

---

# 효과적인 패턴 인식을 위한 개선된 Counterpropagation 알고리즘

김광백\*

An Enhanced Counterpropagation Algorithm for Effective Pattern Recognition

Kwang-baek Kim\*

## 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. 그러나 CP 알고리즘은 충분한 경쟁층의 수가 설정되지 않아 경쟁층에서 학습이 불안정하고, 다양한 패턴으로 구성된 경우에는 패턴들을 정확히 분류할 수 없는 경우가 발생한다. 그리고 CP 알고리즘은 출력층에서 연결 강도를 조정할 때, 학습률에 따라 학습 및 인식 성능이 좌우된다. 본 논문에서는 효과적인 패턴인식을 위해 다수 경쟁층을 설정하고, 입력 벡터와 승자 뉴런의 대표 벡터간의 차이와 승자 뉴런의 빈도수를 학습률 조정에 반영하고 학습률을 동적으로 조정하여 경쟁층에서 안정적으로 학습되도록 하고, 출력층의 연결강도를 조정할 때 모멘텀(Momentum) 방법을 적용한다. 제안된 CP 학습 성능을 확인하기 위해서 실제 여권에서 추출된 개별 코드를 대상으로 실험한 결과, 개선된 CP 알고리즘이 기존의 CP 알고리즘보다 학습 성능, 분류의 정확성 및 인식 성능이 개선된 것을 확인하였다.

## ABSTRACT

The Counterpropagation algorithm(CP) is a combination of Kohonen competition network as a hidden layer and the outstar structure of Grossberg as an output layer. CP has been used in many real applications for pattern matching, classification, data compression and statistical analysis since its learning speed is faster than other network models. However, due to the Kohonen layer's winner-takes-all strategy, it often causes instable learning and/or incorrect pattern classification when patterns are relatively diverse. Also, it is often criticized by the sensitivity of performance on the learning rate. In this paper, we propose an enhanced CP that has multiple Kohonen layers and dynamic controlling facility of learning rate using the frequency of winner neurons and the difference between input vector and the representative of winner neurons for stable learning and momentum learning for controlling weights of output links. A real world application experiment - pattern recognition from passport information - is designed for the performance evaluation of this enhanced CP and it shows that our proposed algorithm improves the conventional CP in learning and recognition performance.

## 키워드

Counterpropagation, Kohonen Competition Network, Outstar Structure, Learning Rate, Momentum Learning

I. 서론

1987년 로버트 헤트-닐센(R. Hecht-Nielsen)에 의해 제안된 CP(Counterpropagation) 알고리즘은 서로 다른 구조의 네트워크가 조합된 혼합형 모델이다[1]. CP의 은닉층은 경쟁적인 뉴런들로 이루어진 Kohonen의 경쟁층을 적용하고, 상위층은 Grossberg의 아웃스타(Outstar)층으로 이루어져 있다. 결합된 두 네트워크로 인해 각 층마다 서로 다른 학습 방법을 사용함으로써 다른 신경망 모델보다 비교적 빠른 학습시간을 갖는다. 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 승리하게 되고 활성화되며 승자뉴런과 연결된 연결강도만을 조정한다. 반면에 Grossberg의 아웃스타 학습법은 승자 뉴런으로부터 출력층의 출력 값을 구하고 승자 뉴런과 출력층의 연결 강도를 조정한다.

CP 알고리즘은 이렇게 두 개의 서로 다른 신경망 모형을 조합함으로써 학습 시간의 단축이 가능하여 패턴 매칭, 패턴 분류, 통계적인 분석 및 데이터 압축 등 활용 분야가 다양하고 천문 관측[2], 의사 결정 시스템[3] 등의 실제 시스템에도 활용되고 있다. 그러나 CP 알고리즘에서 경쟁층의 학습은 다양한 패턴으로 구성된 경우에는 패턴을 정확히 분류하지 못하고 입력 벡터와 승자 뉴런으로 선택된 대표 벡터간의 차이와 승자 뉴런의 빈도수를 반영하지 않은 학습률을 적용하므로 Kohonen의 경쟁층에서는 불안정한 패턴 분류 결과를 보인다[4,5].

따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위해 다중 경쟁층을 설정하고, 입력 벡터와 승자 뉴런의 대표 벡터간의 차이와 승자 빈도수를 반영하여 학습률을 동적으로 조정하고, 출력층과 중간층 사이의 연결 강도를 조정할 때 모멘텀(Momentum) 학습법을 적용하여 학습 시간 및 패턴의 분류성을 개선한 CP 알고리즘을 제안한다.

II. 제안된 Counterpropagation 알고리즘

본 논문에서 제안하는 개선된 CP 구조는 그림 1과 같다. 그림 1에서와 같이 제안된 CP 네트워크는 다수의 경쟁층으로 구성된다.

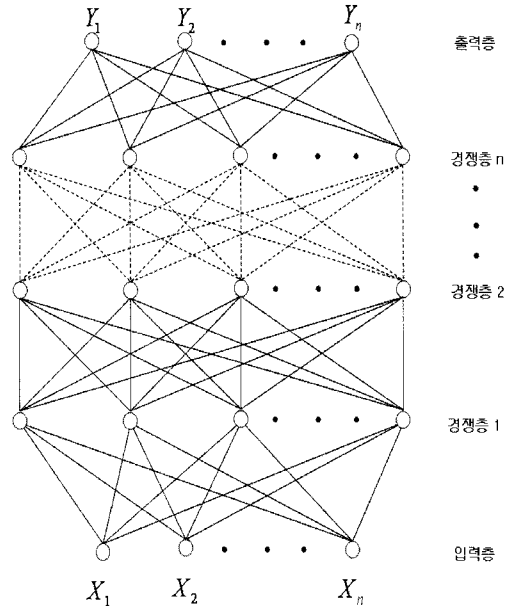


그림 1. 제안된 CP 알고리즘의 구조  
Fig. 1. The Structure of proposed CP Algorithm

제안된 CP 알고리즘은 다음과 같다.

단계 1: 학습에 사용되는 인수를 초기화 한다.

단계 2: 입력층에서 입력 벡터를 제시한다.

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

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

식(1)에서  $s_j$ 는 경쟁값이고  $x_i$ 와  $w_{ij}$ 는 각각 입력 벡터와 연결 강도를 의미한다. 그리고 입력 벡터와 경쟁층의 뉴런간의 거리는 유클리드 거리를 적용한다.

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 뉴런이다.

단계 5: 승자 뉴런과 연결된 연결 강도는 식(2)을 적용하여 조정한다.

$$W^{k+1} = W^k + \alpha(X - W^k) \quad (2)$$

여기서 학습률  $\alpha$ 는 승자 뉴런과 입력 벡터간의 차이와 승자 뉴런의 빈도수를 반영해서 적용한 학습 파라미터로 식(3)을 적용하여 학습률을 동적으로 조정한다.

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

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

여기서  $j^*$ 는  $j$ 번째 출력 노드가 승자로 선택된 뉴런을 의미하고  $f_{j^*}$ 는 승자 뉴런으로 선택된 빈도수이고,  $f(e_{j^*})$ 는 시그모이드 함수이다. 시그모이드 함수를 이용하여 승자 뉴런의 대표 벡터와 입력 벡터간의 차이를 0에서 1사이의 값으로 정규화하고, 승자 뉴런의 빈도수에 따라 최종 학습률을 설정한다. 승자 뉴런의 빈도수가 높으면 패턴의 분포가 조밀하게 분포되어 있기 때문에, 패턴의 분류를 세밀하게 한다. 그리고 빈도수가 낮을 경우보다 상대적으로 낮은 학습률을 적용한다.

단계 6: 경쟁층의 개수만큼 단계 4와 단계 5를 반복한다.

경쟁층의 수를 다수로 설정하여 다양한 패턴들을 분류할 때, 분류의 정확도를 높일 수 있도록 한다.

단계 7: 출력층에서 식(4)을 적용하여 출력 값을 계산한다.

$$y_k = \sum_{j=0}^{l-1} z_j \cdot v_{jk} \quad (4)$$

여기서  $y_k$ 는 출력값이고  $z_j$ 와  $v_{jk}$ 는 각각 최종 경쟁층의 출력값과 연결 강도이다.

단계 8: 출력층의 연결 강도를 식(5)를 적용하여 조정한다. 모멘텀 학습법을 이용한 연결강도 변화량은 식(6)과 같다.

$$v_{jk}^{n+1} = v_{jk}^n + \Delta v_{jk}^n \quad (5)$$

$$\Delta v_{jk}^n = \alpha \delta z_j^n + \beta \Delta v_{jk}^{n-1} \quad (6)$$

$$\delta = e_k \times y_k \times (1 - y_k)$$

$$e_k = t_k - y_k$$

여기서  $\beta$ 는 모멘텀 계수이고,  $\Delta v_{jk}^{n-1}$ 는 이전 연결강도의 변화량이다.

$$v_{jk}^{n+1} = v_{jk}^n + \alpha(z - v_{jk}^n) \quad (7)$$

기존의 연결 강도 조정 방법인 식(7)을 이용하여 학습에 적용할 경우에는 학습이 수렴할 때 까지 많은 횟수의 반복 학습이 필요하거나 지역 최소점(Local Minimum)에 빠질 가능성이 있다[6]. 따라서 본 논문에서는 식 (6)과 같이 이전의 연결 강도 변화량을 고려하여 연결 강도를 조정하고 학습의 반복 횟수를 감소시킬 수 있도록 모멘텀 계수를 적용한다.

단계 9: 오차 자승합이 오류 한계 보다 작거나 학습 반복 횟수가 최대 학습 횟수를 초과할 경우에는 학습을 종료하고, 그렇지 않으면 단계 7로 가서 학습을 반복한다.

제안한 CP 알고리즘의 순서도는 그림 2와 같다.



표 1. 기존 CP 알고리즘의 경쟁층 패턴 분류  
Table 1. Pattern Classification of Competition Layer in the conventional CP

입력패턴	승자뉴런	빈도수	입력패턴	승자뉴런	빈도수
0	94	6	4	37	10
	109	4		4	5
1	2	1	5	106	5
	43	6		12	3
	75	3		31	2
2	41	9	6	48	1
	81	1		55	4
3	45	3	7	76	10
	67	1	8	55	10
	71	2	9	9	1
	79	1		65	9
	86	1	<	33	10
106	2				

표 2. 제안된 CP 알고리즘의 경쟁층 패턴분류  
Table 2. Pattern Classification of Competition Layer in the proposed CP

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

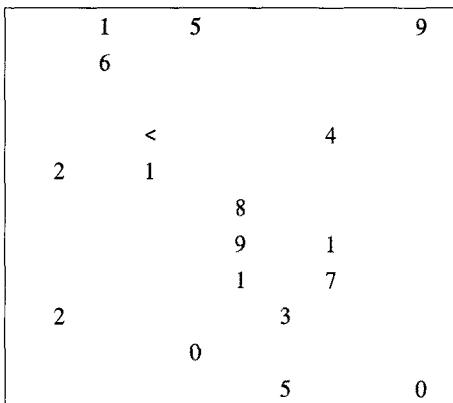


그림 4. 표 2에 대한 Kohonen의 Map  
Fig. 4. Kohonen Map of Table 2

제안된 CP 알고리즘에서 경쟁층의 입력 벡터와 승자 뉴런으로 선택된 대표 벡터간의 차이와 승자 뉴런의 빈도수를 반영해서 학습률을 동적으로 조정하는 과정을 그림 5로 나타내었다. 그림 5에서와 같이 클러스터에 갱신된 빈도수가 많을수록 학습률을 낮아지는 것을 확인할 수 있다. 따라서 클러스터에 갱신된 빈도수가 많을수록 학습률이 작아지므로 패턴의 분류성이 높아져 인식 성능이 개선되었다.

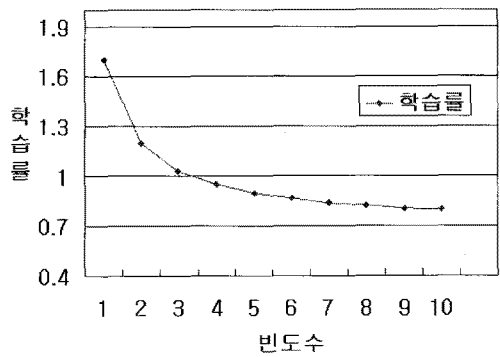


그림 5. 제안한 학습률 동적 조정 과정  
Fig. 5. Dynamic Control of Learning rate in Proposed CP

표 3과 표 4는 기존의 CP 알고리즘과 개선된 CP 알고리즘으로 성능 평가한 최종 인식 결과이다. 두 표에서 확인할 수 있듯이 제안된 방법이 기존의 CP 알고리즘보다 인식 성능이 개선되었음을 확인할 수 있다.

표 3 숫자 코드 인식수 비교  
Table 3. Performance Comparison for Numeric Code Recognition

	경쟁층	반복횟수	인식수
CP	1	10000	95/110
	1	10000	97/110
개선된 CP	2	4720	110/110
	3	5150	110/110

표 4 영문 코드 인식수 비교  
Table 4. Performance Comparison for English Code Recognition

	경쟁층	인식수
CP	1	130/260
개선된 CP	1	141/260
	5	220/260
	10	243/260
	15	253/260

본 논문에서 제안된 CP 알고리즘의 학습에 적용된 학습 파라미터는 표 5와 같다. 여기서  $\beta$ 는 모멘텀 계수이다.

표 5. 개선된 CP 알고리즘의 파라미터  
Table 5. Parameters for Proposed CP

	오류한계	최대학습횟수	$\beta$
CP	0.01	10000	
개선된CP	0.01	10000	0.7

그림 6은 제안된 CP 알고리즘의 경쟁층 수에 따른 영문 코드의 인식 개수를 나타내었다.

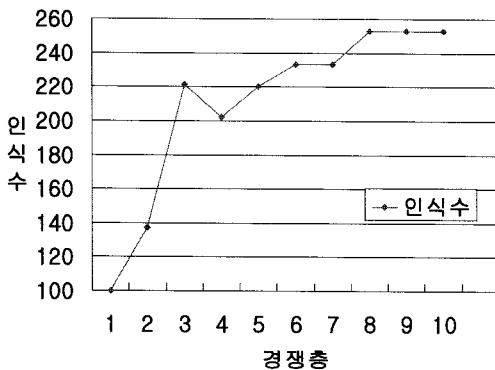


그림 6. 개선된 CP의 경쟁층 수에 따른 인식 개수  
Fig. 6. Number of Recognition with respect to the Number of Competition layers in Proposed CP

그림 6에서 확인할 수 있듯이 제안된 CP 알고리즘으로 패턴들을 학습할 경우에 충분한 경쟁층을 설정하여 학습하는 경우가 적은 수의 경쟁층으로 학습하는 경우

보다 인식률이 우수한 것을 확인할 수 있다.

#### IV. 결론

본 논문에서는 기존의 CP 알고리즘의 문제점을 개선하기 위하여 Kohonen층의 입력 벡터와 승자 뉴런으로 선택된 대표 벡터간의 차이와 승자 뉴런의 빈도수를 반영하여 학습률을 동적으로 조정하고, Grossberg의 출력층에서 연결 강도를 조정할 때, 이전 연결 강도 변화량을 활용해서 효과적으로 연결 강도를 조정하는 모멘텀 학습법을 적용한 개선된 CP 알고리즘을 제안하였다. 개선된 CP 알고리즘의 인식 성능을 확인하기 위해 여권 영상에서 추출한 숫자 및 영문 코드를 대상으로 실험한 결과, 본 논문에서 제안한 방법이 기존의 CP 알고리즘 보다 학습 및 인식 성능이 개선된 것을 확인하였다.

향후 연구 과제는 개선된 CP 알고리즘에서 경쟁층의 개수를 퍼지 추론 기법을 적용하여 동적으로 할당할 수 있는 방법에 대해 연구 할 것이다.

#### 참고문헌

- [1] Jacek M. Zurada, *Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, 1992.
- [2] Peter J. Roberts, Rodney A. Walker, "Application of a Counterpropagation Network in Star Identification," *Proceeding of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference*, 2005.
- [3] A. Mishenin, "Using Counter Propagation Neural Network for Building Intelligent Decision Supporting Systems," *Computer Modelling and New Technologies*, Vol.10, No.4, pp 66-69, 2006.
- [4] 권장우, 정인길, 홍승홍, "시간 지연을 갖는 쌍전파 신경회로망을 이용한 근전도 신호인식에 관한 연구," *의공학회지*, 17권, 3호, pp.395-401, 1996.
- [5] 조병래, 박경숙, 정환목, "다중연결 Belief Network에서의 동적 추론을 위한 카운터프로퍼게이션 네트워크," *한국정보과학회논문지*, 제21권 제2호(A) pp.776-779, 1994.
- [6] 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.

- [7] 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.

저자 소개



김광백(Kwang-Baek Kim)

1999년 : 부산대학교 전자계산학과  
(이학박사)

1997년~현재 : 신라대학교  
컴퓨터정보공학부 부교수

2005년~현재 : 한국해양정보통신학회 이사 논문지  
편집 부위원장

2005년~현재 : 한국멀티미디어학회 이사 및 논문지  
편집 분과위원장

※ 관심분야: Neural Networks, Image Processing, Fuzzy  
Logic, Medical Imaging and Biomedical System,  
Support Vector Machines