

## 4장. 다층 퍼셉트론 기본 구조: 세 가지 신경망의 재구성

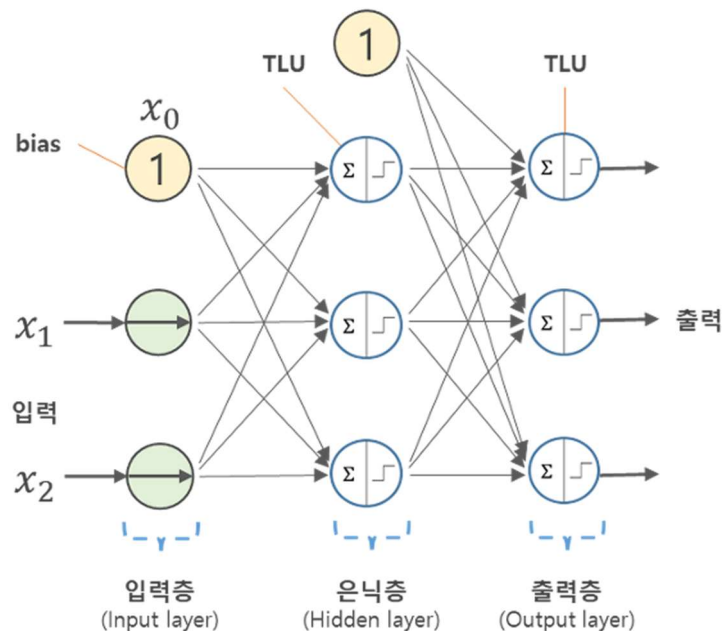
부산대학교 항공우주공학과

정대현 201527137

### 1. 개요

지난 1~3장은 모두 퍼셉트론을 1개만 사용한 단층퍼셉트론으로 문제를 해결했으며 4장부터는 은닉계층이 들어가는 다층퍼셉트론을 학습합니다. 두 퍼셉트론의 큰 차이는 단층퍼셉트론은 XOR 연산이 불가능하지만, 다층퍼셉트론으로는 XOR 연산이 가능하다는 것입니다. 단층퍼셉트론이 해결하지 못하던 수많은 문제를 비선형 활성화 함수와 다층 퍼셉트론을 통해 신경망이 풀 수 있게 되었습니다 이번 실험을 통해 단층 퍼셉트론으로 학습했을때와 다층 퍼셉트론으로 학습했을때를 비교해보는 것입니다.

### 2. 은닉층(Hidden layer)



은닉층은 이번 실험에서 주요하게 작동하는 하이퍼파라미터입니다. 다층퍼셉트론은 복수의 퍼셉트론 계층을 순서를 두고 배치하여 입력벡터로부터 중간 표현을 거쳐 출력 벡터를 얻어내는 구조입니다. 여기서 출력에 직접적으로 드러나지 않는 계층을 은닉층이라고 하게 됩니다. 단층퍼셉트론 구조에 비해서 더 많은 퍼셉트론을 이용하면 기억 용량과 연산량이 증가하여 품질 향상을 기대할 수 있습니다. 하지만 무작정 은닉 계층의 수나 폭을 늘린다고 품질향상이 이루어지는 것은 아니며 은닉계층 추가에 따른 더 많은 학습데이터를 요구하는 경향이 있습니다. 즉 충분한 데이터를 확보하지 못한다면 다층퍼셉트론 구조의 확장은 품질을 보장할 수 없게 됩니다. 이번 실험에서는 기존의 단층퍼셉트론을 다층퍼셉트론으로 재구성한 다음 결과를 비교해보는 방식으로 진행됩니다.

### 3. 실험

지난 1~3장의 단층퍼셉트론을 다층퍼셉트론으로 접근하게 됩니다. 그 중 3장 철판 재료의 불량 판별 문제를 다층퍼셉트론으로 변환하여 실험을 진행했습니다. 이번 실험의 주요 하이퍼파라미터는 은닉층의 수와 폭, 그리고 학습률을 변경하면서 진행했습니다. 가장 기본이 되는 3장의 단층퍼셉트론으로 시작하여 은닉층을 추가했을 때 정확도는 얼마나 개선되었는지 확인합니다.

### 3.1.1 단층퍼셉트론

Epoch 10: loss=15.331, accuracy=0.334/0.189  
Epoch 20: loss=15.390, accuracy=0.332/0.256  
Epoch 30: loss=15.405, accuracy=0.331/0.171  
Epoch 40: loss=15.583, accuracy=0.323/0.404  
Epoch 50: loss=15.554, accuracy=0.325/0.335  
Final Test: final accuracy = 0.335

### 3.1.2 다층퍼셉트론 (폭 10을 가지는 은닉계층 1개)

은닉 계층 하나를 갖는 다층 퍼셉트론이 작동되었습니다.  
Epoch 10: loss=1.671, accuracy=0.352/0.325  
Epoch 20: loss=1.672, accuracy=0.352/0.325  
Epoch 30: loss=1.671, accuracy=0.352/0.325  
Epoch 40: loss=1.672, accuracy=0.352/0.325  
Epoch 50: loss=1.670, accuracy=0.352/0.325  
Final Test: accuracy = 0.325

### 3.1.3 다층퍼셉트론 (폭 [12, 6]를 차례대로 가지는 은닉계층 2개)

은닉 계층 2개를 갖는 다층 퍼셉트론이 작동되었습니다.  
Epoch 10: loss=1.934, accuracy=0.345/0.355  
Epoch 20: loss=1.923, accuracy=0.345/0.355  
Epoch 30: loss=1.911, accuracy=0.345/0.355  
Epoch 40: loss=1.901, accuracy=0.345/0.355  
Epoch 50: loss=1.891, accuracy=0.345/0.355  
Final Test: accuracy = 0.355

### 3.1.4 다층퍼셉트론 (폭 [12, 6, 4]를 차례대로 가지는 은닉계층 3개)

은닉 계층 3개를 갖는 다층 퍼셉트론이 작동되었습니다.  
Epoch 10: loss=1.686, accuracy=0.346/0.350  
Epoch 20: loss=1.684, accuracy=0.346/0.350  
Epoch 30: loss=1.686, accuracy=0.346/0.350  
Epoch 40: loss=1.685, accuracy=0.346/0.350  
Epoch 50: loss=1.686, accuracy=0.346/0.350  
Final Test: accuracy = 0.350

### 3.1.5 다층퍼셉트론 (폭 [12, 6, 4]를 차례대로 가지는 은닉계층 3개 + 학습률 0.0001)

은닉 계층 3개를 갖는 다층 퍼셉트론이 작동되었습니다.  
Epoch 10: loss=1.738, accuracy=0.257/0.182  
Epoch 20: loss=1.618, accuracy=0.315/0.468

Epoch 30: loss=1.604, accuracy=0.390/0.389  
 Epoch 40: loss=1.594, accuracy=0.422/0.471  
 Epoch 50: loss=1.584, accuracy=0.444/0.471  
 Final Test: accuracy = 0.471

### 3.1.6 다층퍼셉트론 (폭 [8, 4, 2]를 차례대로 가지는 은닉계층 3개 + 학습률 0.0001)

은닉 계층 3개를 갖는 다층 퍼셉트론이 작동되었습니다.  
 Epoch 10: loss=1.656, accuracy=0.263/0.217  
 Epoch 20: loss=1.644, accuracy=0.337/0.327  
 Epoch 30: loss=1.605, accuracy=0.399/0.465  
 Epoch 40: loss=1.598, accuracy=0.427/0.458  
 Epoch 50: loss=1.583, accuracy=0.450/0.473  
 Final Test: accuracy = 0.473

### 3.1.7 다층퍼셉트론 (폭 [12, 8, 6, 4]를 차례대로 가지는 은닉계층 4개 + 학습률 0.0001)

은닉 계층 4개를 갖는 다층 퍼셉트론이 작동되었습니다.  
 Epoch 10: loss=1.934, accuracy=0.351/0.330  
 Epoch 20: loss=1.922, accuracy=0.351/0.330  
 Epoch 30: loss=1.911, accuracy=0.351/0.330  
 Epoch 40: loss=1.900, accuracy=0.351/0.330  
 Epoch 50: loss=1.890, accuracy=0.351/0.330  
 Final Test: accuracy = 0.330

실험	1	2	3	4	5	6	7
정확도	0.335	0.325	0.355	0.350	0.471	0.473	0.330

## 5. 결론

은닉층의 수와 폭을 다양하게 변경해가면서 실험을 진행했습니다. 단층퍼셉트론일때의 정확도는 0.335였지만 다층 퍼셉트론을 도입했을 때 오히려 이보다 더 떨어진 결과를 얻을 때도 있었습니다. 특히 7번 실험의 경우 은닉층의 개수를 3개에서 4개로 늘렸을 때는 큰 폭의 성능하락을 겪었습니다. 다층 퍼셉트론 구조의 도입으로 인한 파라미터 수의 증가가 모델의 처리 능력을 키우는 면도 있지만 연산부담도 고려해야 합니다. 그래도 전반적으로는 은닉층 2개 이상 들어 갔을 때는 1번 실험에 비하면 약간의 성능 향상을 볼 수 있었습니다.

5번실험의 은닉층 폭은 [12, 6, 4]이었으며 6번 실험은 폭을 약간 줄인 [8, 4, 2]을 사용했을 때 성능이 소폭 상승했습니다. 은닉층의 폭 역시 무조건 깊을수록 좋은 것이 아니며 적절한 지점에서 멈춰야 했습니다. 4번에서 5번 모델에서 학습률을 조정했을 때 은닉층 모형 조절보다도 더 많은 성능 향상을 얻었습니다. 은닉층에만 집중하여 다른 하이퍼파라미터를 놓쳐서는 안 되는 것을 알게 되었습니다. 마지막으로 지난번 3장의 결론은 충분한 데이터 확보를 하지 못해 결과가 좋지 못하였는데 이번 실험의 가장 높은 정확도는 0.473으로 단순히 은닉층을 도입한 다중퍼셉트론으로는 극복하지 못하는 모습을 보였습니다.