

Adaptive boosting, Adaboost

明治大学 理工学部 応用化学科
データ化学工学研究室 金子 弘昌

Adaboost とは？

- ✓アンサンブル学習の一つ
- ✓クラス分類でも回帰でも可能
- ✓クラス分類手法・回帰分析手法は何でもよい
- ✓クラス分類モデルで誤って分類されてしまったサンプルや、回帰モデルで誤差の大きかったサンプルの重みを大きくして、次のモデルを学習させる
- ✓色々なサンプルに重きをおいたモデルを総合的に用いることで、全体的な推定性能を向上させる

Adaboost(クラス分類)の手順 1/4

1. 各サンプルの重みを $1/m$ にする

✓ m はサンプル数

✓ i 番目のサンプルの重みを $w_1^{(i)}$ とする

$$w_1^{(i)} = \frac{1}{m}$$

2. トレーニングデータを用いて、普通にクラス分類モデル C_1 を作る

✓ 手法は何でもよい

3. C_1 の、トレーニングデータの誤分類率 ε_1 を計算する

✓ 誤分類率は、誤って分類されてしまったサンプル数を、
全サンプル数で割ったもの

Adaboost(クラス分類)の手順 2/4

4. 下の式で、 C_1 の信頼度 α_1 を計算する

$$\alpha_1 = \log \left(\frac{1 - \varepsilon_1}{\varepsilon_1} \right)$$

5. 下の式で、各サンプルの重みを $w_1^{(i)}$ から $w_2^{(i)}$ に更新する

$$w_2^{(i)} = \frac{w_1^{(i)} \exp \left(-\alpha_1 I \left(y^{(i)}, C_1 \left(\mathbf{x}^{(i)} \right) \right) \right)}{\sum_{j=1}^m w_1^{(j)} \exp \left(-\alpha_1 I \left(y^{(j)}, C_1 \left(\mathbf{x}^{(j)} \right) \right) \right)}$$

✓ $I(y^{(i)}, C_1(\mathbf{x}^{(i)}))$ は、 i 番目のサンプルのクラス $y^{(i)}$ と C_1 による推定結果 $C_1(\mathbf{x}^{(i)})$ とが一致していたら 1、異なっていたら -1 とする関数

Adaboost(クラス分類)の手順 3/4

6. $w_2^{(i)}$ を重みとした重み付き誤分類率 ε_2 が最小になるようにクラス分類モデル C_2 を構築する

$$\varepsilon_2 = \frac{\sum_{i=1}^m w_2^{(i)} I\left(y^{(i)}, C_1(\mathbf{x}^{(i)})\right)}{\sum_{i=1}^m w_2^{(i)}}$$

7. 最小になった ε_2 で信頼度 α_2 を計算する

$$\alpha_2 = \log\left(\frac{1 - \varepsilon_2}{\varepsilon_2}\right)$$

Adaboost(クラス分類)の手順 4/4

8. 5. の重み更新、6. のクラス分類モデル構築、7. の信頼度の計算を、
最初に決めたクラス分類モデルの数に達するまで繰り返す
- ✓たとえば、クラス分類モデル 1000 個

Adaboost(クラス分類)の予測

- ✓新しいサンプルに対するクラスの予測を行うとき、
まず、すべてのクラス分類モデルを用いて予測を行う
- ✓クラス分類モデル C_i による予測結果の重みを信頼度 α_i として、
重みの大きくなったクラスを推定結果とする

Adaboost(回帰分析)の手順 1/4

1. 各サンプルの重みを $1/m$ にする

✓ m はサンプル数

✓ i 番目のサンプルの重みを $w_1^{(i)}$ とする

$$w_1^{(i)} = \frac{1}{m}$$

2. トレーニングデータを用いて、普通に回帰分析モデル R_1 を作る

✓ 手法は何でもよい

3. R_1 の、トレーニングデータの標準化誤差の絶対値の和 ε_1 を計算する

✓ 標準化誤差の絶対値とは、誤差の絶対値を、
トレーニングデータにおける誤差の絶対値の和で割ったもの

Adaboost(回帰分析)の手順 2/4

4. 下の式で、 R_1 の信頼度 α_1 を計算する

$$\alpha_1 = \log \left(\frac{1 - \varepsilon_1}{\varepsilon_1} \right)$$

5. 下の式で、各サンプルの重みを $w_1^{(i)}$ から $w_2^{(i)}$ に更新する

$$w_2^{(i)} = \frac{w_1^{(i)} \exp \left(-\alpha_1 I \left(y^{(i)}, R_1 \left(\mathbf{x}^{(i)} \right) \right) \right)}{\sum_{j=1}^m w_1^{(j)} \exp \left(-\alpha_1 I \left(y^{(j)}, R_1 \left(\mathbf{x}^{(j)} \right) \right) \right)}$$

✓ $I(y^{(i)}, R_1(\mathbf{x}^{(i)}))$ は、 i 番目のサンプルの目的変数の値 $y^{(i)}$ と R_1 による推定値 $R_1(\mathbf{x}^{(i)})$ との誤差の絶対値を、トレーニングデータの誤差の絶対値の最大値で割ったもの

Adaboost(回帰分析)の手順 3/4

6. $w_2^{(i)}$ を重みとした重み付き標準化誤差の絶対値 ε_2 が最小になるように回帰分析モデル R_2 を構築する

$$\varepsilon_2 = \frac{\sum_{i=1}^m w_2^{(i)} I\left(y^{(i)}, R_1(\mathbf{x}^{(i)})\right)}{\sum_{i=1}^m w_2^{(i)}}$$

7. 最小になった ε_2 で信頼度 α_2 を計算する

$$\alpha_2 = \log\left(\frac{1 - \varepsilon_2}{\varepsilon_2}\right)$$

Adaboost(回帰分析)の手順 4/4

8. 5. の重み更新、6. の回帰分析モデル構築、7. の信頼度の計算を、
最初に決めた回帰分析モデルの数に達するまで繰り返す
- ✓たとえば、回帰分析モデル 1000 個

Adaboost(回帰分析)の予測

- ✓新しいサンプルに対する目的変数の予測を行うとき、
まず、すべての回帰分析モデルを用いて予測を行う
- ✓回帰分析モデル R_i による予測結果の重みを信頼度 α_i として、
重み付き平均の値を推定結果とする