



北海道大学

情報理工学演習Ⅳ 知能ソフトウェア研究室分 第二回

2021年6月25日

北海道大学 大学院情報科学院 情報理工学コース
知能ソフトウェア研究室

前回まで行ったこと

1. コンペティションサイトへの申請
2. 本演習のコンペページへのアクセス確認
3. 資料をダウンロード
4. Jupyter Labの動作確認
 - おすすめはGoogle Colab(**インストール不要！**)
 - 自身の環境にPythonとライブラリのインストールでもよい(今後役に立つかも?)



前回まで行ったこと

1. コンペティションサイトへの申請

2. 本演習

これらが終わっていないと今日以降の演習が進められないので確実に終わらせておくこと！

3. 資料

4. Jupyter Labの動作確認

- おすすめはGoogle Colab(インストール不要！)
- 自身の環境にPythonとライブラリのインストールでもよい(今後役に立つかも？)



第二回の目標

1. コンペティションの流れを理解する
2. データをダウンロードする
3. タスクを理解する
4. データを理解する
5. 一度提出を行う



第二回の目標

1. コンペティションの流れを理解する

2. データ
3. タスク
4. データ

「教師あり学習」「回帰問題」と
「教師あり学習のプロセス」について 想像できない人は、まず19ページ以降の付録を読んでみてください

5. 一度提出を行う



第二回の目標

1. コンペティションの流れを理解する
2. データをダウンロードする
3. タスクを理解する
4. データを理解する
5. 一度提出を行う



コンペティションで与えられるもの

教師あり学習のコンペでは主に以下の二つが与えられる

1. 訓練データ

- 目標値(正解)が与えられているデータ
- 参加者はこのデータを用いて予測モデルを作る(学習させる)

2. テストデータ

- 参加者には目標値(正解)が与えられていないデータ
- 運営側は正解が分かっている
- 参加者は「テストデータに対する予測」を提出
- 提出された予測結果に対して、良さ(悪さ)を表すスコアが計算され、ランキング付けされる



コンペティションの流れ

1. データをダウンロードする
2. タスクを理解する
3. データを理解する
4. *While* 期日まで *do*:
 - I. 訓練データを用いて, 特徴設計, モデルの選択... などを行い, 予測モデルを構築
 - II. (I)で学習した予測モデルを用いてテストデータの正解を予測
 - III. (II)で予測した結果を提出 (1日5回まで)
 - IV. 提出結果のスコアが計算・ランキングが更新されるので, 一喜一憂しつつ次回以降の投稿に活かす



第二回の目標

1. コンペティションの流れを理解する
2. データをダウンロードする
3. タスクを理解する
4. データを理解する
5. 一度提出を行う



データをダウンロードする

ダウンロードしたdataフォルダの中に以下のファイルがあればよい

- train.csv
- test.csv
- y_pred_example.txt

配布するサンプルプログラムを使う場合, dataフォルダを2021フォルダの中に入れて置くこと

Google Colabを用いる場合は, dataフォルダをGoogle Driveにアップロードしておくこと



第二回の目標

1. コンペティションの流れを理解する
2. データをダウンロードする
- 3. タスクを理解する**
4. データを理解する
5. 一度提出を行う



タスクを理解する

アメリカにおける**アボカド (Avocado)** の情報が与えられるのでその値段を予測する

- アボカドAは1.5\$
- アボカドBは2\$...

評価指標: 平均2乗誤差

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y(x_n) - t_n)^2, x_1, \dots, x_n : \text{テストデータ}$$

- $(y(x_n) - t_n)^2$: n 番目のデータの予測の悪さを表す. 正解と予測の差の絶対値が大きい(=外れている)と値が大きくなる
- 絶対値とは違い**連続的微分可能**→この評価指標を目的関数とする(=学習アルゴリズムで使う)ことが容易



第二回の目標

1. コンペティションの流れを理解する
2. データをダウンロードする
3. タスクを理解する
- 4. データを理解する**
5. 一度提出を行う



データについて

アメリカで販売されたハスアボカドについて以下の情報が与えられる:

- 売られた日付 (YYYY-MM-DD)
 - 小・大・特大として売れた数
 - 小・大・特大の袋として売れた数
 - オーガニックか否か
 - 売られた地域
- 一つ当たりの平均値段 (訓練データのみ, テストデータのこの値を予測する)

訓練データ数: 12,774, テストデータ数: 5,475



データについて

アメリカで販売されたハスアボカドについて以下の情報が与えられる:

- 売られた日付 (YYYY-MM-DD) ← 文字列
 - 小・大・特大として売れた数 ← 数値*3
 - 小・大・特大の袋として売れた数 ← 数値*3
 - オーガニックか否か ← 文字列
 - 売られた地域 ← 文字列
- 一つ当たりの平均値段 (訓練データのみ, テストデータのこの値を予測する)

訓練データ数: 12,774, テストデータ数: 5,475

文字列と数字の混在した合計9種類の入力情報から, アボカドの値段を予測する



データについて

train.csv: 訓練データ集合, 12,775行10列のCSVファイル

- 1行目: 各列(情報)の名前
- 2-12,775行目: 各行が1つのデータに対応
- 1-9列目: 日付, 売れた数等の入力情報
- 10列目: 値段(目標値, 正解)

test.csv: テストデータ集合, 5,476行9列のCSVデータ

- 1行目: 各列(情報)の名前
- 2-5,476行目: 各行が1つのデータに対応
- 1-9列目: 日付, 売れた数等の入力情報
- 10列目は存在しない, 10列目を予測する

y_pred_example.txt: 提出の例, 5475行のテキスト

- test.csvの予測された10列目を提出する
- i 行目の値がtest.csvの $i + 1$ 行目のデータの予測に対応させる
- 最後に空白の行があっても良い



第二回の目標

1. コンペティションの流れを理解する
2. データをダウンロードする
3. タスクを理解する
4. データを理解する
- 5. 一度提出を行う**



第二回の目標

y_pred_example.txtを提出してみましょう

- 今日中に自分で予測した結果を5回提出したいという強い意思を持つ方はやらなくても結構です

こちらからのコンペに関する説明は以上

- これ以降は自由に取り組んでください
- 毎回サンプルプログラムの配布とその説明を行います but、必ずしも用いる必要はない
- ただし、毎週少なくとも一回は提出してください

1位を目指して頑張ってください

- ただし成績はレポートで評価されます



おわりに

質問ご意見, いつでもお気軽にどうぞ

- 授業に関係あれば「コンペに関する質問」でも「プログラミングに関する質問」でも「機械学習に関する質問」でも何でもどうぞ(基本的にはTA/TFに)
- 他の学生に見られたくなければDMでも
- 学生同士のディスカッション也大いに推奨します

アドバイス: 毎週コツコツやりましょう

- 一日に投稿できる最大数が決まっているので「締め切り前日に死ぬ気で頑張る」作戦はそもそも使えない可能性が高い
- コンペ締め切りはレポート締め切りの一週間前なのも注意
- 毎回の取り組みでは、「どういう意図で何をしたか」を忘れないように(レポートを書く際に重要)





北海道大学

付録

機械学習・教師あり学習

機械学習

機械に学習をさせる方法(に関する研究分野)

- 機械＝コンピュータ＝プログラム
- 学習＝経験から知識(技術)を得て, 活用すること
- 経験＝データ



機械学習＝コンピュータにデータを知識に変換させ, それを活用する方法(に関する研究分野)

- より技術・実用的には「データからパターンや知識を抽出し, それを未知のデータの予測や様々なタスクに活用する」技術
- データマイニング・パターン認識・統計学と密接な関係

一口に学習と言っても, データや知識の活用のさせ方で色々ある



機械学習の主な3つのタイプ

1. 教師あり(つき)学習

- 正解のあるデータを利用して、未知のデータの正解を予測できるようにする
- 例: 画像分類, 音声認識, 機械翻訳

2. 教師なし学習

- データの持つパターンや知識を抽出
- 例: クラスタリング, 次元削減(=データの圧縮・要約)

3. 強化学習

- 正解は与えられないが, 行動(予測)の良し悪しを評価する値が得られるので, その値を元に試行錯誤的に行動を改善
- 例: ゲームAIの学習(一瞬一瞬の行動に正解はないが, 最終的に勝った・負けたで良し悪しを評価できる)



機械学習はいつ・どこでつかう？

前述の3分類だけでも非常に幅広い問題を含んでいる

- ・データがあるところではいつでもどこでも機械学習のメスが入りうる！

基本的には「明示的にプログラムするのが難しい問題」に対して、十全にデータがある時に使うべき

- ・使うべき(と現在は考えられている)例：画像分類



人間がどのように分類・判定しているかを説明することは難しいし、当然それをプログラムに落としこむことも極めて困難
→機械学習！



機械学習はいつ・どこでつかう？

前述の3分類だけでも非常に幅広い問題を含んでいる

- ・データがあるところではいつでもどこでも機械学習のメスが入りうる！

基本的には「明示的にプログラムするのが難しい問題」に対して、十全にデータがある時に使うべき

- ・使う必要のない例：北大からのメールか否かの分類



アドレスの@以下(の接尾辞が)hokudai.ac.jpであればよい
→文字列マッチング, 陽にプログラムできるのでそれで良い



教師あり学習

コンペは教師あり学習の問題なので、教師あり学習についてもう少しちゃんと復習する

1. 教師あり(つき)学習(再掲)

- 正解のあるデータを利用して、未知のデータの正解を予測できるようにする
- 例: 画像分類, 音声認識, 機械翻訳

教師あり学習は「入出力関係を作る」問題と言える

- **入力** = (正解の情報以外の) データ, **出力 (目標値)** = 正解
- 入出力関係を作れば**未知の正解のないデータ**の**正解**を予測可能

→数理的には「写像」を作ることと言える



教師あり学習

少しだけ数理的に表現すると、以下のように書ける

教師あり学習

- 入力の集合を \mathcal{X} , 出力(目標値, 正解)の集合を \mathcal{T} とする.
- N 個の出力(目標値, 正解)のあるデータの集合(訓練集合) $\{(x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_N, t_N)\} \in (\mathcal{X} \times \mathcal{T})^N$ が与えられる.
- 訓練集合を用いて, 未知のデータ $x \in \mathcal{X}$ に対して, 対応する出力 $t \in \mathcal{T}$ を **できるだけ正確**に予測する写像 $y: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{T}$ を作る.

例: RGB 1280 × 720の画像に写っているのが人間か否かを予測

- $\mathcal{X} = [0, 1, \dots, 255]^{3 \times 1280 \times 720}$, $\mathcal{T} = \{\text{人間}, \text{人間でない}\} = \{1, 0\}$

例: 糖尿病患者の1年後の糖尿病進行度を表す値を予測

- $\mathcal{X} = \mathbb{R}^{10}$ (つまり10個の患者の情報を使う), $\mathcal{T} = \mathbb{R}$



回帰問題

教師あり学習は目標値の種類によって主に二種類に分けられる

- 回帰問題: T が連続である教師あり学習
- 分類問題: T が離散である教師あり学習

回帰問題の例

- 「両親の身長」から「子供の身長」を予測する
- 「糖尿病患者の年齢, 性別, 身長体重, その他様々な血液検査の値」から「糖尿病の進行度を表す指標の1年後の値」を予測する

本演習で扱うコンペは回帰問題(後述)



教師あり学習の主なプロセス

教師あり学習（再掲）

- 入力集合を \mathcal{X} , 出力（目標値, 正解）の集合を \mathcal{T} とする.
- N 個の出力（目標値, 正解）のあるデータの集合（訓練集合） $\{(x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_N, t_N)\} \in (\mathcal{X} \times \mathcal{T})^N$ が与えられる.
- 訓練集合を用いて, 未知のデータ $x \in \mathcal{X}$ に対して, 対応する出力 $t \in \mathcal{T}$ を**できるだけ正確**に予測する写像 $y: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{T}$ を作る.

...これだけをみて教師あり学習を実現できるだろうか？

- \mathcal{X} は「どのような情報を用いるか」を表しているので, 選択の余地があるのでは？
（例：画像データは生の画像をそのまま使うのか？患者の情報は10種類で良いのか？10種類でも色々あるのでは？）
- どうやって写像を作る？
- 正確性の尺度は？



教師あり学習の主なプロセス

教師あり学習（再掲）

- 入力集合を \mathcal{X} , 出力(目標値, 正解)の集合を \mathcal{T} とする.
- N 個の出力(目標値, 正解)のあるデータの集合(訓練集合)
 $\{(x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_N, t_N)\} \in (\mathcal{X} \times \mathcal{T})^N$ が与えられる.
- 訓練集合を用いて, 未知のデータ $x \in \mathcal{X}$ に対して, 対応する出力 $t \in \mathcal{T}$ を**できるだけ正確**に予測する写像 $y: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{T}$ を作る.

...これだけをみて教師あり学習を実現できるだろうか？

- \mathcal{X} は「どのような情報を用いるか」を表しているので, 選択の余地があるのでは？

(例: 画像データは生の画像をそのまま使うのか？患者の情報は10種類で良いのか？10種類でも色々あるのでは？)

→特徴設計

- どうやって写像を作る？→**モデル/アルゴリズムの選択・設計**
- 正確性の尺度は？→**モデルの評価**



教師あり学習の主なプロセス

教師あり学習（再掲）

- 入力（集合）を X ，出力（目標値，正解）の集合を T とする。
- N 個の出力（目標値，正解）のあるデータの集合（訓練集合）

- 特徴設計
- モデル/アルゴリズムの選択・設計
- モデルの評価

実際のデータ分析ではこれらを試行錯誤する必要あり

- ...これ
- - すべてが重要
 - 独立ではなく密切に関係
- あるの

では？

（例：画像データは生の画像をそのまま使うのか？患者の情報は10種類で良いのか？10種類でも色々あるのでは？）

→特徴設計

- どうやって写像を作る？→モデル/アルゴリズムの選択・設計
- 正確性の尺度は？→モデルの評価



教師あり学習の主なプロセス

0. データを収集する(コンペでは考えなくてよい)

- **タスクを解くのに必要な情報を考えて集める**
- 例: 病状予測をするのに, 患者の中学生の時の国語のテストの点数を収集しても(十中八九)意味は無い

1. **特徴設計**: 集めたデータから**特徴ベクトル**を作る

- **特徴ベクトル**: 各入力の数ベクトルとしての表現
- 多くのモデル(アルゴリズム)が**数ベクトルしか扱えない**が, 集めた**情報が数値的な情報とは限らない**
 - **どのように数値的な情報に変換するか?**を考えねばならない
- 数値的な情報であっても, 何らかの**変換を行って使った方が**良いことも多い
- **使わない方が良い情報**が含まれていることもある
- 「機械学習アルゴリズムの外」にあるが, 最も重要な部分



教師あり学習の主なプロセス

2. モデル(アルゴリズム)を選択

- モデル: 予測関数 y のこと
→モデルの選択: どのような形の予測関数 y にするかを定める
- データの形式や大きさによっては使えないモデルもある
→プロセス0,1と密接に関係
- 例: 線形回帰? ニューラルネットワーク? 決定木? SVM?
- 大枠では同じモデルでも, 細かい設定が必要なこともある (例: ニューラルネットワークの中間ユニットの数)

3. 学習アルゴリズムを選択, 実際に学習する

- 同じモデルでも学習方法は様々 (モデルによっては自明に 定まることもある)
- データの形式や大きさによっては使えないモデルもある
→プロセス0,1と密接に関係



教師あり学習の主なプロセス

4. モデルの評価

- 学習したモデルが「どれくらい正確なのか」を評価する
- 「正確さ」「不正確さ」を表す尺度・指標にも色々ある
- 例: 正解率? 決定係数? 二乗平均誤差? 絶対誤差?
- 評価結果を以降の試行錯誤に活かす(と良い)
- **注意1: 未知のデータに対する予測の正確さを評価したい**
- **注意2: どのように評価するかは学習前に決めておく**(学習後, モデルに合わせて都合よく評価はしない)

5. 最終的な予測モデルの選択

- プロセス1-4(ときには0-4)を様々な条件で繰り返し行い, 最終的にどの学習された予測モデルを使うかを定める
- 基本的には4で評価した「正確さ」が最も良いものを選ぶ



糖尿病の1年後の病状予測を例にした、 教師あり学習のプロセスの例(1/3)

0. データを収集する

- 300人の患者から、「身長」と「体重」と「ある10種類の血液の 情報」を集めることにする

1. 特徴設計

- 「身長」「体重」「身長と体重から計算したBMI」「ある5種類 の血液の情報」用いることにする(計8種類)
- 全て数値情報なので、とりあえずそのまま使う

2. モデルを選択

- まずは基本的な・単純な手法を動かしてみたい
- ...線形回帰(線形モデル)を使うことにする



糖尿病の1年後の病状予測を例にした, 教師あり学習のプロセスの例(2/3)

3. 学習アルゴリズムを選択, 実際に学習する

- データの数も特徴の数も少なく, データ数>特徴の数なので 最小二乗法で学習することにする
- データも小さかったので一瞬で終わった!

4. モデルの評価

- 回帰問題なので, よく使われている「二乗平均誤差」でモデルの良さを測る(これ以降すべてのモデルで)
- 学習に使った300件のデータとは別に用意した(正解の分かっている)評価用データに対して予測を行って, 正解との間で二乗平均誤差を計算
- ...思っていたより悪い性能だったので悲しむ
- ...線形じゃないモデルの方が良いかな?



糖尿病の1年後の病状予測を例にした、 教師あり学習のプロセスの例(3/3)

2. モデルを選択(二回目)

- 先ほどの線形回帰は良くなかったので、ニューラルネットワークを使うことにする。中間層の数は とりあえず1, ユニット数は100にする。活性化関数は...

・・・似たようなことを幾度となく繰り返す・・・

5. 最終的な予測モデルの選択

- 検証用データでの性能が最も良かった,
BMIとすべての特徴量を使った
ニューラルネットワーク(中間層の数2, ユニット数それぞれ30と40, 活性化関数はtanh関数, 最適化手法Adam) を用いることにする！



教師あり学習とそのプロセスまとめ

教師あり学習: 正解の分かっているデータを用いて, 未知のデータに対する予測を行えるようにする

- **訓練集合**: 正解の分かっているデータの集合
- 数理的には「入力 X から出力 \mathcal{T} への写像」を作ること
- **モデル**=写像 $y: X \rightarrow \mathcal{T}$
- **回帰問題**: $\mathcal{T} = \mathbb{R}$ であるような教師あり学習の問題

タスクが決まってデータを集めた後は以下を繰り返す

1. 特徴設計
2. モデル(アルゴリズム)の選択
3. 学習アルゴリズムを選択し, モデルを学習
4. モデルの評価(+その結果を元に次に活かす)

