

2021 인공지능 소수전공

46~50차시: 오차역전파

2021.08.03 17:30~22:15

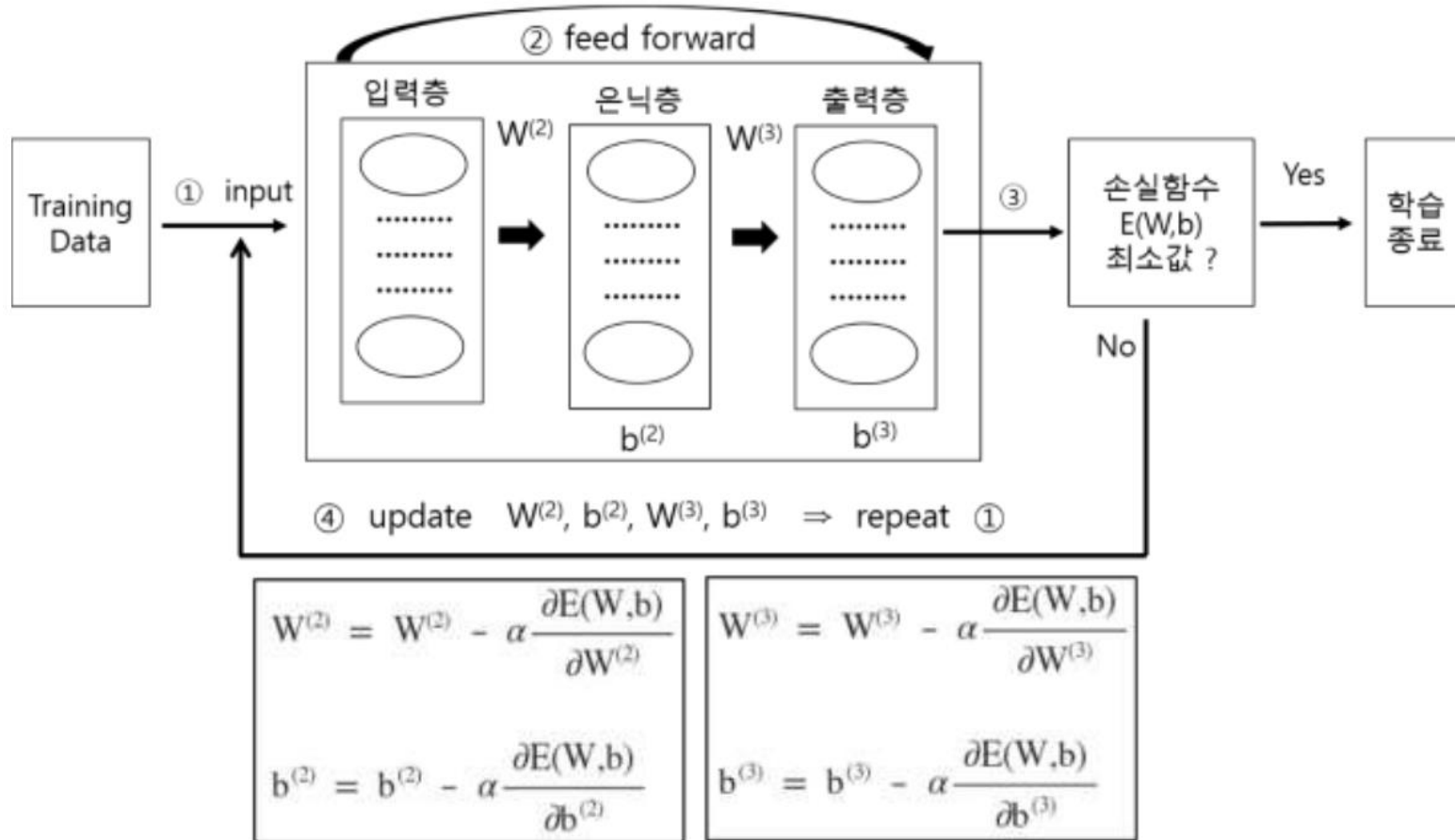
Seokhwan Yang

- 내용

- 수치미분 MNIST
- 오차 역전파(Back Propagation) 개념과 동작원리
- 오차 역전파와 관련된 수학 공식 유도
- 오차 역전파 기반 딥러닝 아키텍처
- 오차 역전파 MNIST



• 수치 미분을 이용한 딥러닝 아키텍처

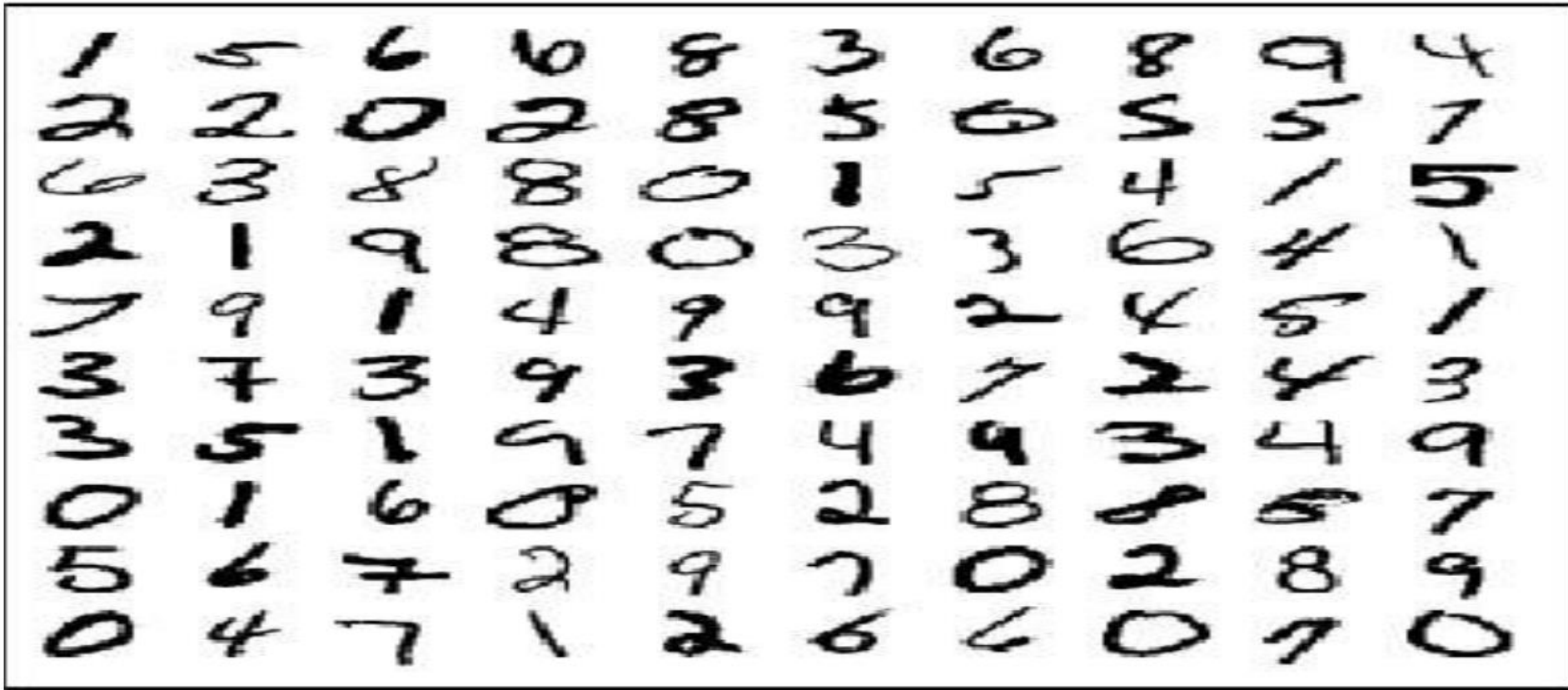


알고리즘

- ① 트레이닝 데이터에 대하여
- ② 피드 포워드 함수 수행 후
- ③ 손실 함수 계산
- ④ 손실 함수가 최소가 아니면
- ⑤ 수치 미분을 통해서 가중치와 편향치를 갱신하고
- ⑥ 다시 피드 포워드 반복

수치 미분 기반 MNIST

- MNIST (필기체 손글씨)



- MNIST 다운로드 사이트
 - Training Data (csv format)
 - http://www.pjreddie.com/media/files/mnist_train.csv
 - Test Data (csv format)
 - http://www.pjreddie.com/media/files/mnist_test.csv
- 강의 Github의 data 폴더에 있음



- **MNIST 데이터 구조**

- **mnist_train.csv**

- 총 6만개의 레이블링 된 데이터
 - 각 글자는 1 + 28x28 (1 + 784 개 숫자 데이터, ','로 구분되어 있음)
 - 처음 1개는 레이블링 값, 나머지 784개는 문자의 픽셀 데이터

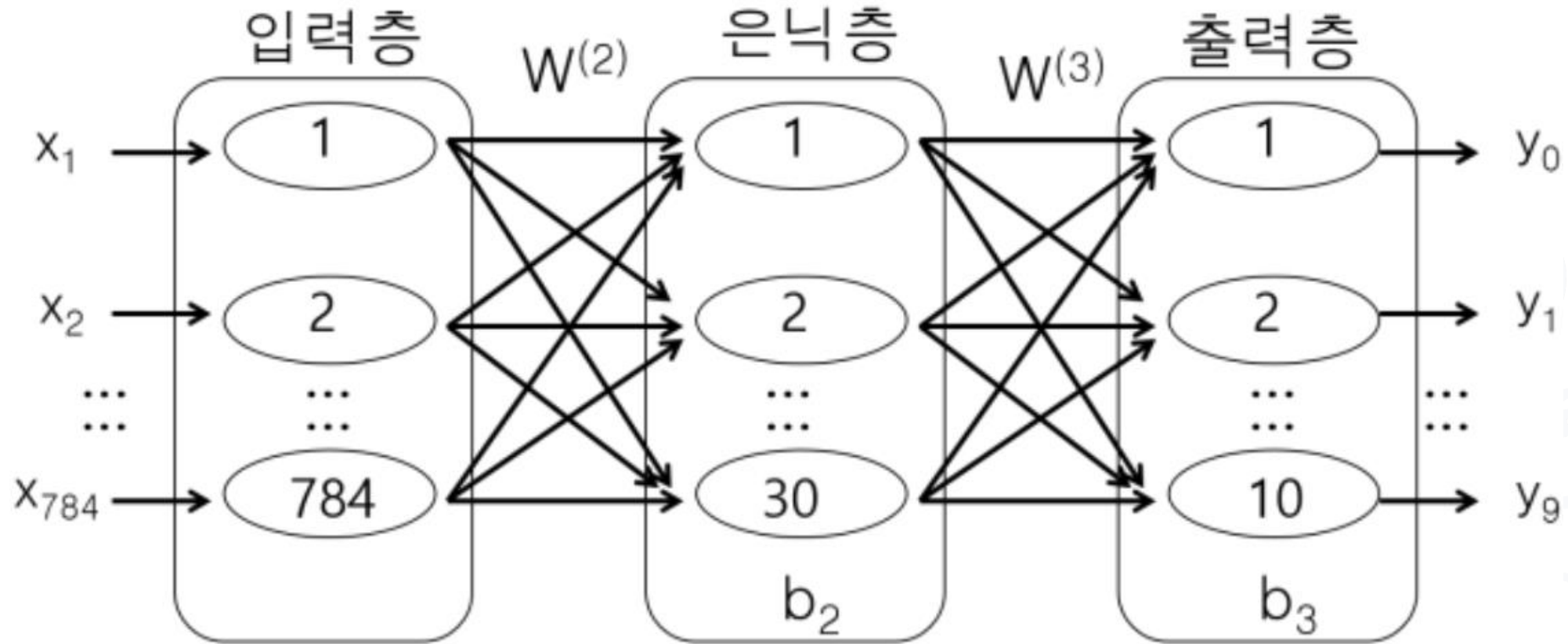
- **mnist_test.csv**

- 총 1만개의 레이블링 된 데이터
 - 나머지는 mnist_train.csv 파일과 동일

• mnist_train.csv 구조 예시 (5)

[illegible]

- MNIST 인식을 위한 딥러닝 아키텍처



- One-Hot Encoding 예시

인덱스	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
값	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.99	0.01	0.01	0.01	0.01
노드번호	y_0	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9

- 수치 미분 기반 딥러닝 모델의 단점

- 가중치와 편향치의 학습에 많은 시간 소요

- 예: MNIST의 경우

- 784개(28x28)입력 층 노드, 30개의 은닉 층 노드, 10개의 출력 층 노드 보유
 - 학습 시 평균 20시간 이상 소요(1 CPU 환경)
 - 입력 데이터의 개수가 증가하거나 은닉 층 노드 개수 증가 시 더 많은 시간 소요가 예상됨

- [문제 1] 입력 데이터 정규화 및 정답 데이터 One-Hot Encoding
 - 1) MNIST 입력데이터를 0.01 ~ 1.00 값으로 정규화 하는 코드를 구현하시오
 - 2) MNIST 정답데이터를 One-Hot Encoding 방식으로 표현하시오

- [문제 2] 수치미분을 이용한 MNIST_Test class 검증
 - 1) MNIST_Test 클래스에서 np.random.rand(...) 가중치 초기화
 - 2) 은닉층 노드 1 개 (h_nodes) 설정
 - 3) obj = MNIST_Test(i_nodes, h_nodes, o_nodes, learning_rate)
 - obj.train(input_data, target_data)
 - obj.accuracy(test_input_data, test_target_data)

- [문제 3] 수치미분을 이용한 MNIST_Test class 검증
 - 1) MNIST_Test 클래스에서 Xavier / He 방식으로 가중치 초기화
 - 2) 은닉층 노드 1 개 (h_nodes) 설정
 - 3) `obj = MNIST_Test(i_nodes, h_nodes, o_nodes, learning_rate)`
 - `obj.train(input_data, target_data)`
 - `obj.accuracy(test_input_data, test_target_data)`

- [문제 4] MNIST_Test 클래스에서 Xavier / He 방식으로 가중치 초기화하고, 은닉층
 - 노드수를 2 개로 하여 소요시간 및 정확도를 측정하시오
 - `obj = MNIST_Test(i_nodes, h_nodes, o_nodes, learning_rate)`
 - `obj.train(input_data, target_data)`
 - `obj.accuracy(test_input_data, test_target_data)`

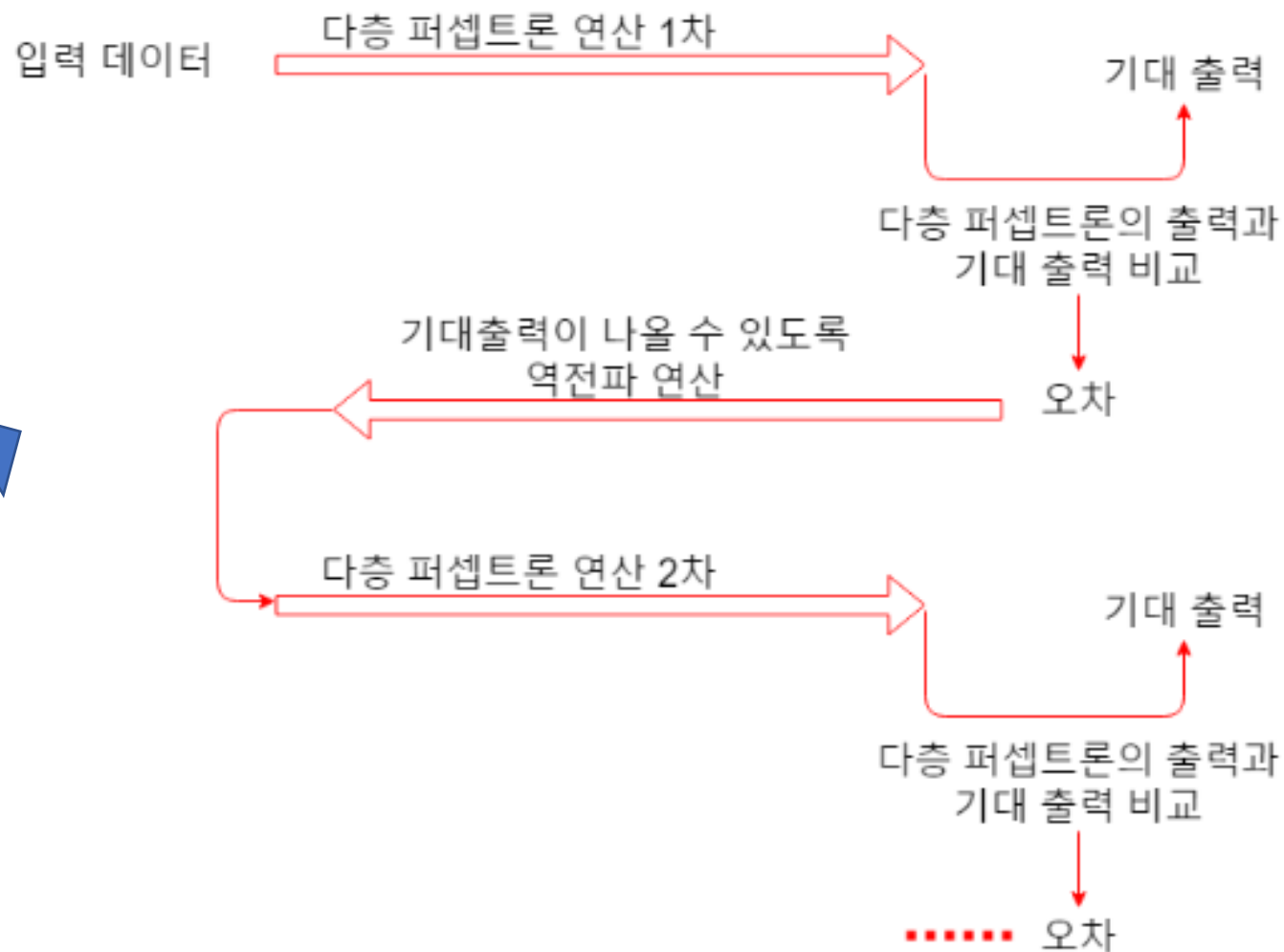
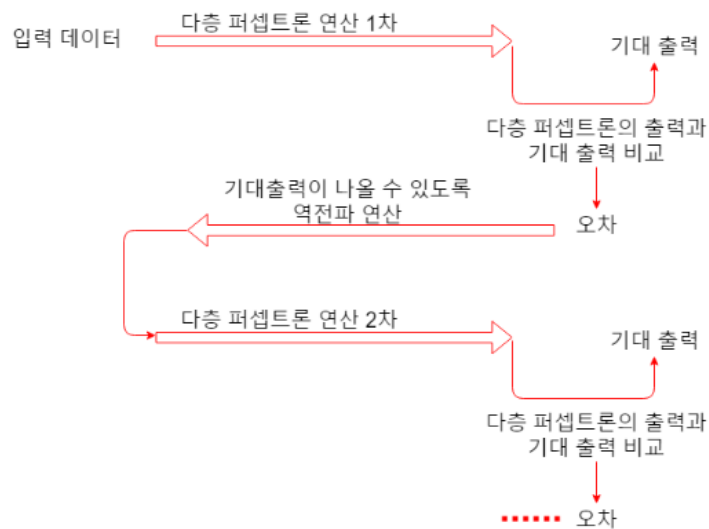
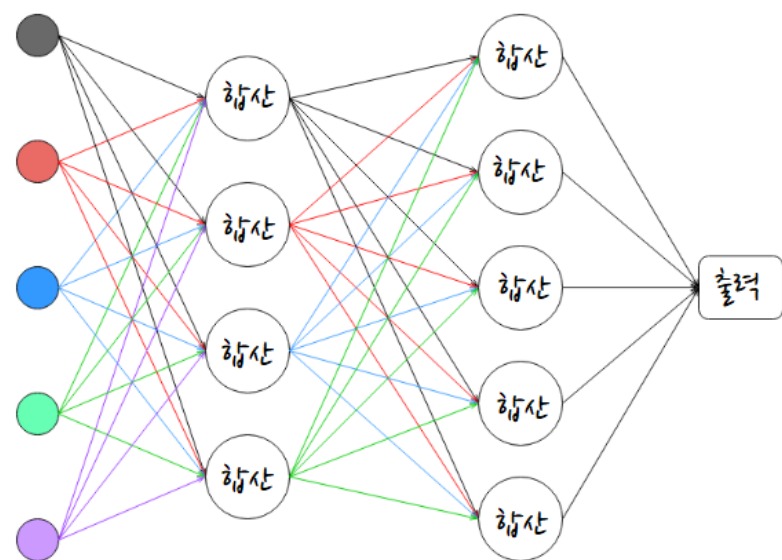
- [문제 5] MNIST_Test 클래스에서 Xavier / He 방식으로 가중치 초기화하고, 은닉층
 - 노드수를 8 개로 하여 소요시간 및 정확도를 측정하시오
 - `obj = MNIST_Test(i_nodes, h_nodes, o_nodes, learning_rate)`
 - `obj.train(input_data, target_data)`
 - `obj.accuracy(test_input_data, test_target_data)`

- [문제 6] MNIST_Test 클래스에서 Xavier / He 방식으로 가중치 초기화하고, 은닉층
 - 노드수를 30 개로 하여 소요시간 및 정확도를 측정하시오
 - `obj = MNIST_Test(i_nodes, h_nodes, o_nodes, learning_rate)`
 - `obj.train(input_data, target_data)`
 - `obj.accuracy(test_input_data, test_target_data)`

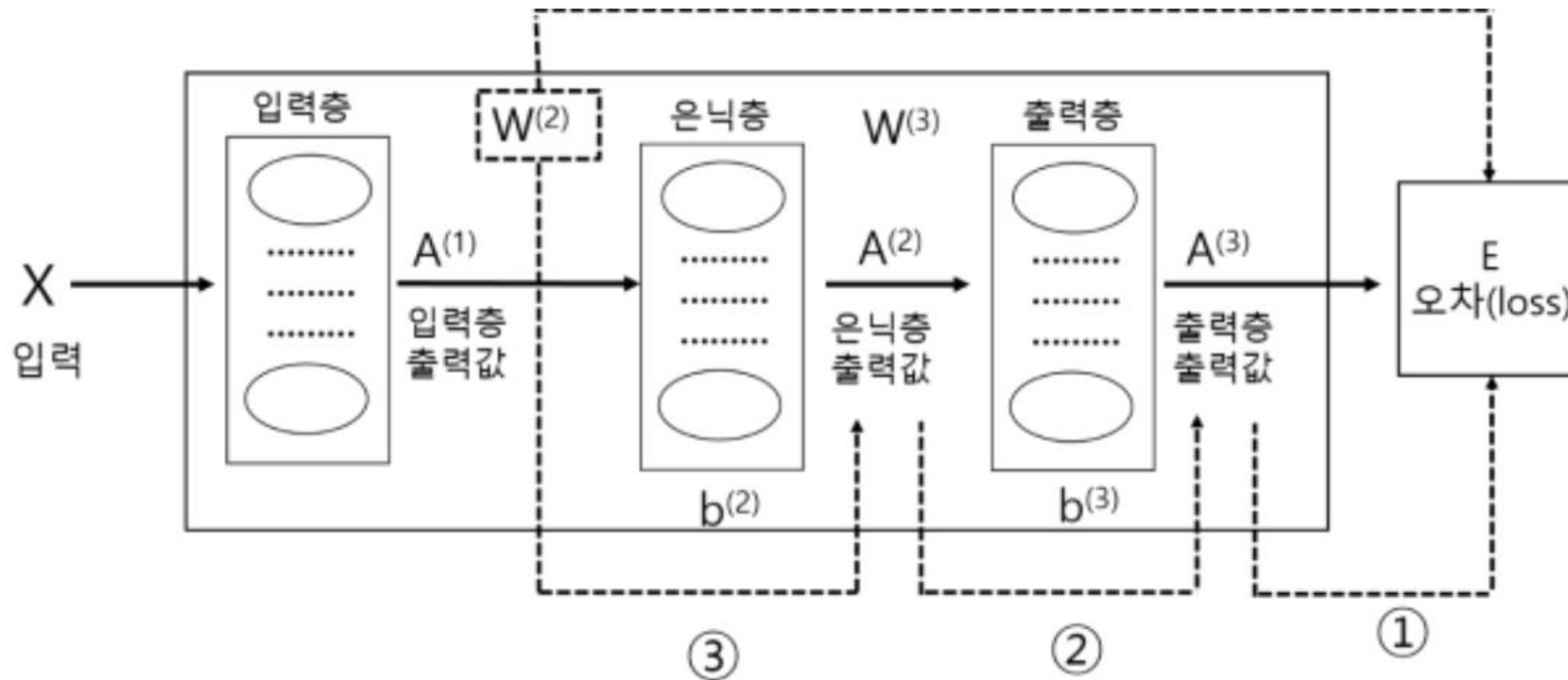
- 오차 역전파란?

- 딥러닝 아키텍처의 은닉층에 포함된 각 노드의 가중치, 편향치 갱신을 위한
- 편미분(partial derivative) 식을 그대로 계산하는 것이 아니라
- 체인 룰(chain rule)을 이용하여 국소(local) 미분으로 분리한 후에
- 분리된 국소(local) 미분을 계산하기 쉬운 형태의 수학기공식으로 나타내는 것
- 수치 미분을 사용하지 않고 행렬(matrix)로 표현되는 수학기공식으로 계산되기 때문에 빠른 계산이 가능하다

오차 역전파의 개념



• 동작원리



$$W^{(2)} = W^{(2)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W^{(2)}} = W^{(2)} - \alpha \left(\frac{\partial E}{\partial A^{(3)}} \cdot \frac{\partial A^{(3)}}{\partial A^{(2)}} \cdot \frac{\partial A^{(2)}}{\partial W^{(2)}} \right)$$

체인 룰 (chain rule) 적용 → ① ② ③

- 표현

- 입력 데이터: X
- 입력 층의 출력 값: $A(1)$ 행렬
- 은닉 층의 출력 값: $A(2)$ 행렬, $A(1) \rightarrow A(2)$ 가중치: $W(2)$, 편향치: $b(2)$
- 출력 층의 출력 값: $A(3)$ 행렬, $A(2) \rightarrow A(3)$ 가중치: $W(3)$, 편향치: $b(3)$
- 출력 층의 출력 값 $A(3)$ 과 정답 사이의 오차: E

- 기존 신경망의 가중치 업데이트 방식

- $W^{(3)} = W^{(2)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W^{(2)}}$ 과 같은 편미분이 포함된 방정식 이용

- 오차 역전파에서의 체인 룰에 의한 편미분 방정식 분해

$$W^{(2)} = W^{(2)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W^{(2)}} = W^{(2)} - \alpha \left(\underbrace{\frac{\partial E}{\partial A^{(3)}}}_{\text{①}} \cdot \underbrace{\frac{\partial A^{(3)}}{\partial A^{(2)}}}_{\text{②}} \cdot \underbrace{\frac{\partial A^{(2)}}{\partial W^{(2)}}}_{\text{③}} \right)$$

[체인 룰 (chain rule) 적용]

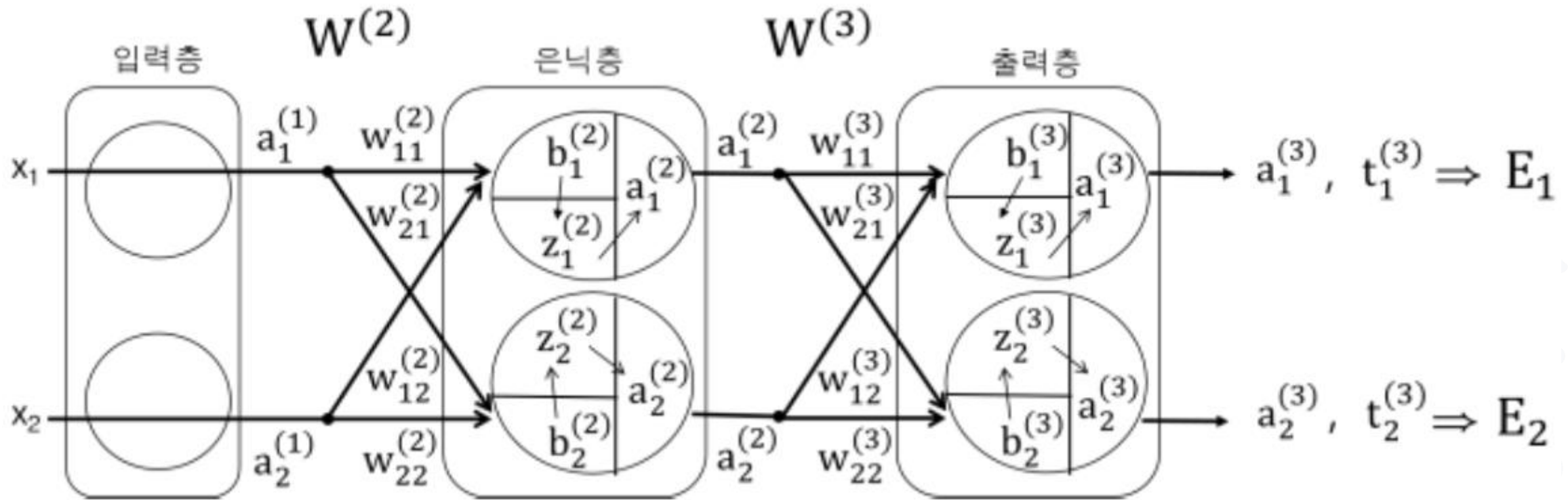
- ①②③과 같은 국소 미분의 곱 형태로 표현

• 동작 원리

- ① 가중치 $W^{(2)}$ / 편향치 $b^{(2)}$ 등이 변할 때 최종 오차 E 가 얼마나 변하는지 나타내는 $\frac{\partial E}{\partial W^{(2)}}$ 또는 $\frac{\partial E}{\partial b^{(2)}}$ 와 같은 편미분 식을
- ② 체인 룰을 이용하여 국소 미분으로 분리한 후에
- ③ 국소 미분을 수학기공식으로 나타내서
- ④ 최종적으로는 수치 미분이 아닌 곱하기 형태의 산술식으로 계산함

오차 역전파의 동작원리

- 오차 역전파를 위한 기본 신경망 구조



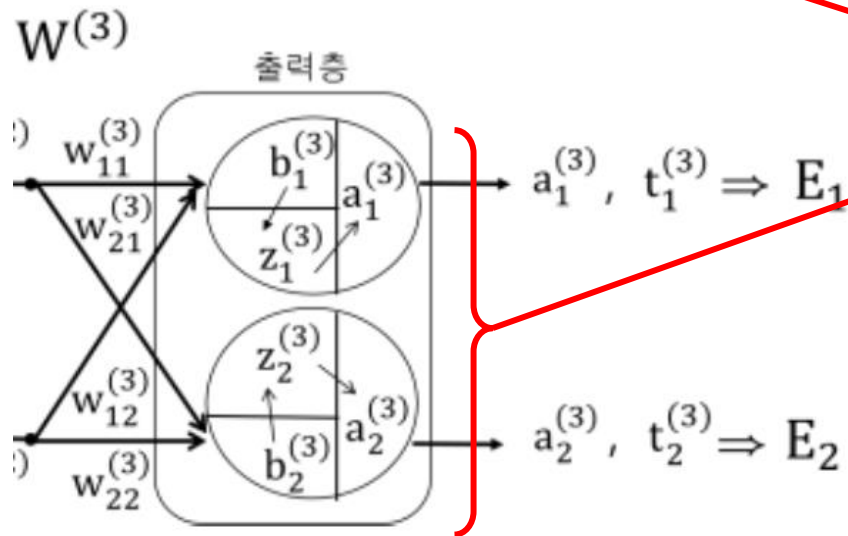
- 각 층의 가중치 W , 편향치 b , 최종 오차 E

가중치	$W^{(2)} = \begin{pmatrix} w_{11}^{(2)} & w_{21}^{(2)} \\ w_{12}^{(2)} & w_{22}^{(2)} \end{pmatrix} \qquad W^{(3)} = \begin{pmatrix} w_{11}^{(3)} & w_{21}^{(3)} \\ w_{12}^{(3)} & w_{22}^{(3)} \end{pmatrix}$
바이어스	$b^{(2)} = (b_1^{(2)} \quad b_2^{(2)}) \qquad b^{(3)} = (b_1^{(3)} \quad b_2^{(3)})$
오차 E	$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 (t_i^{(3)} - a_i^{(3)})^2 = \frac{1}{2} \left\{ (t_1^{(3)} - a_1^{(3)})^2 + (t_2^{(3)} - a_2^{(3)})^2 \right\} = E_1 + E_2$

- 오차 E 는 정답 t 와 출력 층에서의 출력 값 a 의 사이의 차이를 제공하는 평균 제곱 오차(MSE)를 적용

- 각 층의 가중치 w , 편향치 b , 최종 오차 E

오차 E	$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 (t_i^{(3)} - a_i^{(3)})^2 = \frac{1}{2} \left\{ (t_1^{(3)} - a_1^{(3)})^2 + (t_2^{(3)} - a_2^{(3)})^2 \right\} = E_1 + E_2$
--------	---



- 출력 층 노드가 2개이므로 오차를 $\frac{1}{2}$ 로 계산
- 총 오차 E 는 $E_1 + E_2$ 와 같이 오차의 덧셈으로 표현 가능
- 각각의 오차들은 서로에게 영향을 주지 않는 독립변수이므로 선형적인 덧셈으로 연결 가능

• 각 층의 선형 회귀 값(z), 출력 값(a)

	선형 회귀 값 (z)	출력 값 (a)
입력 층	입력 층에는 가중치가 없기 때문에 선형 회귀 값은 적용하지 않습니다.	$a_1^{(1)} = x_1$
		$a_2^{(1)} = x_2$
은닉 층	$z_1^{(2)} = a_1^{(1)}w_{11}^{(2)} + a_2^{(1)}w_{12}^{(2)} + b_1^{(2)}$	$a_1^{(2)} = \text{sigmoid}(z_1^{(2)})$
	$z_2^{(2)} = a_1^{(1)}w_{21}^{(2)} + a_2^{(1)}w_{22}^{(2)} + b_2^{(2)}$	$a_2^{(2)} = \text{sigmoid}(z_2^{(2)})$
출력 층	$z_1^{(3)} = a_1^{(2)}w_{11}^{(3)} + a_2^{(2)}w_{12}^{(3)} + b_1^{(3)}$	$a_1^{(3)} = \text{sigmoid}(z_1^{(3)})$
	$z_2^{(3)} = a_1^{(2)}w_{21}^{(3)} + a_2^{(2)}w_{22}^{(3)} + b_2^{(3)}$	$a_2^{(3)} = \text{sigmoid}(z_2^{(3)})$

• 시그모이드 함수 미분

$$\frac{\partial \text{sigmoid}(z)}{\partial z} = \frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{1}{1 + e^{-z}} \right) \quad ①$$

$$= \frac{e^{-z}}{(1 + e^{-z})^2} \quad ②$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-z}} \times \frac{e^{-z}}{1 + e^{-z}} \quad ③$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-z}} \times \frac{(1 + e^{-z}) - 1}{1 + e^{-z}} \quad ④$$

분자에 1을 더하고 다시 빼 주어도
분자식은 변하지 않음

$$= \frac{1}{1 + e^{-z}} \times \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-z}} \right) \quad ⑤$$

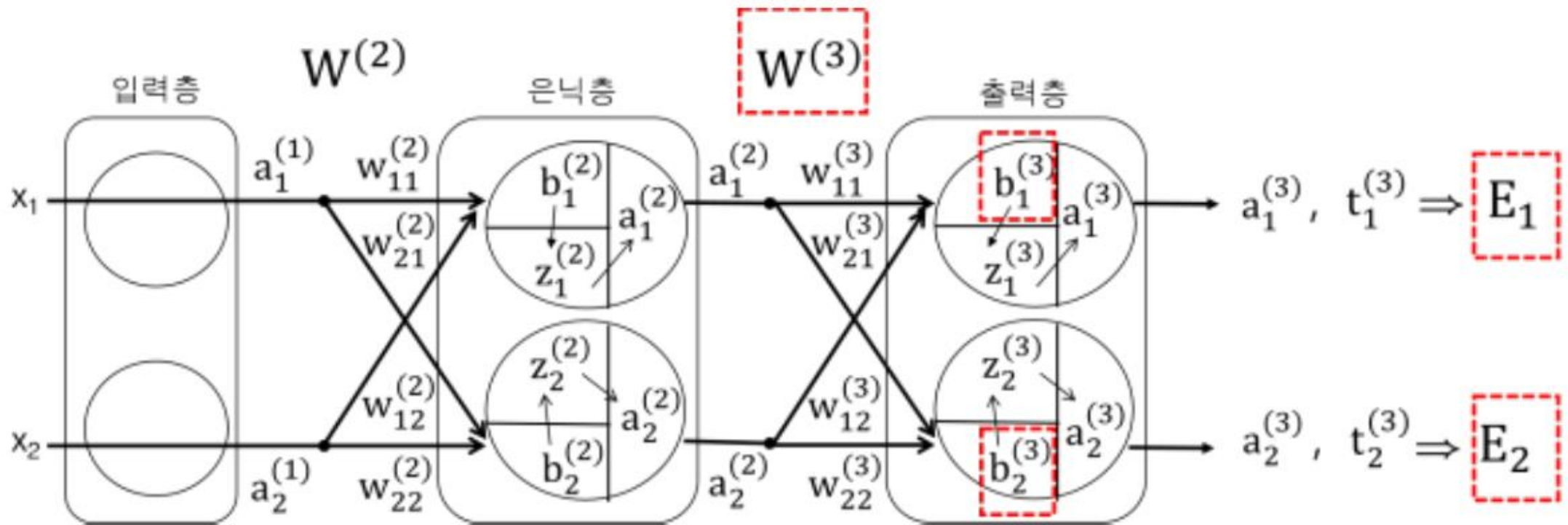
$$= \text{sigmoid}(z) \times (1 - \text{sigmoid}(z)) \quad ⑥$$

- 시그모이드 함수 미분

$$\frac{\partial \text{sigmoid}(z)}{\partial z} = \text{sigmoid}(z) \times (1 - \text{sigmoid}(z))$$



- 출력 층의 오차 역전파 공식
 - 오차 역전파를 위한 기본 신경망 구조(출력 층)



- 출력 층의 오차 역전파 공식

- 출력층의 오차역전파(Back Propagation)를 구한다는 것은
- 출력층에 적용되는 가중치 $W^{(3)}$ / 바이어스 $b^{(3)}$ 가 변할 때
- 최종 오차 E ($E = E_1 + E_2$) 는 얼마나 변하는지 알 수 있는 공식을 구하는 것

- 출력층 가중치 $W^{(3)}$ / 바이어스 $b^{(3)}$ 업데이트

$$W^{(3)} = W^{(3)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W^{(3)}} \quad , \quad b^{(3)} = b^{(3)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial b^{(3)}}$$

- 출력 층의 오차 역전파 공식

- 그런데 출력 층에서의 가중치 $w^{(3)}$ / 편향치 $b^{(3)}$ 는
- 가중치 $w^{(3)}$ 는 2x2 크기의 행렬이며, 편향치 $b^{(3)}$ 는 크기가 2인 벡터이므로

$$W^{(3)} = \begin{pmatrix} w_{11}^{(3)} & w_{21}^{(3)} \\ w_{12}^{(3)} & w_{22}^{(3)} \end{pmatrix}, \quad b^{(3)} = \begin{pmatrix} b_1^{(3)} & b_2^{(3)} \end{pmatrix}$$

출력층 가중치 $w^{(3)}$ / 편향치 $b^{(3)}$

- 출력 층의 오차 역전파 공식

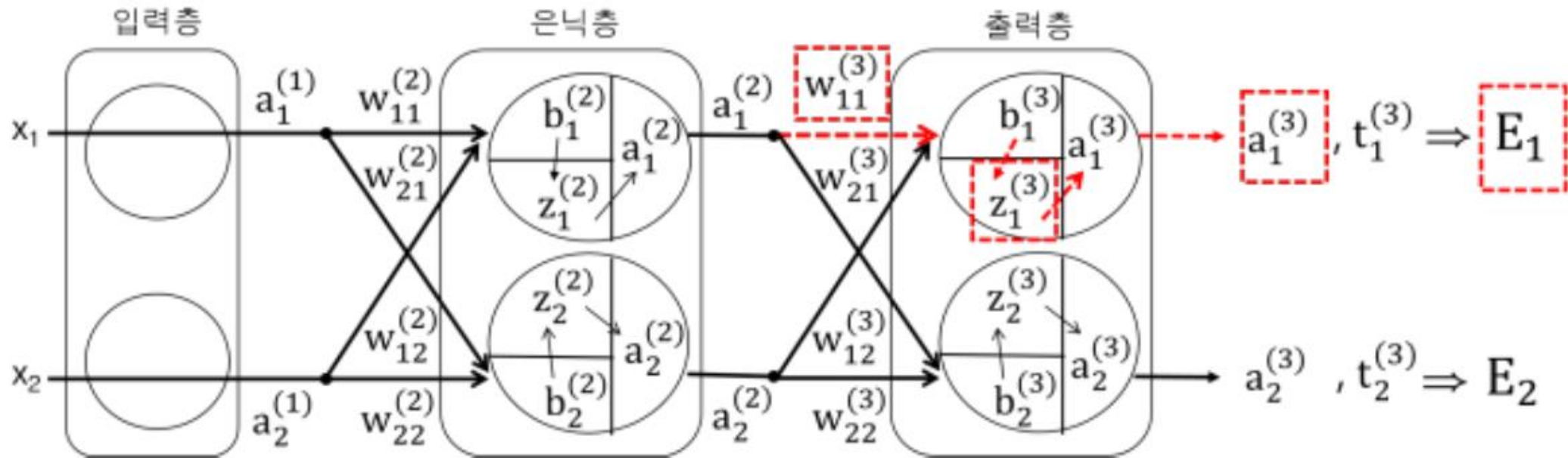
- 위와 같이 출력 층의 가중치 $w^{(3)}$ 는 4 개의 요소 값을 가지며, 편향치 $b^{(3)}$ 는 2 개의 요소 값을 가짐
- 따라서 편미분으로 나타나는 2 개의 항 $\frac{\partial E}{\partial w^{(3)}}, \frac{\partial E}{\partial b^{(3)}}$ 은 총 6 개의 편미분 식으로 분해됨

출력층 가중치 편미분 $\frac{\partial E}{\partial w^{(3)}}$, 바이어스 편미분 $\frac{\partial E}{\partial b^{(3)}}$ 분해

$$\frac{\partial E}{\partial w^{(3)}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(3)}} & \frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(3)}} \\ \frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(3)}} & \frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(3)}} \end{pmatrix}, \quad \frac{\partial E}{\partial b^{(3)}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial E}{\partial b_1^{(3)}} & \frac{\partial E}{\partial b_2^{(3)}} \end{pmatrix}$$

• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(3)}}$



$w_{11}^{(3)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(3)}}$ 유도 과정

$w_{11}^{(3)}$ 이 변할 때,
오차 E가 얼마나
변할 것인가?

$$\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(3)}} = \frac{\partial E_1}{\partial w_{11}^{(3)}} + \frac{\partial E_2}{\partial w_{11}^{(3)}} \quad ①$$

$$= \frac{\partial E_1}{\partial a_1^{(3)}} \times \frac{\partial a_1^{(3)}}{\partial z_1^{(3)}} \times \frac{\partial z_1^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} \quad ②$$

$$= \frac{\partial \left\{ \frac{1}{2} (t_1^{(3)} - a_1^{(3)})^2 \right\}}{\partial a_1^{(3)}} \times \frac{\partial \text{sigmoid}(z_1^{(3)})}{\partial z_1^{(3)}} \times \frac{\partial (a_1^{(2)} w_{11}^{(3)} + a_2^{(2)} w_{12}^{(3)} + b_1^{(3)})}{\partial w_{11}^{(3)}} \quad ③$$

$$= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_1^{(3)}) \times (1 - \text{sigmoid}(z_1^{(3)})) \times a_1^{(2)} \quad ④$$

$$= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times a_1^{(3)} \times (1 - a_1^{(3)}) \times a_1^{(2)} \quad ⑤$$

- 출력 층의 오차 역전파 공식

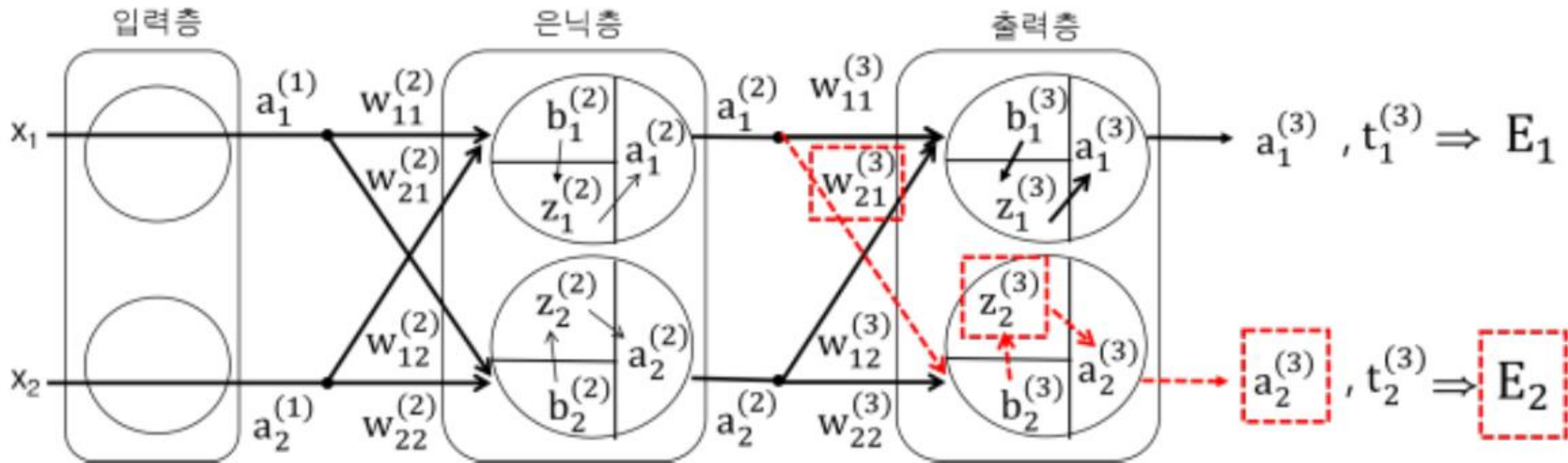
- 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(3)}}$ 값은 아래와 같이 곱셈 형태의 수식으로 바뀜

$$\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(3)}} = (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times a_1^{(3)} \times (1 - a_1^{(3)}) \times a_1^{(2)}$$



• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(3)}}$



$w_{21}^{(3)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(3)}}$ 유도 과정

$w_{21}^{(3)}$ 이 변할 때,
오차 E가 얼마나
변할 것인가?

$$\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(3)}} = \frac{\partial E_1}{\partial w_{21}^{(3)}} + \frac{\partial E_2}{\partial w_{21}^{(3)}} \quad ①$$

$$= \frac{\partial E_2}{\partial a_2^{(3)}} \times \frac{\partial a_2^{(3)}}{\partial z_2^{(3)}} \times \frac{\partial z_2^{(3)}}{\partial w_{21}^{(3)}} \quad ②$$

$$= \frac{\partial \left\{ \frac{1}{2} (t_2^{(3)} - a_2^{(3)})^2 \right\}}{\partial a_2^{(3)}} \times \frac{\partial \text{sigmoid}(z_2^{(3)})}{\partial z_2^{(3)}} \times \frac{\partial (a_1^{(2)} w_{21}^{(3)} + a_2^{(2)} w_{22}^{(3)} + b_2^{(3)})}{\partial w_{21}^{(3)}} \quad ③$$

$$= (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_2^{(3)}) \times (1 - \text{sigmoid}(z_2^{(3)})) \times a_1^{(2)} \quad ④$$

$$= (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times a_2^{(3)} \times (1 - a_2^{(3)}) \times a_1^{(2)} \quad ⑤$$

- 출력 층의 오차 역전파 공식

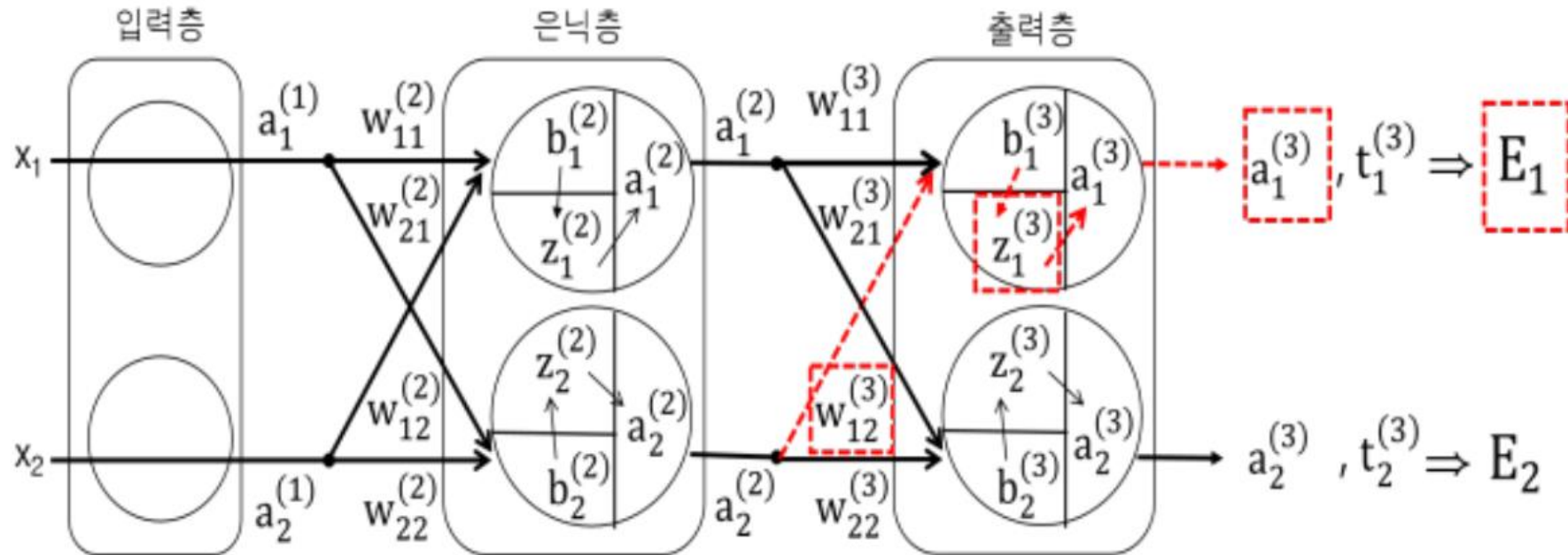
- 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(3)}}$ 값은 아래와 같이 곱셈 형태의 수식으로 바뀜

$$\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(3)}} = (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times a_2^{(3)} \times (1 - a_2^{(3)}) \times a_1^{(2)}$$



• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(3)}}$



$w_{12}^{(3)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(3)}}$ 유도 과정

$w_{12}^{(3)}$ 이 변할 때,
오차 E가 얼마나
변할 것인가?

$$\frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(3)}} = \frac{\partial E_1}{\partial w_{12}^{(3)}} + \frac{\partial E_2}{\partial w_{12}^{(3)}} \quad ①$$

$$= \frac{\partial E_1}{\partial a_1^{(3)}} \times \frac{\partial a_1^{(3)}}{\partial z_1^{(3)}} \times \frac{\partial z_1^{(3)}}{\partial w_{12}^{(3)}} \quad ②$$

$$= \frac{\partial \left\{ \frac{1}{2} (t_1^{(3)} - a_1^{(3)})^2 \right\}}{\partial a_1^{(3)}} \times \frac{\partial \text{sigmoid}(z_1^{(3)})}{\partial z_1^{(3)}} \times \frac{\partial (a_1^{(2)} w_{11}^{(3)} + a_2^{(2)} w_{12}^{(3)} + b_1^{(3)})}{\partial w_{12}^{(3)}} \quad ③$$

$$= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_1^{(3)}) \times (1 - \text{sigmoid}(z_1^{(3)})) \times a_2^{(2)} \quad ④$$

$$= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times a_1^{(3)} \times (1 - a_1^{(3)}) \times a_2^{(2)} \quad ⑤$$

- 출력 층의 오차 역전파 공식

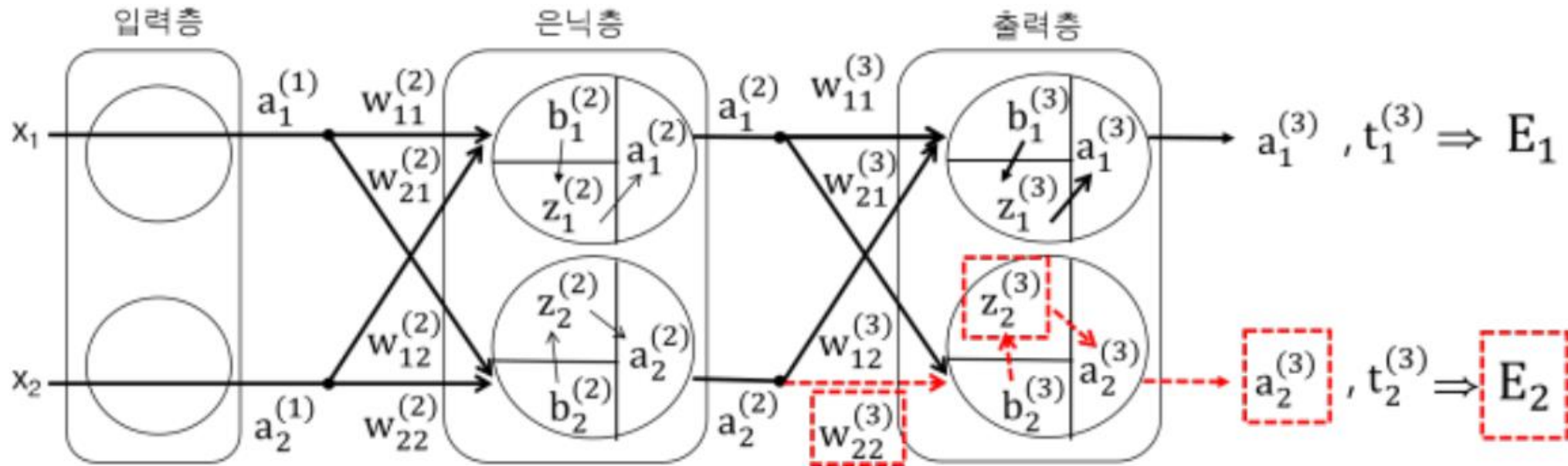
- 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(3)}}$ 값은 아래와 같이 곱셈 형태의 수식으로 바뀜

$$\frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(3)}} = (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times a_1^{(3)} \times (1 - a_1^{(3)}) \times a_2^{(2)}$$



• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(3)}}$



$w_{22}^{(3)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(3)}}$ 유도 과정

$w_{22}^{(3)}$ 이 변할 때,
오차 E가 얼마나
변할 것인가?

$$\frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(3)}} = \frac{\partial E_1}{\partial w_{22}^{(3)}} + \frac{\partial E_2}{\partial w_{22}^{(3)}} \quad ①$$

$$= \frac{\partial E_2}{\partial a_2^{(3)}} \times \frac{\partial a_2^{(3)}}{\partial z_2^{(3)}} \times \frac{\partial z_2^{(3)}}{\partial w_{22}^{(3)}} \quad ②$$

$$= \frac{\partial \left\{ \frac{1}{2} (t_2^{(3)} - a_2^{(3)})^2 \right\}}{\partial a_2^{(3)}} \times \frac{\partial \text{sigmoid}(z_2^{(3)})}{\partial z_2^{(3)}} \times \frac{\partial (a_1^{(2)} w_{21}^{(3)} + a_2^{(2)} w_{22}^{(3)} + b_2^{(3)})}{\partial w_{22}^{(3)}} \quad ③$$

$$= (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_2^{(3)}) \times (1 - \text{sigmoid}(z_2^{(3)})) \times a_2^{(2)} \quad ④$$

$$= (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times a_2^{(3)} \times (1 - a_2^{(3)}) \times a_2^{(2)} \quad ⑤$$

- 출력 층의 오차 역전파 공식

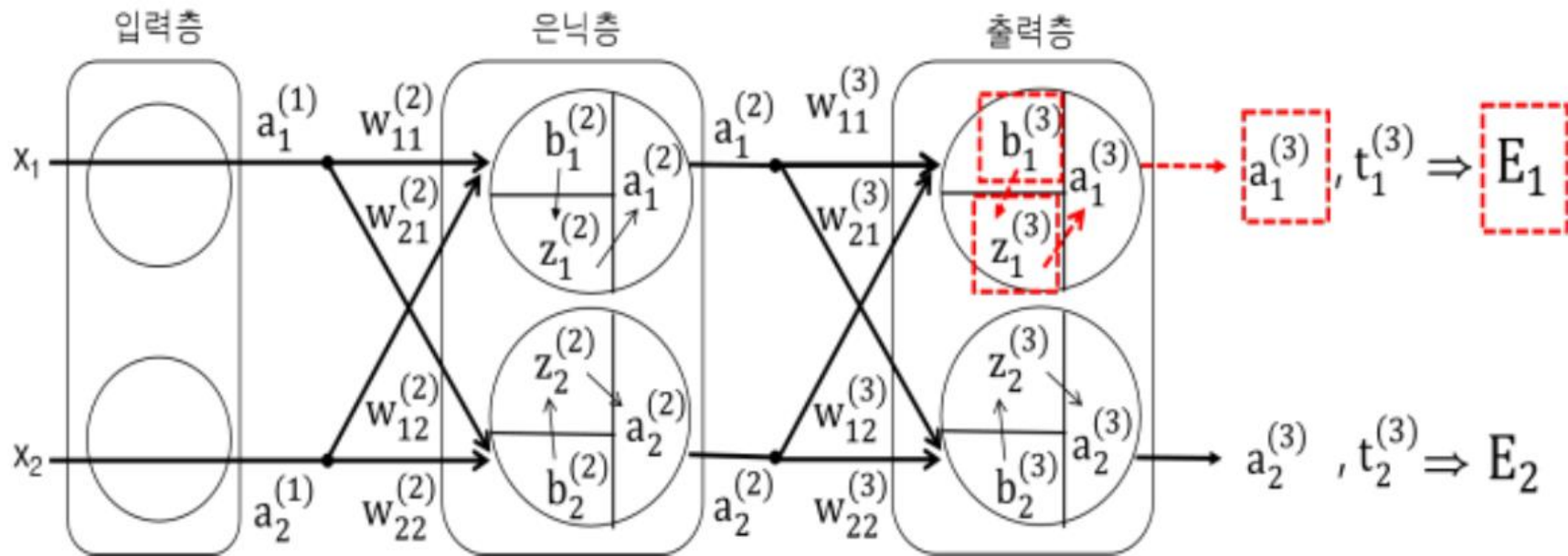
- 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(3)}}$ 값은 아래와 같이 곱셈 형태의 수식으로 바뀜

$$\frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(3)}} = (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times a_2^{(3)} \times (1 - a_2^{(3)}) \times a_2^{(2)}$$



- 출력 층의 오차 역전파 공식

- 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial b_1^{(3)}}$



$b_1^{(3)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial b_1^{(3)}}$ 유도 과정

$b_1^{(3)}$ 이 변할 때,
오차 E가 얼마나
변할 것인가?

$$\frac{\partial E}{\partial b_1^{(3)}} = \frac{\partial E_1}{\partial b_1^{(3)}} + \frac{\partial E_2}{\partial b_1^{(3)}} \quad ①$$

$$= \frac{\partial E_1}{\partial a_1^{(3)}} \times \frac{\partial a_1^{(3)}}{\partial z_1^{(3)}} \times \frac{\partial z_1^{(3)}}{\partial b_1^{(3)}} \quad ②$$

$$= \frac{\partial \left\{ \frac{1}{2} (t_1^{(3)} - a_1^{(3)})^2 \right\}}{\partial a_1^{(3)}} \times \frac{\partial \text{sigmoid}(z_1^{(3)})}{\partial z_1^{(3)}} \times \frac{\partial (a_1^{(2)} w_{11}^{(3)} + a_2^{(2)} w_{12}^{(3)} + b_1^{(3)})}{\partial b_1^{(3)}} \quad ③$$

$$= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_1^{(3)}) \times (1 - \text{sigmoid}(z_1^{(3)})) \times 1 \quad ④$$

$$= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times a_1^{(3)} \times (1 - a_1^{(3)}) \times 1 \quad ⑤$$

- 출력 층의 오차 역전파 공식

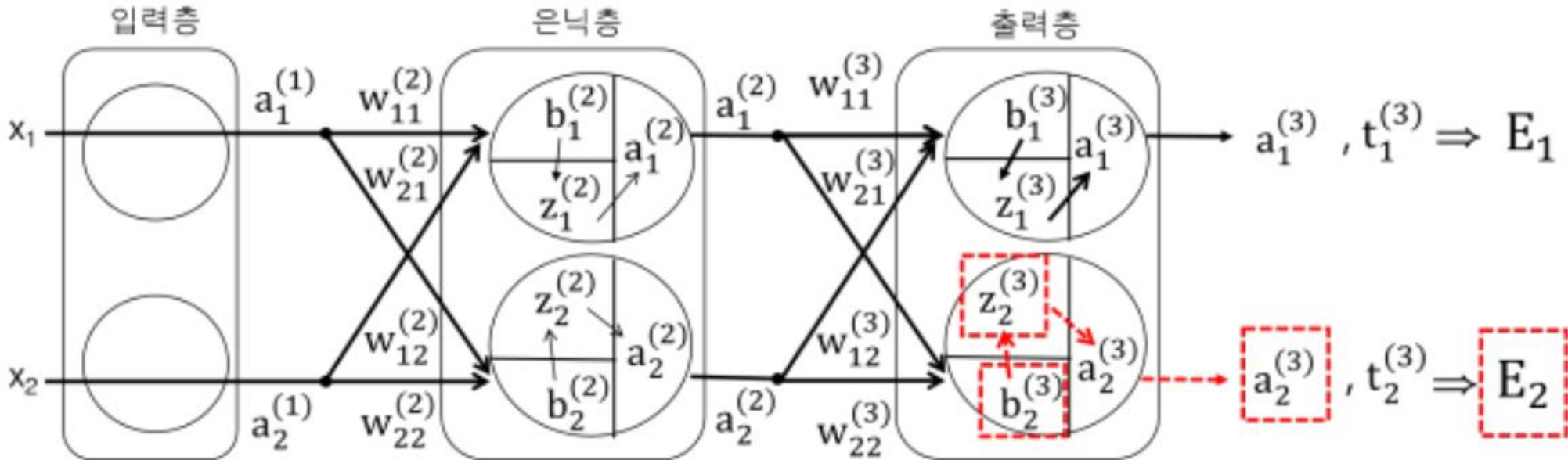
- 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial b_1^{(3)}}$ 값은 아래와 같이 곱셈 형태의 수식으로 바뀜

$$\frac{\partial E}{\partial b_1^{(3)}} = (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times a_1^{(3)} \times (1 - a_1^{(3)}) \times 1$$



• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial b_2^{(3)}}$



$b_2^{(3)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 출력 층의 오차 역전파 공식

• 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial b_2^{(3)}}$ 유도 과정

$b_2^{(3)}$ 이 변할 때,
오차 E가 얼마나
변할 것인가?

$$\frac{\partial E}{\partial b_2^{(3)}} = \frac{\partial E_1}{\partial b_2^{(3)}} + \frac{\partial E_2}{\partial b_2^{(3)}} \quad ①$$

$$= \frac{\partial E_2}{\partial a_2^{(3)}} \times \frac{\partial a_2^{(3)}}{\partial z_2^{(3)}} \times \frac{\partial z_2^{(3)}}{\partial b_2^{(3)}} \quad ②$$

$$= \frac{\partial \left\{ \frac{1}{2} (t_2^{(3)} - a_2^{(3)})^2 \right\}}{\partial a_2^{(3)}} \times \frac{\partial \text{sigmoid}(z_2^{(3)})}{\partial z_2^{(3)}} \times \frac{\partial (a_1^{(2)} w_{21}^{(3)} + a_2^{(2)} w_{22}^{(3)} + b_2^{(3)})}{\partial b_2^{(3)}} \quad ③$$

$$= (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_2^{(3)}) \times (1 - \text{sigmoid}(z_2^{(3)})) \times 1 \quad ④$$

$$= (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times a_2^{(3)} \times (1 - a_2^{(3)}) \times 1 \quad ⑤$$

- 출력 층의 오차 역전파 공식

- 출력 층 $\frac{\partial E}{\partial b_2^{(3)}}$ 값은 아래와 같이 곱셈 형태의 수식으로 바뀜

$$\frac{\partial E}{\partial b_2^{(3)}} = (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times a_2^{(3)} \times (1 - a_2^{(3)}) \times 1$$



- 출력 층 오차역전파 일반공식

- 지금까지 유도한 가중치 4개 $(w_{11}^{(3)} w_{21}^{(3)} w_{12}^{(3)} w_{22}^{(3)})$, 편향치 2개 $(b_1^{(3)} b_2^{(3)})$ 에 대한 편미분 식을
- 출력 층의 가상의 손실(loss) 개념을 이용해서
- 행렬(matrix) 식으로 나타낼 수 있는
- 출력 층의 최종적인 오차역전파 공식을 유도



- 출력 층 오차역전파 일반공식

- 먼저 은닉 층 출력 값 벡터 $A2$ 와 출력 층에서의 가상의 손실을 나타내는 벡터 $loss_3$ 정의

은닉 층 출력 값 벡터	$A2 = (a_1^{(2)} \ a_2^{(2)})$
출력 층 가상 손실 벡터	$loss_3 = \left((a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) \quad (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) \right)$

- $A2, loss_3$ 가 정의 되었다면, 우리가 지금까지 유도했던 출력층의 오차 역전파 공식 6 개 $\left(\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(3)}}, \frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(3)}}, \frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(3)}}, \frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(3)}}, \frac{\partial E}{\partial b_1^{(3)}}, \frac{\partial E}{\partial b_2^{(3)}} \right)$ 를 이용하여 $\frac{\partial E}{\partial W^{(3)}}, \frac{\partial E}{\partial b^{(3)}}$ 를 유도

• 출력 층 오차역전파 일반공식

- 출력 층 가중치 변화율에 따른 오차 변화율 $\frac{\partial E}{\partial W^{(3)}}$

$$\frac{\partial E}{\partial W^{(3)}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(3)}} & \frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(3)}} \\ \frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(3)}} & \frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(3)}} \end{pmatrix} \quad ①$$

$$= \begin{pmatrix} (a_1^{(3)} - t_1^{(3)})a_1^{(3)}(1 - a_1^{(3)})a_1^{(2)} & (a_2^{(3)} - t_2^{(3)})a_2^{(3)}(1 - a_2^{(3)})a_1^{(2)} \\ (a_1^{(3)} - t_1^{(3)})a_1^{(3)}(1 - a_1^{(3)})a_2^{(2)} & (a_2^{(3)} - t_2^{(3)})a_2^{(3)}(1 - a_2^{(3)})a_2^{(2)} \end{pmatrix} \quad ②$$

$$= \begin{pmatrix} a_1^{(2)}(a_1^{(3)} - t_1^{(3)})a_1^{(3)}(1 - a_1^{(3)}) & a_1^{(2)}(a_2^{(3)} - t_2^{(3)})a_2^{(3)}(1 - a_2^{(3)}) \\ a_2^{(2)}(a_1^{(3)} - t_1^{(3)})a_1^{(3)}(1 - a_1^{(3)}) & a_2^{(2)}(a_2^{(3)} - t_2^{(3)})a_2^{(3)}(1 - a_2^{(3)}) \end{pmatrix} \quad ③$$

$$= \begin{pmatrix} a_1^{(2)} \\ a_2^{(2)} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} (a_1^{(3)} - t_1^{(3)})a_1^{(3)}(1 - a_1^{(3)}) & (a_2^{(3)} - t_2^{(3)})a_2^{(3)}(1 - a_2^{(3)}) \end{pmatrix} \quad ④$$

$$= A2^T \cdot \text{loss}_3 \quad ⑤$$

- 출력 층 오차역전파 일반공식

- 출력 층 편향치 변화율에 따른 오차 변화율 $\frac{\partial E}{\partial b^{(3)}}$

$$\frac{\partial E}{\partial b^{(3)}} = \left(\frac{\partial E}{\partial b_1^{(3)}} \quad \frac{\partial E}{\partial b_2^{(3)}} \right) \quad ①$$

$$= \left((a_1^{(3)} - t_1^{(3)})a_1^{(3)}(1 - a_1^{(3)}) \quad (a_2^{(3)} - t_2^{(3)})a_2^{(3)}(1 - a_2^{(3)}) \right) \quad ②$$

$$= \text{loss}_3 \quad ③$$

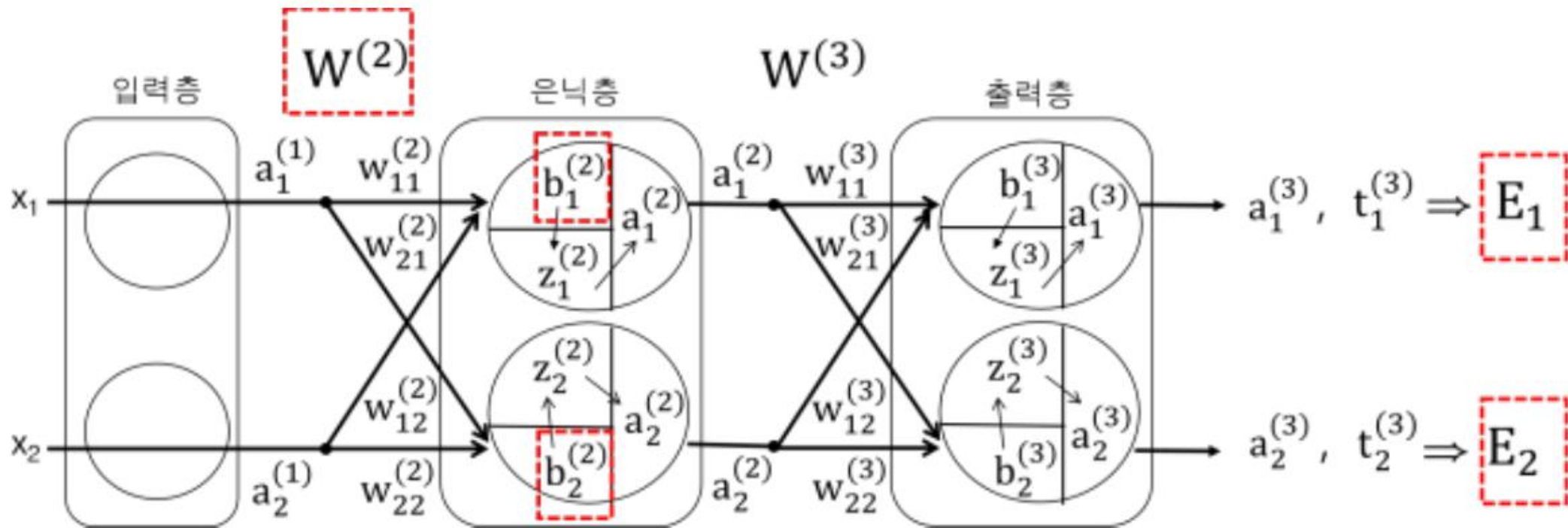
- 출력 층에서의 가중치 변화율 $\frac{\partial E}{\partial w^{(3)}}$ 는 은닉 층의 출력 값에 대한 전치 행렬 ($A2^T$)과 출력 층의 가상 손실(loss_3) 와의 행렬 곱으로 계산되며
- 출력 층에서의 편향치 변화율 $\frac{\partial E}{\partial b^{(3)}}$ 는 출력 층의 가상 손실(loss_3)로 나타남

- 출력 층 오차역전파 일반공식

- 오차역전파를 이용한 출력 층의 가중치 $W^{(3)}$, 편향치 $b^{(3)}$ 계산

출력 층 가중치 $W^{(3)}$ 계산	$W^{(3)} = W^{(3)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W^{(3)}} = W^{(3)} - \alpha \times (A2^T \cdot \text{loss_3})$
출력 층 바이어스 $b^{(3)}$ 계산	$b^{(3)} = b^{(3)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial b^{(3)}} = b^{(3)} - \alpha \times \text{loss_3}$

- 은닉 층 오차역전파 공식



오차역전파를 위한 기본 신경망 구조 (은닉층)

- 은닉 층 오차역전파 공식

은닉층 가중치 $W^{(2)}$ / 바이어스 $b^{(2)}$ 업데이트

$$W^{(2)} = W^{(2)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W^{(2)}} \quad , \quad b^{(2)} = b^{(2)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial b^{(2)}}$$

은닉층 가중치 $W^{(2)}$ / 바이어스 $b^{(2)}$

$$W^{(2)} = \begin{pmatrix} w_{11}^{(2)} & w_{21}^{(2)} \\ w_{12}^{(2)} & w_{22}^{(2)} \end{pmatrix} \quad , \quad b^{(2)} = \begin{pmatrix} b_1^{(2)} & b_2^{(2)} \end{pmatrix}$$

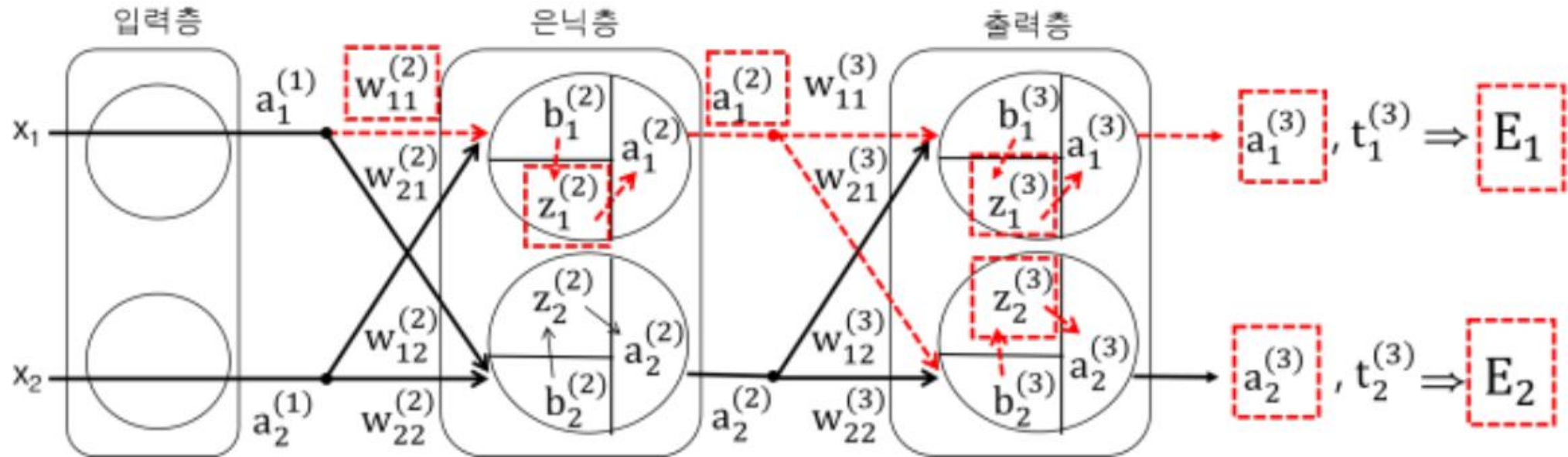
- 은닉 층 오차역전파 공식

은닉층 가중치 편미분 $\frac{\partial E}{\partial W^{(2)}}$, 바이어스 편미분 $\frac{\partial E}{\partial b^{(2)}}$ 분해

$$\frac{\partial E}{\partial W^{(2)}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(2)}} & \frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(2)}} \\ \frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(2)}} & \frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(2)}} \end{pmatrix}, \quad \frac{\partial E}{\partial b^{(2)}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial E}{\partial b_1^{(2)}} & \frac{\partial E}{\partial b_2^{(2)}} \end{pmatrix}$$

• 은닉 층 오차역전파 공식

• 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(2)}}$



$w_{11}^{(2)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 은닉 층 오차역전파 공식

• 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(2)}}$ 은닉층 $\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(2)}}$ 유도과정

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(2)}} &= \frac{\partial E_1}{\partial w_{11}^{(2)}} + \frac{\partial E_2}{\partial w_{11}^{(2)}} \quad \text{①} \\
 &= \frac{\partial E_1}{\partial a_1^{(3)}} \times \frac{\partial a_1^{(3)}}{\partial z_1^{(3)}} \times \frac{\partial z_1^{(3)}}{\partial a_1^{(2)}} \times \frac{\partial a_1^{(2)}}{\partial z_1^{(2)}} \times \frac{\partial z_1^{(2)}}{\partial w_{11}^{(2)}} + \frac{\partial E_2}{\partial a_2^{(3)}} \times \frac{\partial a_2^{(3)}}{\partial z_2^{(3)}} \times \frac{\partial z_2^{(3)}}{\partial a_1^{(2)}} \times \frac{\partial a_1^{(2)}}{\partial z_1^{(2)}} \times \frac{\partial z_1^{(2)}}{\partial w_{11}^{(2)}} \quad \text{②} \\
 &= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_1^{(3)}) (1 - \text{sigmoid}(z_1^{(3)})) \times w_{11}^{(3)} \times \text{sigmoid}(z_1^{(2)}) (1 - \text{sigmoid}(z_1^{(2)})) \times a_1^{(1)} \quad \text{③} \\
 &\quad + (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_2^{(3)}) (1 - \text{sigmoid}(z_2^{(3)})) \times w_{21}^{(3)} \times \text{sigmoid}(z_1^{(2)}) (1 - \text{sigmoid}(z_1^{(2)})) \times a_1^{(1)} \\
 &= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) \times w_{11}^{(2)} \times a_1^{(2)} (1 - a_1^{(2)}) \times a_1^{(1)} \quad \text{④} \\
 &\quad + (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) \times w_{21}^{(2)} \times a_1^{(2)} (1 - a_1^{(2)}) \times a_1^{(1)}
 \end{aligned}$$

- 은닉 층 오차역전파 공식

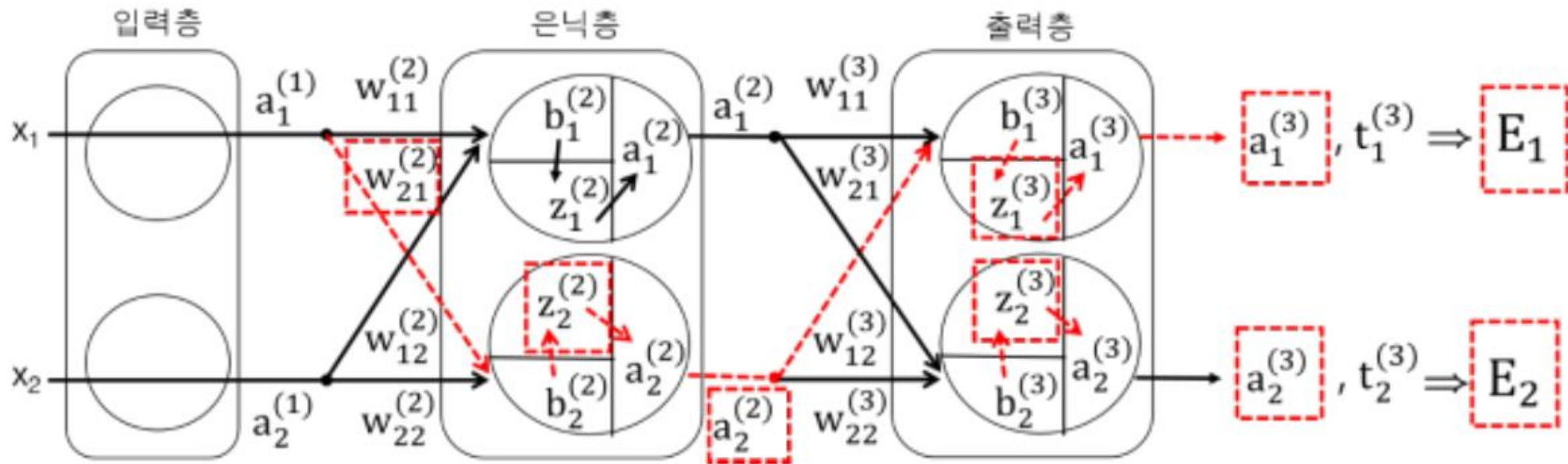
- 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(2)}}$

은닉층 $\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(2)}}$ 오차역전파 공식

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(2)}} = & \left(a_1^{(3)} - t_1^{(3)}\right) \times a_1^{(3)} \left(1 - a_1^{(3)}\right) \times w_{11}^{(2)} \times a_1^{(2)} \left(1 - a_1^{(2)}\right) \times a_1^{(1)} \\ & + \left(a_2^{(3)} - t_2^{(3)}\right) \times a_2^{(3)} \left(1 - a_2^{(3)}\right) \times w_{21}^{(2)} \times a_1^{(2)} \left(1 - a_1^{(2)}\right) \times a_1^{(1)} \end{aligned}$$

• 은닉 층 오차역전파 공식

• 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(2)}}$



$w_{21}^{(2)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 은닉 층 오차역전파 공식

• 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(2)}}$ 은닉층 $\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(2)}}$ 유도과정

$$\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(2)}} = \frac{\partial E_1}{\partial w_{21}^{(2)}} + \frac{\partial E_2}{\partial w_{21}^{(2)}} \quad (1)$$

$$= \frac{\partial E_1}{\partial a_1^{(3)}} \times \frac{\partial a_1^{(3)}}{\partial z_1^{(3)}} \times \frac{\partial z_1^{(3)}}{\partial a_2^{(2)}} \times \frac{\partial a_2^{(2)}}{\partial z_2^{(2)}} \times \frac{\partial z_2^{(2)}}{\partial w_{21}^{(2)}} + \frac{\partial E_2}{\partial a_2^{(3)}} \times \frac{\partial a_2^{(3)}}{\partial z_2^{(3)}} \times \frac{\partial z_2^{(3)}}{\partial a_2^{(2)}} \times \frac{\partial a_2^{(2)}}{\partial z_2^{(2)}} \times \frac{\partial z_2^{(2)}}{\partial w_{21}^{(2)}} \quad (2)$$

$$= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_1^{(3)}) (1 - \text{sigmoid}(z_1^{(3)})) \times w_{12}^{(3)} \times \text{sigmoid}(z_2^{(2)}) (1 - \text{sigmoid}(z_2^{(2)})) \times a_1^{(1)} \quad (3)$$

$$+ (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times \text{sigmoid}(z_2^{(3)}) (1 - \text{sigmoid}(z_2^{(3)})) \times w_{22}^{(3)} \times \text{sigmoid}(z_2^{(2)}) (1 - \text{sigmoid}(z_2^{(2)})) \times a_1^{(1)}$$

$$= (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) \times a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) \times w_{12}^{(3)} \times a_2^{(2)} (1 - a_2^{(2)}) \times a_1^{(1)} \quad (4)$$

$$+ (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) \times a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) \times w_{22}^{(3)} \times a_2^{(2)} (1 - a_2^{(2)}) \times a_1^{(1)}$$

- 은닉 층 오차역전파 공식

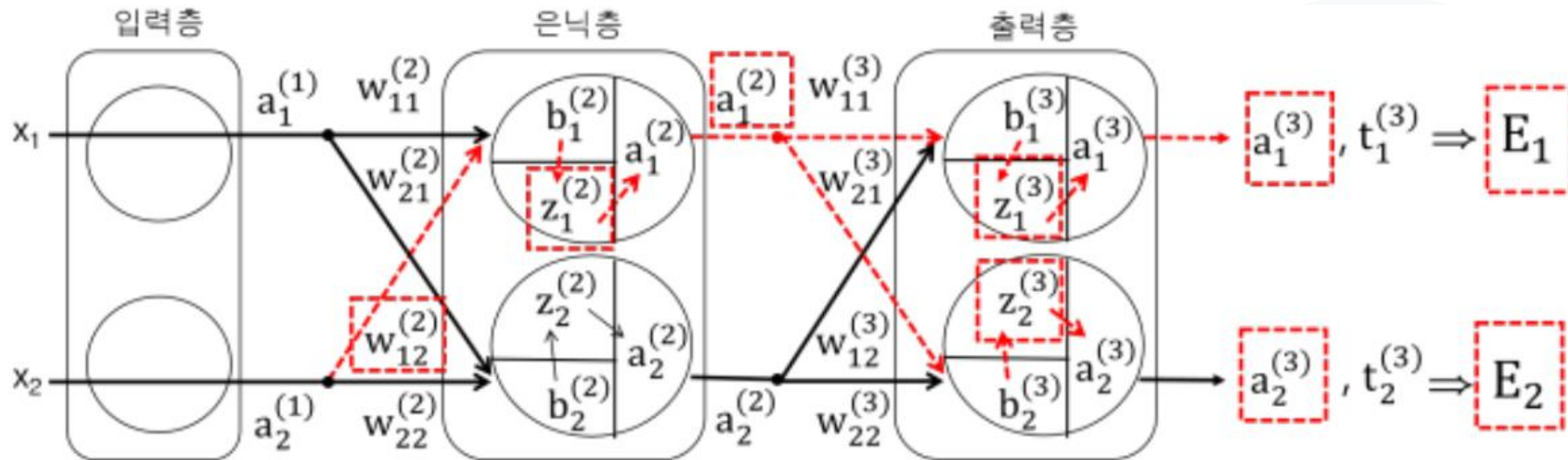
- 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(2)}}$

은닉층 $\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(2)}}$ 오차역전파 공식

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(2)}} = & \left(a_1^{(3)} - t_1^{(3)}\right) \times a_1^{(3)} \left(1 - a_1^{(3)}\right) \times w_{12}^{(3)} \times a_2^{(2)} \left(1 - a_2^{(2)}\right) \times a_1^{(1)} \\ & + \left(a_2^{(3)} - t_2^{(3)}\right) \times a_2^{(3)} \left(1 - a_2^{(3)}\right) \times w_{22}^{(3)} \times a_2^{(2)} \left(1 - a_2^{(2)}\right) \times a_1^{(1)}\end{aligned}$$

• 은닉 층 오차역전파 공식

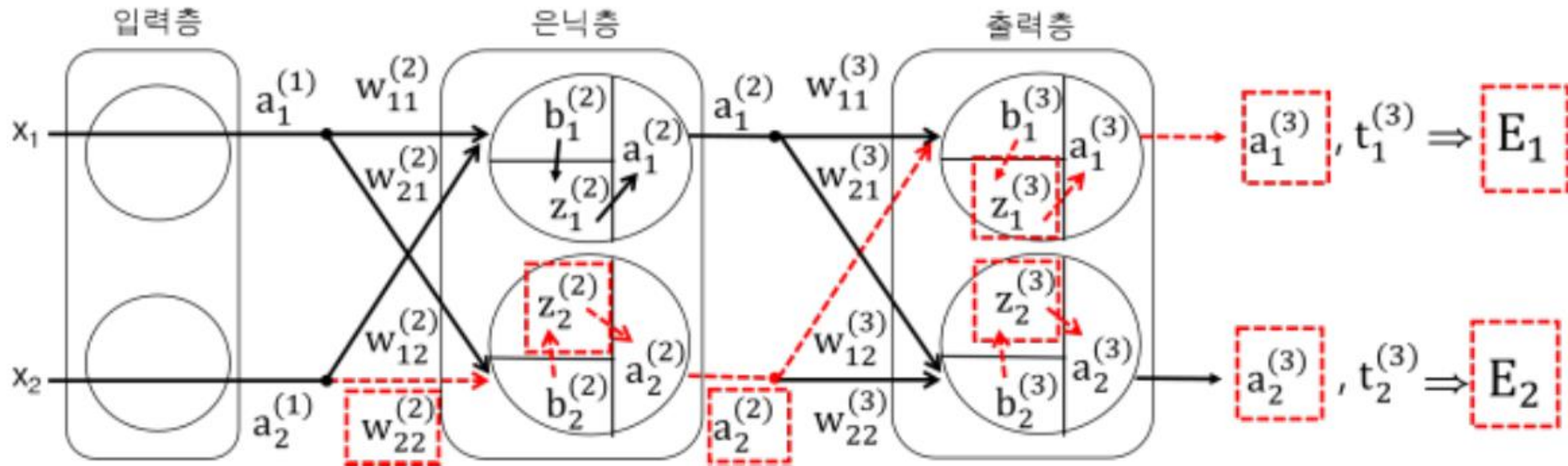
• 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(2)}}$



$w_{12}^{(2)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 은닉 층 오차역전파 공식

• 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(2)}}$

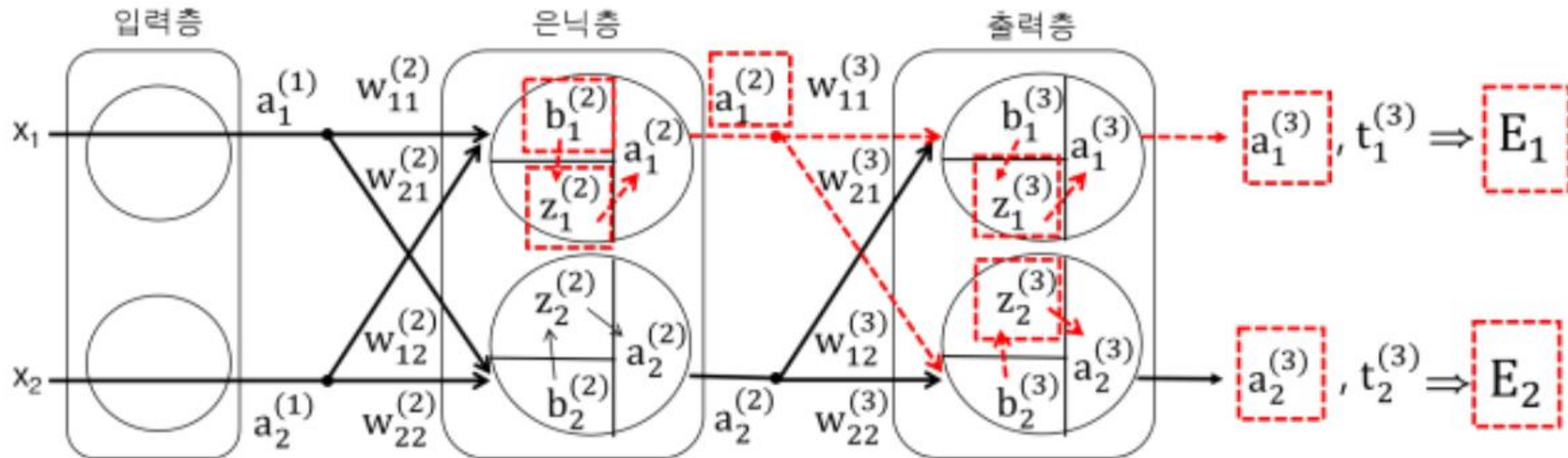


$w_{22}^{(2)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

오차 역전파와 관련된 수학 공식 유도

- 은닉 층 오차역전파 공식

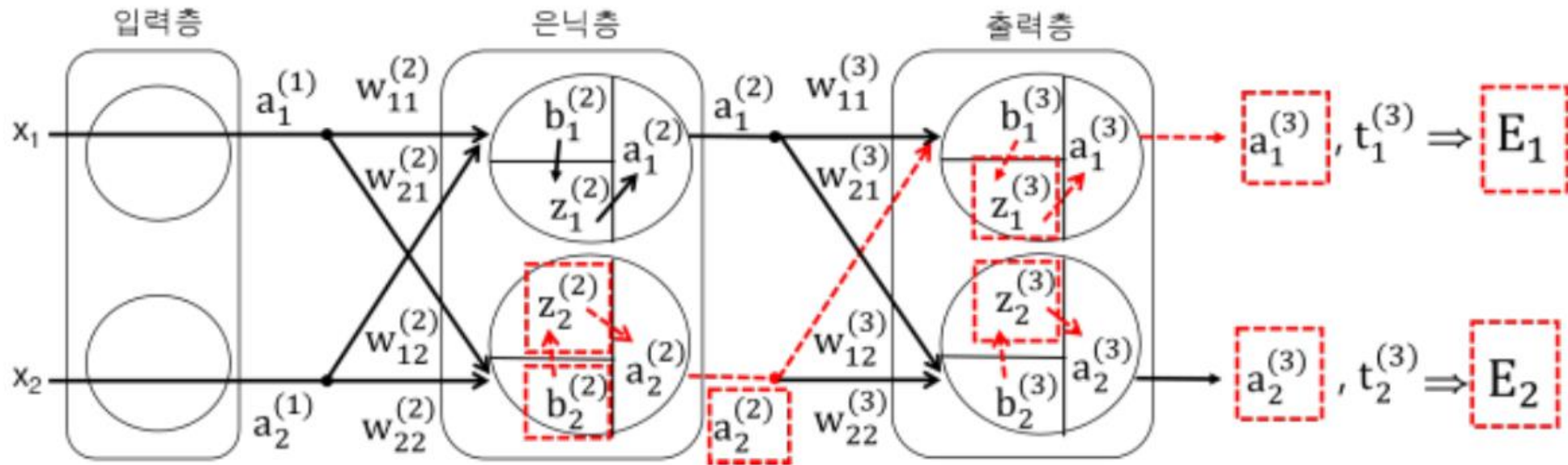
- 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial b_1^{(2)}}$



$b_1^{(2)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 은닉 층 오차역전파 공식

• 은닉 층 $\frac{\partial E}{\partial b_2^{(2)}}$



$b_2^{(2)}$ 변화에 따른 오차 E 변화

• 은닉 층 오차 역전파 최종 공식

입력 층 출력 A1 / 은닉 층 출력 A2

입력 층 출력 값 벡터	$A1 = \begin{pmatrix} a_1^{(1)} & a_2^{(1)} \end{pmatrix}$
은닉 층 출력 값 벡터	$A2 = \begin{pmatrix} a_1^{(2)} & a_2^{(2)} \end{pmatrix}$

은닉 층 가상 손실 loss_2 / 출력 층 가상 손실 loss_3

출력 층 가상 손실 벡터	$loss_3 = \begin{pmatrix} (a_1^{(3)} - t_1^{(3)}) a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) & (a_2^{(3)} - t_2^{(3)}) a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) \end{pmatrix}$
출력 층 가중치	$W3 = \begin{pmatrix} w_{11}^{(3)} & w_{21}^{(3)} \\ w_{12}^{(3)} & w_{22}^{(3)} \end{pmatrix}$
은닉 층 가상 손실 벡터	$loss_2 = (loss_3 \cdot W3^T) \times A2(1 - A2)$

- 은닉 층 오차 역전파 최종 공식

은닉 층 가중치 변화율에 따른 오차 변화율 $\frac{\partial E}{\partial W^{(2)}}$

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial W^{(2)}} &= \begin{pmatrix} \frac{\partial E}{\partial w_{11}^{(2)}} & \frac{\partial E}{\partial w_{21}^{(2)}} \\ \frac{\partial E}{\partial w_{12}^{(2)}} & \frac{\partial E}{\partial w_{22}^{(2)}} \end{pmatrix} && \textcircled{1} \\ &= A1^T \cdot \left((\text{loss}_3 \cdot W3^T) \times A2(1 - A2) \right) && \textcircled{2} \\ &= A1^T \cdot \text{loss}_2 && \textcircled{3}\end{aligned}$$

- 은닉 층 오차 역전파 최종 공식

은닉 층 바이어스 변화율에 따른 오차 변화율 $\frac{\partial E}{\partial b^{(2)}}$

$$\frac{\partial E}{\partial b^{(2)}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial E}{\partial b_1^{(2)}} & \frac{\partial E}{\partial b_2^{(2)}} \end{pmatrix} \quad ①$$

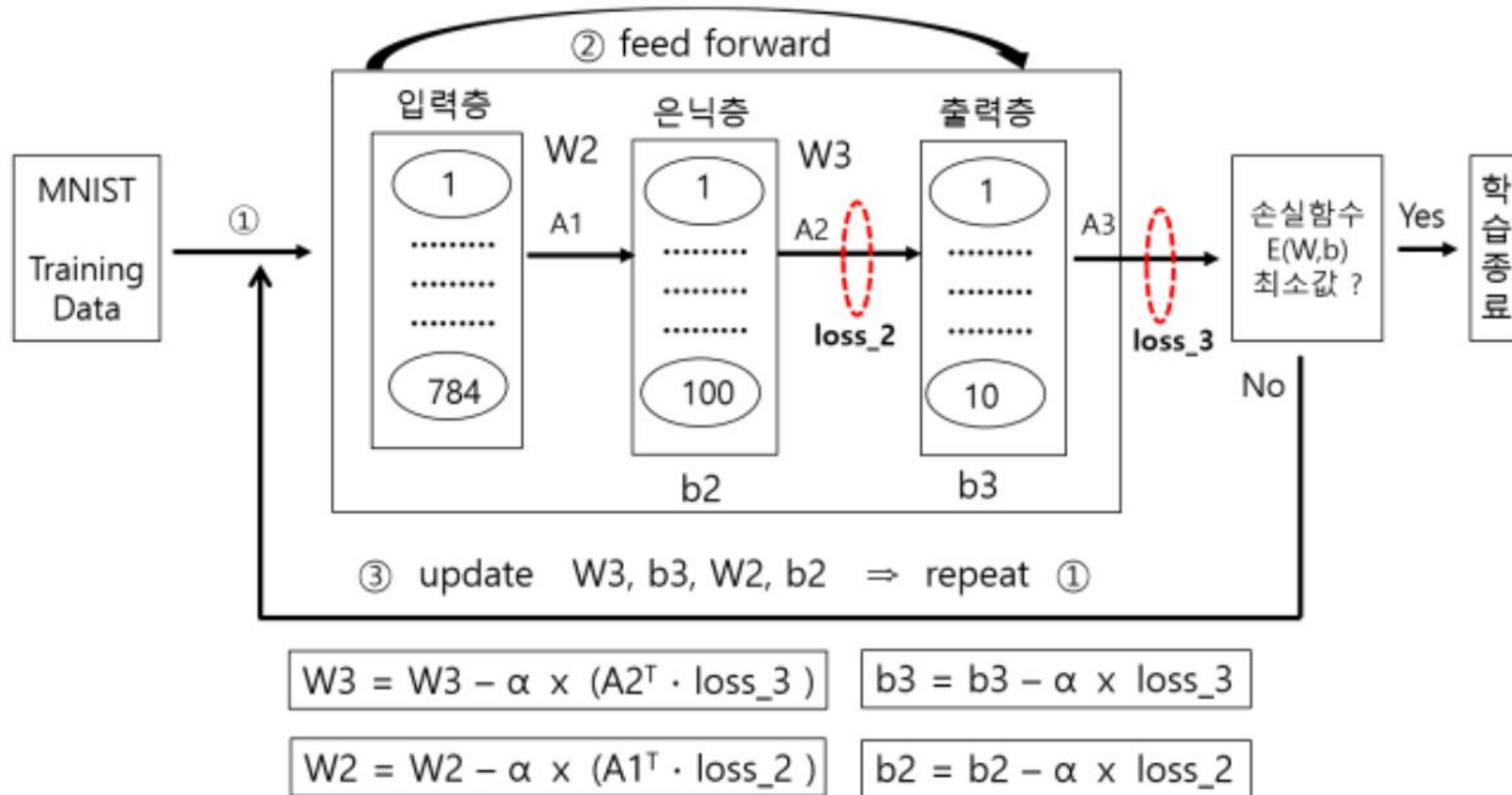
$$= \left((\text{loss}_3 \cdot W3^T) \times A2(1 - A2) \right) \quad ②$$

$$= \text{loss}_2 \quad ③$$

- 오차역전파를 이용한 은닉 층의 가중치 $W^{(2)}$, 편향치 $b^{(2)}$ 계산

은닉 층 가중치 $W^{(2)}$ 계산	$W^{(2)} = W^{(2)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W^{(2)}} = W^{(2)} - \alpha \times (A1^T \cdot \text{loss_2})$
은닉 층 바이어스 $b^{(2)}$ 계산	$b^{(2)} = b^{(2)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial b^{(2)}} = b^{(2)} - \alpha \times \text{loss_2}$

- 오차 역전파를 이용한 신경망 아키텍처



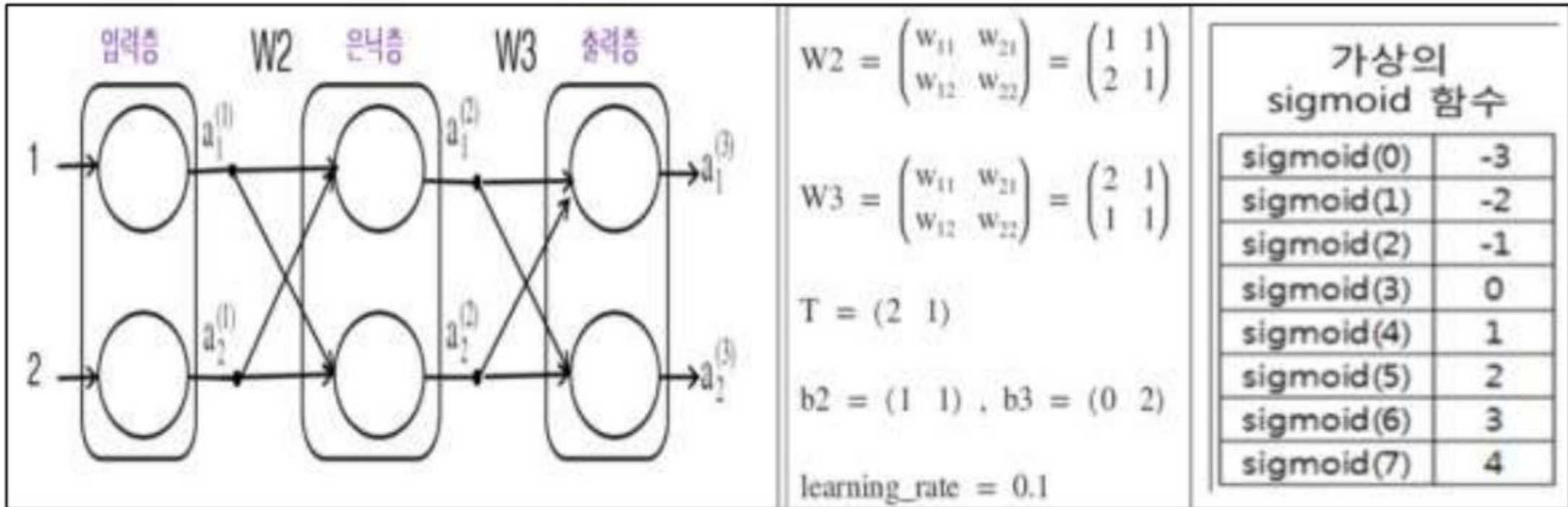
- 오차 역전파를 이용한 신경망 아키텍처

- Neural Network 클래스

- `def __init__(self, input_nodes, hidden_nodes, output_nodes, learning_rate):` 생성자
 - `def feed_forward(self):` 순전파 프로세스
 - `def loss_val(self):` 손실함수 계산 메소드
 - `def train(self):` 학습 메소드 → 가중치, 편향치 갱신 → 오류 역전파 수행
 - `def predict(self, input_data):` 예측 메소드
 - `def accuracy(self, input_data, target_data):` 정확도 측정 메소드

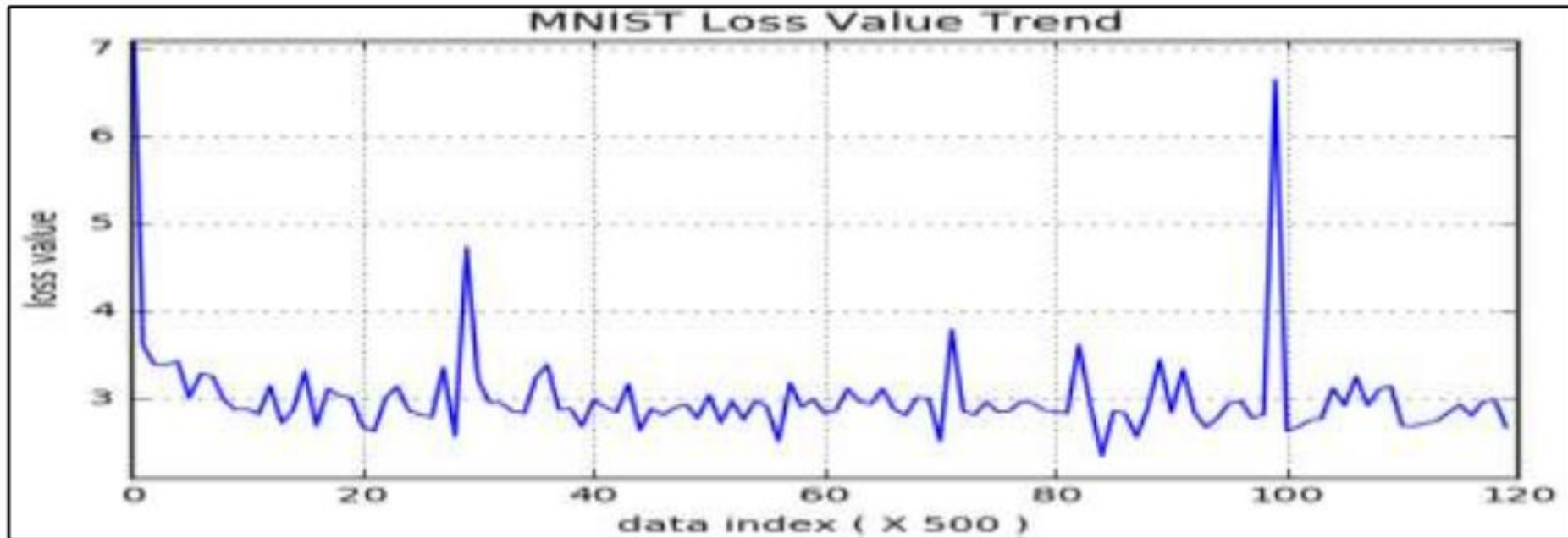
- [문제 1] 아래의 가중치/바이어스/정답/학습율 초기 값과 가상의 시그모이드 함수는 다음과 같다
 - 1) 주어진 입력 값, 가중치 $W2, W3$, 바이어스 $b2, b3$, 가상의 sigmoid 함수를 이용하여 feed forward 1 회 수행 할 경우 $a_1^{(1)}, a_2^{(1)}, a_1^{(2)}, a_2^{(2)}, a_1^{(3)}, a_2^{(3)}$ 값을 계산하시오
 - 1)을 수행한 후에 back propagation 1 회 실행 할 경우 업데이트된 $W3, b3, W2, b2$ 를 계산 한 후에, 파이썬 코드로 결과를 확인하시오 (코드 구현시 $A1, A2, A3$, sigmoid 반환값 모두 행렬로 변환 후 계산하시오)

오차 역전파 실습 문제



- [문제 2] 오차역전파를 이용한 MNIST 검증
 - [은닉층 노드 100 개인 NeuralNetwork 객체 생성 및 학습]
 - `obj = NeuralNetwork(i_nodes, h1_nodes, o_nodes, learning_rate)`
 - 정규화 수행 후 입력데이터 / 정답데이터 분리 후, 반복횟수를 설정한 후
 - `obj.train(input_data, target_data)`
 - [정확도 검증 및 다음과 같은 손실함수 추세 확인]
 - `obj.accuracy(test_input_data, test_target_data)`

오차 역전파와 실습 문제



- [문제 3] 오차역전파를 이용한 MNIST 검증
 - [은닉층 2 개를 가지는 NeuralNetwork 객체 생성 및 학습]
 - `obj = NeuralNetwork(i_nodes, h1_nodes, h2_nodes, o_nodes, learning_rate)`
 - [정확도 검증]
 - `(accuracy_ret, false_list) = obj.accuracy(test_input_data, test_target_data)`

- [문제 4] 오차역전파를 이용한 MNIST 학습 overfitting 확인
 - [1] MNIST 학습을 위한 은닉층 1 개며 epochs = 20 을 가지는 객체 생성 및 학습
 - [2] validation 데이터를 이용하여 overfitting 확인
 - [3] epochs X training data 만큼 모든 데이터에 대해 손실함수 값 저장
 - [4] 손실함수 최대 값 , 최소 값 확인
 - [5] 정확도 검증
 - [6] 손실함수 최대 / 최소에 대응하는 실제 MNIST 데이터 확인
 - (해당 데이터의 정답과 예측 값 출력 및 이미지 확인)

- [문제 5] 오답에 대한 MNIST 데이터, 정답, 예측 값 확인
 - [오차역전파를 이용하여 NeuralNetwork 객체 생성 및 학습]
 - `obj = NeuralNetwork(...)`
 - `obj.train(...)`
 - [accuracy(...) 메서드는 다음과 같은 디버깅 정보 리턴]
 - `(accuracy_ret, index_label_prediction) = obj.accuracy(...)`
 - 즉, 리턴되는 `index_label_prediction` 은
 - 오답에 대한 MNIST 데이터, 정답, 계산된 예측 값을 가지고 있어야 한다

- [문제 6] 오답에 대한 MNIST 데이터 이미지 출력

- [디버깅 정보 이용하여 MNIST 이미지 출력]

- [문제 5] 에서 구현 내용을 바탕으로, 예측이 실패한 MNIST 데이터를 아래와 같이 index, label, prediction 정보와 함께 이미지로 출력하시오 (예측이 실패한 데이터는 random 하게 선택되어 출력되게 하시오)

