

ICT リテラシー (情報技術論) B

-- 第 06 回：教師あり学習の代表的な手法 (2)-- (決定木, ランダムフォレスト)

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

2025/10/27 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 05 回) の復習

ICT リテラシー (情報技術論) B

前回 (第 05 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 05 回) の復習

□ 前回 (第 05 回) の復習

○ 講義：教師あり学習の代表的な手法

- ▷ 学習データ：「規則($y=f(x)$ の形)」に従ったデータ($\langle x, y \rangle$)
- ▷ 学習の目的：規則(関数 f)を学習する事
- ▷ 学習の方針：一般的な仕組み (F) を考え、 $y=f(x)=F(x, p)$ となるようパラメータ p を定める(p が内部状態になる)

今週 (第 06 回) の概要

ICT リテラシー (情報技術論) B

今週 (第 06 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 06 回) の予定

□ 今週 (第 06 回) の予定

- 講義：教師あり学習の代表的な手法 (Text p.89, 7.2 節)

- ▷ 教師あり学習の代表的な手法 の一手法である 決定木, ランダムフォレスト について学ぶ

今週 (第 06 回) の目標

□ 今週 (第 06 回) の目標

- 決定木, ランダムフォレスト の具体的なアルゴリズムを学ぶ

今週 (第 06 回)

□ 前回 (第 05 回) の課題

- 振り返り課題-05

- 小テスト-05

□ 今週 (第 06 回) の課題

- 振り返り課題-06

 - ▷ 提出期限は 1 週間

- 小テスト-06

決定木, ランダムフォレスト

ICT リテラシー (情報技術論) B

決定木, ランダムフォレスト

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

決定木

□ 決定木

- 学習データ($\{\langle x, y \rangle\}$)が複数の特徴量の組($x = \langle x_1, x_2, \dots, x_k \rangle$)になっている場合

- ▷ 全体を、個々の特徴量(x_i [$i=1, 2, \dots, k$])に基いて、細分化する木を作る
- ▷ 最終的な「葉(の要素)」が、 y の値のどれかなっていればよい
- ▷ cf. 20 の扉

- 問題空間を(答えが同じなる)小さい矩形空間に分割する

- ▷ 分割の条件が特徴量の判断
- ▷ 分割によって、無限空間が有限の選択肢に分類される

- 注意

- ▷ 特徴量の順を工夫する事によって、効果的に分類できる
- ▷ 特徴量によっては、結果に影響を与えない可能性がある => 省く

□ 決定木生成アルゴリズム

- 効率よく判断するための特徴量の順を探して、それに基づいて決定木を生成

ランダムフォレスト

□ ランダムフォレスト

- 決定木を弱学習器とするアンサンブル学習アルゴリズム

- ▶ アンサンブル学習: 複数の学習器を作り、その総合判断(多数決等)で、最終的な決定を行う

□ ランダムフォレストによる判断

- 特徴をランダムサンプリングして、複数の決定木を作る

- ▶ 作成した複数の決定木を利用して(多数決/平均等で)総合的に判断する

□ 決定木とランダムフォレスト

- 決定木 : 特徴量を判断する順番によって、効率や精度が左右される

- ランダムフォレスト : 複数の異なる決定木によって、偏りを無くす

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 (4)

□ MS-Excel でニューラルネットワーク (4)

- 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

w_0
1 ----> $1 * w_0$ --+
 w_1 |
 x_1 ----> $x_1 * w_1$ --+----> $s = w_0 + \sum w_k * x_k$ --> ReLU --> y
..
 w_k |
 x_k ----> $x_k * w_k$ --+
 $y = \text{ReLU}(s) = \text{ReLU}(x_0 + \sum w_k * x_k)$

□ 重み w_i の影響

○ w_i を少しだけ変更した時、 y がどれだけ変化するか([偏]微分の考え方)

▷ $y \geq 0$ の時、(s が x_i に比例して変化し、その結果 y も) x_i に比例

▷ $y < 0$ の時、(s は x_i に比例して変化するが、 y の方は) 変化無し

□ ニューロンの学習 (w_i をどう修正すべきか ?)

○ y の誤差 ($e[\text{誤差}] = y[\text{予想値}] - \text{正解値}$) を小さくするように w_i を修正

▷ $w_i' = w_i - e * x_i * h$ (h は修正幅 / x_i の値は w_i の影響の大きさ)

ニューラルネットワークの学習

□ ニューラルネットワーク

○ ニューロンの組み合わせ

- ▷ $N + 1$ 層のニューロンへの入力は、 N 層のニューロンの出力
- ▷ ニューロンの学習には、出力の誤差が必要

○ 重み (w_i) の個々の計算は、ニューロン一個と同じ

- ▷ N 層のニューロンの出力の誤差を $N + 1$ 層のニューロンから計算
- ▷ w_i を固定して x_i の影響を考えればよい

□ N 層の出力の x_i の影響

○ x_i を少しだけ変更した時、 y ($N+1$ 層の出力) がどれだけ変化するか (w_i と同じ考え)

- ▷ $y \geq 0$ の時、 w_i に比例
- ▷ $y < 0$ の時、変化無し

□ N 層の出力の x_i の計算 (x_i をどう修正すべきか ?)

○ y の誤差 ($e = y - \text{正解値}$) を小さくするように x_i を修正

- ▷ $x_i' = x_i - e * w_i * h$ (h は修正幅 / w_i の値は x_i の影響の大きさ)

□ バックプロパゲーション (誤差逆伝搬法)

○ $N + 1$ 層の出力の誤差を利用して、 N 層の出力 ($N + 1$ 層の入力) 誤差を計算

- ▷ ニューラルネットワークの出力の方向から入力の方 (判断の方向 [入力 $\rightarrow$ 出力]) と逆に誤差が伝播してゆく

xor の誤差逆伝搬法 (Excel 版)

□ xor の誤差逆伝搬法 (Excel 版)

○ 三つのニューロン (N11,N12,N21) が二層に接続

```
+---+
P ----> |N11|
\ +-> | | -> +---+
V +---+ +--->|N21| --> P xor Q
^ +---+ +--->| |
/ +-> |N12|---+ +---+
Q ----> | |
+---+
```


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