## 6.1 パラメータの更新

### ■NNの学習の目的

を最小化するパラメータを見つけること

 $\Rightarrow$ 

NNの最適化は難題である!

理由1:

理由2:

1

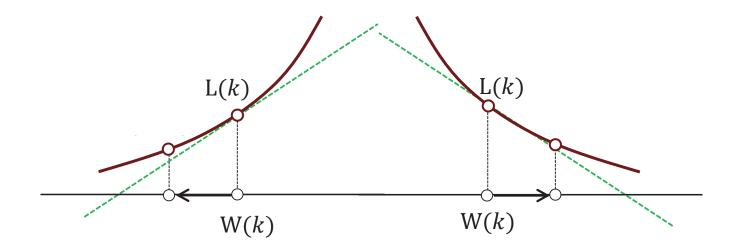
### 6.1.2 SGD

SGD: 確率的 勾配 降下

⇒パラメータ曲面の傾斜が

へと進むことで

パラメータをアップデートする



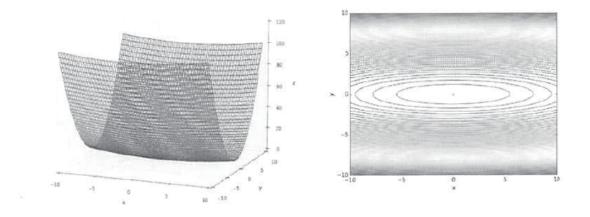
$$= -\eta - \eta - \eta > 0$$

6.1.3 SGDの欠点

SGDの良い点:

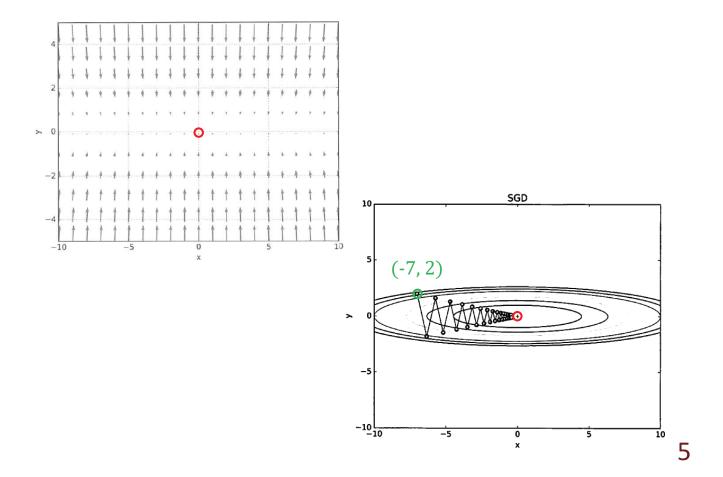
悪い点:

$$f(x,y) = \qquad +$$



3

# 6.1.3 SGDの欠点

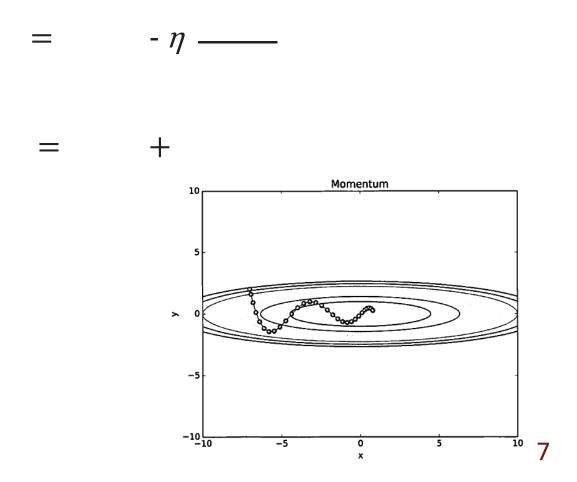


# 6.1.3 SGDの欠点

- ■SGDが非効率的な経路探索法である理由
  - (1)
  - (2)
- ■SGDの改良
  - (1)

の導入

- (2)
- (3)

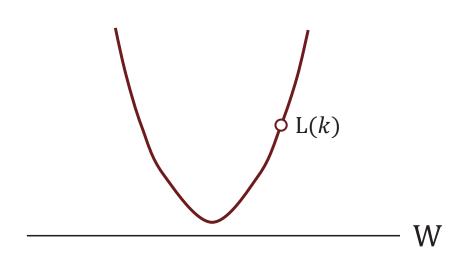


## 6.1.5 AdaGrad

### 学習係数 $\eta$ :

小さすぎる一

大きすぎる→パラメータのアップデート幅が大きすぎて にたどりつけない



# 6.1.5 AdaGrad: Adaptive Subgradient

#### ■対策 学習係数を

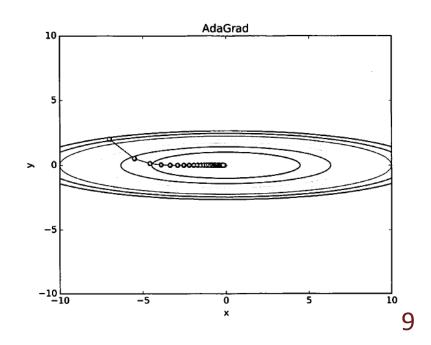
小さくする

AdaGrad→個々のパラメータに対して

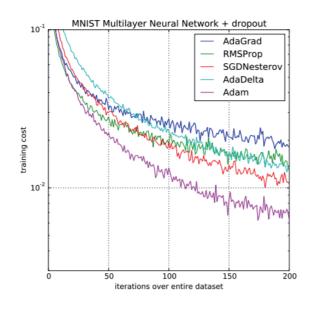
を調整する

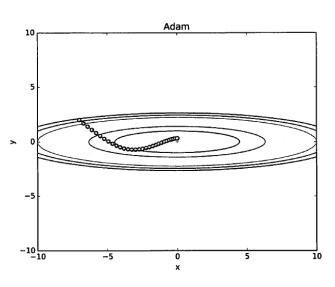


 $\mathbf{W} \leftarrow \mathbf{W} - \eta$ 



# 6.1.6 Adam (2015)





## 6.2.1 重みの初期値を 0 にする?

(1) 初期値はできる限り

理由: を防ぐため

(2)初期値は が良い

理由:

の値で重みが更新されてしまう

→重みが

値になる

→学習できなくなる

11

## 6.4.1 過学習

■過学習とは?

訓練データのみに

結果, 以外の

データに対して を得ることができない学習状態

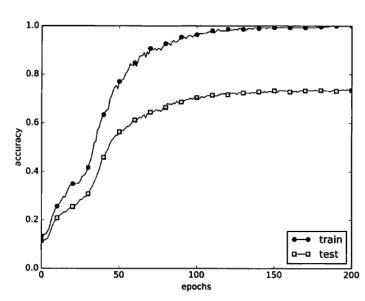
主原因)訓練データが少なく

を表せていない



使用訓練データ300

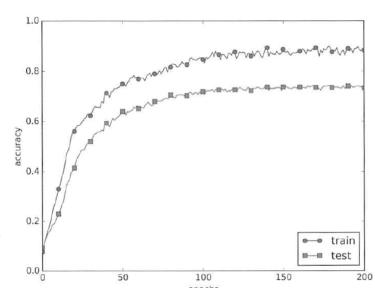
MNIST訓練データ60,000



重みが

になることでも過学習が発生する!

損失関数: $L \to L + \frac{1}{2} \lambda \mathbf{W}^2$  変化分: $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}} \to \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}} + \lambda \mathbf{W}$ 



使用訓練データ300 MNIST訓練データ60,000

13

## 6.4.3 Dropout

NNが複雑になると

→訓練時に

では対応は困難

Dropoutが必要

