		35	2
X	36	5	T	36	5
Y	37	5	U	37	5
Z	38	5	V	38	5
			W	39	1
				40	2
				41	2
			X	42	5
			Y	43	5
			Z	44	5

표 2. 숫자 패턴 및 특수 문자 (15*17) 165개 학습 결과

경험적 방법 p 0.27			제안된 방법 p 0.250980		
입력패턴	클러스터	빈도수	입력패턴	클러스터	빈도수
0	1	7	0	1	7
	2	4		2	4
	3	4		3	4
1	4	15	1	4	15
2	5	15	2	5	15
3	6	15	3	6	15
4	7	15	4	7	15
5	8	15	5	8	12
6	9	15	6	9	3
7	10	15	6	10	15
8	11	15	7	11	15
9	12	4	8	12	15
	13	11		9	13
<	14	15	<	14	11
			<	15	15

표 4. 영문 패턴(15*17) 260개 학습 결과

경험적 방법 p 0.18			제안된 방법 p 0.176471		
입력패턴	클러스터	빈도수	입력패턴	클러스터	빈도수
A	1	9	A	1	9
	2	1		2	1
B	3	8	B	3	8
	4	2		4	2
C	5	10	C	5	10
	6	4		6	4
D	7	6	D	7	6
	8	9		8	9
E	9	1	E	9	1
	10	6		F	10
F	11	4	11		4
	12	1	G	12	1
13	8	13		6	
14	1	14		1	
H	15	9	H	15	2
	17	1		16	9
I	19	8	I	18	1
	20	1		20	8
J	21	1	J	21	1
	23	10		22	1
K	23	4	K	23	10
	24	2		24	4
	25	1		25	2
	26	2		26	1
	27	1		27	2
L	28	10	28	1	
M	29	10	L	29	10
N	16	1	M	30	10
	18	9		N	17
30	6	19	9		
O	31	1	O	31	6
	32	3		32	1
P	33	2	P	33	3
	34	8		34	2
Q	35	10	35	8	

표 3. 영문 패턴(15*17) 130개 학습 결과

경험적 방법 p 0.2			제안된 방법 p 0.176471		
입력패턴	클러스터	빈도수	입력패턴	클러스터	빈도수
A	1	5	A	1	1
B	2	4		2	2
	3	1		3	2
C	4	5	B	4	4
D	5	5		5	1
E	6	4	C	6	5
	7	1		7	2
F	8	4	D	8	3
F	9	1		9	4
	10	1	E	10	1
G	11	2		11	3
	12	2	F	12	2
H	13	5		13	1
I	15	5	G	14	2
J	16	5		15	2
K	17	3	H	16	5
	18	1		I	18
	19	1	J	19	5
L	20	5		20	2
M	21	5	K	21	1
N	14	5		22	1
	22	5		23	1

R	36	6	Q	36	10
	37	3		37	6
	38	1		38	3
S	39	7	S	39	1
	40	3		40	7
T	41	10	T	41	3
U	42	10	T	42	10
V	43	10	U	43	10
W	44	2	V	44	10
	45	4	W	45	2
	46	4		46	4
47	10	47		4	
X	47	10	X	48	10
Y	48	10	Y	49	9
Z	49	10	Z	50	1
			Z	51	10

표 5는 여러 번의 실험을 통한 경험적인 방법을 이용하여 가장 적은 클러스터를 생성하면서 모든 패턴을 분류하는 경계 변수와 제안된 방법을 이용하여 도출된 경계 변수를 이용하여 각각 학습한 결과를 비교한 것이다. 표 5에서와 같이 제안된 방법과 경험적으로 찾아낸 경계 변수를 비교한 결과, 제안된 방법이 경험적으로 찾아낸 경계 변수에 가까운 경계 변수를 도출하는 것을 확인할 수 있다.

표 5. 경험적 방법과 제안된 방법 비교

패턴	경험적 방법 경계변수/클러스터	제안된 방법 경계변수/클러스터
0~9 (15*27) 50개	0.2 / 8	0.197531 / 8
0~9, < (15*17) 165개	0.27 / 14	0.250980 / 15
A~Z (15*17) 130개	0.2 / 38	0.176471 / 44
A~Z (15*17) 260개	0.18 / 49	0.176471 / 51

따라서 최적의 경계 변수를 찾기 위하여 임의의 값에서부터 실험을 반복하여 찾는 것 보다 제안된 방법을 이용하여 임의의 값 보다 최적에 가까운 경계 변수를 도출하여 그 값에서부터 최적의 경계 변수를 찾아 갈 수 있는 제안된 방법이 숫자 및 영문자 패턴 분류 문제와 같은 패턴 인식 분야에 효율적인 것을 실험을 통하여 확인하였다. 그러나 제안된 방법은 최적의 경계 변수를 보장하는 것은 아니다. 하지만 기존의 방법과 같이 임의의 경계 변수로 부터 여러 번의 반복 실험을 통해 경계 변수를 설정하는 것보다 제안된 방법이 효율적인 것을 확인하였다.

IV. 결론

본 논문에서는 기존의 경계 변수 설정 문제를 개선하기 위하여 가장 큰 패턴셋의 지름을 구한 다음 최대 경계 변수와 비교하여 패턴셋의 지름이 최대 경계 변수 보다 큰 경우에는 최대 경계 변수보다 작은 지름 중에서 가장 큰 지름을 경계 변수로 설정하였고 패턴셋의 지름이 최대 경계 변수 보다 작은 경우에는 최대 경계 변수를 경계 변수로 설정하여 효과적으로 패턴들의 특징을 분류할 수 있는 방법을 제안하였다.

제안된 방법이 최적의 경계 변수는 보장하지 못하지만 최적에 가까운 경계 변수를 찾을 수 있는 것을 숫자 및 영문 패턴 분류에 대한 실험에서 확인하였다.

향후 연구 과제는 제안된 방법을 다양한 패턴 인식 문제에 적용하여 학습 성능을 분석하고 최적의 경계 변수를 설정하기 위해 유전자 알고리즘을 제안된 경계 변수 설정에 접목하는 방법에 대해 연구할 것이다.

참고문헌

- [1] P. D. Wasserman, Neural Computing Theory and Practice, Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [2] Carpenter and Grossberg, "ART2: Stable Self-organization of Pattern Recognition codes for Analog Input Patterns," Applied Optics, Vol.26, pp.4919-4930, 1987.
- [3] A. D. Kulkarni, Computer Vision and Fuzzy-Neural Systems, Prentice Hall PTR, 2001.
- [4] 김광백, "효과적인 운송 컨테이너 영상의 식별자 인식을 위한 퍼지 ART 알고리즘," 한국통신학회 논문지, 28권 5C호, pp.486-492, 2003.
- [5] 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.
- [6] 장도원, 김광백, "ART2 알고리즘과 얼굴 인증을 이용한 여권 인식," 한국지능정보시스템학회 춘계학술대회논문집, pp.190-197, 2005.
- [7] 김태형, 성원구, 김광백, "형태학적 특성과 FCM 기반 퍼지 RBF 네트워크를 이용한 컨테이너 식별자 인식," 한국해양정보통신학회 춘계종합학술대회, pp.252-257, 2007