**인공지능 과제**

신경망으로 3차원 구분하기

추가과제

**201801733 김선우**

**목차**

1. **가중치의 변화 시각화**

* **Input 에서 Hidden layer 1 의 가중치 시각화**
* **Hidden layer 1 에서 Hidden layer 2 의 가중치 시각화**
* **Hidden layer 2 에서 Output 의 가중치 시각화**

1. **전체 가중치 중 최종결과가 가장 영향을 많이 미치는 가중치 3개**
   * **가장 많은 영향을 미치는 가중치**
   * **학습 데이터의 순서에 따른 가중치 변화 살펴보기**
   * **학습 데이터를 다르게 바꾸어 실행했을 때**
2. **테스트 데이터를 가장 확실하게 분류할 수 있는 반복횟수 실험하기**

**1. 가중치의 변화 시각화**

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

가중치에 대한 시각화를 위해 가중치 업데이트 수행 함수에서 모든 가중치를 Layer 별로

다른 파일에 저장한다.

텍스트, 신문이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

각 파일에는 가중치가 하나의 열로 구분되어 저장되고 가중치는 하나의 시작 노드에서 도착

노드들로 이어진 순서로 되어있다.

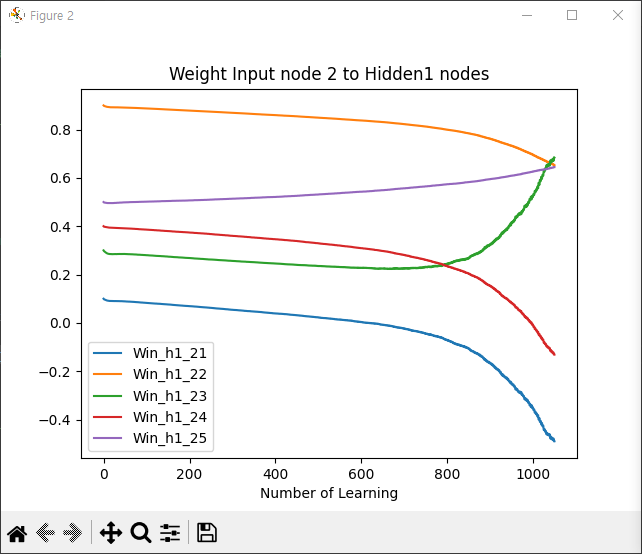
예를 들어

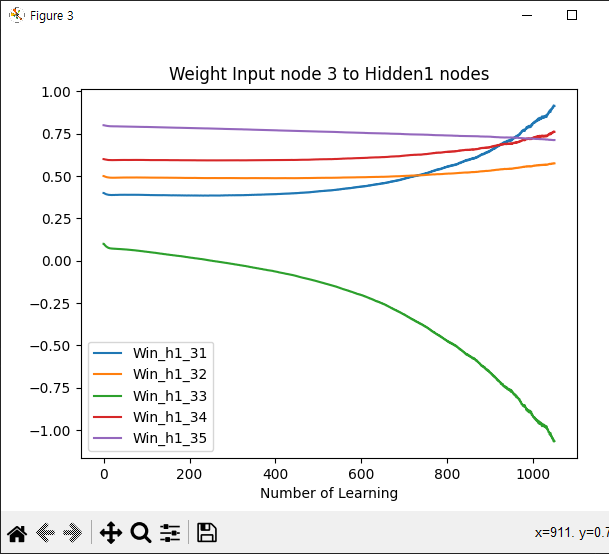
첫번째 열부터 3번째 열까지는 Hidden layer Node 1 에서 Output Node 들에 대한 가중치들

4번째 열부터 6번째 열까지는 Hidden layer Node 2 에서 Output Node 들에 대한 가중치들

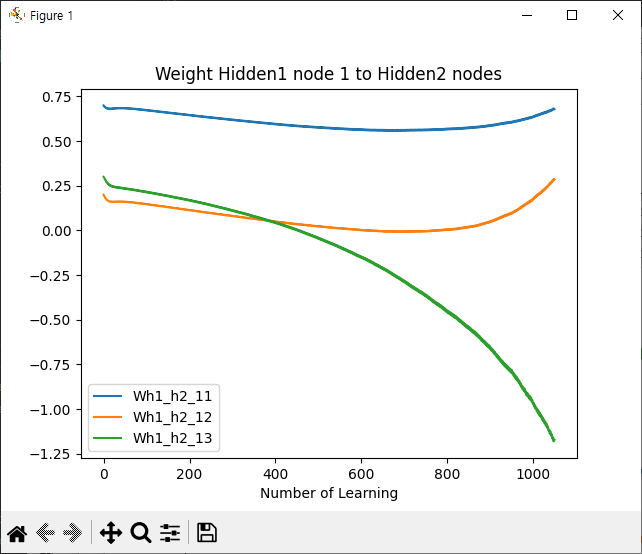
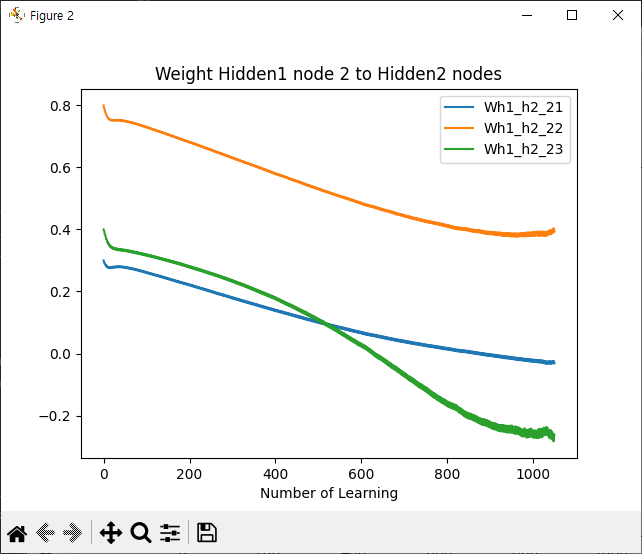
7번째 열에서 마지막 열까지는 Hidden layer Node 3 에서 Output Node 들에 대한 가중치들이다.

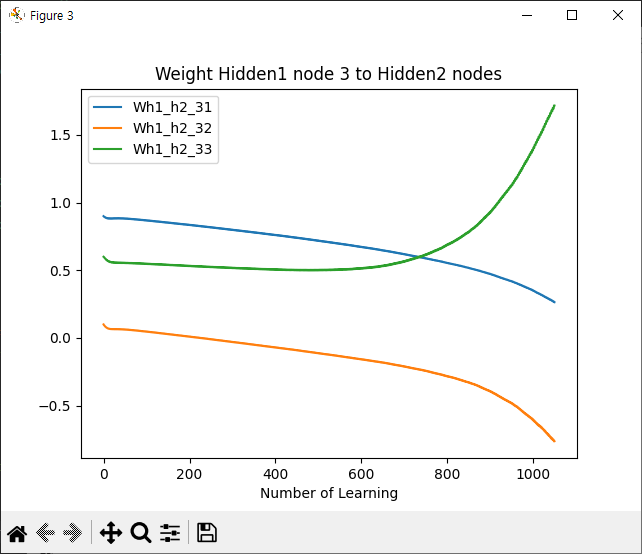
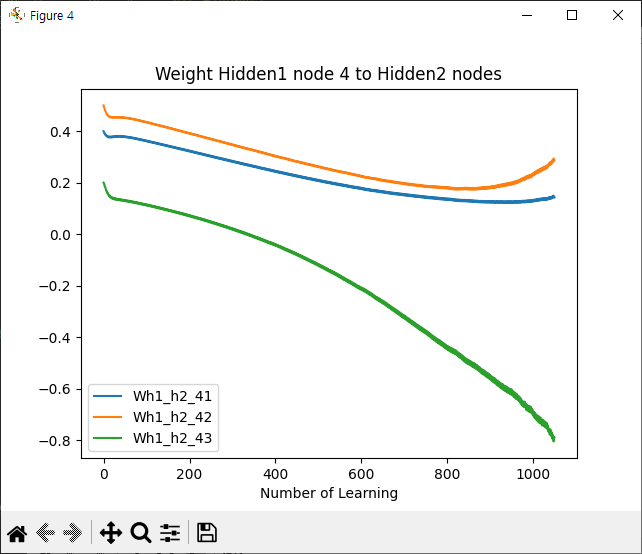
* **Input 에서 Hidden layer 1 의 가중치 시각화**

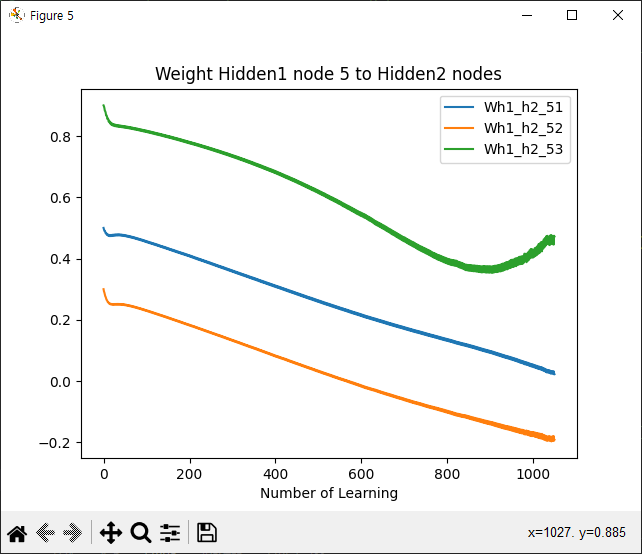
 



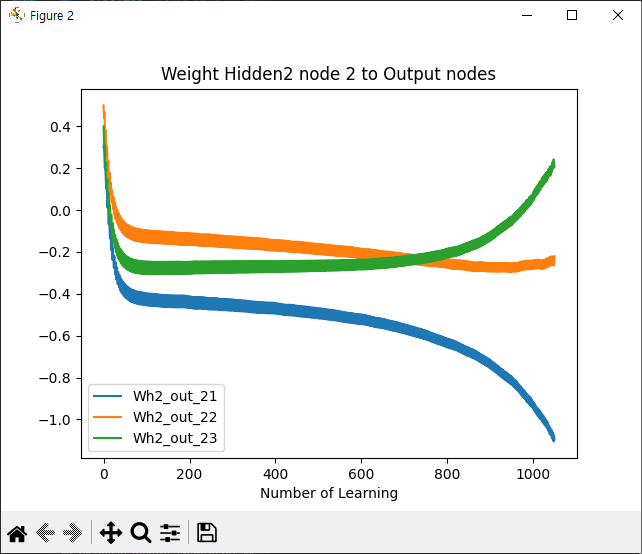
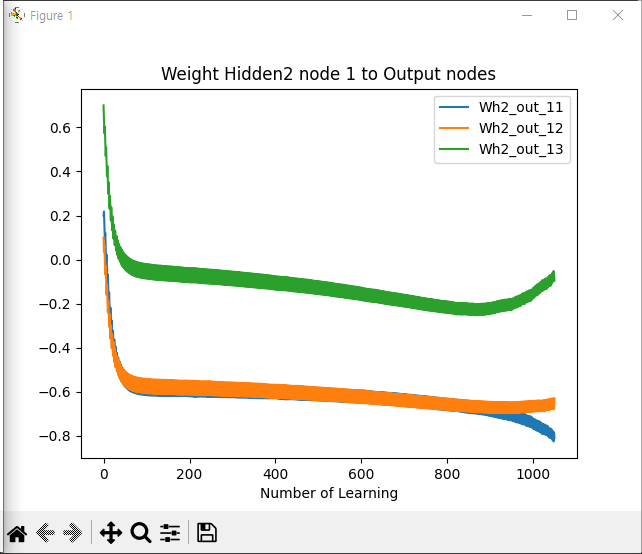
* **Hidden layer 1 에서 Hidden layer 2 의 가중치 시각화**



* **Hidden layer 2 에서 Output 의 가중치 시각화**



**2. 전체 가중치 중 최종결과가 가장 영향을 많이   
미치는 가중치 3개**

* **가장 많은 영향을 미치는 가중치**

가중치는 노드에 들어온 입력 값에 대해 영향을 줄 수 있는 요소로 해당 노드에 대한 가중치가

높을수록 결과값에 대한 해당 노드의 영향이 크다고 볼 수 있다.

가중치가 0에 가까울수록 다음 노드로 들어가는 입력 값이 작아지기 때문에 최종 결과에 미치는

영향이 적어진다. 따라서 가중치가 클수록 최종 결과에 영향을 많이 미친다고 할 수 있다.

이때 영역 구분을 위한 target 을 (1, 0, 0) 과 같이 0 이 되도록 설정했고 입력 값은 모두 양수

이므로 가중치는 음수가 될 수 있다. 음수이지만 해당 가중치의 절대값이 크다면 마찬가지로

최종 결과에 영향을 많이 미친다고 볼 수 있다.

그러므로 전체 가중치 중 최종 결과가 가장 영향을 많이 미치는 가중치를 찾기 위해 가중치의

절대값이 가장 큰 3개를 찾아보았다.

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

Python 을 통해 가중치에 대한 파일들을 불러 5번의 학습을 마친 가중치들을 하나의 리스트에

저장한다. 그리고 절대값을 기준으로 내림차순으로 리스트를 정렬한 뒤 그 중 앞에서부터 3개의

값을 가져오게 되고 이는 5번의 학습 결과 가장 큰 가중치를 갖는 3개의 가중치가 된다.

해당 가중치를 갖는 값을 인덱스로 가져오게 되고 모든 가중치에 대해 0~38번 까지 하나의

리스트에 나열했으므로

38 : Weight Hidden layer 2 node 3 to Output node 3

23 : Weight Hidden layer 1 node 3 to Hidden layer2 node 3

36 : Weight Hidden layer 2 node 3 to Output node 1 이 된다.

* **학습 데이터의 순서에 따른 가중치 변화 살펴보기**

현재 학습데이터의 순서는 학습데이터에 대한 목표가 R, G, B 가 될 수 있도록 번갈아 면서

들어가게 된다. 위에서 얻어낸 3개의 가장 큰 가중치, 즉, 최종 결과가 가장 영향을 많이 미치는

가중치들이 학습 데이터의 순서에 상관에 그대로 유지가 되는 지 확인해보는 실험을 해보았다.

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

학습데이터 순서 : R G B

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

학습데이터 순서 : G R B 학습데이터 순서 : B G R

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

학습데이터 순서 : R G B 학습데이터 순서 : RRR BBB GGG

학습데이터가 학습되는 순서를 바꾸어도 가중치의 값이 바뀌긴 하나 학습데이터의 순서에 상관없이 가장 큰 절대값을 가지는 가중치 3개는 유지되는 것을 알 수 있다.

* **학습 데이터를 다르게 바꾸어 실행했을 때**

위의 실험에서 학습 데이터 값은 그대로 유지한 채 학습이 되는 데이터의 순서를 바꾸어 보았다.

이번 실험에서는 학습 데이터의 값들을 바꿔가며 실행을 해보았다.



기존 코드에서는 rand() 를 사용해 학습데이터를 랜덤으로 주었지만 실행을 계속해도 생성된

랜덤 값이 그대로 들어가기 때문에 학습데이터의 값은 그대로였다. 이를 위해 위의 코드로

실행 시 마다 다른 랜덤 값들이 학습 데이터로 사용되도록 하였다.

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

오른쪽 사진들은 총 3번의 실행을 통해 랜덤한 학습데이터에 대해 5번의 학습을 거치고 얻어낸

출력 값들이고 왼쪽 사진들은 그에 따른 절대값이 가장 큰 3개의 가중치를 출력한 것이다.

학습데이터의 값들이 달라짐에 따라 출력 값과 가중치의 값들이 달라지는 것을 알 수 있지만

절대값이 가장 큰 가중치 3개는 순위가 달라질 뿐 비슷하게 유지되는 것을 알 수 있다.

* 2개의 실험의 결과, 초기 가중치가 그대로 유지되었을 때 학습 데이터의 값과 순서에

상관없이 절대값이 가장 큰 3개의 가중치는 비슷하게 유지됨을 확인할 수 있다.

이에 따라 가장 영향을 미치는 가중치 3개인 Wh2\_out 3,3 [38] Wh2\_out 3,1 [36]

Wh1\_h2 3,3 [23] 을 얻어낼 수 있었다.

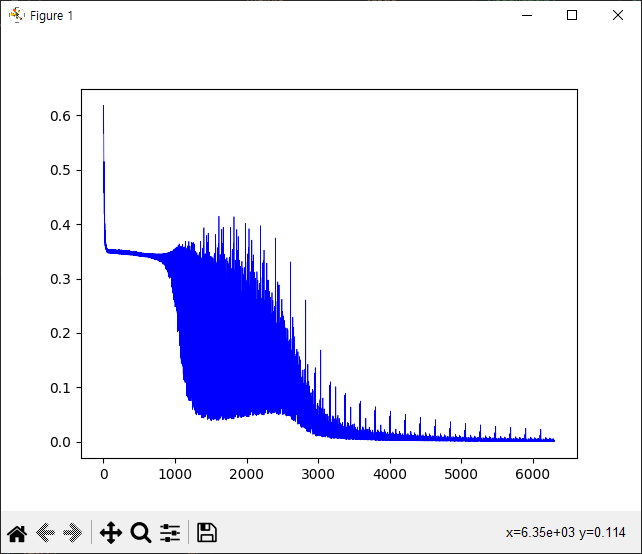
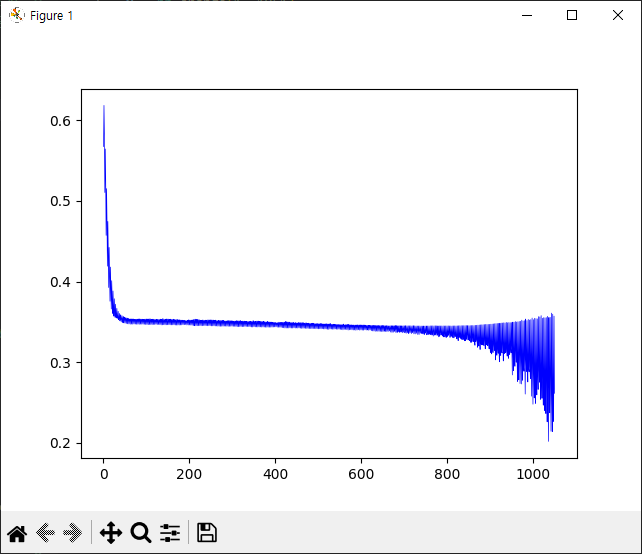
**3. 테스트 데이터를 가장 확실하게 분류할 수   
있는 반복횟수 실험하기**

테스트 데이터가 목표에 맞게 잘 분류된다는 것은 신경망 학습을 통해 나온 출력값이 목표값과

가지는 오차가 거의 없다는 뜻이 된다. 따라서 5번 이상의 임의 학습을 진행하여 1/2 제곱오차

함수가 언제부터 일정 값에 수렴하는지 확인해보았다.

* **오차 함수 그래프 분석**



왼쪽은 5번의 학습을 오른쪽은 30번의 학습을 진행했을 때 얻어낼 수 있는 오차함수 그래프이다.

5번의 학습을 통해서 처음 몇번의 학습 동안에는 오차가 급격하게 줄어들지만 오차함수의 값이

0.2~0.4 로 아직 제대로 테스트 케이스를 구분하지 못한다는 것을 알 수 있다.

30번의 학습을 통해서는 5번의 학습 이후에 오차함수는 0.05 ~ 0.35 사이에서 수렴하지 못한 채

변화하고 있는 모습을 보여주지만 약 3000번 즉, 210 x 15, 15번의 학습 이후로는 어느 정도

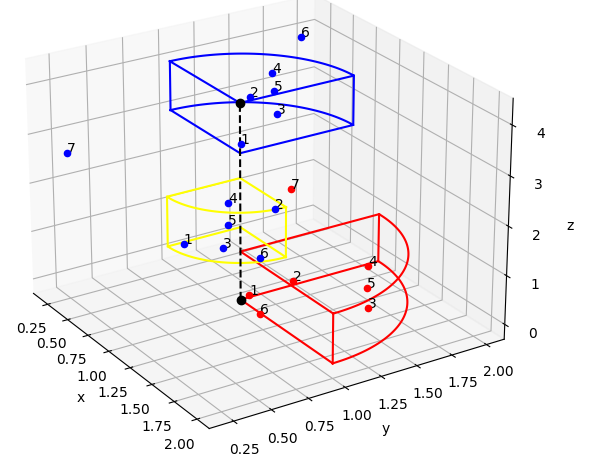
0을 향해 수렴해가는 모습을 보여준다.

오차함수가 0에 가까워진다는 것은 각 출력 값들에 대한 오차가 0 에 수렴한다는 것이고

이는 데이터를 목표에 맞게 잘 분류한다는 뜻이 된다.

이 결과를 실제로 학습데이터를 늘려가며 실험해보았다.

* **학습 횟수를 증가**
* 학습 횟수 5번

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

학습 횟수를 5번으로 설정해 테스트 케이스를 입력해 본 경우 구역에 대한 구분을 제대로

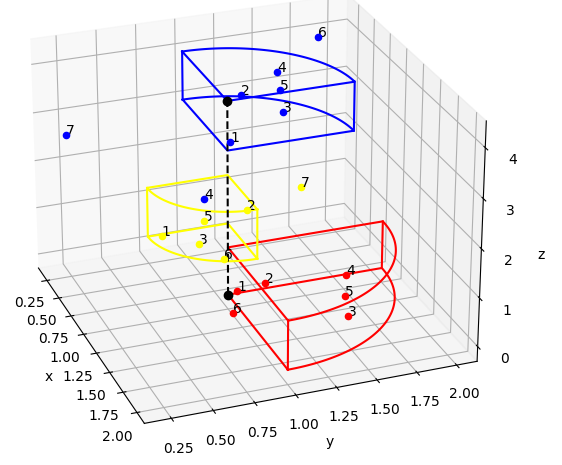
하지 못하고 있는 것을 알 수 있다.

출력 값들 또한 특정 구역으로 구분하기에는 충분하지 않은 값으로

아직 학습 횟수가 부족해 제대로 된 학습읗 하지 못한 상태이므로 횟수를 늘려서 테스트

케이스를 잘 분류할 수 있도록 해야한다.

* 학습 횟수 10번

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

학습을 횟수를 10번으로 늘린 경우 이전 보다는 Y 영역에 대한 구분이 훨씬 더 잘 되어

보이지만 여전히 4번 테스트 케이스 와 Y 영역에 가까운데도 B 영역으로 구분되는 것처럼

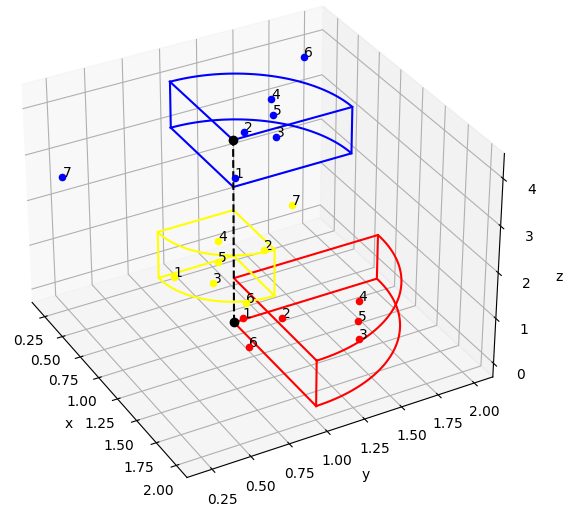
학습이 제대로 되지 않은 모습을 볼 수 있다.

출력 결과들이 이전과 비교해 목표에 가까워진 모습이지만 아직까지도 0.52 를 통해 B 로 분류

하는 등 제대로 된 영역을 구분을 하기에는 부족하다.

여전히 학습이 제대로 되지 않았으므로 학습 횟수를 증가시켜야 한다.

* 학습 횟수 15번

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

학습 횟수를 15번으로 늘린 경우 이전 잘 분류되지 않던 4번 테스트 케이스가 Y 영역으로

잘 구분되는 것을 알 수 있다.

실제 출력 결과들 0.9, 0.8에 가까운 값들이 대부분이며 이전보다 확실히 목표에 가까워진 것을 알 수 있다.

기존 5번의 학습으로는 제대로 된 출력 값을 갖지 못하고 테스트 케이스에 대한 영역 구분 또한

수행하지 못한다.

15번 정도의 학습을 통해 테스트 케이스 20개를 제대로 구분할 수 있게 된다.