

효과적인 패턴 인식을 위한 개선된 Counterpropagation 알고리즘

김태형* · 우영운** · 조재현*** · 김광백*

*신라대학교 컴퓨터정보공학부

**동의대학교 멀티미디어공학과

***부산가톨릭대학교 컴퓨터공학과

An Enhanced Counterpropagation Algorithm for Effective Pattern Recognition

Tae-hyung Kim* · Young Woon Woo** · Jae-hyun Cho*** · Kwang-baek Kim*

*Division of Computer and Information Engineering, Silla University

**Dept of Multimedia Eng., Dong-eui University

***Dept of Computer Eng., Catholic University of Pusan

요 약

CP(Counterpropagation) 알고리즘은 Kohonen의 경쟁 네트워크와 Grossberg의 아웃스타(outstar) 구조의 결합으로 이루어진 것으로 패턴 매칭, 패턴 분류, 통계적인 분석 및 데이터 압축 등 활용분야가 다양하고, 다른 신경망 모델에 비해 학습이 매우 빠르다는 장점이 있다. 하지만 CP 알고리즘은 충분한 경쟁층의 수가 설정되지 않아 경쟁층에서 학습이 불안정하고, 여권 코드와 같이 다양한 패턴으로 구성된 경우에는 패턴들을 정확히 분류할 수 없는 단점이 있다. 그리고 CP 알고리즘은 출력층에서 연결강도를 조정할 때, 학습률에 따라 학습 및 인식 성능이 좌우된다. 따라서 본 논문에서는 패턴 인식 성능을 개선하기 위해 다수의 경쟁층을 설정하고, 입력 벡터와 승자 뉴런의 대표 벡터간의 차이와 승자 뉴런의 빈도수를 학습률 조정에 반영하여 학습률을 동적으로 조정하여 경쟁층에서 안정적으로 학습되도록 하고, 출력층의 연결강도 조정시 이전 연결 강도 변화량을 반영하는 모멘텀(momentum) 학습법을 적용한 개선된 CP 알고리즘을 제안한다. 학습 성능을 확인하기 위해서 실제 여권에서 추출된 개별 코드를 대상으로 실험한 결과, 본 논문에서 개선한 CP 알고리즘이 기존의 CP 알고리즘보다 패턴 분류의 정확성과 인식 성능이 개선된 것을 확인하였다.

키워드

CP(Counterpropagation), Kohonen, 경쟁층, Grossberg, 모멘텀(momentum), 여권 코드

1. 서 론

1987년 로버트 헤트-닐센(R. Hecht-Nielsen)에 의해 제안된 CP(Counterpropagation) 알고리즘은 서로 다른 구조의 네트워크가 조합된 혼합형 모델이다. 중간의 은닉층은 경쟁적인 뉴런들로 이루어진 Kohonen의 경쟁층을 사용하고, 상위층은 Grossberg의 아웃스타(outstar) 층으로 이루어져 있다[1]. 결합된 두 네트워크로 인해 각 층마다 서로 다른 학습방법을 사용함으로써 다른 신경망 모델보다 비교적 빠른 학습 시간을 가능하게 한다. CP 네트워크는 3개의 층으로 구성되어 있다.

첫 번째 층은 입력을 위한 입력층이고, 두 번째 층은 Kohonen의 경쟁층이며, 세 번째 층은 Grossberg의 아웃스타(outstar)구조의 출력층이다. CP 알고리즘은 입력층에서 입력 패턴이 입력되면 Kohonen의 경쟁층에서는 뉴런 중 출력이 최대인 뉴런만이 경쟁에서 승리하여 활성화되며 승자 뉴런과 연결된 연결강도를 조정한다. 반면에 Grossberg의 아웃스타 학습법은 승자 뉴런으로부터 출력층의 출력 값을 구하고 승자 뉴런과 출력층의 연결강도를 조정한다. 그러나 CP 알고리즘은 경쟁층에서의 학습시 여권코드와 같이 다양한 패턴으로 구성된 경우에는 패턴 분류의 정확성이

낮아지고, 입력 벡터와 승자 뉴런으로 선택된 대표 벡터간의 차이와 승자 뉴런의 빈도수를 반영하지 않고 경험적으로 학습률을 설정함으로써 Kohonen의 경쟁층에서 불안정한 학습 결과를 보인다[2]. 경쟁층에서의 불안정한 학습은 결과적으로 CP 학습의 결과를 불안정하게 만들어 학습 및 인식률을 저하시키는 원인이 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점들을 개선한 CP 알고리즘을 제안한다. 제안된 CP 알고리즘에서는 다수의 경쟁층을 설정하여 패턴 분류의 정확성을 높이고 입력 벡터와 승자 뉴런의 대표 벡터간의 차이와 승자 빈도수를 반영하여 학습률을 동적으로 조정하여[3] 경쟁층에서의 학습이 안정적으로 진행되도록 하며, 출력층에서의 연결강도를 조정할 때 모멘텀(momentum) 학습법을 적용하여[4] 학습속도를 개선한다.

제안된 CP 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 실제 여권영상에서 추출된 여권코드를 대상으로 실험한다.

II. 제안된 Counterpropagation 알고리즘

본 논문에서 제안하는 개선된 CP 구조는 그림 1과 같다.

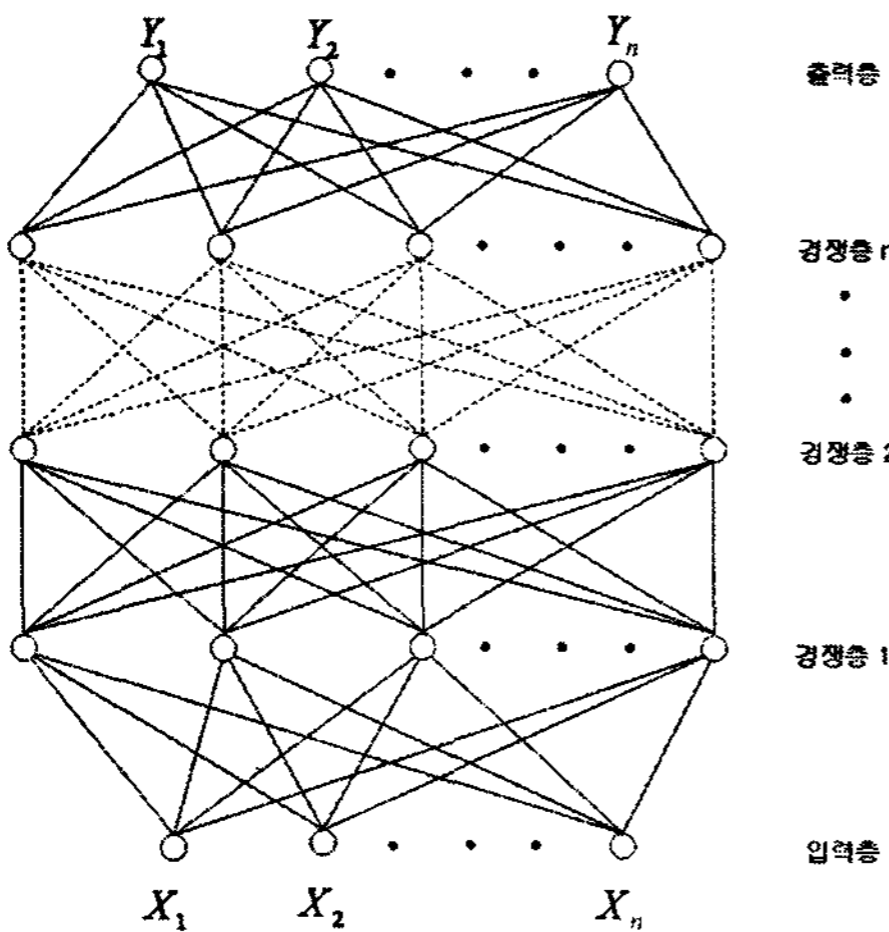


그림 1. 개선된 CP 알고리즘의 구조

제안된 CP 알고리즘의 학습 단계는 다음과 같다.

단계 1 : 학습에 사용되는 인수를 초기화 한다.

단계 2 : 입력층에서 입력 벡터를 제시한다.

단계 3 : 입력벡터와 경쟁층의 노드간의 거리를 식(1)과 같이 계산한다.

$$s_j = \sum_{i=0}^{n-1} (x_i - w_{ij})^2 \quad (1)$$

식(1)에서 s_j , x_i , w_{ij} 는 각각 경쟁층의 출력값, 입력층에서의 입력값, 경쟁층의 연결강도이고 입력 벡터와 경쟁층의 뉴런간의 거리는 유클리드 거리를 이용한다.

단계 4 : 최소 거리에 있는 경쟁층의 뉴런을 승자 뉴런으로 선택하고, 승자 뉴런은 1, 나머지는 0으로 설정한다.

$$z_j = 1(\text{winner}), z_j = 0(\text{other})$$

여기서 z_j 는 경쟁층의 승자 뉴런이다.

단계 5 : 승자뉴런과 연결된 연결강도는 식(2)을 이용해 조정한다.

$$w_{ij^*}(n+1) = w_{ij^*}(n) + \alpha(x_i - w_{ij^*}(n)) \quad (2)$$

여기서 학습률 α 는 승자 뉴런과 입력 벡터간의 대표 벡터와의 차이와 승자 뉴런의 빈도수를 반영해서 적용한 학습 파라미터로 식(3)을 이용하여 학습률을 동적으로 조정한다.

$$\alpha = f(e_{j^*}) + \frac{1}{f_{j^*}} \quad (3)$$

$$e_{j^*} = \frac{1}{1 + e^{-(x_i - w_{ij^*})}}$$

식(3)에서 j^* 는 j 번째 출력 노드가 승자로 선택된 뉴런을 의미하고 f_{j^*} 는 승자 뉴런으로 선택된 빈도수이고, $f(e_{j^*})$ 는 Sigmoid 함수이다. Sigmoid 함수를 이용하여 승자 뉴런과 입력 벡터간의 대표 벡터를 0에서 1사이의 값으로 정규화하고, 승자 뉴런의 빈도수에 따라 최종 학습률을 설정한다.

단계 6 : 경쟁층의 개수만큼 단계 4와 단계 5를 반복한다.

경쟁층의 개수를 다수로 설정함으로써, 다양한 패턴 분류시 정확도를 높일 수 있도록 한다.

단계 7 : 출력층에서 식(4)을 이용해 출력값을 구한다.

$$y_k = \sum_{i=0}^{n-1} z_{j^*} \times v_{j^*k} \quad (4)$$

식(4)에서 y_k , z_{j^*} , v_{ij^*} 는 각각 출력층의 출력값, 경쟁층의 출력값, 출력층의 연결강도를 의미한다.

단계 8 : 출력층의 연결 강도는 식(5)를 이용하여 조정한다. 모멘텀 학습법을 이용한 연결강도

표 2. 개선된 CP 알고리즘의 마지막 경쟁층에서의 숫자코드 분류

입력패턴	승자뉴런	빈도수	입력패턴	승자뉴런	빈도수
0	94	6	4	37	10
	109	4		4	5
1	2	3	5	106	5
	43	3		6	12
	67	1	7	76	10
	75	3	8	55	10
2	41	9	9	9	1
	81	1		65	9
3	86	10	<	33	10

표 3. CP 알고리즘의 경쟁층에서의 영문코드 분류

입력패턴	승자뉴런	빈도수	입력패턴	승자뉴런	빈도수
A	45	2	I	81	10
	49	1		J	43
	132	1	K	49	9
	146	4		233	1
	184	1	L	89	10
	257	1	M	146	1
38	3	258		9	
B	128	5	N	38	1
	133	1		49	2
	149	1		258	7
C	107	10	O	133	9
D	209	6		193	1
	226	4	P	128	10
E	34	5	Q	193	10
	89	2	R	38	10
	128	3	S	226	10
F	34	34	T	76	10
G	154	154	U	133	10
	193	5	V	71	10
	226	3	W	35	10
	240	1	X	146	10
H	35	3	Y	186	10
	258	7	Z	81	10

그림 4는 표 2의 경쟁층에서 분류된 패턴을 10*11의 2차원 Map으로 패턴의 분포도를 나타낸 것이다.

본 논문에서 제안된 CP 알고리즘의 학습에 사용된 학습 파라미터는 표 5와 같다. 여기서 β 는 모멘텀 계수이다.

표 5. 개선된 CP 알고리즘의 파라미터

	오류한계	최대학습횟수	β
CP	0.01	10000	
개선된CP	0.01	10000	0.7

표 4. 개선된 CP 알고리즘의 마지막 경쟁층에서의 숫자코드 분류

입력패턴	승자뉴런	빈도수	입력패턴	승자뉴런	빈도수
A	57	10	O	107	4
B	34	9		133	6
	209	1	P	34	1
C	116	10		52	5
D	209	10		110	3
E	5	10		180	1
F	110	10	Q	193	10
G	154	10	R	52	10
H	146	10	S	226	10
I	143	10	T	76	10
J	43	10	U	128	10
K	49	9	V	35	10
	233	1	W	38	10
L	89	10	X	132	10
M	258	3	Y	186	10
	146	7	Z	81	10
N	146	10			

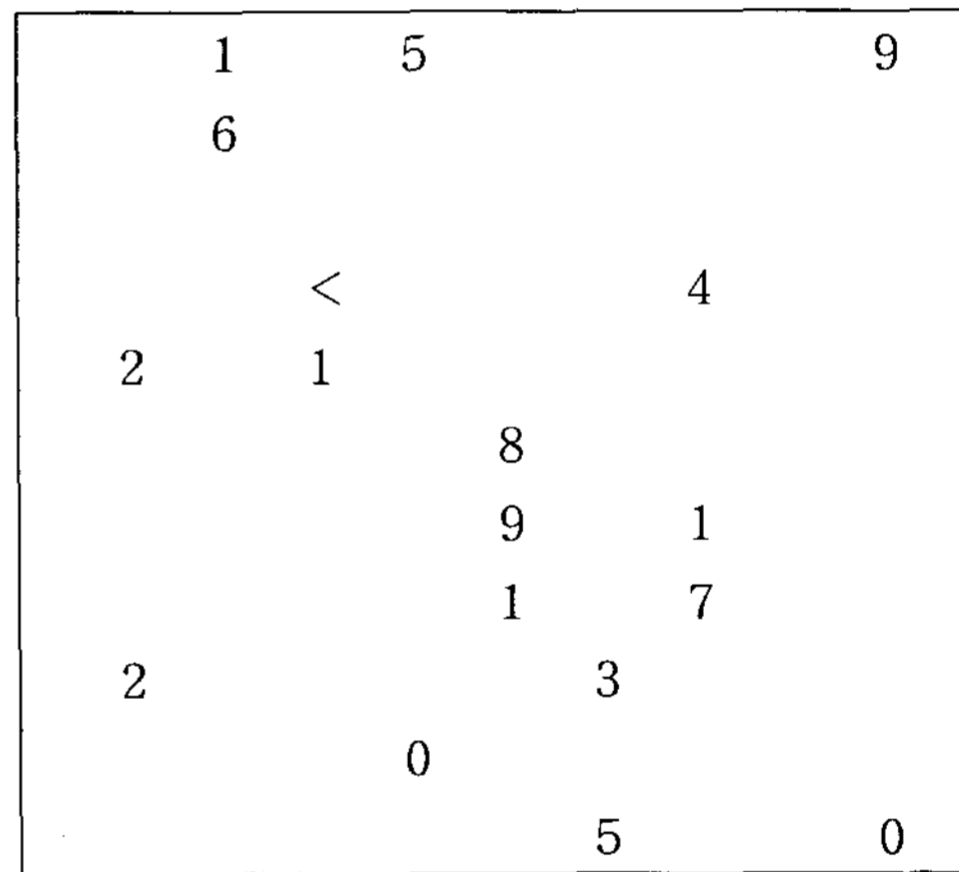


그림 4. 2차원 Map으로 나타낸 표 2의 결과

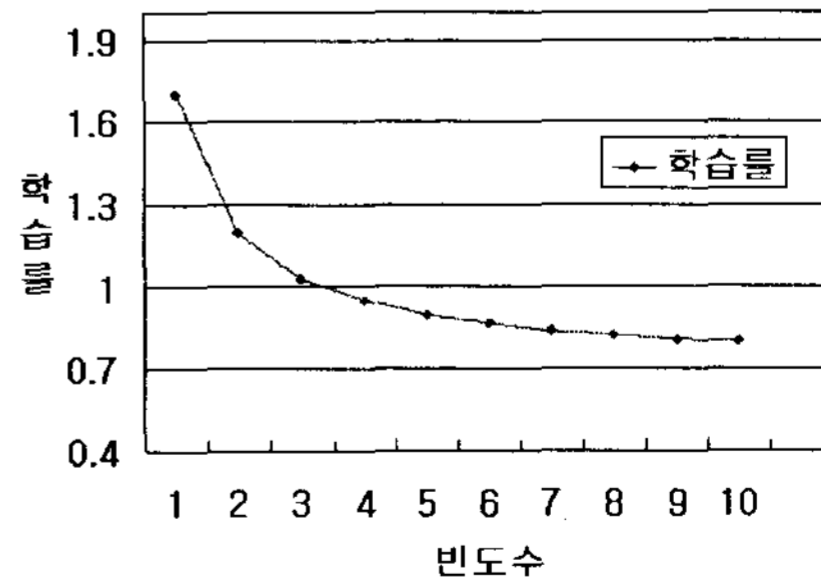


그림 5. 제안한 학습률 동적 할당의 예

제안된 CP 알고리즘에서 경쟁층의 입력 벡터와 승자 뉴런간의 대표 벡터의 차이와 승자 뉴런의 빈도수를 반영해서 학습률을 동적으로 조정하

는 과정을 그림 5로 나타내었다. 그림 5에서 알 수 있듯이 누적된 빈도수가 많을수록 학습률이 작아져서 현재 저장될 패턴에 의해 이전에 저장된 패턴이 지워지지 않아 안정적으로 학습이 진행되었다.

표 5. 숫자 코드 인식수 비교

	경쟁층 수	반복횟수	인식수
CP	1	10000	104/110
개선된 CP	2	4720	110/110
	3	5150	110/110

표 6. 영문 코드 인식수 비교

	경쟁층 수	인식수
CP	1	100/260
개선된 CP	2	137/260
	5	220/260
	10	243/260
	15	253/260

표 5와 표 6은 기존의 CP 알고리즘과 개선된 CP 알고리즘으로 성능 평가한 최종 인식 결과이다. 두 표에서 확인할 수 있듯이 제안된 방법이 기존의 CP 알고리즘보다 학습 및 인식 성능이 개선된 것을 확인할 수 있다.

그림 6은 제안된 CP 알고리즘에서 경쟁층 수에 따른 영문 코드의 인식 결과를 나타내었다. 그림 6에서와 같이 제안된 방법으로 영문 코드를 학습하여 인식할 경우에는 경쟁층의 수가 1개 인 경우보다 다수의 경쟁층의 구조를 가진 경우가 학습 및 인식 성능이 개선되는 것을 확인할 수 있다.

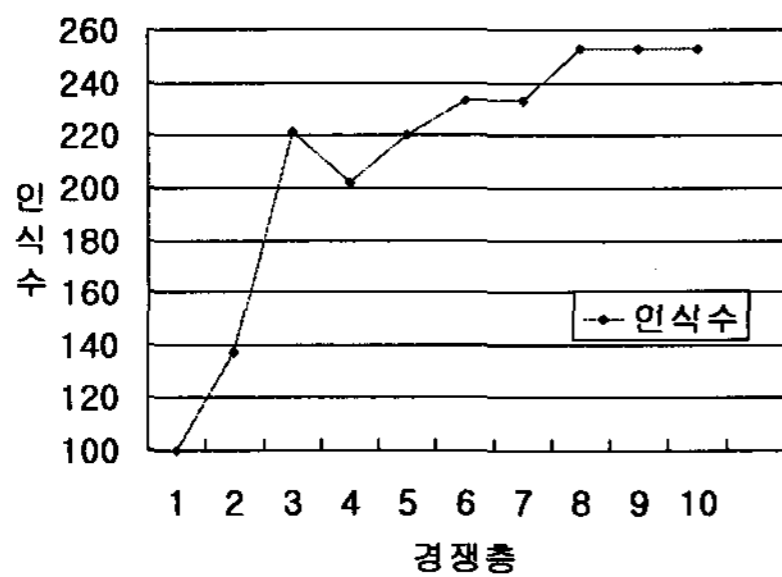


그림 6. 개선된 CP의 경쟁층 수에 따른 인식 결과

따라서 제안한 방법으로 패턴을 인식 할 경우에는 패턴의 종류와 개수를 분석하여 다수의 경쟁층 구조로 설정하는 것이 패턴의 인식 성능을 향상시킬 수 있다. 그러나 기존의 CP 알고리즘에서 다수의 경쟁층을 설정하여 학습하는 경우에는 지역 최소화에 위치하여 학습이 되지 않는 경우가 자주 발생하여 패턴의 인식 성능이 저하되는

것을 실험을 통해서 확인하였다.

IV. 결론

기존의 CP 알고리즘은 경쟁층에서의 학습시 여권코드와 같이 다양한 패턴으로 구성된 경우에 하나의 경쟁층 구조로 패턴 분류를 함으로써 정확성이 낮아지고, 경험적으로 학습률을 설정함으로써 Kohonen의 경쟁층에서 불안정한 학습 결과를 보인다.

본 논문에서는 기존 CP의 이러한 문제점들을 해결하기 위해 먼저 다수의 경쟁층 구조로 확장하여 패턴 분류의 정확성을 높였으며, 입력 벡터와 승자 뉴런의 대표 벡터간의 차이와 승자 빈도수를 반영해서 학습률을 동적으로 조정하여 경쟁층에서의 학습이 안정적으로 진행되도록 하였으며, 출력층에서의 연결강도를 조정할 때 모멘텀(momentum) 학습법을 적용하여 연결강도를 조정함으로써 학습 성능을 개선하였다. 개선된 CP 알고리즘의 인식 성능을 분석하기 위해 여권 영상에서 추출한 여권 코드를 적용한 결과, 본 논문에서 제안한 방법이 기존의 CP가 가지는 문제점을 해결함으로써 인식 및 학습 성능이 개선되었음을 확인할 수 있었다.

향후 연구 과제는 개선된 CP 알고리즘에서 입력되는 패턴의 종류와 패턴 개수에 따라 경쟁층의 개수를 동적으로 조정할 수 있는 방법에 대해 연구 할 것이다.

참고문헌

- [1] Philip D. Wasserman, Neural Computing Theory and Practice, Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [2] 조병래, 박경숙, 정환목, "다중연결 Belief Network에서의 동적 추론을 위한 카운터프로퍼게이션 네트워크", 한국정보과학회논문지, 제21권, 제2호(A) pp.776-779, 1994.
- [3] K. B. Kim, Abhijit S. Pandya, "Color Image Vector Quantization Using an Enhanced Self-Organizing Neural Network," Lecture Notes in Computer Science, LNCS 3314, Springer, pp.1121-1126, 2004.
- [4] 정형환, 허동렬, 김상효, "신경회로망을 이용한 SVC 계통의 안정화에 관한 연구", 한국조면·전기설비학회, 조명·전기설비학회논문지 제14권 제3호, pp. 49-58, 2000.
- [5] K. B. Kim, Y. J. Kim, A. S. Oh, "An Intelligent System for Passport Recognition Using Enhanced RBF Network," Lecture Notes in Computer Science, LNCS 3314, Springer, pp.762-767, 2004.