

# 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 :  $f'(a) = \lim (f(a+h)-f(a))/h = \lim (f(a+h)-f(a))/((a+h)-h)$

▷  $x$  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、ニューロンの入力の誤差が解る
  - ▷ (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

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

## □ 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