

역전파 알고리즘을 이용한 경계결정의 구성에 관한 연구

이지영*

목 차

- I. 서론
- II. 본론
- III. 모의실험 및 결과
- IV. 고찰
- V. 결론
- 참고문헌
- Abstract

I. 서론

생물학적 모방 함수를 시도함에 있어 Rosenblatt 은 퍼셉트론(perceptron)라 불리는 인식자를 이용하여 신경회로망 모델을 발전시켰다.

이 모델의 한계점을 Minsky 와 Papert에 의해 폭넓게 분석되어 졌다. 단층 퍼셉트론은 패턴 분류에 있어 단지 선형적인 분리밖에 할 수 없다는 단점이 관찰되었으며, 수년 전에 Lippmann은 다층인식 신경회로망으로 이러한 한계를 완화 할 수 있다고 설명하였다.(2)

Sejnowski는 3층 신경회로망에 역 전파 알고리즘을 이용하여 원문을 음소로 전사하는데 좋은 결과를 얻었다. 다층 전 방향 신경회로망은 패턴 인식에 매우 효과적이므로 패턴분류의 문제에 역 전파 알고리즘을 적용 연구 할 가치가 있다.

본 논문은 훈련된 데이터를 분류하기 위하여 표면 결정에 대한 역 전파 알고리즘을 조사하였다. 일반적으로 데이터가 분리되지 않았다면 그 들을 분류하기 위해 더욱더 복잡한 네트워크가 필요하다. 본 논문은 인위적으로 만든 5개 데이터 집합에 대해 여러 가지 신경회로망 형태의 능력을 분류하여 연구하였다.

II. 본론

다층 전 방향 신경회로망 구조는 그림1과 같다. 그림1에서 왼쪽 부분 층은 입력 층이고 오른쪽 부분은 신경시스템의 응답을 내는 출력 층이다.

입력 층과 출력 층 사이에는 0 또는 그 이상의 은닉 층이 있고 입력 층을 제외하고 각 신경은 시냅틱 연결을 통해 먼저 층의 신경으로부터 단지 입력을 받는다. 각 신경 내의 계산은 두 과

* 세종대학교 소프트웨어학과 교수

정으로 구성된다.

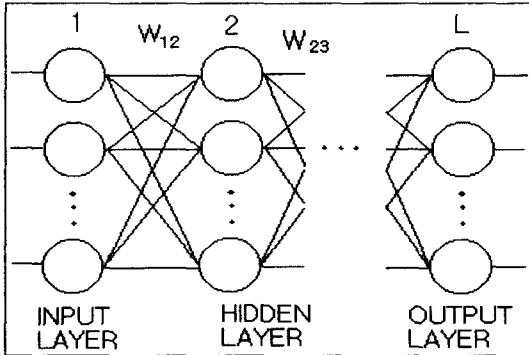


그림 1. 다층 전 방향 신경회로망의 구조
 Fig. 1. Multi-layer Feed forward Neural Network Structure

입력 층(X_i)으로부터 입력을 받은 j 번째 신경에 있어 첫 번째 과정은 연결강도와 입력벡터의 내적을 계산하는 것이다.

$$Y_j = \sum_{i=1}^n \sum_{i=1}^m W_{ji} X_i \quad (1)$$

식 (1)에서 W_{ij} 는 i 번째 신경으로부터 j 번째 신경까지 연결강도를 의미한다. 두 번째 과정은 연결강도와 입력벡터의 내적인 Y_j 의 비선형적인 전송이다.

$$Z_j = F_{\theta}(y_j) \quad (2)$$

(F_{θ} : non-linear function)

신경회로망에서 이용하는 가장 일반적인 비선형 함수는 식 (3)과 같은 시그모이드 함수이다.

$$F_{\theta}(y) = \frac{1}{1 + e^{-(y+\theta)}} \quad (3)$$

이 함수는 미분 가능하고 0 과 1 사이의 출력 값을 갖는다. 패턴 분류자와 같은 곳에 이용될 때 신경회로망시스템 동작에는 두 가지 구별되는 경우가 있는데 훈련과 동작이다.

훈련과정동안 입력 패턴은 입력 층에 표현되어지고 출력 유닛의 응답은 희망되어지는 목표 값과 비교되어진다. 만약 그들이 같지 않다면 모든 연결 강도 W_{ij} 는 차이가 최소가 되도록 조정 될 것이다. 훈련과정 후에 시스템은 동작 과정으로 연결된다. 어떤 미지의 패턴은 네트워크에 표현 될 것이고 그 응답은 분류 지정이 일어날 것이다.

방정식 (3)에서 시그모이드 함수는 [0, 1]사이 이 연속적인 응답을 등급지게 주어지며, 그 응답은 불연속적인 참/거짓 상태로 출력을 양자화 시킬 수 있고 범위를 유연하게 선택 할 수 있다. 여기에서 출력은 분류가 속해있는 확실한 측정과 같이 해석된다. 앞에서 언급한 바와 같이 학습은 출력응답과 희망하는 목표치와의 차이가 최소화 되도록 한다. k 번째의 훈련패턴에 대한 오차 벡터를 e^k 로 하면 총 오차 E 는 다음과 같이 표시한다.

$$E = \sum_{k=1}^K \square \square e^{(k)} \square \square^2 \quad (4)$$

Widrow는 단층인식에 대한 최소화된 E 로 연결강도를 조정하여 LMS 알고리즘을 발전시켰다. 연결강도는 점진적으로 갱신되고 갱신된 연결강도 ΔW_{ij} 는 선택되어 진다.

$$\Delta W_{ij} \propto - \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad (5)$$

Rumelhart는 이것을 다층 신경회로망에 확장시켰다.(8) 이 알고리즘은 일반적으로 일반화된

delta rule 또는 역전파 알고리즘으로 알려져 있다. 이 알고리즘에 있어서 식 (5)는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta W_{ij}^k = \alpha \delta_j^k X_j^k \quad (6)$$

$$\delta_i = \begin{cases} Z_i' e_i Z_i & \text{출력층 일 때} \\ Z_i \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m W_{ji} \delta_j & \text{은닉층 일 때} \end{cases} \quad (7)$$

식 (6)에서 Z_i' 는 Z_i 의 미분 값을 의미하고 비선형 함수인 시그모이드 함수 Z_i' 는 식 (8)과 같이 표시할 수 있다.

$$Z_i' = Z_i(1 - Z_i) \quad (8)$$

ΔW_{ij}^k 는 W_{ij} 가 갱신되기 전에 모든 K 패턴에 대하여 누적시킬 수 있다. 또한, Rumelhart는 전에 갱신된 일부분이 새롭게 계산되어진 것에 합산되어 진다면 그 수행이 더욱더 빠르게 수렴함을 증명하였다. 따라서 K 훈련 패턴의 누적된 연결강도는 다음과 같이 표시된다.

$$\Delta W_{ij}(t+1) = \sum_{k=1}^K \Delta W_{ij}^k + \beta \Delta W_{ij}(t) \quad (9)$$

그리고 새로운 연결강도는 식 (10)과 같이 기술된다.

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij}(t+1) \quad (10)$$

식 (9)에서 β 는 관성계수로서 작은 값(0~0.5)을 갖는다.

III. 모의실험 및 결과

단층 퍼셉트론은 클래스를 선형적으로 분류할 수 있음을 이미 잘 알려져 있다. 본 논문에서는 다층 퍼셉트론으로 더욱더 복잡한 형태의 경계결정을 수행할 수 있음을 보였다. 다층 퍼셉트론의 대표적인 알고리즘인 역전파 모델에 있어 어느 정도의 충분한 은닉 층의 수가 부가되어야만 임의적으로 주어진 복잡한 형태의 경계결정을 수행할 수 있는가에 대한 연구이다.

역전파 알고리즘의 제한점에 대하여 이해를 돕기 위하여 일련의 실험이 수행되었다. 실험에 사용된 역전파 알고리즘은 입력 층이 2개이고 출력 층이 1개로 구성되는 신경회로망 구조를 가지고 수행하였다. 본 실험에서 단지 두 개의 입력 유닛을 사용한 이유는 컴퓨터 스크린 상에서 2차원 입력 공간을 출력할 수 있기 때문이다. 입력 층에 0과 1사이 값이 주어진다면 목표 출력 값은 0 또는 1이 된다. 그렇지만 은닉 층의 수와 은닉 유닛의 수는 가변적이다.

5개의 데이터 집합은 인위적으로 발생시켰다. 각각의 데이터 집합은 (0,0), (1,0), (0,1), (1,1)패턴사이의 입력공간으로 많은 데이터 점을 갖고 있으며, 2차원적으로 분산되어 있다.

본 실험에 사용한 소프트웨어는 McClelland와 Rumelhart가 만든 신경회로망 소프트웨어 패키지를 이용하였다. 소프트웨어는 네트워크 구조와 불일치 영역을 표시할 수 있는 컬러 그래픽 패키지에 의해 더욱더 향상되고 진보되었다. 그렇지만 역전파 알고리즘의 구현을 위한 코드는 수정하지 않았다. 모의실험을 수행하는데 있어 학습율 α 는 0.5로 하고 관성계수 β 는 0.9로 하여 실험하였다. 연결강도는 훈련하기 전에 임의의 작은 값으로 초기화하였으며, 훈련은 전체 오

차 E가 감소하여 미리 정해진 값 0.04이하가 될 때 멈추게 하였고 반복 횟수가 5000번을 넘을 때 멈추게 하였다. 훈련을 시작하였을 때 연결강도는 점점 증가하게 된다.

또한, 오차를 감소시키기 위하여 더욱 많은 반복을 수행하며, 오차가 국소 점에 접근함에 따라서 수렴비율이 감소함을 나타낸다. 역 전파 알고리즘은 기울기 감소 법이다. 다차원 오차공간에서 임의의 출발점으로부터 국소 점으로 내려갈 때까지 경로를 찾기 위하여 시도된다. 훈련형태는 주로 세 가지 형태로 수행됨이 관찰된다. 초기 경우에 있어 현재의 반복이 먼저의 것과 반대일 경우일 때, 오차감소 방향은 식 (5)와 같다. 따라서, 탐색은 오차기울기가 감소하는 방향으로 지그재그로 이루어지고 오차 E는 느리게 감소한다. 중간의 경우, 기울기 방향은 점차적으로 일치하고 오차 가속화가 급격히 감소한다. 마지막 경우, 탐색 영역은 국소 점에 근접되고 기울기 감소크기는 매우 작다. 결과적으로 오류는 매우 느리게 감소한다.

IV. 고찰

하나 이상의 은닉 층을 가진 네트워크는 단지 한 개의 은닉 층을 가진 네트워크 비하여 좋지 못한 수행 효율을 나타낸 것도 고찰하였다. 결과, 역 전파 알고리즘은 복잡한 데이터 집합을 분리하기 위하여 다중 은닉 층을 갖는 네트워크에 대하여 근사적인 결정경계 구조를 갖는 집합에 대한 학습이 실패하였음이 증명되었다.

또한, 출력 층에 근접한 은닉 유닛으로 바꾸어 종종 훈련을 시도하였다.(이것은 Rumelhart[8]등에 의해 관찰된 것과 일치) 훈련이 두 번째 경우

로 들어갔을 때 많은 시냅틱 연결은 증가하고 이 유닛들은 활동력을 갖게 된다. 주로, 입력 층으로부터 출력 층까지는 단지 하나 또는 두 개의 지배적인 경로가 있고 직선형태의 결정경계를 갖는 경향이 있다.[3] 더욱더 단순한 형태의 네트워크는 분류능력이 감소한다.

은닉 층이 결정 경계를 근사화 하기 위한 구조에 대한 노력과 왜 일치하지 않은가에 관한 가능한 이유로 연결강도 갱신 방정식 (6)으로부터 발견할 수 있다. 이 방정식에서 δ_i 는 연결강도 오차로 고려될 수 있다. 출력 층에 대한 오차는 목표 값과 실제출력 값과의 차이와 같으며, 연결강도는 출력 동작의 유도에 의하여 결정된다. 그렇지만 은닉 층에 있어 목표 값을 쉽게 이용할 수 없다. 따라서 δ_i 는 연결강도 식 (7)을 이용하여 출력 층의 오차로부터 평가되어야 한다. 이러한 본질로 연결강도 오차는 출력 층으로부터 입력 층으로 역 전파된다. 그렇지만 이러한 평가는 연결강도 오차가 역으로 전파됨에 따라서 더욱더 신뢰할 수 없다 따라서, 거기에는 어떤 층 내부의 유닛들 사이에는 직접적인 통신이 없으며, 연결강도 갱신은 단지 연결 강도와 다른 유닛들의 동작에 관한 정보 없이 역 전파 오류 신호에 의존된다. 더군다나 어떤 복잡한 결정경계 동작 형태 갖는 산재된 유닛들의 책임은 오류 신호에 근거한다. 더욱더 많은 은닉 층을 갖는 네트워크에 있어 오차 신호는 더욱더 신뢰할 수 없고 그들은 복잡한 형태를 갖는 경계에 대하여 종종 실패한다. 느린 수렴에 대하여 Kammerer와 Kupper[1]은 오차가 국소 점으로 감소할 때, 목표와 실제출력이 작은 값 사이의 그 오차(Δe)는 작고 연결강도 갱신 Δw_{ij} 는 $(\Delta e)^2$ 이다. 각 은닉 층에 있어(출력 층으로부터 입력 층까지 역으로 계수화 된) Δe 에 의해 차수가 증가된다. 이 설명은

다중 은닉 층을 갖는 네트워크에 대한 연결강도 갱신은 매우 작기 때문에 네트워크 구조는 수렴을 위하여 더 많은 반복횟수를 요구하는 이유를 설명한다. 즉, 작은 조각을 갖는 네트워크는 선형적인 데이터 집합을 분리할 수 있지만 XOR같이 비선형적인 문제를 풀 수 없다. 이 신경회로망의 은닉 유닛은 단지 한 개의 입력 유닛으로부터 정보를 받는 것을 주목하여야 한다. 이러한 견지에서 그들은 모든 연결강도가 입력 유닛으로부터 출력 유닛까지 비선형적으로 변형하는 것을 제외하고는 단일 층을 갖는 네트워크와 유사하다. 비선형 변환은 결정경계를 구부릴 수 있으나, 결정 영역을 분리할 수 없다. 결과적으로 이것은 XOR 문제를 풀 수 없다.

V. 결론

실험 집합은 다층 전 방향 신경회로망에서 있어 데이터의 서로 다른 부류를 분리하기 위한 역전파 알고리즘의 결정경계구조를 조사하였다. 이 실험을 통하여 역전파 알고리즘의 동작을 더욱 더 이해할 수 있었다. 결과적으로 하나의 은닉 층보다 많은 가진 신경회로망은 단일 은닉 층을 가진 신경회로망과 비교하여 역전파 알고리즘에 의하여 훈련될 때, 수행도가 열등함을 나타낸다.

참고문헌

- [1] Bernhard Kammerer and Wolfgang Kupper. *Experiments for isolated word recognition with single and two-layer perceptron*, 1989.
- [2] Richard Lippmann, An introduction to computing with neural nets, *IEEE ASSP Magazine*, 4(2), 1987, p.4.
- [3] H.C. Lni, *Analysis of decision contour of neural network with sigmoidal nonlinearity*. Submitted for publication, July 1989.
- [4] H.C. Lni & Melvin Cheong, Graphical visualization of multi-layer neural network, In *Proceedings of the Inter Faculty Seminar on Neuronet Computing*, National U. of Singapore, 1989, p.33.
- [5] James L. McClelland & David E. Rumelhart, *Explorations in parallel distributed processing: A handbook of models, programs, and exercises*, MIT Press, Cambridge, MA, 1962.
- [6] Marvin L. Minsky & Seymour A. Papert, *Perceptron*, MIT Press, Cambridge, MA, 1969.
- [7] Frank Rosenblatt, *Principles of neurodynamics*, Spartan Books, Washington, D.C., 1962.
- [8] D. Rumelhart, G. Hinton, & R. Williams, Learning internal representations by error propagation. In David E. Rumelhart & James L. McClelland, editors, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the micro structure of cognition*, MIT Press, Cambridge, MA, 1986, p.318.
- [9] David E. Rumelhart & James L. McClelland, *Parallel distributed processing: Explorations in the micro structure of cognition, Vol 1*, MIT Press, Cambridge, MA, 1986.

The Structure of Boundary Decision Using the Back Propagation Algorithms

Ji-Young Lee*

Abstract

The Back propagation algorithm is a very effective supervised training method for multi-layer feed forward neural networks. This paper studies the decision boundary formation based on the Back propagation algorithm. The discriminating powers of several neural network topology are also investigated against five manually created data sets. It is found that neural networks with multiple hidden layer perform better than single hidden layer.

Key words: Back Propagation Algorithms, Neural Network, Network

* Professor, Dept. of software, Semyung University