電気情報工学セミナーⅡ

実験のためのPython & Git入門 (機械学習による関数の近似実験)

~ 第3回 多項式による関数の近似 ~

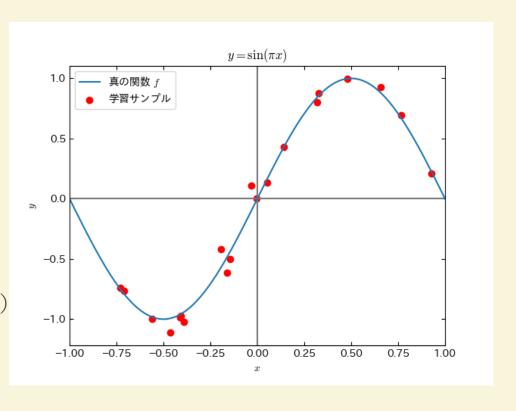
池原研究室

回帰分析実験の詳細

回帰分析の実験条件

データ点の集合 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ から y_i を生成した関数 y = f(x) を予測

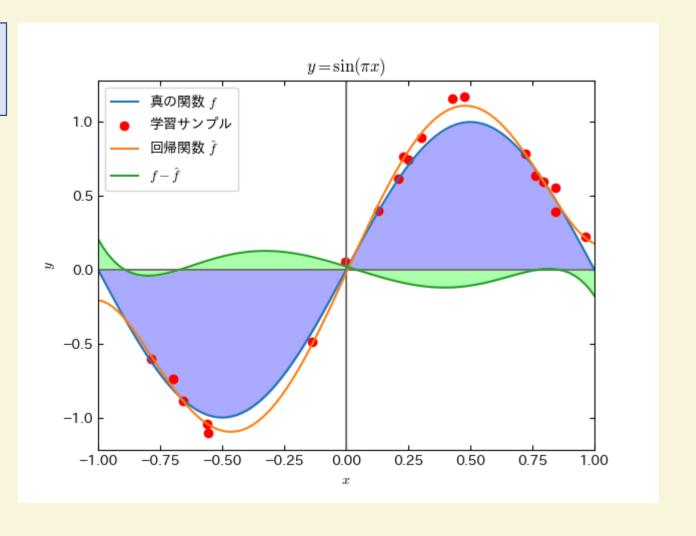
- データ点の数: N = 20
- 関数の定義域: $[\alpha,\beta]$; $\alpha=-1,\beta=1$
- データ点のy座標: $y_i = f(x_i) + \epsilon_i$
- $lacksymbol{\blacksquare}$ ノイズ: $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ (正規分布)
- \blacksquare ノイズの強さ: $\sigma = r\left(\max_{x \in [\alpha,\beta]} f(x) \min_{x \in [\alpha,\beta]} f(x)\right)$; r = 0.05
- $真の関数: <math>f(x) = \sin(\pi x)$



評価指標(コンセプト)

 $f \, \mathcal{E} \hat{f}$ が近い(差が小さい)ほどよい

$$\frac{\int_{\alpha}^{\beta} dx |f(x) - \hat{f}(x)|}{\int_{\alpha}^{\beta} dx |f(x)| + \varepsilon}$$
後ろに続く関数を x で積分



評価指標をコンピュータで計算するために

 $f \, \mathcal{E} \hat{f}$ が近い(差が小さい)ほどよい

$$\frac{\int_{\alpha}^{\beta} dx |f(x) - \hat{f}(x)|}{\int_{\alpha}^{\beta} dx |f(x)| + \varepsilon} \approx$$

O 除算回避のため 小さい正数を足す

後ろに続く関数をxで積分

定義域を同じ間隔でサンプリング $x_m = \frac{m}{M}\alpha + \left(1 - \frac{m}{M}\right)\beta$

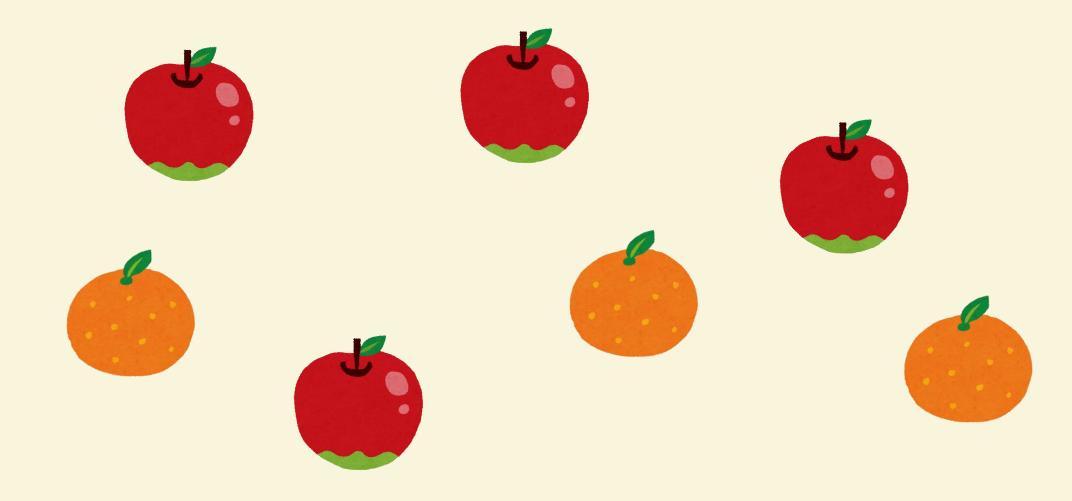
$$\approx \frac{\sum_{m=0}^{M} |f(x_m) - \hat{f}(x_m)|}{\sum_{m=0}^{M} |f(x_m)| + \varepsilon}$$

%分母分子ともに生じた $\frac{1}{M+1}$ で約分している

評価用サンプル点の数:M=1000除算回避のための正数: $\varepsilon=10^{-8}$

線形代数と 多項式フィッティング

状況を説明してみよう



計算してみよう

$$f(x) = 24x^2 + 46x \le 5$$
.

計算してみよう(回答例)

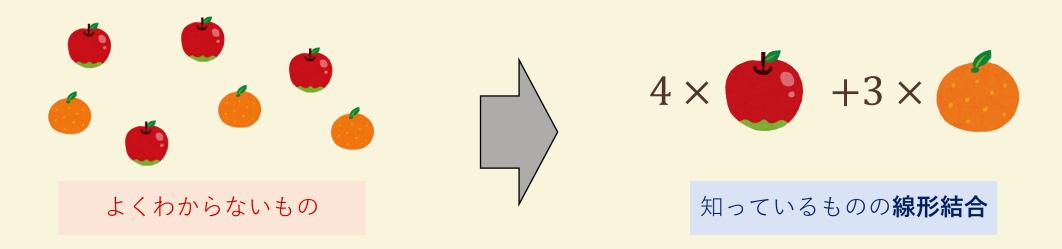
$$f(x) = 24x^2 + 46x \le 5$$
.

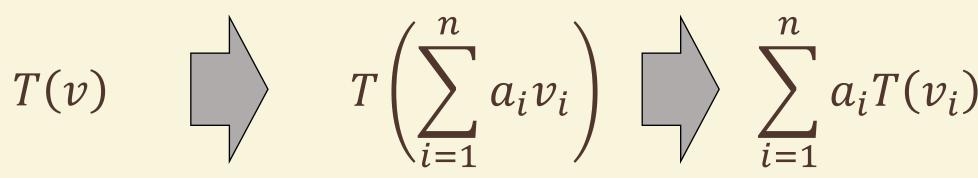
①
$$\frac{d}{dx}f(x) = \lim_{a \to 0} \frac{f(x+a) - f(x)}{a} = \lim_{a \to 0} (48x + 46 + 24a) = 48x + 46$$

計算してみよう(写像の線形性を活用)

$$f(x) = 24x^2 + 46x \le 5$$
.

線形代数のココロ





*v*がよく性質がわかっているものの **線形結合**に分解できたら...

Tが線形写像なら

多項式フィッティング

真の関数fをd次多項式で近似

$$\hat{f}_n(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_d x^d$$

(よく性質がわかっている部品として x^p を採用)

補足1

*n*回微分可能な関数は*n*次多項式でよく近似できる(テイラーの定理)

補足2

よく性質がわかっている部品として $\sin(kx)$ と $\cos(kx)$ を採用するフーリエ級数展開も有名

パラメータの求め方

観測值 y_i



予測值 $\hat{y}_i = \hat{f}_d(x_i)$

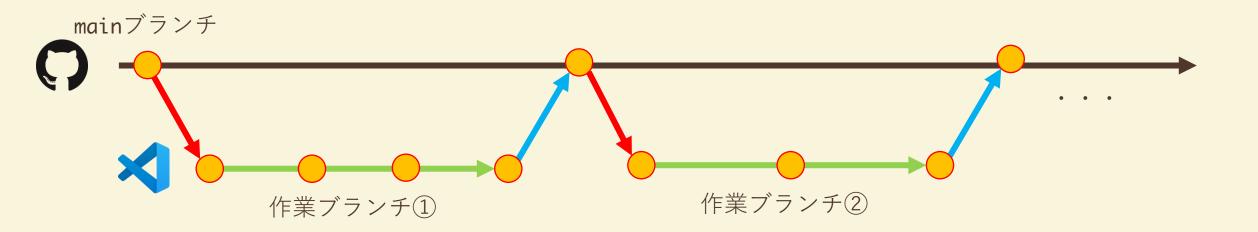
平均的に誤差が小さくなるように

$$\begin{pmatrix} x_1^0 & \cdots & x_N^0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^d & \cdots & x_N^d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1^0 & \cdots & x_N^0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^d & \cdots & x_N^d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1^0 & \cdots & x_1^d \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_N^0 & \cdots & x_N^d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_d \end{pmatrix} \quad \neg \\ \Rightarrow 0 \quad X^\mathsf{T} \mathbf{y} = X^\mathsf{T} X \mathbf{a} \quad \text{を満たせばよい}$$

$$\boldsymbol{a} = (X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\boldsymbol{y}$$

GitHubを使った個人開発

大まかな流れ





- ➤ GitHubにIssueを作成
 - やりたいことなどをまとめる
- ➤ GitHub上でブランチを作成

く 実装

- プログラムを書いて コミットの繰り返し
- → 失敗したらブランチごと 削除できる

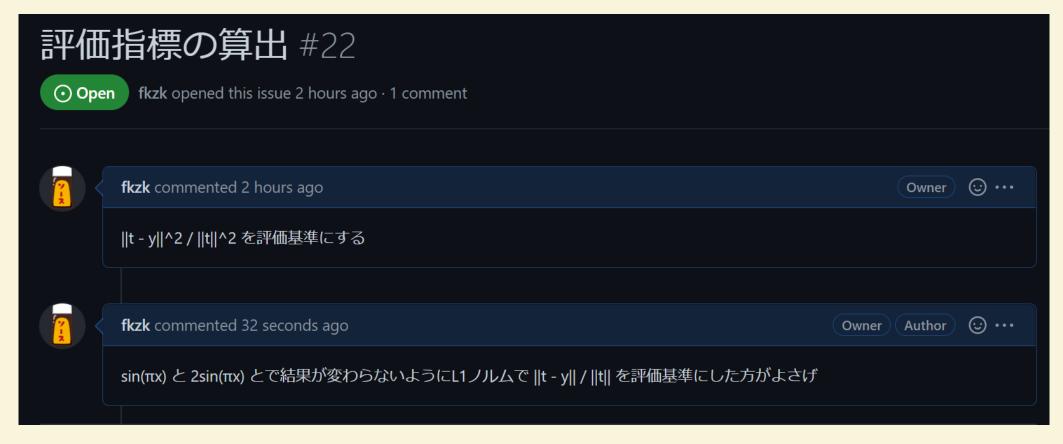
記録

- GitHubでPull Requestを発行
 - 作業の成果をまとめる
- 作業内容をmainブランチ に統合 (merge)

GitHub①: Issueを作成する

解決すべき課題

(個人で使う際には) やりたいことや方針をまとめるのにGitHubでIssueを作成するとよい



取り組んでみてわかったこともメモできる

GitHub②: Issueのためのブランチを作成

Issueの解決は 難しい場合もある



mainブランチ(成功だけからなる履歴)とは別に 作業用のブランチ(失敗したら消せる履歴)があると便利

Issue画面の右側にある

Development

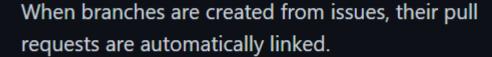
(



Create a branch for this issue or link a pull request.

作成開始は ここから

Development

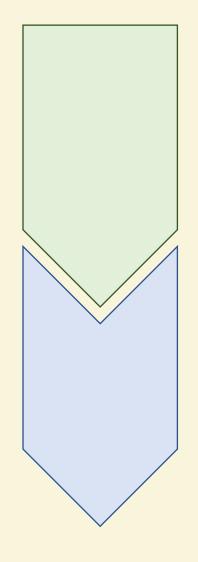


₽ 22-評価指標の算出

fkzk/regression

- 手元でブランチを切り替えるコマンドも教えてくれる

Git①: GitHubで作ったブランチを手元で利用



①GitHubのリポジトリ (origin) の現状を取得 (fetch)

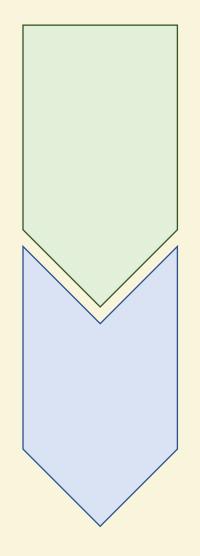
\$ git fetch origin

- ✓ originはcloneした時点でgitが勝手につけたクローン元の名前
- ✓ 別の名前のリモートリポジトリの現状を取得する場合は originの代わりにリモートリポジトリ名を書く
- ②ブランチを切り替える

\$ git switch ブランチ名

- ✓ ローカル(手元のPC)に存在しないブランチの場合は リモートに同じ名前のブランチがないか(fetchした中から)探して切り替える
- ✓ 古いバージョンのgitではswitchの代わりにcheckoutを使う必要があることも

Git②:Gitでコードをコミット(復習)



①「今回変更した」「今からセーブしたいファイル」を宣言(**ステージング**)

\$ git add ファイル名

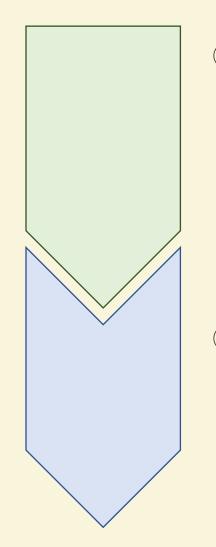
✓ VSCodeならソース管理の画面で+を押す

②ステージングしたファイルをセーブ (**コミット**)

\$ git commit -m 'コミットメッセージ'

✓ VSCodeではコミットメッセージをテキストボックスに書いてから 「コミット」ボタンを押す

Git③: GitHubに作業状況を送る



①リモート(GitHub)の変更状態を取り込む(1人なら複数PCでの開発時)

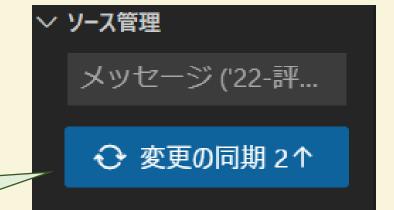
\$ git fetch *origin* \$ git merge *origin*/ブランチ名 追跡対象のファイルを (commitしたことがある) すべて commit (or stash) してから始めること

✓ <u>自分が編集した部分と同じ所に別の変更を加えられている</u>と 手作業の修正が必要に(下線の状態をconflictが生じているという)

②リモート(GitHub)に変更状態を送る

\$ git push origin

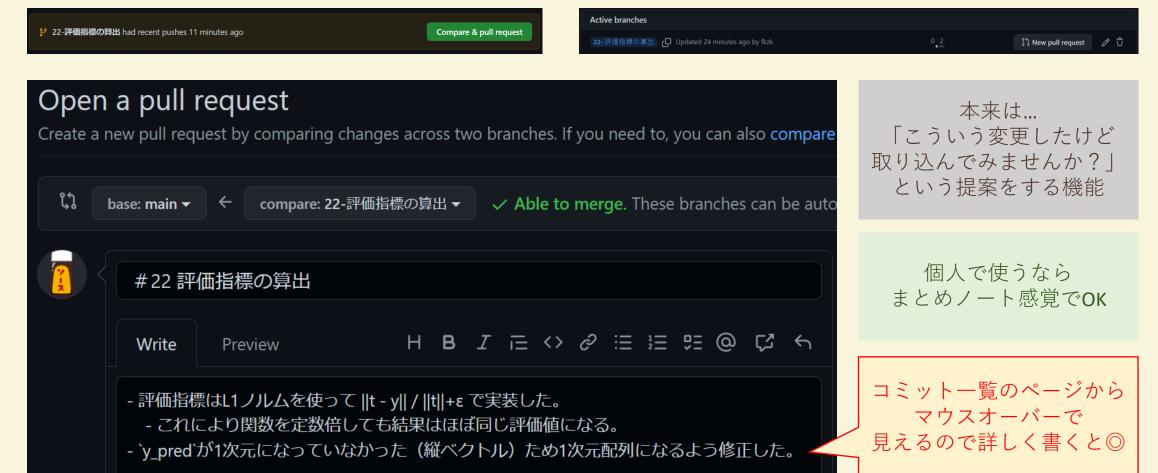
VSCodeでは ①②がまとめてできる



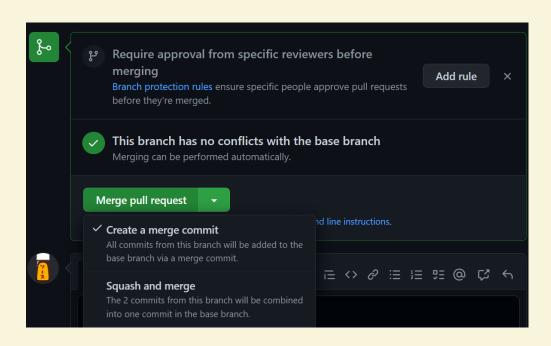
GitHub③: Pull Requestを送る

送信直後はトップにリンクが出てくる

なくなっていたらブランチ一覧から



GitHub4: Pull Requestを取り入れる





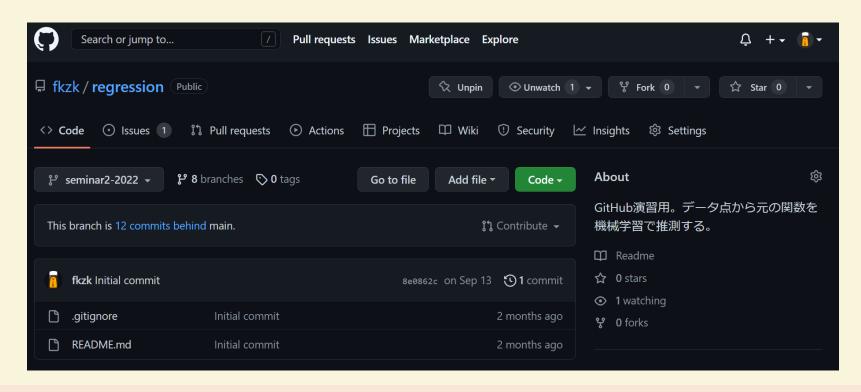


(本来は他人が書いたコードの検証などが必要になるが) 個人で使う分には何も考えずに2クリックでOK

実践編

今回以降のコード

https://github.com/fkzk/regression/tree/seminar2-2022



※授業ではTAはseminar2-2022というブランチを中心に開発を進めていく (参考にするときだけ気にすればいい;学生はmainブランチを中心に進める)

Pythonの仮想環境を作成

\$HOME/.bash_profile内で 定義した変数を参照 仮想環境名 \$ python -m venv \$VENV/seminar2 パッケージA パッケージA パッケージX パッケージ**x**の パッケージ**x**の バージョン4 バージョン4以降に依存 バージョン4以降に依存 パッケージX バージョンどうする? パッケージB パッケージB パッケージX パッケージ**X**の パッケージ**x**の バージョン2 バージョン2以前に依存 バージョン2以前に依存

Pythonの仮想環境をactivateする

Windows

\$. \$VENV/seminar2/Scripts/activate

Mac / Linux

\$. \$VENV/seminar2/bin/activate

.コマンドはシェルスクリプトを自分自身で実行するコマンド 今回は設定変更してくれるスクリプト (activate) を読み込んだ

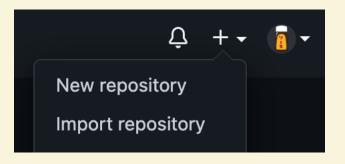
利用する外部パッケージを仮想環境にインストール

```
$ python -m pip install --upgrade pip wheel
$ python -m pip install japanize-matplotlib
```

- ✓ PyPI(The Python Package Index)と呼ばれるパッケージ公開サービス上から同じ名前で登録されているパッケージを探してインストールしてくれる
- ✔ 依存しているパッケージがある場合はそれもまとめてインストールしてくれる

NumPy
(数値計算)体存Matplotlib
(グラフ作成)体存japanize-matplotlib
(Matplotlibを日本語対応させる)勝手についてくる勝手についてくる明示的にインストール

GitHubリポジトリを作成



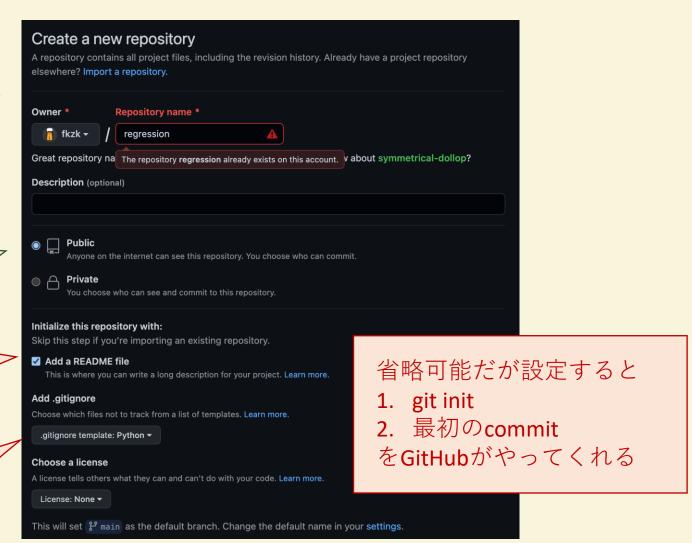


リポジトリ:開発履歴の保管庫

非公開にもできるが 無料ユーザは機能が制限される

トップページに表示される 説明用Markdownファイルの生成

Gitで管理しないファイルの 設定を言語に合わせ自動生成



GitHubリポジトリをcloneする(実は復習)

\$HOME/.bash_profile内で 定義した変数を参照

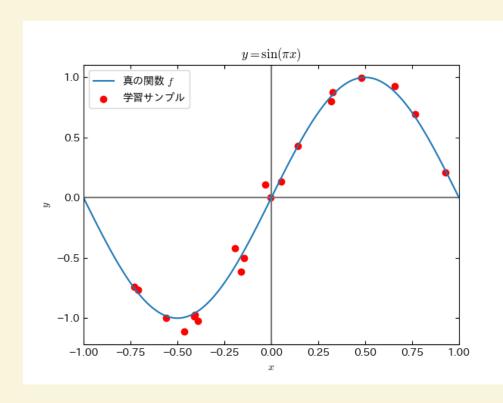
\$ cd \$SEMINAR2 \$ git clone *github:/ユーザ名/regression*

\$HOME/.bash_profile内で
Host githubから始まる設定を書いたため
本来はgit@github.comと書く

VSCodeでディレクトリを開く

\$ code -r regression

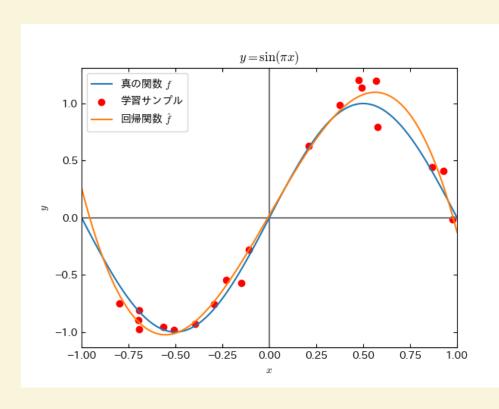
グラフを作成



- ♦ sin(πx)のグラフを作成した
- ◆ グラフの見た目を整えた
- ◆ 学習サンプルをランダムに生成した
- ◆ グラフに判例を追加した

- ✓ 外部パッケージの利用にはimport文を使う
- ✔ グラフの作成にはmatplotlibというパッケージを利用
- ✓ matplotlibはnumpyという数値計算ライブラリの データをグラフにすることが可能
- ✓ matplotlibはFigure (図)の中にAxes (グラフ)を 入れるのが基本
 - 1つのFigureに複数のAxesを入れることもできる
- ✔ 滑らかに見える曲線も短い線分の連続でできている
- ✓ グラフの見た目はmatplotlibrcというファイルで 調整可能
 - プログラムによる調整も可能だが matplotlibrcの利用を推奨
- ✓ numpyでは配列の中身に対して一気に同じ処理を 実行できる
- ✓ numpyは乱数の生成も可能
- ✓ 日本語を使いたい場合はjapanize-matplotlibを利用
- ✔ Gitで管理したくないファイルは.gitignoreに記述

多項式フィッティングを実装



- ◆ 学習サンプルのx_i^pからなる 行列sample Xを計算した
- ◆ 多項式の係数aを推定した
- ◆ 予測値を計算し、プロットした

学習サンプル $\{(x_i,y_i)\}_{i=1}^N$ を近似する d次多項式の係数 $\{a_p\}_{p=0}^d$ が満たす関係

d = 3で実装

$$\begin{pmatrix} x_1^0 & \cdots & x_N^0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^d & \cdots & x_N^d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1^0 & \cdots & x_N^0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^d & \cdots & x_N^d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1^0 & \cdots & x_1^d \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_N^0 & \cdots & x_N^d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_d \end{pmatrix}$$

$$X^{\mathsf{T}} \quad \mathbf{y} = X^{\mathsf{T}} \quad X \quad \mathbf{a}$$

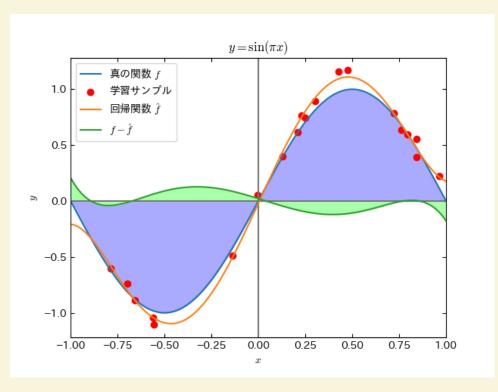
パラメータ推定

$$\boldsymbol{a} = (X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\boldsymbol{y}$$

推論 (yの予測)

$$\hat{y} = \sum_{p=0}^{a} a_p x^p = (\chi^0 \dots \chi^d) \boldsymbol{a}$$

評価指標の算出



参考画像:作成しない予定

◆ 評価指標を算出した

定義域を同じ間隔でサンプリング
$$x_m = \frac{m}{M}\alpha + \left(1 - \frac{m}{M}\right)\beta$$

$$\sum_{m=0}^{M} \left| f(x_m) - \hat{f}(x_m) \right|$$

$$\sum_{m=0}^{M} \left| f(x_m) \right| + \varepsilon$$

評価用サンプル点の数:M=1000除算回避のための正数: $\varepsilon=10^{-8}$