

# ICT リテラシー (情報技術論) B

## -- 第 10 回：深層学習の基本 --

栗野 俊一

講義内容の静止画・動画での撮影、及び SNS 等への転載を固く  
禁じます

2025/12/01 ICT リテラシー (情報技術論) B

# 伝言

---

## 私語は慎むように !!

### □ 席は自由です

- できるだけ前に詰めよう
- コロナ対策のために、ソーシャルディスタンスをたもとう

### □ 色々なお知らせについて

- 栗野の Web Page に注意する事

<http://edu-gw2.math.cst.nihon-u.ac.jp/~kurino>

- google で「kurino」で検索

# 前回 (第 09 回) の復習

---

ICT リテラシー (情報技術論) B

# 前回 (第 09 回) の復習

講義内容の静止画・動画での撮影、及び SNS 等への転載を固く禁じます

# 前回 (第 09 回) の復習

---

## □ 前回 (第 09 回) の復習

### ○ 講義：ニューラルネットワーク

- ▷ 人間の脳：ニューロン(神経細胞)のネットワーク (シナプスによる信号制御)
- ▷ (コンピュータの)ニューロン：多数の入力の総和に、しきい値をこえたかどうかを判定
- ▷ パーセプトロン：単一ニューロンに重み付け ( 超平面による分割 )
- ▷ ニューラルネットワーク：人間の脳のモデル化(重みで信号制御)

# 今週 (第 10 回) の概要

---

ICT リテラシー (情報技術論) B

## 今週 (第 10 回) の概要

講義内容の静止画・動画での撮影、及び SNS 等への転載を固く禁じます

# 今週 (第 10 回) の予定

---

## □ 今週 (第 10 回) の予定

### ○ 講義：深層学習の基本 (Text p.93, 7.4 節)

- ▷ ニューラルネットワークにおける学習
- ▷ 深層学習 ( バックプロパゲーション：誤差逆伝播法 )
- ▷ 教師なし学習

# 今週 (第 10 回) の目標

---

## □ 今週 (第 10 回) の目標

- 深層学習がどのように行われるかを理解する

# 今週 (第 10 回)

---

## □ 前回 (第 09 回) の課題

- 振り返り課題-09

- 小テスト-09

## □ 今週 (第 10 回) の課題

- 振り返り課題-10

  - ▷ 提出期限は 1 週間

- 小テスト-10



# 深層学習の基本

---

ICT リテラシー (情報技術論) B

## 深層学習の基本

講義内容の静止画・動画での撮影、及び SNS 等への転載を固く禁じます

# ニューラルネットワークにおける学習

---

## □ ニューラルネットワークの構成要素

### ○ ネットワークの構造 (モデル) : 隣りの層とは全結合/情報は一方向

- ▶ 幾つの層からなるか
- ▶ 個々の層のニューロンの個数は幾つか
- ▶ 個々の層のニューロンの活性化関数は何か

### ○ 重み

- ▶ 個々のニューロン間を結ぶリンクに付けられた重みは幾つか

## □ ニューラルネットワークにおける学習

### ○ 内部状態は、「重み」だけ (モデルは変化しない)

- ▶ 望みの形になる(学習データに適合する)ように、「重み」を変更すればよい

# ニューラルネットワークの教師あり学習

---

## □ ニューラルネットワークの教師あり学習

### ○ 学習データには、課題と正解ラベルがある

- ▶ 現在の状態で、課題を解き(予想し)、正解ラベルと比較
- ▶ より良い予想ができるように、重みを修正する

### ○ ニューロンの重みの修正

- ▶ 出力の誤差を小さくするように、重みを調整する

# 勾配降下法

---

## □ 勾配降下法：微分可能な関数 $y=f(x)$ の極小値を求める方法

- 微分係数： $f'(a) = \lim (f(a+h)-f(a))/h = \lim (f(a+h)-f(a))/((a+h)-a)$

  - ▷  $x$  を  $a$  から  $a+h$  に変化させた時の  $f$  の変化  $f(a+h)-f(a)$  は、近似的に  $f'(a)$  に比例する

  - ▷  $f'(a)$  を利用して、 $y$  の誤差から  $x$  の誤差が計算できる(逆伝播)

- 解の候補  $a$  を利用して、次の候補  $a'$  を  $a' = a + h f'(a)$  で改良 ( $h$  は学習率 /  $f'$  は  $f$  の微分)

- $f'(x)$  が  $x$  に対する  $y$  の変化の割合

  - ▷  $f'(x)$  が 0 になる方向に  $x$  を修正する

  - ▷ 特に、 $f'(x) > 0$  なら減らし、 $f'(x) < 0$  なら増やす ( $f'(x) = 0$  は答え)

- 欠点

  - ▷ 最小値ではなく、極小値になる可能性がある(Local Minimum 問題)

  - ▷ 学習率が大きいと発散し、小さいと収束が遅い

## □ 確率的勾配降下法

- 学習率を調整して、発散せずに、収束を速くする工夫

# ニューロンの学習

---

## □ ニューロンの学習

○ ニューロンの振舞い (入力  $x_1, x_2, \dots, x_k$  / 重み  $w_1, w_2, \dots, w_k$  / 出力

▷  $y = f(x_1, x_2, \dots, x_k) = F(\sum w_i x_i)$  [  $F$  は活性化関数 ]

▷  $y$  は、 $x_i$  の関数と定義されるが、 $w_i$  の関数と見なす事ができる

○ ニューロンへの勾配降下法の適用

▷  $y$  の誤差を減らすには、 $w_i$  をどう変化させれば良いか？

▷  $f$  を  $w_i$  で偏微分 (  $w_i$  以外は定数と考えると、 $f$  は  $w_i$  の一変数関数なので、それを  $w_i$  で微分 )

○ 微分の連鎖律の利用

▷  $y' = f'(w_i) = F'(w_i) * (\sum w_i x_i') = F'(w_i) * x_i$

▷ 更に  $F(x) = \text{ReLU}(x)$  ならば、 $F'(x) = 0$  (  $x < 0$  ) または  $1$  (  $x \geq 0$  )

# バックプロパゲーション ( 誤差逆伝播法 )

---

## □ 発想

- ニューロンの学習 : ニューロンの出力の誤差が分れば、重みの誤差が解る

  - ▷ ニューロンの出力の誤差が分れば、ニューロンの入力誤差が解る

  - ▷ (出力層の)誤差を(深い層から浅い層に..)逆伝播させればよい

- 微分の連鎖律の利用

  - ▷  $y' = f'(xi) = F'(xi) * (\sum w_i xi)' = F'(xi) * w_i$

## □ バックプロパゲーション ( 誤差逆伝播法 )

- 出力層の誤差 ( ニューラルネットワークの予想と教師ラベルの差 ) を逆伝播させる

  - ▷ 誤差の逆伝播と、重みの調整を並行して行う

# 教師なし Deep Learning

---

## □ Deep Learning の制約

- Deep Learning は、基本、教師あり

- ▷ バックプロパゲーションが、出力の誤差 ( 予想と正解ラベルの比較 ) を利用するから

## □ 教師なし Deep Learning

- 課題から、教師データに相当するものを作り出す (例 : k-means)

- ▷ 「最小化したい目標」があれば、誤差計算はできる

- ▷ 目標関数が微分可能なら、正解(最小値)が解らなくても、誤差[修正の方針]は(微分係数を用いて近似)計算できる

## □ オートエンコーダ ( 自己符号化器 )

- 出力と同じ結果を正解とする : 途中の層が狭いならば、「次元圧縮」ができる

- ▷ 情報の生成にも利用可能

おしまい

---

## ICT リテラシー (情報技術論) B

おしまい

講義内容の静止画・動画での撮影、及び SNS 等への転載を固く禁じます