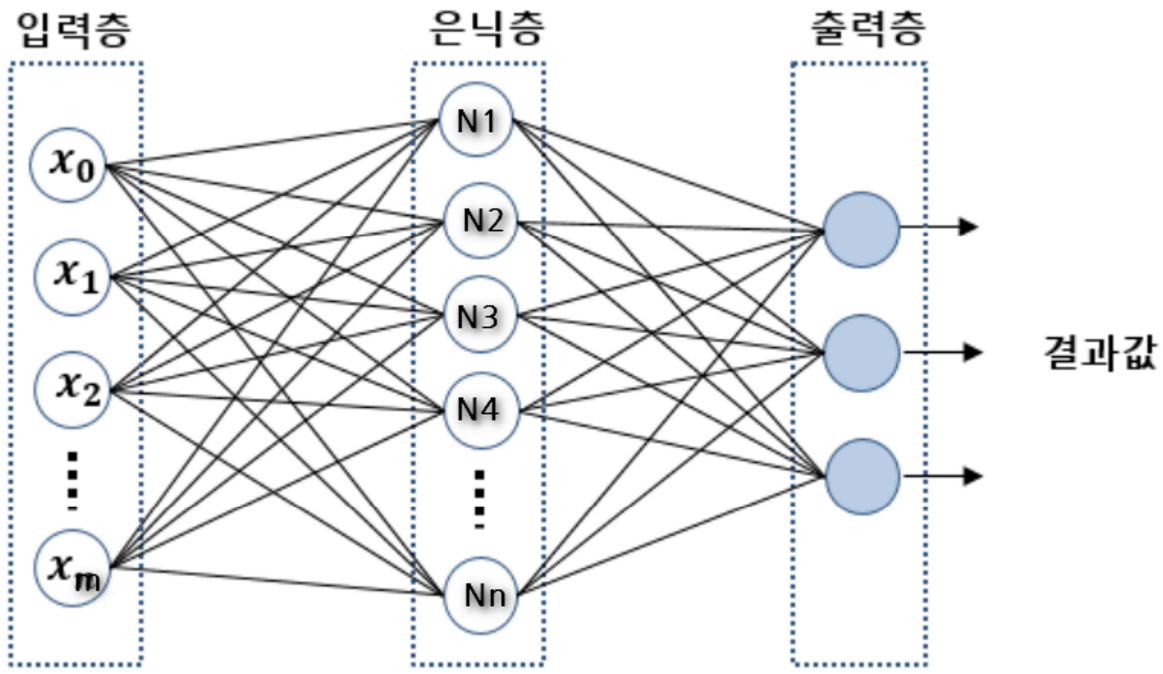
04. 역전파

2020년 12월 27일 일요일 오후 2:37

1. 역전파(back-propagation)
   ● 역전파는 신경망을 학습시킬 때 이용하는 알고리즘
   ● 출력값과 정답의 오차를 네트워크에서 역전파시켜 네트워크의 가중치와 bias를 최적화시킴

   ? 딥러닝 네트워크
   한개 이상의 은닉층을 포함하고 있는 신경망

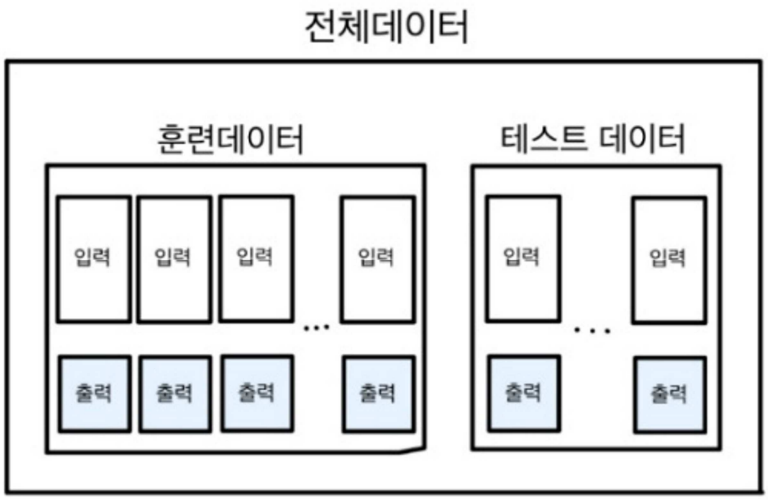


   ● 순전파(forward propagation)로 얻은 출력값과 정답과의 오차를 하나씩 층을 거슬러 올라가면서 역방향으로 전파
   ● 이 때 전파시킨 오차에 근거해 각 층의 가중치와 bias의 수정량을 계산
   ● 모든 층의 가중치와 bias를 조금씩 수정
   ● 위 과정을 반복하면 네트워크가 최적화(학습)

   < 역전파 이해를 위한 항목>
   ● 훈련 데이터, 테스트 데이터
   ● 손실 함수
   ● 경사 하강법
   ● 최적화 알고리즘
   ● 배치

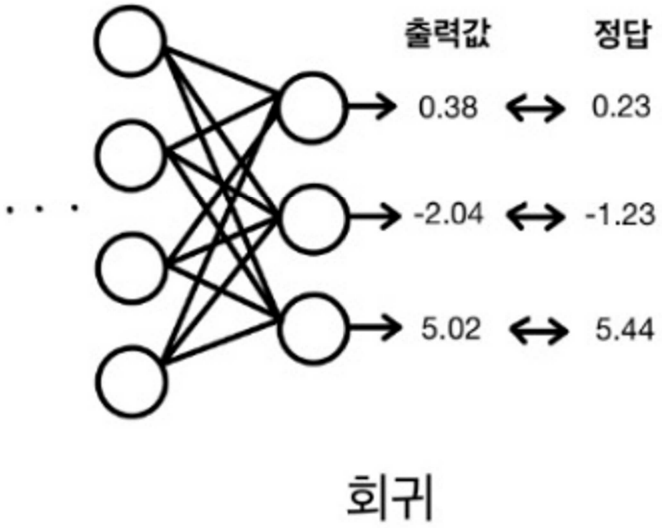
2. 훈련 데이터, 테스트 데이터

● 훈련 데이터 - 신경망이 학습에 이용되는 데이터
● 테스트 데이터 - 학습 결과의 검증에 사용되는 데이터
● 각 데이터는 여러 개의 입력값(feature)과 정답으로 구성

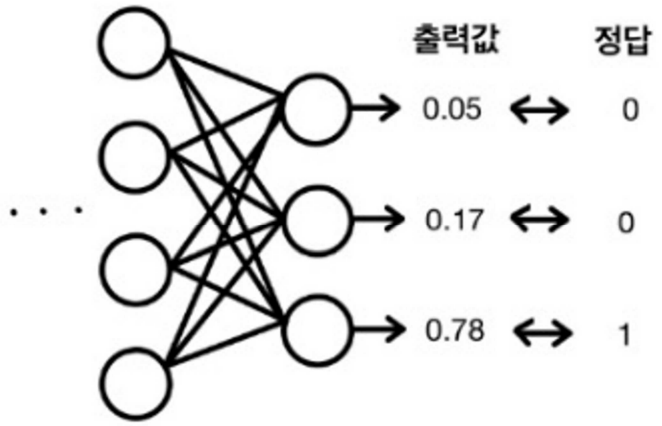


● 입력값과 정답 한 쌍을 샘플이라 칭함
● 일반적으로 훈련 데이터의 샘플수가 테스트 데이터의 샘플수보다 월등히 많음
● 훈련 데이터로 학습이 제대로 된 신경망의 경우, 테스트 데이터에서 좋은 결과가 나옴

● 회귀문제의 경우 정답은 다음과 같이 여러 개의 값을 가진 벡터로 나타냄
[0.23, -1.23, 5.44]



● 분류 문제의 경우 다음 처럼 원핫인코딩 형태로 표현
[0, 0, 1]



분류

3. 손실함수(loss function)

● 출력값과 정답의 오차를 정의하는 함수

1) 평균제곱오차 - MSE(Mean squared error)

● 회귀문제에 주로 사용

$$\mathrm{E} = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}(y_k - t_k)^2$$

```
import numpy as np

def mean_squared_error(y, t):
   return  np.sum(np.power(y - t, 2)) / y.shape[0]
```

2) 오차제곱합 - SSE(Sum of Squares for Error)

● 회귀문제에 주로 사용

$$E = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{n}(y_k - t_k)^2$$

```
import numpy as np

def square_sum(y, t):
   return 1.0/2.0 * np.sum(np.square(y - t))
```

● $1/2$ 로 나눈 이유는 미분계산을 수월하게 하기 위함

3) 교차 엔트로피(Cross Entropy)

● 분류 문제에 사용

$$E = -\sum_{k=1}^{n} t_k log(y_k)$$

● 위 식은 다음과 같이 변형됨

$$E = \sum_{k=1}^{n} t_k(-log(y_k))$$

● 분류 문제에서 정답은 1이 하나이고 나머지는 모두 0인 원핫인코딩 벡터로 표현

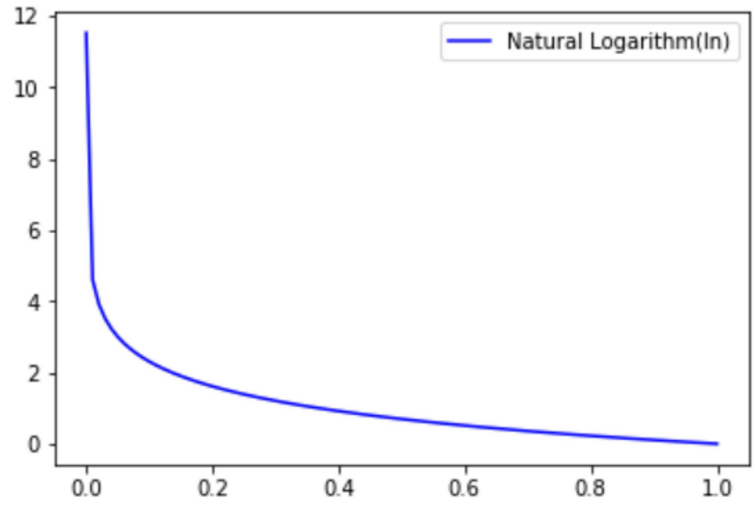
● 따라서 우변의 시그마 내부에서 t_k가 1인 항의 오차에만 영향을 줌

● $y = -log(x)$ 의 그래프는 다음과 같음

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

x = np.linspace(start=0.00001, stop=1.0, num=100)
plt.plot(x, -np.log(x), 'b-', label='Natural Logarithm(ln)')

plt.legend()
plt.show()
```



● x가 1일 때는 0이고, 0에 근접할수록 무한대로 커짐

● 즉, 정답에 가까울 수록 전체 오차 값은 작아지며, 반대로 정답에서 멀어질수록 한없이 커짐

● 교차 엔트로피의 장점 중 하나는 출력값과 정답의 차이가 클 수록 학습 속도가 빨라짐

● 파이썬 구현 코드

```
import numpy as np

def cross_entropy(y, t):  # 출력, 정답
    return - np.sum(t * np.log(y + 1e-7))
```

● log함수의 진수 부분이 0이 되면 무한 발산하여, 계산을 수행할 수 없기에 이를 방지하기 위해 1e-7 을 더했음