## 201700949 설재혁

# 1. 333 신경망 Foward propagation

```
In [68]:
```

```
from IPython.core.interactiveshell import InteractiveShell
InteractiveShell.ast node interactivity = "all"
import numpy as np
def sigmoid function(x):
   return 1.0 / (1 + np.exp(-x))
input data = [0.9, 0.1, 0.8] # 입력값
W_input_hidden = [[0.9, 0.3, 0.4], [0.2, 0.8, 0.2], [0.1, 0.5, 0.6]] # 입력 계층과 은닉
W_hidden_output = [[0.3, 0.7, 0.5], [0.6, 0.5, 0.2], [0.8, 0.1, 0.9]] # 은닉 계층과 출력
X_hidden = np.dot(W_input_hidden, input data) # 은닉 계층의 입력값 = 초기 입력값과 가중치 간의
input_data = sigmoid_function(X_hidden) # 은닉 계층의 결과값 == 출력 계층의 입력값
X output = np.dot(W hidden output, input data) # 출력 계층 입력값과 가중치 간의 행렬곱
output data = sigmoid function(X output) # 출력 계층의 결과값
print('은닉 계층의 입력값: ', X hidden)
print('은닉 계층의 결과값(=출력계층의 입력값): ', input data)
print('출력 계층의 결과값: ', output_data)
은닉 계층의 입력값:
               [1.16 0.42 0.62]
은닉 계층의 결과값(=출력계층의 입력값): [0.76133271 0.60348325 0.65021855]
출력 계층의 결과값: [0.72630335 0.70859807 0.77809706]
```

## 2. 222 신경망 Backward propagation

#### In [69]:

## 3. 222 신경망 Weight Update

입력 계층 두 번째 노드의 오차: 0.938000000000000

#### In [70]:

```
e_output_1 = 0.8 # 출력계층 오차
alpha = 0.1 # 학습률
output_j = np.array([0.4, 0.5]) # 은닉계층에서의 결과 값
W_hidden_output = np.array([2.0, 3.0]) # 은닉 계층과 출력 계층 간의 가중치
sum_of_weight = np.dot(W_hidden_output, output_j) # 입력 신호의 가중치 합

result = -(e_output_1 * sigmoid_function(sum_of_weight) * (1 - sigmoid_function(sum_variance = alpha * result # 변화량
updatedWeight = W_hidden_output[0] - variance # 업데이트된 가중치

print("오차 기울기: ", result)
print("변화량: ", variance)
print("업데이트 된 가중치(W_11): ", updatedWeight)
```

오차 기울기: -0.02650226143703718 변화량: -0.002650226143703718 업데이트 된 가중치(W\_11): 2.002650226143704

# 4. 333 신경망 역전파 오차값과 가중치 업데이트

#### In [71]:

```
import scipy.special
targets = np.array([[0.01], [0.01], [0.99]]) # \Xi \Xi \vec{u}
actuals = np.array([[0.726], [0.708], [0.778]]) # 실제 값
W input hidden = np.array([[0.9, 0.3, 0.4], [0.2, 0.8, 0.2], [0.1, 0.5, 0.6]]) # \mathcal{Q}
W hidden output = np.array([[0.3, 0.7, 0.5], [0.6, 0.5, 0.2], [0.8, 0.1, 0.9]]) # \stackrel{\triangle}{=}
E output = targets - actuals # 오차
print("출력 계층 오차 \n", E output)
W_hidden_output_sum1 = W_hidden_output.sum(axis=1, dtype="float") # 은닉 계층과 출력 계층
W hidden output norm = W hidden output.T / W hidden output suml # 정규화
E_hidden = np.dot(W_hidden_output_norm, E output) # 은닉 계층 오차
print('\n은닉 계층 오차 \n', E hidden)
W input hidden sum1 = W input hidden.sum(axis=1, dtype="float") # 입력 계층과 은닉 계층
W input hidden norm = W hidden output.T / W input hidden sum1 # \overline{\sigma} \pi^{\underline{\hat{p}}}
E input = np.dot(W hidden output norm, E hidden) # 입력 계층 오차
print('\n입력 계층 오차 \n', E input)
output_j = np.array([0.4, 0.5, 0.6]) # 은닉 계층에서의 결과값 (가공의 값)
sum_of_weight = np.dot(W_hidden_output, output_j) # 입력 신호의 가중치 합 (아직 이해가 잘 안된
print('\n입력 신호의 가중치 합 \n', sum of weight)
result = -(E output * sigmoid function(sum of weight) * (1 - sigmoid function(sum of
print('\n오차 기울기 \n', result)
variance = alpha * result # 변화량 == 학습률 * 오차 기울기
print('\n변화량 \n', variance)
print('\n업데이트 전 가중치\n', W hidden output)
updatedWeight = W_hidden_output - variance # 업데이트 된 가중치
print('\n업데이트 된 가중치\n', updatedWeight)
출력 계층 오차
 [[-0.716]
 [-0.698]
 [ 0.212]]
은닉 계층 오차
 [[-0.37113162]
 [-0.59081709]
 [-0.24005128]
입력 계층 오차
 [[-0.4536006]
 [-0.41376828]
 [-0.33463112]]
입력 신호의 가중치 합
 [0.77 0.61 0.91]
오차 기울기
 [[ 0.06195407  0.08166464  0.08790945]
 [ 0.06039657  0.07961162  0.08569943]
 [-0.01834394 - 0.02418003 - 0.02602905]]
```

### 변화량

```
[[ 0.00619541 0.00816646 0.00879094]
[ 0.00603966 0.00796116 0.00856994]
[-0.00183439 -0.002418 -0.00260291]]
업데이트 전 가중치
[[0.3 0.7 0.5]
[0.6 0.5 0.2]
```

### 업데이트 된 가중치

[0.8 0.1 0.9]]

```
[[0.29380459 0.69183354 0.49120906]
[0.59396034 0.49203884 0.19143006]
[0.80183439 0.102418 0.90260291]]
```