

다층 퍼셉트론을 이용한 광패턴인식 시스템

○ 용상순*, 한종욱**, 이기서**, 이우상*, 김은수*

* 광운대학교 전자공학과 ** 광운대학교 제어계측공학과

Optical Pattern Recognition System using Multilayer Perceptron

○ Sang-Soon Yong*, Jong-Wook Han*, Key-Seo Lee**, Woo-Sang Lee*, Eun-Soo Kim*

* Dept. of Electronic Eng., ** Dept. of Control & Instrumentation Eng., Kwangwoon Univ.

Abstract

Back error propagation learning algorithm is now intensively used to calculate an optimum weight matrix for solving practical recognition and classification problem.

In this paper, we discuss optical implementation of the back error propagation algorithm in a two-layer perceptron network.

For optical implementation of modifiable inputs and weight matrices of two-layer network, low cost commercial LCTVs are used to encode unit activities as intensity of linearly polarized light and signed multiplication as rotation of this light.

Experimental results on learning of exclusive OR operation and unseparable other patterns are also presented.

I. 서론

패턴 인식등 인공지능 문제를 보다 효율적으로 처리하고자 제안된 신경회로망에 대한 연구는 1943년 McCulloch & Pitts가 인간의 두뇌를 하나의 컴퓨터 시스템으로 해석한 이후 많은 연구가 활발하게 이루어지게 되었고, 1960년을 전후하여 Rosenblatt에 의해 학습이 가능한 패턴 분류기인 단층 퍼셉트론이 제안되었다. 그러나, 이것은 어떤 종류의 인식은 전혀 학습될 수 없는 한계가 있음이 Minsky와 Papert에 의해 밝혀지므로 한때 신경회로망에 대한 연구가 침체기에 빠져드는 요인이 되었다. 그 이후 여러층으로 이루어져 있는 다층 퍼셉트론이 XOR(exclusive-OR) 계산 등의 선형적으로 분리가 불가능한 문제를 해결할 수 있다는 사실이 널리 알려졌지만, 그것에 대한 효율적인 학습 알고리즘이 개발되지 못하였으나, 최근에 와서 Rumelhart 등에 의해 제안된 BEP (Back Error Propagation) 알고리즘으로 다층 퍼셉트론을 학습시킬 수 있게 되었으며 많은 영역에서 그 응용이 활발히 진행되고 있다.⁽¹⁻³⁾

Rumelhart에 의해 제안된 BEP 알고리즘으로 학습된 다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 한개 이상의 hidden 층이 있는 것으로 단층 퍼셉트론의 한계를 극복할 수 있게 되었다.

본 논문에서는 선형적으로 분리가 불가능한 패턴들의 입력 층과 hidden 층의 출력, 입-출력 단자 사이의 연결강도는 상용 LCTV (Liquid Crystal Television) 공간 광 변조기에 gray 레벨로 나타내었으며, 또한, 비선형 양자화 방법과 편광 encoding 방식을 이용하여 다층 퍼셉트론을 광학적으로 구현하였다.

II. 다층 퍼셉트론

다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 hidden 층을 갖고 있는 feedforward 연결 구조 신경회로망이며, 그림 1에서는 그 예로 한개의 hidden 층을 갖고 있는 퍼셉트론의 구조를 보여 주었다.

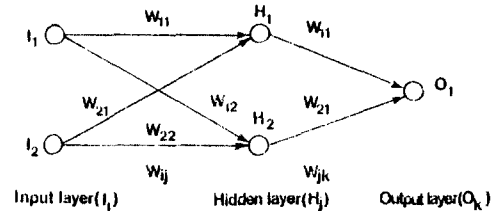


그림 1. 다층 퍼셉트론의 구조

다층 퍼셉트론이 단층 퍼셉트론의 단점을 개선할 수 있는 것을 알고 있었으나, 과거에는 효율적인 학습 알고리즘이 없었기 때문에 사장되다시피하였다. 그러나, 최근에 새로운 학습 알고리즘의 개발로 이러한 상황이 극복되었다. 비록 그 알고리즘이 항상 최적해에 수렴하는 성질이 단층 퍼셉트론에서처럼 명확히 증명되지는 않았지만 XOR 문제 등에 비교적 성공적으로 응용될 수 있는 동기를 만들어 주었다.

일반적으로 다층 퍼셉트론에서의 입력 분포는 매우 복잡하다. 이렇게 복잡한 분포를 갖고 있는 패턴들을 분류할 수 있는 다층 퍼셉트론의 학습 알고리즘인 BEP 알고리즘은 지도 학습(supervised learning)으로 학습시켜야 할 모든 입력들 각각에 대해 기대 출력과 실제로 산출해 낸 출력과의 차이를 최소화하기 위해서 연결강도 값을 변화시키는 것이다.⁽²⁻⁵⁾

BEP 알고리즘의 학습 단계는 각 입력에 대해 출력 O_j를 산출하는 전향(feed-forward) 단계와 여기서 발생하는 오차를 역으로 진행시켜 층과 층사이의 연결강도를 조절하는 후향(feed-backward) 단계로 나눌 수 있다.

1) 전향 단계

i 번째 입력층의 값을 I_i, j 번째 hidden 층의 값을 H_j, k 번째 출력층의 값을 O_k라 하고, w_{ij}는 i 번째 입력층과 j 번째 hidden 층 사이의 연결강도, w_{jk}는 j 번째 hidden 층과 k 번째 출력층사이의 연결강도라고 하면, thresholding 되기전의 값은 식 (1)과 같다.

$$H_j(\text{in}) = \sum_i I_i w_{ij} + \theta_j \quad (1)$$

여기서, θ_j 는 j 번째 hidden 층으로부터의 출력 바이어스

그리고 hidden층의 값은 다음의 활성화함수에 의해 thresholding된다.

$$H_j(\text{out}) = f[H_j(\text{in})] \quad (2)$$

여기서, $f[\]$ 는 비선형 활성화함수로 sigmoid 함수이다.

이와 유사하게 출력층의 thresholding 되기전의 값은,

$$O_j(\text{in}) = \sum_j H_j(\text{out})w_{jk} + \theta_k \quad (3)$$

여기서, θ_k 는 k 번째 출력층으로부터의 출력 바이어스

그리고 출력층의 값은,

$$O_j(\text{out}) = f[O_j(\text{in})] \quad (4)$$

여기서, $f[\]$ 는 비선형 활성화함수로 sigmoid 함수이다.

ii) 후향 단계

모든 입력패턴에 대한 기대출력을 T_k 라 할 경우 앞의 전향 단계에서 계산된 실제출력과 오차는 (5)식과 같다.

$$\begin{aligned} \delta_k &= f'(O_j(\text{in})) (T_k - O_j(\text{out})) \\ &= O_j(\text{out})(1 - O_j(\text{out}))(T_k - O_j(\text{out})) \end{aligned} \quad (5)$$

위에서 계산된 오차가 0이 아닐 경우에 최적의 연결강도를 갖기 위해서 w_{jk} 의 수정성분인 Δw_{jk} 는 (6)식과 같다.

$$\Delta w_{jk}(n+1) = \eta_1 \delta_k H_j(\text{in}) + a_1 \Delta w_{jk}(n) \quad (6)$$

여기서 η_1 은 학습 속도이고 a_1 은 momentum 성분이다.

더욱 더 효율적으로 수렴을 시키기 위하여 bias 성분인 θ_j 도 학습시킨다.

hidden 층에 대한 기대출력이 없으므로 출력층에서 계산된 오차와 연결강도 w_{jk} 의 곱의 합 형태로 오차 값은 식(7)과 같다.

$$\begin{aligned} \delta_j &= f'(H_j(\text{in})) (T_k - O_j(\text{out})) \\ &= H_j(\text{out})(1 - H_j(\text{out})) \sum_k w_{jk} \delta_k \end{aligned} \quad (7)$$

w_{ij} 의 수정 성분인 Δw_{ij} 는 (8)식과 같다

$$\Delta w_{ij}(n+1) = \eta_2 \delta_j I_i + a_2 \Delta w_{ij}(n) \quad (8)$$

여기서 η_2 는 학습 속도이고 a_2 는 momentum 성분이다.

bias성분인 θ_k 또한 학습시킨다. 그러므로, 입력 X_i 에 대한 기대출력이 T_k 일때, n 번째 반복 과정에 의해 수정된 연결강도는 다음 (9)식과 같다.

$$\begin{cases} w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n+1) \\ w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \Delta w_{jk}(n+1) \end{cases} \quad (9)$$

III. 다층 퍼셉트론의 광학적 구현 시스템

1. 다층 퍼셉트론의 구현 시스템

본 논문에서는 단층 퍼셉트론에서 해결할 수 없었던 XOR 계산을 그림 2와 같이 하나의 hidden 층을 갖는 다층 perceptron 시스템으로 구성하여 실현하고자 한다.

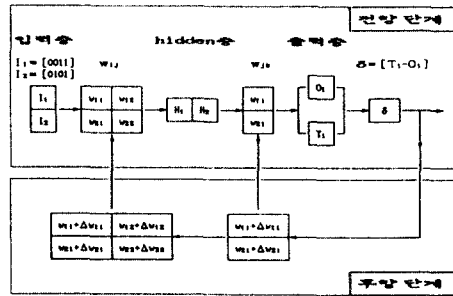


그림 2. 다층 퍼셉트론의 구현 시스템도

다층 퍼셉트론은 입력층의 값 I_1, I_2 로부터 hidden층의 값 H_1, H_2 , 출력층의 값 O_k 를 계산하고 그 값과 기대출력 T_k 사이에 오차를 산출하는 그림 2의 전향 단계를 처리한다. 여기서 산출된 오차로부터 연결강도 w_{ij}, w_{jk} 를 수정하는 그림 2의 후향 단계로 이루어지게 되며, 이러한 과정은 각 입력에 대해 오차가 0이 될때까지 반복되어 최종적으로 모든 입력에 대한 실제출력이 기대출력과 같아지게 하는 학습이 이루어지게 된다. 그러므로 이와같은 BEP 알고리즘으로 학습된 다층 퍼셉트론을 광학적으로 구현하고자 한다.

2. Polarization Encoding

신경 회로망에서 입력과 출력 단자 사이의 연결강도는 대부분은 실시간 처리가 어려운 필름 마스크나, 고가인 MSLM (Microchannel Spatial Light Modulator)등을 사용해 왔다.^[6-7] 그러므로 이러한 단점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 실시간 처리가 가능하고 저렴한 상용 LCTV를 이용하여 다층 퍼셉트론을 구현하였다.

즉, LCTV에 인가해주는 전압의 크기로 빛의 수직 성분과 수평 성분을 양과 음의 값으로 표현하여 줄 수 있다.

3. 비선형 양자화

본 논문에서는 상용 LCTV의 편광 encoding 방식을 이용하여 다층 퍼셉트론을 구현하였다. 즉, 광학적 구현을 위해 퍼셉트론의 입-출력 단자 사이의 연결강도는 실시간 처리가 가능한 상용 LCTV를 이용하였다. 그런데, 일반적으로 상용 LCTV가 갖을 수 있는 최대의 gray 레벨수가 약 50 레벨 정도로 제한되므로 퍼셉트론을 상용 LCTV를 이용하여 광학적으로 실현하는데는 문제가 있다.^[8-9] 따라서, 연결강도 값을 비선형 양자화 방법을 이용하여 광학적 구현이 가능하게 하였다. 양자화 레벨을 $Q_n(n=0,1,2, \dots)$ 이라 하면 BEP 알고리즘의 어려움을 감소시키는 과정에서 나온 연결강도 값을 다음식 같이 쓸 수 있다.

$$Q_j \leq |W(n+1)| < Q_{j+1} \quad (12)$$

$$(j = 0, 1, 2, \dots, n-1)$$

컴퓨터 시뮬레이션을 통해 퍼셉트론 모델을 학습시킨 후, 학습과정에서 나오는 연결강도 값들의 분포를 분석하여 비선형 양자화 레벨을 정해 식(12)과 같이 양자화 시켜주게 된다. 이렇게 비선형 양자화된 모델은 원래 모델에 비해서 훨씬 빠른 수렴 속도를 갖을뿐만 아니라 적은 gray 레벨을 얻을 수 있으므로 광학적 구현이 가능하게 되었다.^[10-11]

IV. 실험 및 결과 고찰

그림 7은 본 논문에서 사용한 다층 퍼셉트론의 광학적 구현 시스템도이다.

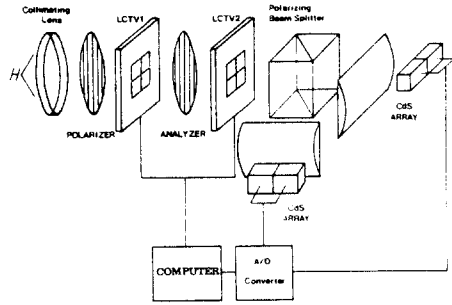


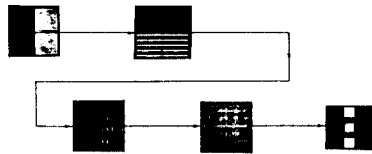
그림 7. 다층 Perceptron의 광학적 구현 시스템

그림 7에서 LCTV1에는 입력층의 값과 비선형 함수가 포함된 식(2)의 hidden 층의 출력이, LCTV2는 입력층과 hidden 층 사이의 연결강도(w_{ij})와 hidden 층과 출력층 사이의 연결강도(w_{jk})가 주어져 광학적으로 곱하여진 후, 이 값이 편광 빔분할기를 통해 수직·수평 성분으로 분리되어 각각 Cds 배열에 의해 수광되어지고, 이 값은 다시 A/D 변환기를 통해 컴퓨터로 피드백되어 비선형 함수를 계산하여 저장한다. 다음으로 컴퓨터에 저장된 값이 주어지게 되어 기대 출력과 실제출력을 비교하여 오차를 계산한다. 이 오차로부터 각 층 사이의 연결강도 값을 수정하여 최종적으로 0이 될때까지 위의 전체 과정을 반복하여 안정된 상태의 연결 강도를 갖는 최종 출력 값을 얻는다.

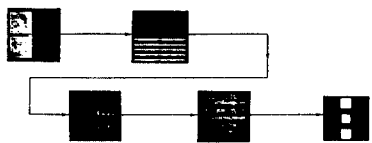
그림 8은 위의 시스템을 이용하여 나타난 실험 결과로 p00나 p11의 경우는 최종출력이 '0'이 되고, p01이나 p10의 경우에는 '1'이 출력됨을 보여 주었다.



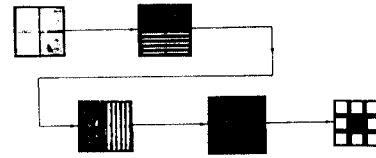
(a) P00에 대한 실험 결과



(b) P01에 대한 실험 결과



(c) P10에 대한 실험 결과



(d) P11에 대한 실험 결과

그림 8. 다층 퍼셉트론 시스템의 실험 결과

그림 8에서 볼수 있듯이 다층 퍼셉트론에서 해결할 수 없었던 XOR 계산을 BEP 알고리즘에 의해 학습된 다층 퍼셉트론으로 해결되어짐을 광학적으로 구현하였다.

VI. 결 론

본 논문에서는 상용 LCTV를 이용하여 다층 퍼셉트론을 광학적으로 구현하였다.

다층 퍼셉트론의 변화 가능한 연결강도 값은 상용 LCTV의 편광 특성을 이용하여 gray 레벨로 표현하였다.

또한, 빠른 수렴 속도와 적은 gray 레벨을 갖는 비선형 양자화 방법과 광학적인 음의 값의 처리를 위해 편광 encoding 방식을 이용하였으며 다층 퍼셉트론이 갖는 비선형 함수 계산은 컴퓨터를 이용하였다.

즉, 다층 퍼셉트론에서 문제시 되었던 XOR 계산이나 선형적으로 분리가 불가능한 패턴 인식을 BEP 알고리즘으로 학습된 다층 퍼셉트론 시스템으로 구현하였다.

앞으로, 상용 LCTV를 이용한 다층 퍼셉트론의 광학적 구현 시스템은 hand-written zip-code 인식 등의 패턴 인식이나 로보트 비전등과 같은 분야에 응용이 기대된다.

참 고 문 헌

1. D.E.Rumelhart, G.E.Hinton, and J.L.McClelland, Eds., "Parallel Distributed Processing," MIT Press, vol. 1, 1986.
2. 김 은 수, "신경 회로망 모델의 광학적 구현," 대한 전자공학회, 컴퓨터 기술, vol.6, no.1, pp.77-85, 1989
3. R.O.Lippmann, "An introduction to computing with nueral nets," IEEE ASSP Magazine, pp.4-22, 1987.
4. Y.H.Pao, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Network," Addison-Wesley Publishing Co., 1989.
5. P.D.Wasserman, "Nueral computing theory and practice," Van Nostrand Reinhold, 1989.
6. I.H.Park, W.S.Lee, E.S.Kim, "Optical implementation of real-time two-dimensional Hopfield neural network model using multifocus hololens," KITE, vol.26 no.10, pp.115-122, 1989.
7. T.Hara, K.Shinoda, T.Kato, and Y.Suzuki, "Micro-channel spatial light modulator having the function of image zooming, shifting, and rotating," App. Opt., vol.25, no.14, 1986.
8. K.M.Johnson, Garret Moddel, "Motivations for using ferroelectric liquid crystal spatial lght modulators in neurocomputing," Appl.Opt., Vol.28, No.22, pp.4888-4899, 1989.
9. H.K.Liu, T.H.Chao, "Liquid crystal television spatial light modulator," Appl.Opt., Vol.28, No.22, pp.4772-4280, 1989.
10. 한 종욱, 용 상순, 박 일종, 김 은수, "상용 LCTV의 편광 특성을 이용한 Perceptron 학습 모델의 광학적 구현," 대한전자공학회지, Vol.27, No.8, pp.148-156, 1990.
11. 용 상순, 한 종욱, 김 성배, 김 은수, "BEP 학습 알고리즘의 광학적 구현," 한국통신학회, 하계종합학술발표회 논문집, vol.9, no.2, pp.702-704, 1990.