

12강. 신경망

※ 점검하기

Q1. 다음 순서에 따라 XOR 함수를 학습하는 다층 퍼셉트론을 구현하시오.

(1) 네 개의 학습 데이터를 다음과 같이 만드시오.

데이터 1 : 입력 (0,0), 출력 (0)	데이터 2 : 입력 (1,0), 출력 (1)
데이터 3 : 입력 (0,1), 출력 (1)	데이터 4 : 입력 (1,1), 출력 (1)

(2) 입력 노드 2개 - 은닉 노드 5개 - 출력 노드 1개로 구성된 다층 퍼셉트론을 만들고,
(1)에서 생성한 4개의 데이터를 이용하여 학습을 수행하시오.

(3) 학습이 진행되는 과정에서, 4개의 데이터가 한 번씩 학습에 사용되고 난 뒤,
신경망의 출력 오차를 계산하여 그 오차가 줄어드는 과정을 그래프로 나타내시오.

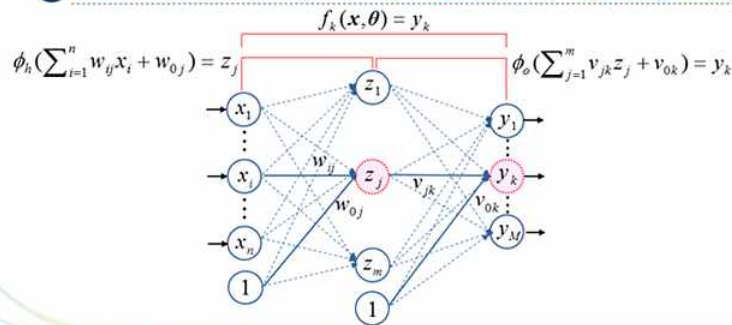
(4) 학습이 완료된 후, 다음 데이터에 대한 출력값을 계산해 보시오.

데이터 1 : 입력 (0.1, 0.1)	데이터 2 : 입력 (0.9, 0.9)
데이터 3 : 입력 (0.1, 0.9)	데이터 4 : 입력 (0.9, 0.1)

<관련학습보기>

3) 다층 퍼셉트론

1 MLP(Multilayer Perceptron), 1개 이상의 은닉층을 가진 다층 전방향 신경망



3) 다층 퍼셉트론

k번째 출력 노드의 출력

$$y_k = f_k(x, \theta) = \phi_o\left(\sum_{j=1}^m v_{jk}z_j + v_{0k}\right) = \phi_o\left(\sum_{j=1}^m v_{jk}\phi_h\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + w_{0j}\right) + v_{0k}\right)$$

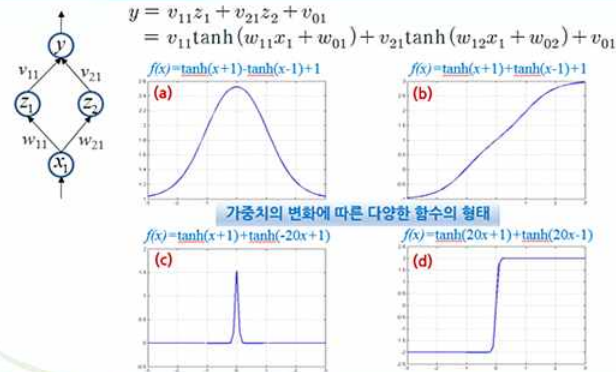
k번째 출력 노드의 입력

$$y_k = \phi_o(u_k^o), \quad u_k^o = \sum_{j=1}^m v_{jk}z_j + v_{0k}$$

j번째 은닉 노드의 출력

$$z_j = \phi_h(u_j^h), \quad u_j^h = \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + w_{0j}$$

3) 다층 퍼셉트론



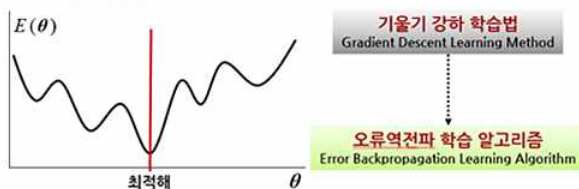
4) 다층 퍼셉트론의 학습

교사 학습, 학습데이터 $X = \{(x_i, t_i)\} (i=1, \dots, N)$

평균제곱오차

$$E(X, \theta) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|t_i - f(x_i, \theta)\|^2$$

오차 함수의 일반적 형태



교재 11.4.1항(MLP를 이용한 패턴 분류)의 [프로그램 11-1], [그림 11-21], [프로그램 11-1-2]를 참고한다.

[참조] 2. 신경망 분류기의 「3) 다층 퍼셉트론」, 「4) 다층 퍼셉트론의 학습」

Q2. 2차원 데이터를 이용하여 SOM을 학습하되, 다음과 같은 처리 순서를 따르시오.

(1) 0에서 1 사이의 좌표값을 가지는 2차원 데이터를 200개 생성하고, 2차원 평면상에 표시하시오.



(2) 출력층의 구조는 10행 10열의 2차원 격자 구조를 가지도록 설정하시오.



(3) 가중치의 초기값은 0.5를 평균으로 하여 표준편차가 0.1이 되는 정규분포를 따르도록 랜덤하게 설정하시오.



(4) (2)에서 결정된 가중치 값을 가지는 노드들을 2차원 평면상에 표시하고, 이웃하는 노드들끼리 선으로 연결하여 나타내시오.

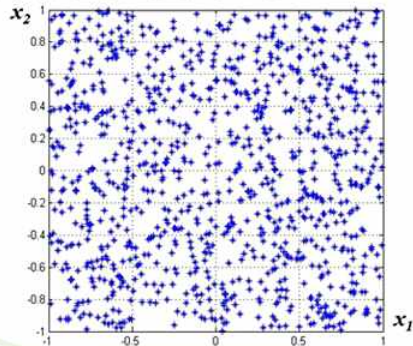


(5) 학습률을 0.2에서 시작하여 서서히 줄이면서 학습을 수행하고, 이웃 반경도 적절히 조정하여 학습을 수행하면서 변화된 가중치를 이용하여 (4)와 같은 그림으로 표현하고 그 변화를 살펴보시오.



<관련학습보기>

4) SOM을 이용한 군집화와 특징맵

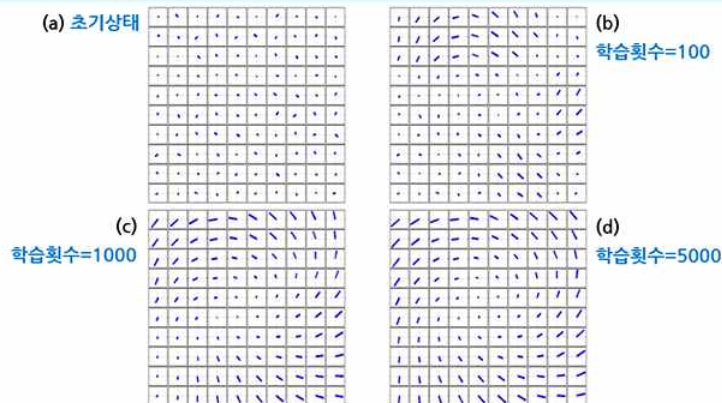
 $\{(x_1, x_2) | x_1 \in [-1, 1], x_2 \in [-1, 1]\}$ → 1000개

5) 2차원 데이터를 위한 SOM 프로그램

```

Dim=2; N=1000;           %입력 차원과 학습 데이터 수 설정
X=2*rand(1000,Dim)-1;    %입력 데이터 생성
INP=size(X,2);           %입력 뉴런수 설정
R=10; C=10; OUT= R*C;    %출력 뉴런수, 행/열 크기 설정
w=rand(INP,OUT)*0.6-0.3;  %출력 뉴런 가중치 설정
W(1,:,:) = w;
eta=0.5; sig=1;           %학습률, 이웃 소속도 파라미터 설정
Mstep=6;                  %반복횟수 설정
drawfeaturemap(1,w, R, C); %가중치 초기치에 대한 특징지도 그리기
  
```

6) SOM 실험 결과_학습에 따른 출력 뉴런의 가중치 변화 및 생성된 특징맵



교재 11.4.2항(SOM을 이용한 군집화와 특징맵)의 [프로그램 11-2],

[그림 11-22]와 [그림 11-23] 참조한다.

[참조] 4. 맵트랩을 이용한 신경망 구현의

「4) SOM을 이용한 군집화와 특징맵」,

「5) 2차원 데이터를 위한 SOM 프로그램」,

「6) SOM 실험 결과_학습에 따른 출력 뉴런의 가중치 변화 및 생성된 특징맵」

※ 정리하기

1. 인공신경망

1) 생물학적 신경세포를 기능적인 관점

- ① 신경세포는 기능에 따라 수상돌기(입력), 세포체(연산), 축삭(출력)으로 나눌 수 있음
- ② 세포체 내부에서는 기본적으로 들어온 입력의 합이 일정 수준에 달하며 활동전위를 발생시키는 특성을 가짐
- ③ 두 신경세포는 시냅스를 통하여 연결되고, 연결 강도에 따라 정보의 전달 방식과 크기가 달라짐
- ④ 신경세포들은 계층적인 연결 구조를 가지고 있음

2) 인공신경망은 세 가지 요소, 즉 인공 신경세포(뉴런), 연결 구조, 학습 규칙에 의해 정의됨

2. 신경망 분류기

1) 퍼셉트론이 만드는 결정경계

- 2차원 공간상의 하나의 직선으로 나타나므로, XOR와 같은 출력을 내도록 결정경계를 만드는 것이 불가능함
- 따라서 비선형 결정경계를 만들기 위하여 은닉층을 추가한 모델이 바로 다층 퍼셉트론이라고

2) 이론적으로는 하나의 은닉층을 가진 다층 퍼셉트론으로 어떠한 연속 함수도 원하는 오차만큼 가깝게 근사할 수 있으며, 따라서 이를 이용하면 복잡한 비선형 결정경계를 가진 분류 문제에도 성공적으로 적용할 수 있음

3) 기울기 강하 학습법

- 기울기 강하 학습법을 다층 퍼셉트론에 적용하여 구체화된 학습 알고리즘이 오류역전파 학습 알고리즘임
- 학습 데이터의 출력값과 목표 출력값을 비교하여 출력 뉴런으로의 가중치 수정량을 계산하고, 다시 출력 뉴런의 오차를 이용하여 각 은닉 뉴런으로의 가중치 수정량을 계산하여 가중치를 조정함
- 이와 같이 출력 뉴런의 오차가 은닉 뉴런에 거꾸로 전파되어 오는 형태를 갖고 있어 오류역전파라고 부름

4) 다층 퍼셉트론 학습 시에는 지역 극소의 문제, 수렴 속도의 문제, 학습 종료점의 문제, 은닉 뉴런의 수와 같은 사항을 고려해야 함

3. 군집화를 위한 신경망

1) 자기조직화 특징맵(SOM)

- 입력과 함께 목표 출력값이 따로 주어지지 않더라도 스스로 가중치를 조절하는 비교사 학습 신경망
- 이것은 입력층과 출력층만을 가지는 단층 신경망으로, 출력층이 2차원 격자 구조로 가짐

2) SOM에서의 학습은 입력 데이터 집합을 분석하여 M개(=출력 뉴런의 개수)의 군집으로 나누고, 각 군집의 대표 벡터를 해당 출력 뉴런의 가중치에 저장하기 위한 것이며, 이때 이웃한 출력 노드는 비슷한 특성을 가진 군집을 대표해야 함