

# ICT リテラシー (情報技術論) B

## -- 第 05 回：教師あり学習の代表的な手法 (1)-- (線形回帰, ロジスティック回帰)

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

2025/10/20 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

### □ 今週から振り返り課題に提出期限を設けます

- 基本は、講義日から一週間
- 是迄の振り返り課題も、今日から一週間
- 小テストの期限は、14 回目のある週まで

# 前回 (第 04 回) の復習

---

ICT リテラシー (情報技術論) B

## 前回 (第 04 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 04 回) の復習 (1)

---

## □ 前回 (第 04 回) の復習

### ○ 講義：人工知能における学習

- ▷ 「学習」とは：経験によって、行動が変化する事 (認知心理学)
- ▷ 機械システム：「内的状態」の変化によって、行動(外部への作用) の変化が生ずる
- ▷ 「内的状態」を定める事ができればよい (統計的手法の機械学習への応用)

# 今週 (第 05 回) の概要

---

ICT リテラシー (情報技術論) B

## 今週 (第 05 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 05 回) の予定

---

## □ 今週 (第 05 回) の予定

- 講義：教師あり学習の代表的な手法 (Text p.88, 7.2 節)

- ▷ 教師あり学習の代表的な手法 の一手法である 線形回帰, ロジスティック回帰 について学ぶ

# 今週 (第 05 回) の目標

---

## □ 今週 (第 05 回) の目標

- 線形回帰, ロジスティック回帰 の紹介

# 今週 (第 05 回)

---

## □ 前回 (第 04 回) の課題

- 振り返り課題-04

- 小テスト-04

## □ 今週 (第 05 回) の課題

- 振り返り課題-05

  - ▷ 提出期限は 1 週間

- 小テスト-05



# 学習データ

---

## ICT リテラシー (情報技術論) B

# 学習データ

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

# 学習と学習データ

---

## □「学習」の目標

- より「問題が解決できる」ようになる事

## □「問題」の「解決」

- 「問題」の「解」が得られれば良い

- ▶[注意]「問題の解決」には、「解を求める」以外にもある (問題を回避する/保障する/etc..)

- 「問題」が与えられた時に、「解」を与える機械システム(AI)を学習によって作る

- ▶与えられた「問題」から、より「正確」に、あるいは、より「高確率」に「解」を出すようにする

## □学習データ

- 「学習」の根拠となる情報の集まり

- ▶何らかの「規則」に従っている

- ▶規則の例 1 : 直線  $y = ax + b$  の近辺[誤差のためズレがある]に集っている

- ▶規則の例 2 : 猫の写真には "cat", 犬の写真には "dog" とラベル付けされている

- 「規則」の形 ( $x$  : 説明変数 /  $y$  : 目的変数 )

- ▶規則の一般形 :  $P(x,y)$  [ $x,y$  の間に  $P$  という関係が成り立つ]

- ▶陰関数(暗示的)表現 :  $F(x,y)=0$  [数式  $F(x,y)=0$  の時  $P(x,y)$  が成り立つ]

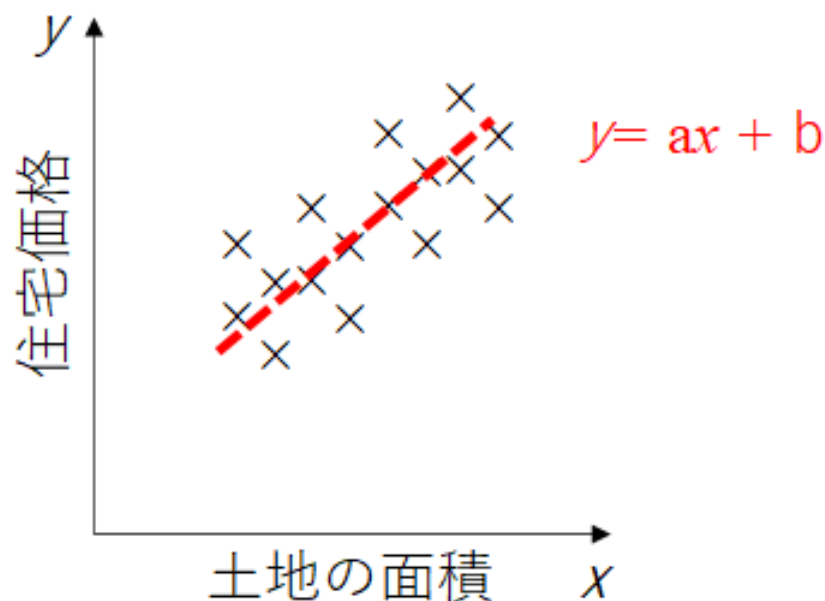
- ▶陽関数(明示的)表現 :  $F(x,f(x))=0$  [ $y=f(x)$  の時、 $F(x,f(x))=0$  となり、 $P(x,f(x))$  が成立]

- 観測データ (学習に用いられるデータ [誤差  $E$ ] を含む) :  $\{ \langle x,y' \rangle \mid y' = y + E = f(x)+E \}$

- ▶誤差  $E$  は 統計的な手法[誤差の平均は 0]により 消去可能

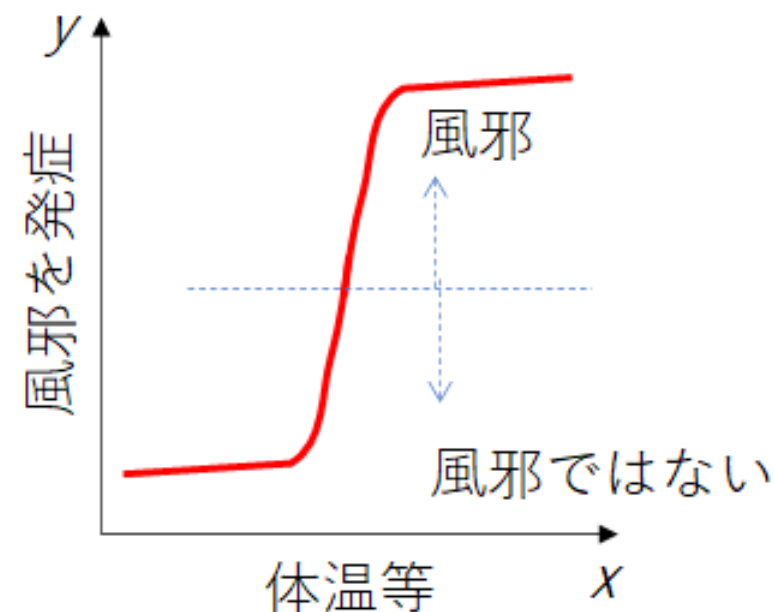
# 学習データと学習結果の例

(線形回帰)



⇒ 目的変数 (求めたい値) は、**連続値**

(ロジスティック回帰)



⇒ 目的変数 (求めたい値) は、**2値**  
(例：良性/悪性、スパム/スパムでない)

# 教師あり学習

---

## ICT リテラシー (情報技術論) B

# 教師あり学習

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

# 教師あり学習

---

## □ 教師あり学習とは

- 最終的には、問題を明示的に解きたい ( $y = f(x)$  となる  $f$  を知りたい)

- 学習データとして「 $S = \{ \langle x, y \rangle \}$  の形のもの」を与える

  - ▷  $y$ : データ(問題)  $x$  へのラベル (正解データ)

  - ▷ 問題( $x$ )の答え( $y$ )となるデータを直接与える ( $y$ : 正解を知っているので「教師あり」)

- 学習目標

  - ▷  $S$  の要素  $s = \langle x, y' \rangle$  に対して、できるだけ、関数  $y = f(x)$  が、 $y'$  を説明できるように  $f$  を決める

  - ▷ 例:  $\langle x, y' \rangle \in S$  に対し、誤差  $|y' - y| = |y' - f(x)|$  の和(誤差の二乗和)を小さくする / 正答  $y' = y = f(x)$  となる確率(正解率)を大きくする

## □ 教師あり学習の代表的な手法 のアプローチ

- 最初に、一般的な枠組み  $F(x, p)$  を与える ( $p$  [パラメータ] によって  $F$  の挙動が変わる]

  - ▷  $F(x, p)$ : 機械システム

  - ▷  $p$ : 機械システムの「内部状態」

  - ▷  $y = f(x) = F(x, p)$ :  $p$  が決れば、 $f(x) = F(x, p)$  の振舞い(外的行動)がきまる

  - ▷ 線形回帰の例:  $p = \langle a, b \rangle$ ,  $F(x, p) = F(x, \langle a, b \rangle) = a x + b$

- 学習データ  $S$  を用いて、最適な  $p$  を求める

  - ▷ 学習した AI:  $y = f(x) = F(x, p)$

# 教師あり学習の分類

---

## □ 教師あり学習の分類

- 回帰: 数値的な予想(結果が連続量[実数])を行う場合
  - ▶ 入力も数値  $x$  で、 $y=f(x)$  となる関数  $f$  を求める
- 分類: カテゴリカルな予想(結果が離散で有限[有限集合])を行う場合
  - ▶ 入力は数値  $x$  で、 $z=f(x)$  となり、 $z$  の範囲で、分類を行い  $y$  を求める
  - ▶ [注意] 統計的な手法を利用する場合、求める  $f$  の質が良い(例:微分可能とか..)と都合が良い

## □ 「回帰」のアプローチ

- 基本は、 $y = F(x,p)$  として、 $p$  の最適化 (  $F$  は色々考えられる )

## □ 「分類」のアプローチ

- 入力  $x$  から、 $z = f(x) = F(x,p)$  となる  $p$  を回帰で求める
- $z$  から  $y$  となる確率  $P$  を最大にするようにする(最尤法)
  - ▶ 求めるのは、飽く迄も  $p$  だが、最適化の目的は、 $y = P(z)$  が成立するようにする

# 線形回帰とロジスティック回帰

---

□ 線形回帰 :  $F(x,p) = F(x, \langle a, b \rangle) = a x + b$  [線形関数] の形

○ 重回帰: 入力変数が増える  $(x_1, x_2, \dots, x_k)$  場合もある

▷  $x = \langle x_1, x_2, \dots, x_k \rangle$ ,  $p = \langle a_1, a_2, \dots, a_k, b \rangle$

▷  $F(x,p) = F(\langle x_1, x_2, \dots, x_k \rangle, \langle a_1, a_2, \dots, a_k, b \rangle) = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_k x_k + b$

▷ 非線形回帰 :  $F(x,p) = \log_p(x)$  等、線形関数以外の関数を利用

□ ロジスティック回帰

○ 二値分類を行う場合に用いる

▷  $z = f(x) = F(x,p)$

▷  $y = P(z) = 1/(1+e^{-z})$  [  $P(z)$  はシグモイド曲線 ]

□ 線形回帰とロジスティック回帰

○ 最終的に、 $p$  を求める点は同じ

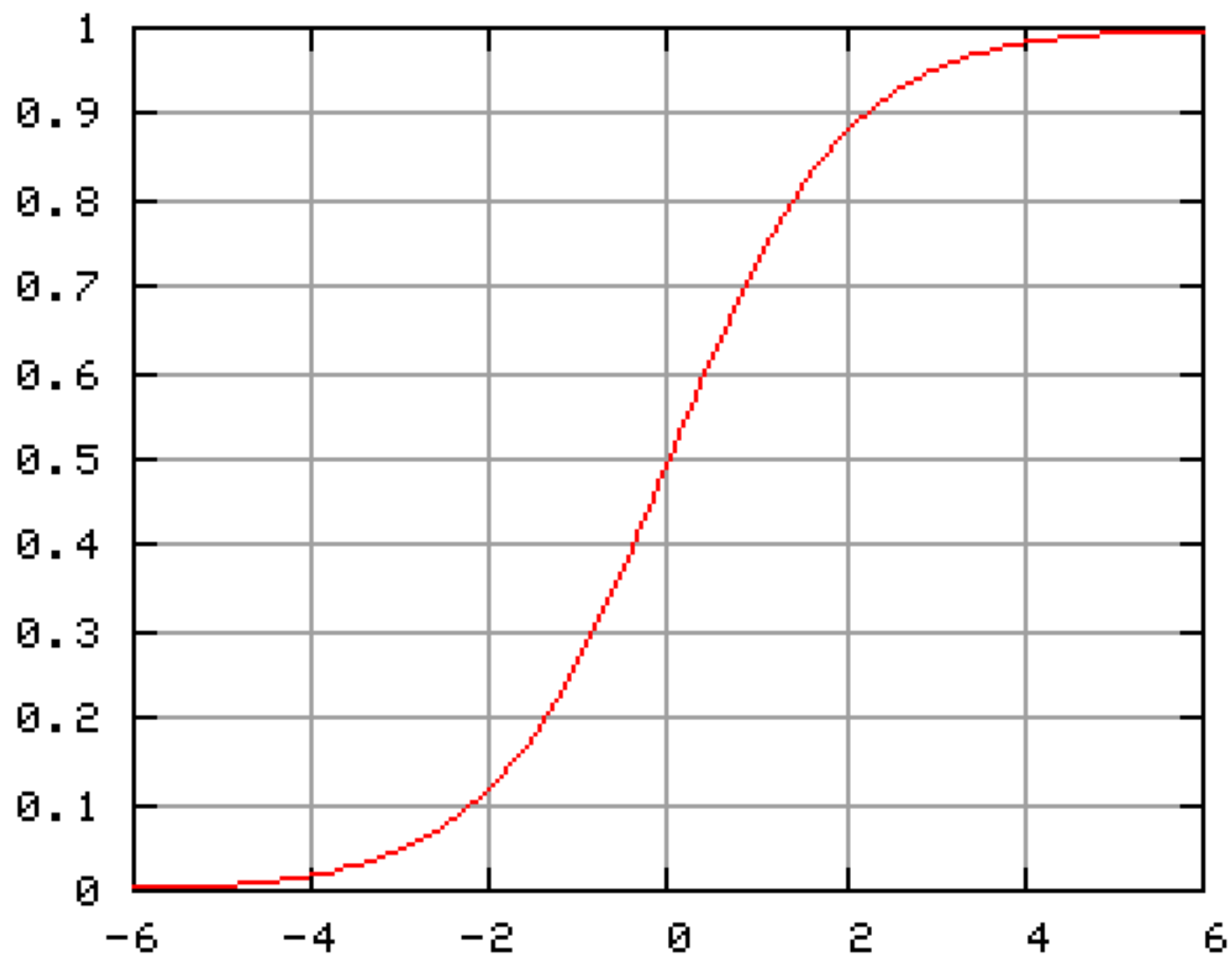
▷  $F(x,p)$  自身が  $y$  に近いのか  $P(F(x,p))$  が  $y$  に近いのかの違い

○ シグモイド曲線を利用する理由

▷ 答えを得るのに都合が良い(微分可能)性質を持つから

# シグモイド曲線

---





# MS-Excel でニューラルネットワーク

---

ICT リテラシー (情報技術論) B

## MS-Excel でニューラルネットワーク

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

# MS-Excel でニューラルネットワーク (3)

---

## □ MS-Excel でニューラルネットワーク (3)

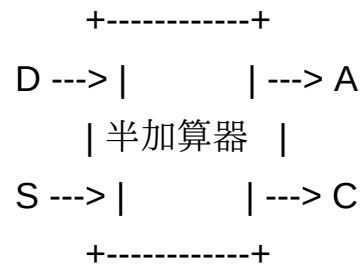
- ニューロンを組み合わせるニューラルネットワーク
- 二進演算をニューラルネットワークで
  - ▷ 半加算器

# 半加算器:ニューラルネットワーク

---

## □ 半加算器

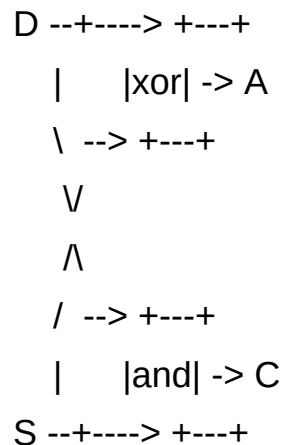
- [入力] D : 加えられる 1 bit の数 ( 0/1 ) / S : 加える 1 bit の数 ( 0/1 )
- [出力] A : 加えた結果 1 bit の数 ( 0/1 ) / C : 桁上がり1 bit の数 ( 0/1 )



## □ 論理式

- $A = D \text{ xor } S$  /  $C = D \text{ and } S$

## □ ニューラルネットワーク



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