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

2026/10/26 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

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(<x,y>)
    - 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)

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-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-06

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({<x,y>})が複数の特徴量の組(x=<x1,x2,..,xk>)になっている場合
    - 全体を、個々の特徴量(xi [i=1,2,..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：複数の異る決定木によって、偏りを無くす

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

```
   w0
1  ---->  1 * w0 --+
   w1             |
x1 ----> x1 * w1 --+--> s = w0 + Σ wk * xk --> ReLU --> y
   ..             ..
   wk             |
xk ----> xk * wk --+
                  y = ReLU( s ) = ReLU( x0 + Σ wk * xk )
```

□ 重み wi の影響

- ○ wi 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 >= 0 の時、(s が xi に比例して変化し、その結果 y も) xi に比例
  - ▹ y < 0 の時、(s は xi 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 (wi をどう修正すべきか？)

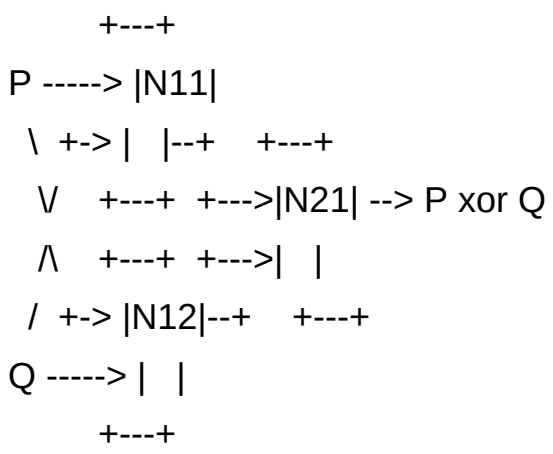
- ○ y の誤差 (e[誤差] = y[予想値] - 正解値) を小くするように wi を修正
  - ▹ wi' = wi - e * xi * h (h は修正幅 / xi の値は wi の影響の大きさ)

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 (wi) 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
    - wi を固定して xi の影響を考えればよい
- N 層の出力の xi の影響
  - xi 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 (wi と同じ考え)
    - y >= 0 の時、wi に比例
    - y < 0 の時、変化無し
- N 層の出力の xi の計算 (xi をどう修正すべきか？)
  - y の誤差 (e = y - 正解値) を小くするように xi を修正
    - xi' = xi - e * wi * h (h は修正幅 / wi の値は xi 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向(判断の方向[入力->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



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