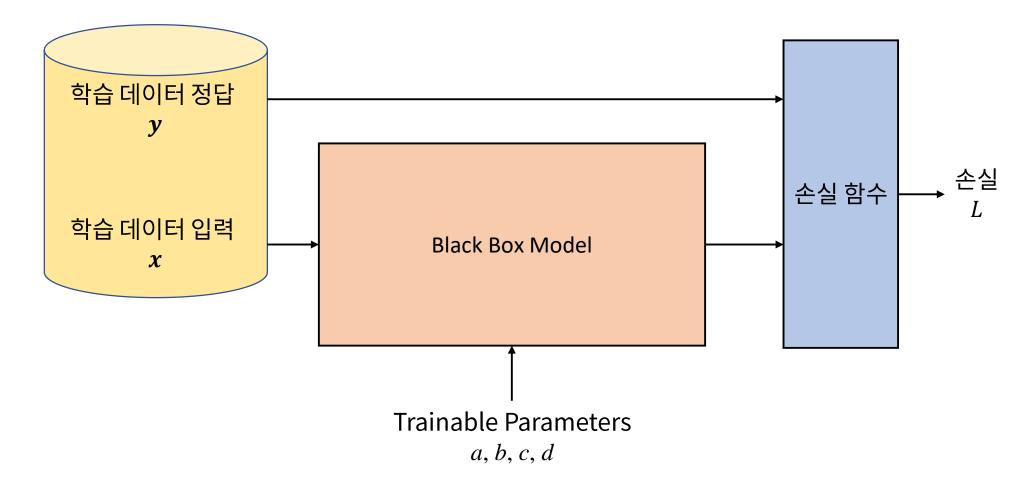


Chapter 04. 쉽게 배우는 역전파 학습법

STEP2. 역전파 학습의 필요성

블랙박스 모델



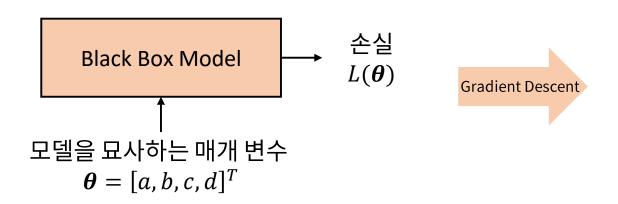
매개 변수에 의해 동작이 달라지는 Black Box Model



STEP2. 역전파 학습의 필요성

블랙박스 모델의 학습

학습 목표 : 손실을 최소화하는 매개 변수를 찾는다.



$$\boldsymbol{\theta}_{n+1} \leftarrow \boldsymbol{\theta}_n - \eta \nabla L(\boldsymbol{\theta}_n)$$

벡터 표현

$$a_{n+1} \leftarrow a_n - \eta \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\partial a}$$

$$b_{n+1} \leftarrow b_n - \eta \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\partial b}$$

$$c_{n+1} \leftarrow c_n - \eta \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\partial c}$$

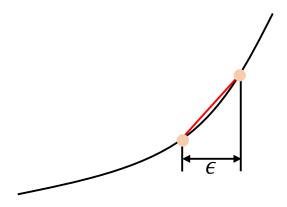
$$d_{n+1} \leftarrow d_n - \eta \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\partial d}$$

스칼라 표현

앞서 배운 경사 하강법 수식을 그대로 적용하면 된다.

수치적 기울기 Numerical Gradient

미분의 정의로부터 극한 연산을 근사해 수치적 기울기를 구할 수 있다.



$$\frac{df(x)}{dx} = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x}$$

$$\approx \frac{f(x + \epsilon) - f(x)}{\Delta x}$$

 ϵ 의 값이 충분히 작다면, 수치적 기울기를 미분 값으로 사용할 수 있다.

블랙박스 모델의 수치적 기울기

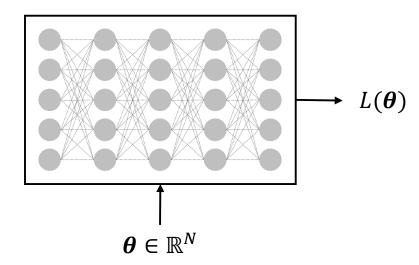
$$\nabla L(\boldsymbol{\theta}_n) = \begin{bmatrix} \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\partial a} \\ \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\partial b} \\ \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\partial c} \\ \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\partial d} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \frac{L(a_n + \epsilon, b_n, c_n, d_n) - L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\epsilon} \\ \frac{L(a_n, b_n + \epsilon, c_n, d_n) - L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\epsilon} \\ \frac{L(a_n, b_n, c_n + \epsilon, d_n) - L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\epsilon} \\ \frac{L(a_n, b_n, c_n, d_n + \epsilon) - L(\boldsymbol{\theta}_n)}{\epsilon} \end{bmatrix}$$

각 스칼라 변수를 각각 조금씩 바꾸어 대입해 보면서 수치적 기울기를 구한다. N개의 매개 변수로 미분하기 위해 (N+1)번 더 손실함수를 평가해야 한다.



심층 신경망의 수치적 기울기

손실 함수 평가에 필요한 곱연산 $\approx N$



N : 심층 신경망의 파라미터 개수 (>> 10k)

미분을 위해 필요한 손실 평가 횟수 N+1

$$\nabla L(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_{1}} \\ \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_{2}} \\ \vdots \\ \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_{N}} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \frac{L(\theta_{1} + \epsilon, \theta_{2}, \cdots, \theta_{N}) - L(\boldsymbol{\theta})}{\epsilon} \\ \frac{L(\theta_{1}, \theta_{2} + \epsilon, \cdots, \theta_{N}) - L(\boldsymbol{\theta})}{\epsilon} \\ \vdots \\ \frac{L(\theta_{1}, \theta_{2}, \cdots, \theta_{N} + \epsilon) - L(\boldsymbol{\theta})}{\epsilon} \end{bmatrix}$$

경사 하강법 한 스텝 계산을 위한 연산은 N(N+1)번의 곱하기 연산이다.

10만개의 파라미터를 가진 경우 무려 100억 회 → 무언가 대책이 필요하다. → 역전파 학습법!