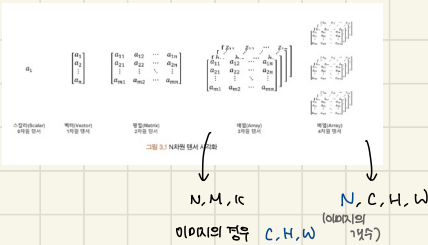


Q3 파이토치 기초

테ン서

≡ 컴퓨터. 차이점 cpu, gpu 나뉨



테ン서 생성

torch.tensor(): 입력된 데이터를 복사해 텐서로 변환. 데이터 있어야 함

torch.Tensor(): 텐서인스턴스를 생성하는 함수. 데이터 없어도 됨.

테ン서 속성

형태(shape), 자료형(dtype), 장치(device)

차원 변환

```
예제 3.3 텐서 차원 변환
import torch

tensor = torch.rand(1, 2)
print(tensor)
print(tensor.shape)

tensor = tensor.reshape(2, 1)
print(tensor)
print(tensor.shape)

출력 결과
tensor([[[0.6499, 0.3419]])]
torch.Size([1, 2])
tensor([[[0.6499],
          [0.3419]])]
torch.Size([2, 1])
```

장치 설정 ~ 변환 → torch.device() 사용

손실함수

손실함수 < 비용함수 < 목적함수

: 단일샘플의 실제값과 예측값의 차이가 발생했을때 오차가 얼마나 되는지 계산하는 함수

EX) 평형화에서의 손실함수 (평균 제곱)

$$SE = (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \rightarrow \text{루트를 씌워서 제곱으로 인해 발생한 왜곡을 감소}$$

교차 엔트로피 (이산형 변수)

: 실제값의 확률분포와 예측값의 확률분포 차이를 계산

$$CE(y, \hat{y}) = - \sum_{i=1}^n y_i \log \hat{y}_i$$



최적화

: 목적함수의 최적점을 찾기 위한 방법을 찾는 알고리즘

경사하강법

→ 함수의 기울기가 낮은 곳으로 계속 이동하며 극값에 도달할 때까지 반복하는 알고리즘이다.

W_0 = initial value (임의의 초기값)

$$W_{t+1} = W_t - \alpha \nabla f(W_t) \text{ 기하!}$$

→ step size를 조정

수식 3.8 가중치 경신 방법

$$W_{t+1} = W_t - \alpha \frac{\partial}{\partial W} MSE(W, b)$$

$$= W_t - \alpha \frac{\partial}{\partial W} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

$$= W_t - \alpha \frac{\partial}{\partial W} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Y_i - (W \cdot x + b)]^2$$

$$= W_t - \alpha \times \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n [Y_i - (W \cdot x + b)] \times (-x)$$

$$= W_t - \alpha \times \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i) \times (-x)$$

$$= W_t - \alpha \times \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i) \times x$$

$$= W_t - \alpha \times 2E[(\hat{Y} - Y) \times x]$$

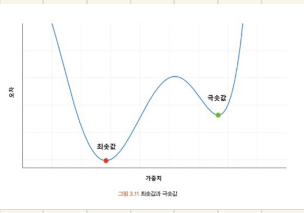
수식 3.9 가중치 경신 방법 일반화

$$W_{t+1} = W_t - \alpha \times E[(\hat{Y} - Y) \times x]$$

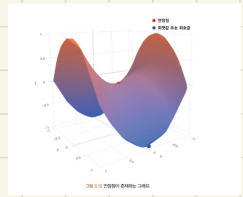
학습률 (learning rate : α)

↳ 임의의값

학습률이 너무 높거나 너무 낮으면 여러가지 문제가 발생할 수 있음!



< 여러가지



문제들>

~ 79p

그라디언트 하강법

알고리즘
그라디언트