

Ch1. 신경망 복습

1. 수학과 파이썬 복습

• 벡터 : 크기와 방향을 가진 양 (1차원 배열) ex) $\begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}$: 열 벡터 $(1 \ 2 \ 3)$: 행 벡터

• 행렬 : 숫자가 2차원 형태로 늘어난 것 ex)

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \\ 5 & 6 \end{pmatrix} \begin{matrix} \text{행} \\ \\ \text{열} \end{matrix} : 3 \times 2 \text{ 행렬}$$

↳ 파이썬 라이브러리 Numpy 사용

: `np.array()` 메서드로 생성

• 벡터의 내적

$$y = (y_1, \dots, y_n)$$

"두 벡터가 얼마나 같은 방향을 향하고 있는가"

$$x \cdot y = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots + x_n y_n$$

$$x = (x_1, \dots, x_n)$$

• 행렬의 곱셈

"왼쪽 행렬의 행벡터와 오른쪽 행렬의 열벡터의 내적"

$$\text{ex) } \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 19 & 22 \\ 43 & 50 \end{pmatrix}$$

A B

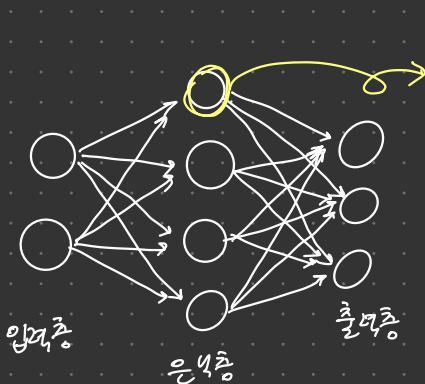
$1 \cdot 5 + 2 \cdot 7 = 19$
 $3 \cdot 5 + 4 \cdot 7 = 43$

→ `np.dot()`, `np.matmul()` 등

※ 행렬 형성 확인 : 행렬의 곱에서는 대응하는 차원의 원소 수를 일치시킨다.

$$\begin{matrix} A & B & = & C \\ \text{shape: } 3 \times 2 & 2 \times 4 & & 3 \times 4 \end{matrix}$$

2. 신경망의 추론



$$h_1 = x_1 \overbrace{w_1}^{\text{가중치}} + x_2 \overbrace{w_2}^{\text{가중치}} + \underbrace{b_1}_{\text{편향}}$$

$$\therefore \mathbf{h} = \underbrace{\mathbf{x}}_{\text{은닉층의 뉴런}} \underbrace{\mathbf{W}}_{\text{가중치}} + \underbrace{\mathbf{b}}_{\text{편향}}$$

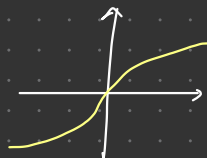
ex) N 개의 샘플 레이어 미니배치 :

$$\begin{matrix} \mathbf{x} \\ N \times 2 \end{matrix} \quad \begin{matrix} \mathbf{W} \\ 2 \times 4 \end{matrix} = \begin{matrix} \mathbf{h} \\ N \times 4 \end{matrix}$$

* 완전 연결 계층 \Rightarrow '선형' 변환 \square Affine 계층

* 활성화 함수 \Rightarrow '비선형' 효과 부여

ex) sigmoid function : $\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$



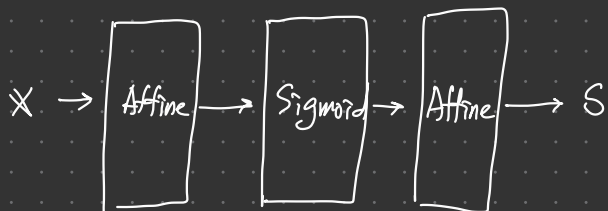
$$\therefore a = \text{sigmoid}(h) \quad \# \text{ activation}$$

$$\begin{matrix} \mathbf{a} \\ N \times 4 \end{matrix} \quad \begin{matrix} \mathbf{W}_2 \\ 4 \times 3 \end{matrix} =$$

Score \rightarrow softmax 함수에 입력하면
 $N \times 3$ 확률은 얻을 수 있다.
 \hookrightarrow 3개의 각 클래스에 대응하는 점수 (for 분류)

\square Sigmoid 계층

// 여기까지 신경망 계층 구성



3. 신경망의 학습 : 최적의 매개변수를 찾는 작업.

손실함수 (Loss function) : 신경망의 성능을 나타내는 척도.

softmax function
(k번째 클래스)

$$y_k = \frac{\exp(s_k)}{\sum_{i=1}^n \exp(s_i)}$$

→ '확률'로 해석
(0 ~ 1)

→ Cross Entropy Error : $L = - \sum_k t_k \log y_k$

* 정답 레이블 t 는
원-핫 벡터로 표시

→ 미니배치 고려
(N개 레이어)

$$L = - \frac{1}{N} \sum_n \sum_k t_{nk} \log y_{nk}$$

* 시크로 내는
1개의 평균 손실 함수

