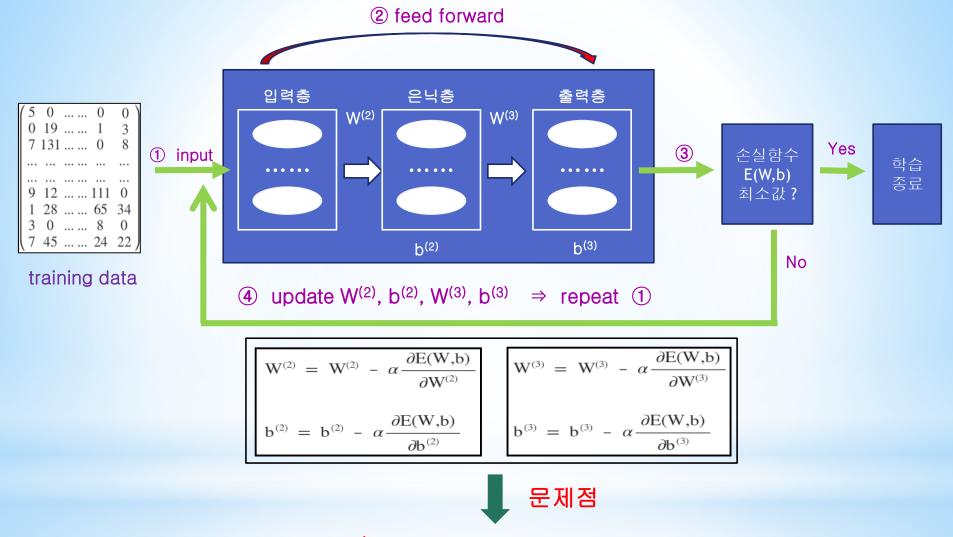
파이썬(Python)으로 구현하는

오차역전파 (Back Propagation)

- 개념 • 원리 -

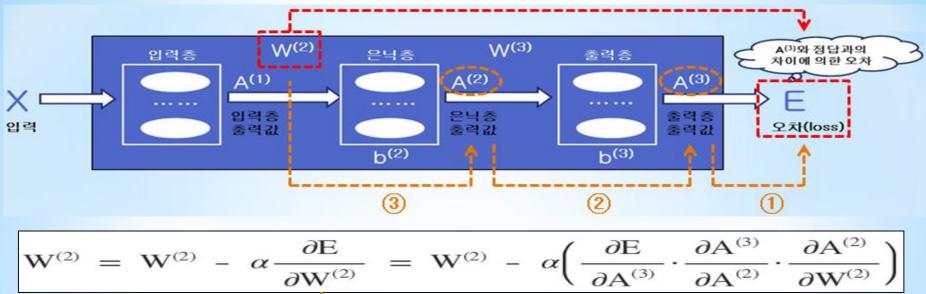
Review - 수치미분 문제점



수치미분으로 가중치/바이어스 업데이트 시 많은 시간 소요 됨

[예] 784X30X10 딥러닝 아키텍처에서 60,000 만개의 데이터를 학습할 경우, 컴퓨터 환경에 따라서는 20시간 이상 소요!!

오차역전파 (Back Propagation) - 개념 및 원리

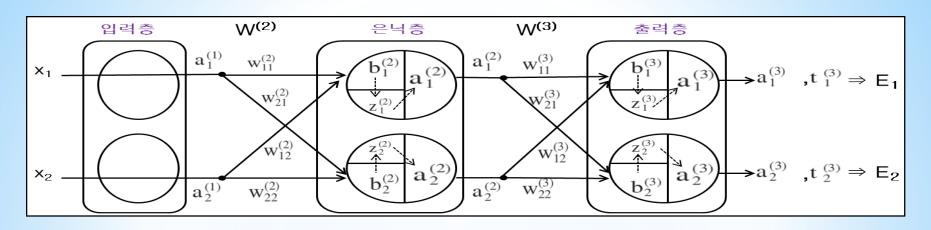


$$W^{(2)} = W^{(2)} - \alpha \frac{1}{\partial W^{(2)}} = W^{(2)} - \alpha \frac{1}{\partial A^{(3)}} \frac{1}{\partial A^{(2)}} \frac{1}{\partial W^{(2)}}$$

$$\text{All } \exists \text{M } \text{Old } \text{M } \text{Old }$$

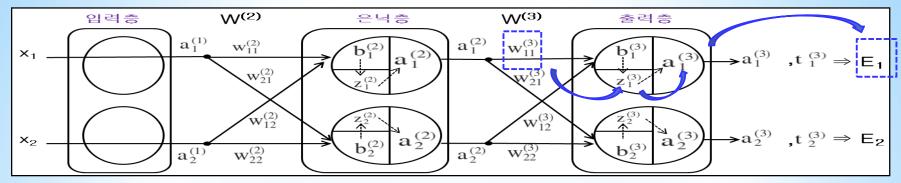
- 오차역전파 (Back Propagation) 개념 및 동작원리
 - 가중치나 바이어스가 변할 때 최종오차가 얼마나 변하는지를 나타내는 $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{W}^{(2)}}$ 같은 편미분을,
 - 체인 룰(chain rule)을 이용하여 위 식의 ①, ②, ③ 처럼 국소(local) 미분으로 분리 한 후에,
 - 이러한 국소 미분을 수학 공식으로 나타내서 계산하는 방법을 **오차역전파** 라고 함
 - ※ 오차역전파는 수치미분을 사용하지 않고 행렬로 표현되는 수학공식을 계산하기 때문에 빠른 계산이 가능함

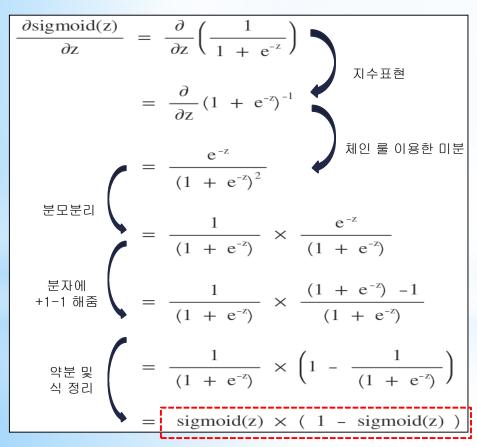
오차역전파 (Back Propagation) - 각 층의 선형회귀 값 (z) / 각층의 출력 값 (a)



	선형 회귀 값 (z)	출력 값 (a)
입력층	입력 층에는 가중치가 없기 때문에 선형회귀 값은 적용하지 않음	$a_1^{(1)} = x_1$ $a_2^{(1)} = x_2$
인 시층	$z_1^{(2)} = a_1^{(1)} w_{11}^{(2)} + a_2^{(1)} w_{12}^{(2)} + b_1^{(2)}$ $z_2^{(2)} = a_1^{(1)} w_{21}^{(2)} + a_2^{(1)} w_{22}^{(2)} + b_2^{(2)}$	$a_1^{(2)} = sigmoid(z_1^{(2)})$ $a_2^{(2)} = sigmoid(z_2^{(2)})$
출력층		$a_1^{(3)} = sigmoid(z_1^{(3)})$ $a_2^{(3)} = sigmoid(z_2^{(3)})$

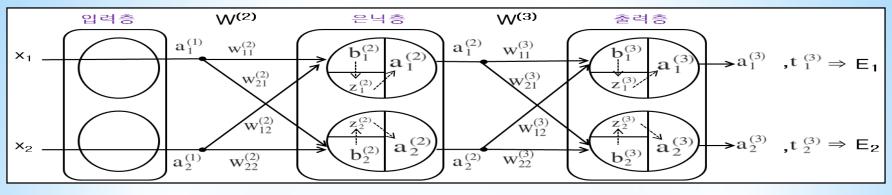
오차역전파 (Back Propagation) - 시그모이드 함수 미분

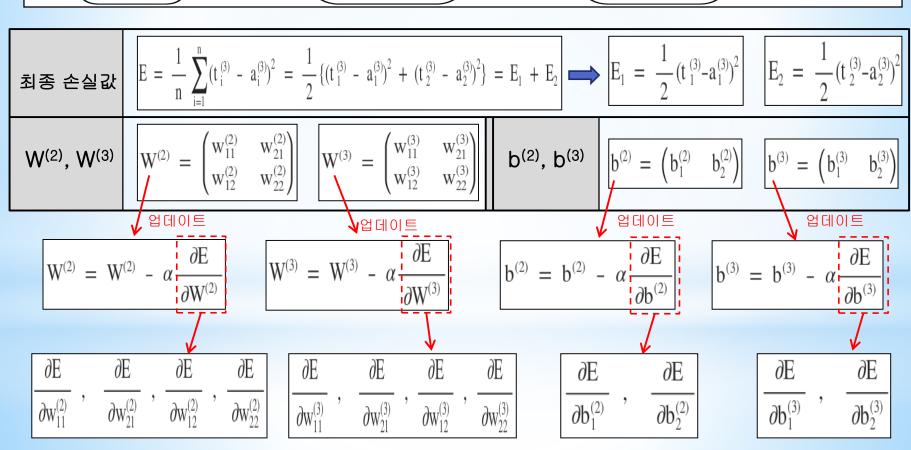




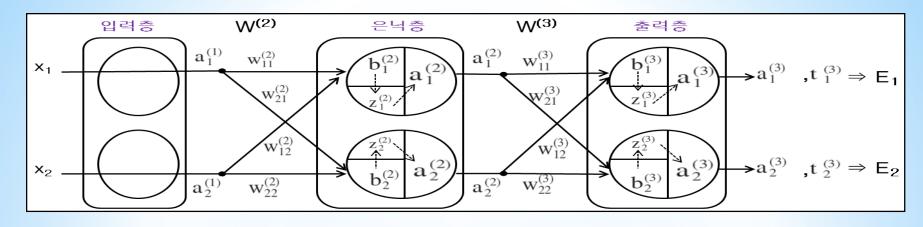
$$\frac{\partial E_{1}}{\partial w_{11}^{(3)}} = \frac{\partial E_{1}}{\partial a_{1}^{(3)}} \times \frac{\partial a_{1}^{(3)}}{\partial z_{1}^{(3)}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} = \underset{a_{1}^{(3)} = \text{sigmoid}(z_{1}^{(3)})}{\underline{a_{1}^{(3)}}} = \frac{\partial E_{1}}{\partial a_{1}^{(3)}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial z_{1}^{(3)}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} = \frac{\partial E_{1}}{\partial a_{1}^{(3)}} \times \underset{a_{1}^{(3)} = \text{sigmoid}(z_{1}^{(3)})}{\underline{a_{1}^{(3)}}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} = \frac{\partial E_{1}}{\partial a_{1}^{(3)}} \times \underset{a_{1}^{(3)} = \text{sigmoid}(z_{1}^{(3)})}{\underline{a_{1}^{(3)}}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} = \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} = \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} = \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} = \frac{\partial z_{1}^{(3)}}{\partial w_{11}^{(3)}} \times \frac{\partial z_{1}^{(3$$

오차역전파 (Back Propagation) - 최종 손실(에러) 값 E / 가중치 W / 바이어스 b





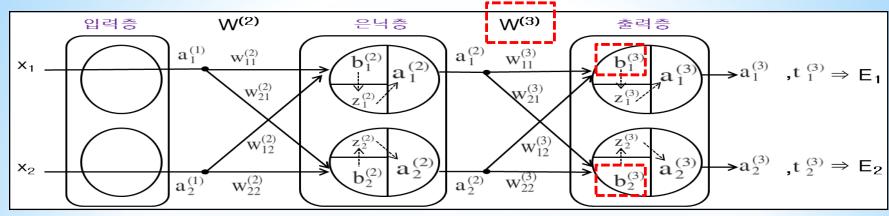
오차역전파 (Back Propagation) - 가중치 / 바이어스 업데이트

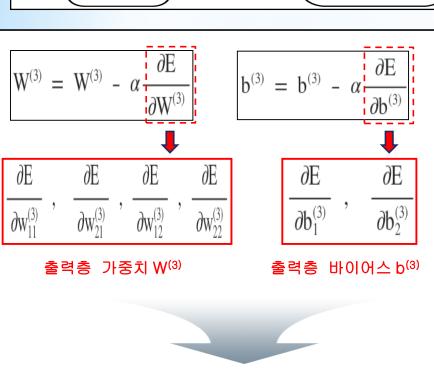




이러한 가중치 $W^{(2)}$ / 가중치 $W^{(3)}$ / 바이어스 $b^{(2)}$ / 바이어스 $b^{(3)}$ 미분 값을 수치미분이 아닌 행렬 기반의 수학공식을 이용하는 오차역전파 구현

출력층 오차역전파 공식 유도 - 출력층 가중치 W(3) / 출력층 바이어스 b(3)





 $W^{(2)} = W^{(2)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W^{(2)}}$ $b^{(2)} = b^{(2)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial b^{(2)}}$ $\frac{\partial E}{\partial w^{(2)}_{11}}, \frac{\partial E}{\partial w^{(2)}_{21}}, \frac{\partial E}{\partial w^{(2)}_{12}}, \frac{\partial E}{\partial w^{(2)}_{22}}$ $\frac{\partial E}{\partial b^{(2)}_{11}}, \frac{\partial E}{\partial b^{(2)}_{12}}, \frac{\partial E}{\partial b^{(2)}_{12}}$ 은닉층 가중치 $W^{(2)}$

 $\partial E/\partial W^{(3)}$, $\partial E/\partial b^{(3)}$ 오차역전파 공식 유도

 $\partial E/\partial W^{(2)}$, $\partial E/\partial b^{(2)}$ 오차역전파 공식 유도