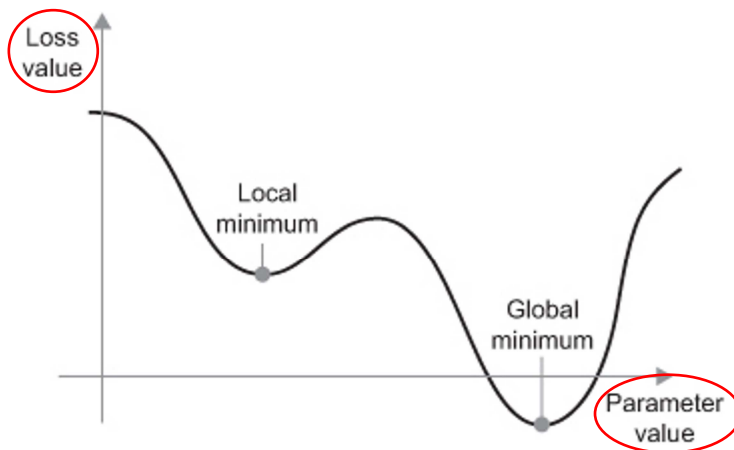


## 05. 최적화 알고리즘

2020년 12월 30일 수요일    오후 9:45

- 경사 하강법은 기본적으로 기울기를 바탕으로 가중치와 bias를 조금씩 조정하여 오차가 최소화 되도록 신경망을 최적화
- 최적화 알고리즘 개요



적절한 파라미터 조정값을 구해야

Global Minimum에 도착하기 위한 구체적인 전략

### 1. 확률적 경사 하강법(Stochastic Gradient Descent, SGD)

- 가중치와 bias를 수정하기 위해 반복학습을 할 때, 전체 샘플 데이터를 사용하지 않고 무작위로 일부 샘플 데이터를 선택하여 수행
- 가중치와 bias를 수정하는 식은 학습률을 이용하는 방법 그대로

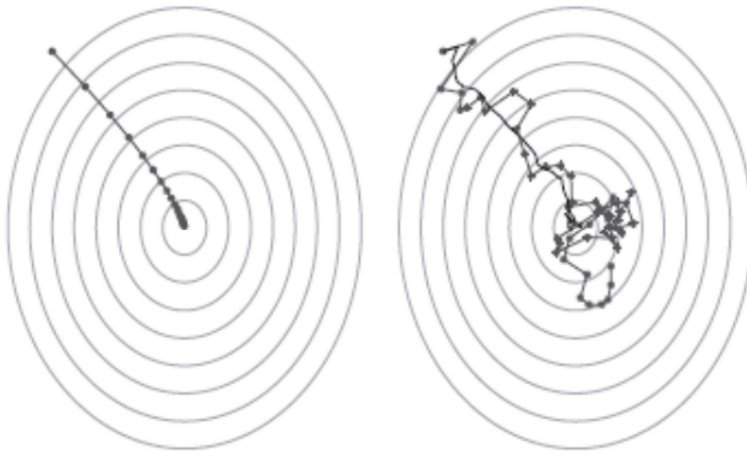
$$w = w - \eta \frac{\partial E}{\partial w}$$
$$b = b - \eta \frac{\partial E}{\partial b}$$

#### 1) SGD의 장점

- 전체 샘플 대신 일부 샘플을 이용하기 때문에 전체 학습시간이 단축됨
- 무작위로 샘플을 선택하기 때문에 local minimum에 잘 빠지지 않음

#### 2) SGD의 단점

- 학습의 진행과정에 따른 수정량을 유연하게 조정할 수 없음



## 2. 모멘텀(Momentum)

- SGD 에 물리학적 관성 기법을 적용한 알고리즘

$$w = w - \eta \frac{\partial E}{\partial w} + \alpha \Delta w$$

$$b = b - \eta \frac{\partial E}{\partial b} + \alpha \Delta b$$

직전 변화량

- $\alpha$  는 모멘텀 상수(일반적으로 0.9 사용)

### 1) 장점

- local minima에 잘 빠지지 않음

### 2) 조정해야 하는 상수가 늘어남

## 3. 아다그라드 (Adaptive Gradient : AdaGrad)

- 학습이 진행되면서 알고리즘에 의해 학습률이 조금씩 감소함

$$h = h + \left(\frac{\partial E}{\partial w}\right)^2$$

$$w = w - \eta \frac{1}{\sqrt{h}} \frac{\partial E}{\partial w}$$

bias도 위와 동일

- 첫 번째 식에서  $h$ 는 학습이 진행되면서 계속 증가
- 두 번째 식은  $h$ 가 분모에 있으므로 감소
- $h$ 는 가중치별로 계산되므로, 그 때 까지의 총 수정량이 적은 가중치는 새로운 수정량이 증가, 또는 vice versa
- 이런 로직 때문에 처음에는 넓은 영역에서 탐색을 시작해 점차 탐색범위를 좁혀가는 효율적인 탐색이 가능

1) 장점

- 조정해야 할 하이퍼 파라미터가  $\eta$  밖에 없음

2) 단점

- 수정량이 계속해서 감소하기 때문에 도중에 수정량이 0이 되어버려 더는 최적화가 진행되지 않을 수 있음

4. RMSProp

- AdaGrad는 최솟값에 도달하기 전에 학습률이 0에 수렴할 수 있음
- AdaGrad는 간단한 convex(볼록) 함수에서는 잘 동작하지만, 복잡한 다차원 곡면 함수에서는 성능이 떨어짐. 즉, 기울기의 단순한 누적만으로는 부족함

$$h = \rho h + (1 - \rho) \left( \frac{\partial E}{\partial w} \right)^2$$

$$w = w - \eta \frac{1}{\sqrt{h}} \frac{\partial E}{\partial w}$$

\*\* 일반적으로  $\rho(\text{로}) = 0.9$  사용

5. Adam (ADaptive Moment estimation )

- Momentum 과 AdaGrad를 융합한 방법
- 식이 굉장히 복잡
- 뭘 써야 할 지 모르겠으면 걍 Adam 써라
- 일반적으로 가장 성능이 좋음(지금까지는)

\*\* 각 알고리즘별 성능 시각화 <https://seamless.tistory.com/38>