

# 영상 인식을 위한 제안된 자가 생성 지도 학습 알고리즘

이혜현, 류재욱, 조아현, 김광백  
신라대학교 컴퓨터 정보 공학부

## The Proposed Self-Generation Supervised Learning Algorithm for Image Recognition

Hye-Hyun Lee, Jae-Uk Ryu, Ah-Hyun Cho and Kwang-Baek Kim  
Major in Computer Engineering, Division of Computer and Information Engineering,  
Silla University

### 요 약

오류 역전파 알고리즘을 영상 인식에 적용할 경우 은닉층의 노드 수를 경험적으로 설정하여야 하는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 오류 역전파 알고리즘의 은닉층 노드 수를 동적으로 설정하는 문제를 해결하기 위해 ART1을 수정하여 지도 학습 방법과 결합한 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안하였다. 제안된 학습 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 콘테이너 영상의 문자 및 숫자 인식 문제에 적용하여 기존의 오류 역전파 알고리즘과 성능을 비교, 분석하였다. 실험 결과에서는 제안된 자가 생성 지도 학습 알고리즘이 기존의 오류 역전파 알고리즘보다 지역 최소화에 빠질 가능성이 감소하였으며 학습 시간과 수렴성이 개선되었을 뿐만 아니라, 영상 인식에 적용할 수 있는 가능성도 제시하였다.

### 1. 서론

오류 역전파 학습 알고리즘은 다층 구조 신경망(multilayer perceptron)의 대표적인 학습 알고리즘으로 영상 및 음성 인식에 널리 사용되고 있다. 오류 역전파 학습 알고리즘은 적용되는 입력 패턴에 대해 초기 가중치, 학습률 및 모멘텀 등과 같은 파라미터 값들을 어떤 값으로 설정하는가에 따라 학습 속도가 결정되어지고, 은닉층의 노드수의 결정에 따라 정체 현상(paralysis) 및 지역 최소화 문제가 발생한다[1,2]. 이런 문제점은 학습 단계 중에 경쟁 단계로 인하여 학습 도중 오류

값이 일정하게 유지되면서 학습 패턴들을 분류할 수 없게 되어 학습이 되지 않는 경우이다[2,3,4].

그러므로 인식률을 저하시키는 원인이 된다. 학습시간, 지역 최소화와 정체 현상들을 발생시키는 원인들 중에 은닉층의 노드 수가 큰 영향을 준다.

은닉층의 노드수가 필요 이상으로 많으면 판별 성능에 영향을 거의 미치지 않는 부가적인 노드가 존재하여 학습 시간이 길어지고 은닉층의 노드 수가 적으면 가중치들이 지역 최소화에 위치할 가능성이 높다. 또한 학습

과정에서 은닉층 노드는 그 노드의 목표값을 알 수 없기 때문에 출력층 소마의 오차를 역으로 은닉층 소마들로 책임분담(credit assignment)하는 방법을 사용하기 때문에 정체현상이 발생한다[3,4,5].

그러므로 간단한 선형 분리 문제나 Exclusive OR문제는 필요한 은닉층의 노드 수를 알기 쉽지만 영상 인식과 같이 복잡한 문제의 경우는 적당한 은닉층의 노드 수를 찾아내기 어렵다. 기존의 은닉층의 노드 수는 대부분 경험적(heuristic)방법을 사용하여 반복 계산으로 근사해를 구하므로 인식을 저하시키는 원인이 된다[5].

따라서 본 논문에서는 오류 역전파의 은닉층 소마의 수를 결정하는 문제를 ART 1을 수정하여 지도 학습 방법과 결합한 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안한다.

## 2. 제안된 자가 생성 지도 학습

### 알고리즘

오류 역전파 학습 알고리즘을 컨테이너 문자 인식에 적용할 경우 은닉층의 노드 수를 경험적으로 설정하여야 하는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 오류 역전파 알고리즘의 은닉층 노드 수를 동적으로 변화시키기 위하여 수정된 ART 네트워크를 결합한 개선된 알고리즘을 제안한다. 은닉층의 노드를 자가 생성하도록 구성된 제안된 구조는 그림 1과 같다.

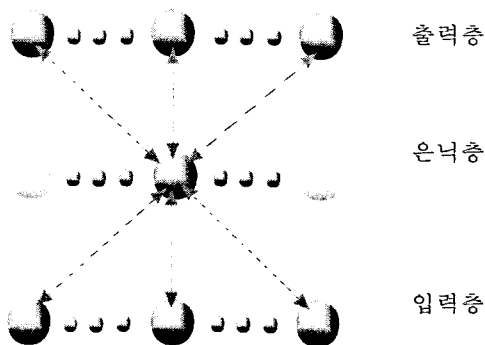


그림 1. 제안된 자가 생성 지도 학습 모형

제안된 알고리즘에서 은닉층 노드의 생성은 하나의 노드로 시작하여 그 노드를 입력층에서 처음 제시된 패턴에 해당하는 클래스로 할당한다. 그 다음부터 제시될 패턴들은 현 상태에서 존재하는 은닉층의 노드들에 대해서 승자를 채택하고, 존재하는 은닉층의 모든 노드들이 승자 선정에 실패할 경우는 노드를 하나 증가하여 해당 패턴에 대한 클래스로 할당되도록 한다. 이런 방식으로 결국 패턴들이 차례로 제시되면서 그 클래스에 따른 노드가 동적으로 생성하게 된다. 그러나 입력 패턴이 제시되어 선정된 은닉층의 승자 노드가 그 패턴에 대한 대표 클래스가 되는 것은 아니다. 여기서 은닉층 승자 노드의 저장 패턴과 입력 패턴과의 유사성을 측정하여 승자 뉴런으로 인정되면 비로소 승자 노드로 채택되어 대표 클래스가 되어서 출력층으로 전달된다. 만약 유사성이 인정되지 않으면 다음 승자가 될 수 있는 노드를 선택하며 승자 뉴런으로 선택된 노드가 없으면 은닉층의 노드 하나 생성하게 된다.

### 2.1 유사도 측정 문제

ART1 알고리즘은 구조가 복잡하고 패턴 수가 증가함에 따라 많은 양의 기억 장소가 요구된다[6]. 그리고 ART 알고리즘에서 경계 변수는 패턴들을 클러스터링 하는데 반지름 값으로 사용되고 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치 허용도를 결정한다. 따라서 영상 인식에 적용하기 위해서는 경험적으로 경계 변수 값을 설정해야하므로 어려운 문제점이 발생한다.

그러므로 제안된 학습 알고리즘에서 입력층과 은닉층의 학습 구조로 ART1을 적용할 경우 유사한 패턴이 다른 클러스터로 분류되거나 경계 변수 값에 따라 은닉층의 노드 수가 증가하는 경우가 발생한다. 이에 제안된 구조에서는 경계 변수를 경험적으로 설정하지 않고 식(1)과 같이 목표값과 출력층의 출력값의 차이를 이용하여 경계 변수를 설정한다.

$$\frac{\|X \cdot T\|}{\|X\|} < \rho \quad \text{식 (1)}$$

$$\rho = (1 - (Target - O)^2)$$

여기서  $\rho$ 는 동적인 경계 변수이고  $O$ 는 출력층의 출력값이다.

### 2.2 개선된 신경망에서의 가중치 조정

제안된 구조는 가중치 조정을 위해 기존의 오류 역전파 학습에 승자 뉴런 방식을 채택한다. (winner-take-all) 입력층과 은닉층간의 연결과 은닉층과 출력층간의 연결로 구분해서 살펴보면, 은닉층에서 채택된 승자 노드는 제시된 패턴의 대표 클래스가 되는 것이다. 따라서 대표 클래스의 저장 패턴에 제시된 패턴을 반영하기 위해서는 은닉층에서 입력층으로의 승자 노드와 연결된 시냅스의 가중치를 조정해준다(그림 2). 또한 제시된 패턴에 대한 목표값을 대표 클래스에 의한 실제 출력값에 반영하기 위해 출력층 소마와 그 대표 클래스와 관련된 연결 가중치만 조정해 주도록 한다(그림 3). 제안된 구조에서 zero 패턴의 경우에 전방향 활성화 과정은 그냥 통과하고, 역방향 활성화 과정에서 가중치 조정을 모든 은닉층 노드에 대해 영향을 주도록 조정한다. 이는 오류 역전파 학습 구조에 수정된 ART1 구조를 적용할 경우 은닉층의 net값이 0이 되어 항상 승자 선택에 실패하게 되는 경우를 해결하기 위해서이다.

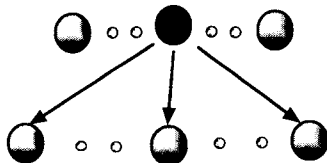


그림 2. 은닉층과 입력층의 연결 가중치 조정

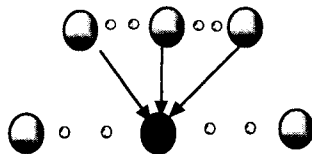


그림 3. 출력층과 은닉층의 연결 가중치 조정

### 3. 실험 및 결과 분석

제안된 자가 생성 지도 학습 알고리즘에 대한 성능 분석은 실세계 영상 인식 분야의 한 부분인 컨테이너 문자 및 숫자 인식 등에 적용하여 성능을 평가하였다. 성능 분석 실험은 IBM 호환 586 Pentium 컴퓨터에서 C++ 빌더 언어로 구현하여 실험하였으며, 컨테이너 영상 실험 문제에 대해 오류 역전파 학습 알고리즘과 제안된 알고리즘의 학습 반복 횟수와 수렴성 등을 비교 및 분석하였다. 컨테이너 영상에서 문자들을 추출하는 방법은 참고 문헌 [6]의 방법을 적용하였다. 컨테이너 영상에서 명암도 변화를 이용하여 컨테이너 문자들의 후보 영역을 설정하고 그 후보 영역에 대해 Canny 연산자를 이용하여 에지를 추출한 다음 에지 추적 기법으로 컨테이너 문자 영역을 추출하였다. 추출된 컨테이너 문자 영역을 이진화하여 히스토그램 방법을 적용하여 개별 문자를 추출하였다. 컨테이너 영상에서 문자 영역과 개별 문자들을 추출한 결과 화면은 그림 4와 같다.

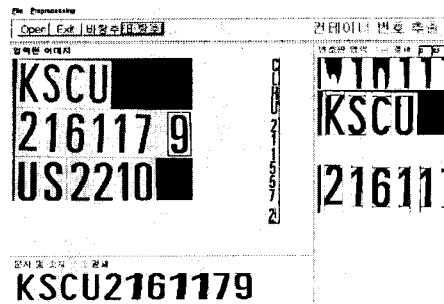


그림 4. 컨테이너 문자 영역 및 개별 문자 추출 결과 화면

컨테이너의 개별 문자 대해 오류 역전파 알고리즘과 제안된 방법간의 학습에 대한 수렴성을 비교하기 위하여 초기 가중치의 범위를 -1과 1사이의 임의의 값으로 설정하였다. 컨테이너 영상에서 추출한 개별 숫자에 대해 오류 역전파 알고리즘의 학습률에 따른 학습의 반복 횟수 및 학습 시간은 표 1과 같다.

표 1. BP에서 학습률에 따른 Epoch 수와 학습 시간

BP \ 학습률	0.9	0.75	0.5	0.25
Epoch 수	507	423	109	111
은닉층노드수	23	24	26	25
학습시간(초)	64	48	9	9

표 1에서 알 수 있듯이 오류 역전파 알고리즘은 학습률과 은닉층의 노드 수에 따라 학습 시간이 달라지며 학습률을 0.9로 설정한 경우에는 학습 시간이 가장 많이 소요되었다. 그리고 학습률에 따라 학습 시간과 학습의 반복 횟수가 큰 영향을 받는 것을 알 수 있다. 그러나 제안된 자가 생성 학습 알고리즘은 오류 역전파 학습 알고리즘보다 학습 시간이 적게 소요되었으며 학습률에 따라 학습에 대한 수렴성이 민감하지 않는 것을 표 2에서 알 수 있다.

표 2. 제안된 방법에서 학습률에 따른 Epoch 수와 학습 시간

BP \ 학습률	0.9	0.75	0.5	0.25
Epoch 수	51	62	77	146
은닉층노드수	23	24	26	25
학습시간(초)	2	2	3	5

표 2에서 은닉층의 노드 수는 초기에 1개로 설정하여 동적으로 생성된 결과이다. 표 2에서 학습률을 0.9로 설정한 경우에는 23개의 은닉층의 노드 수가 생성되었다. 표 1과 표 2를 통해서 제안된 알고리즘이 오류 역전파 알고리즘보다 학습 시간이 적게 소요되고 학습률에 큰 영향을 받지 않는 것을 알 수 있다. 컨테이너 영상의 개별 문자 10개에 대해 학습하는 과정에서 은닉층의 노드 수가 생성되는 것을 그림 5로 나타내었고 개별 숫

자에 대한 은닉층의 노드 수가 동적으로 생성되는 과정은 그림 6과 같다.

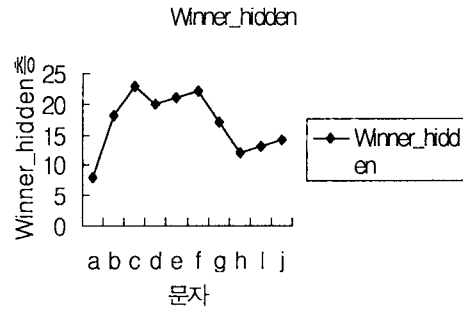


그림 5. 제안된 방법에서 문자 패턴에 대한 은닉층 노드수 변화

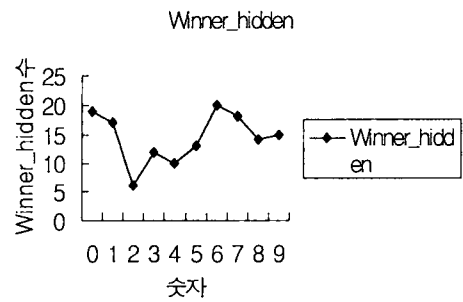


그림 6. 제안된 방법에서 숫자 패턴에 대한 은닉층 노드수 변화

컨테이너 개별 숫자 패턴에 대해 오류 역전파 알고리즘과 제안된 방법간의 Epoch 수에 따른 TSS 변화 과정을 그림 7로 나타내었다. 여기서 학습률을 0.5로 설정한 경우이다.

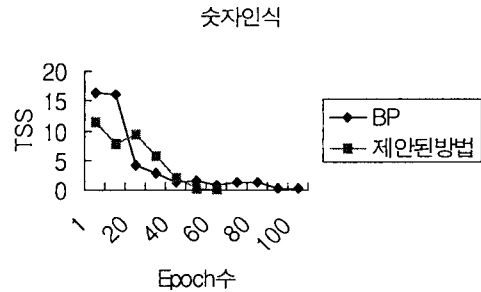


그림 7. BP와 제안된 방법간의 Epoch 수에 따른 TSS의 변화 과정

#### 4. 결론 및 연구 방향

오류 역전파 학습 알고리즘은 다층 구조 신경망(multilayer perceptron)의 대표적인 학습 알고리즘으로 영상 및 음성인식에 널리 사용되고 있다. 오류 역전파 학습 알고리즘은 적용되는 입력 패턴에 대해 초기 가중치, 학습률 및 모멘텀등과 같은 파라미터 값들을 어떤 값으로 설정하는가에 따라 학습 속도가 결정되어지고, 은닉층의 소마수의 결정에 따라 지역 최소화 문제가 발생한다. 지역 최소화를 발생시키는 원인들 중에 은닉층의 노드의 수가 큰 영향을 준다. 은닉층의 노드수가 필요 이상으로 많으면 판별 성능에 영향을 거의 미치지 않는 부가적인 소마가 존재하여 학습 시간이 길어지고 은닉층의 소마수가 적으면 가중치들이 지역 최소화에 위치하여 영상 인식에 적용하기 어려운 문제점이 있다.

따라서 본 논문에서는 오류 역전파 알고리즘의 은닉층 노드 수를 동적으로 설정하여 영상 인식에 적용하기 위해 ART1을 수정하여 지도 학습 방법과 결합한 자가 생성 지도 학습 알고리즘을 제안하였다. 제안된 학습 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 컨테이너 영상의 문자 및 숫자 인식 문제에 적용하여 제안된 자가 생성 지도 학습 알고리즘이 기존의 오류 역전파 알고리즘보다 지역 최소화에 빠질 가능성이 감소하였으며 학습 시간과 수렴성이 개선되었을 뿐만 아니라, 영상 인식에 적용할 수 있는 가능성도 제시되었다.

향후 연구 과제로는 제안된 자가 생성 지도 학습 알고리즘에서 은닉층의 노드를 동적으로 생성할 때에 유사한 패턴이 다른 노드로 생성되어 은닉층의 노드 수가 증가하는 부분을 개선하여 컨테이너 영상의 문자 인식에 적용하여 컨테이너 영상 인식 시스템을 개발할 것이다.

#### 참고 문헌

- [1] D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, Parallel Distributed Processing, Mit Press, Vol.1,2,3, 1986.
- [2] H. Takechi and K. Murakami, "Some Properties of Multilayer Neural Networks with Different Learning Coefficients for Each Layer," IJCNN, Vol.2, pp.545-548, 1993.
- [3] K. B. Kim, M. H. Kang and E. Y. Cha, "A Fuzzy Competitive Backpropagation Using Nervous System," WCSS'97, pp.188-193, 1997.
- [4] 김광백, 전지애, 차의영, "신경 시스템에 의한 오류 역전파 학습의 학습 속도 및 지역 최소화 해결 방안," JCEANF, pp.592-601, 1992.
- [5] K. B. Kim and K. C. Kim, "A Study on Face Recognition using New Fuzzy ART," Proceedings of ITC-CSCC'98, Vol.2, pp.1057-1060, 1998.
- [6] 남미영, 임은경, 허남숙, 김광백, "명암도 변화와 Canny 에지를 이용한 컨테이너 영상의 문자 인식에 관한 연구," 한국 멀티미디어 춘계학술 발표 논문집, pp.111-115, 제4권 1호, 2001.