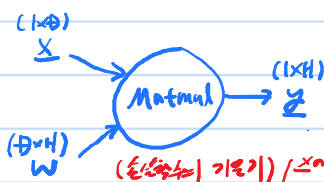


행렬 곱 연산을 수행하는 노드의 출력과라 역전파

$$\underline{y} = \underline{x} \underline{W} \quad \text{: 순전파}$$



$$\begin{cases} \underline{x} \in \mathbb{R}^{1 \times D} \\ \underline{y} \in \mathbb{R}^{1 \times H} \\ \underline{W} \in \mathbb{R}^{D \times H} \end{cases}$$



$$* \underline{x} = (x_1, \dots, x_D), \quad \underline{y} = (y_1, \dots, y_H)$$

$$\text{순전파 } L: \frac{\partial L}{\partial x_i} = \sum_j \frac{\partial L}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial x_i} = \sum_j \frac{\partial L}{\partial y_j} \cdot \underline{W}_{ji}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \underline{x}} = \frac{\partial L}{\partial \underline{y}} \cdot \underline{W}^T$$

(1xH) (1xH) (HxD)

$$\therefore \frac{\partial L}{\partial \underline{W}} = \frac{\partial L}{\partial \underline{y}} \cdot \underline{x}^T$$

(DxH) (Dx1) (1xH)

$$\begin{cases} y_1 = \underline{w}_1 \cdot \underline{x}, \dots, y_H = \underline{w}_H \cdot \underline{x} \\ \underline{y} = \underline{x} \underline{W} = [x_1, \dots, x_D] \begin{bmatrix} w_{11} & \dots & w_{1H} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{D1} & \dots & w_{DH} \end{bmatrix} \\ = [y_1, \dots, y_H] \end{cases}$$

$$= \frac{\partial L}{\partial \underline{w}_1} = \frac{\partial L}{\partial y_1} \cdot \underline{x}^T, \dots, \frac{\partial L}{\partial \underline{w}_H} = \frac{\partial L}{\partial y_H} \cdot \underline{x}^T$$

(Dx1) scalar (Dx1)

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial L}{\partial \underline{w}_1} & \dots & \frac{\partial L}{\partial \underline{w}_H} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial L}{\partial y_1} \cdot \underline{x}^T & \dots & \frac{\partial L}{\partial y_H} \cdot \underline{x}^T \end{bmatrix}$$

(DxH) scalar (1xH)

* 미니배치로 학습

$$\frac{\partial L}{\partial \underline{x}} = \frac{\partial L}{\partial \underline{y}} \cdot \underline{W}^T$$

(NxD) (NxH) (HxD)

$$\frac{\partial L}{\partial \underline{W}} = \underline{x}^T \cdot \frac{\partial L}{\partial \underline{y}}$$

(DxH) (DxN) (NxH)

\Rightarrow N: 배치 크기, 미니 배치의 개수

다중 클래스 분류 문제

• 주어진 입력이, 서로 다른 여러 개의 클래스 중 하나에 속하도록 분류하는 문제

• softmax 함수를 사용하여 각 클래스에 속할 확률을 계산할 수 있음.

• 교차 엔트로피 손실 Cross-entropy loss를 사용할 수 있음.

\hookrightarrow 이를 손실 함수에 포함

\hookrightarrow 즉, 손실 함수 modeling

손실 함수

• 기계학습 과정에서, 특정 시점 (epoch)에서의 손실의 성능을 나타내는 지표.

• 학습 데이터에 대한 label (정답)과 예측한 결과를 비교해서 얼마나 틀렸는지를 산출하는 scalar 값. (Data: 70% train, 30% test)

train이 사용되지 않은 dataset

test에 사용 (train을 test에 사용하는 목적)

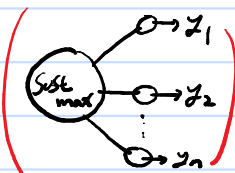
• 최적화 문제에서의 비용 함수

• 다양한 형태로 설계할 수 있음.

\Rightarrow 결과 값은 손실을 주는 쪽과 잃는 쪽을 더함.

Softmax 함수

$$y_k = \frac{e^{x_k}}{\sum_{i=1}^n e^{x_i}}$$



• 총 n개의 output을 갖는 layer에 대해 k번째 출력값

• y_k 는 (현재 입력) k번째 class에 속할 확률로 modeling하는 것과 같음.

• $k = 1, \dots, n$ 이 대해 모든 정답의 수를 더해서 1이 되도록 함.

• 각 output $0 \leq y_k \leq 1$ 임.