### 授業準備: Webclassからコードをダウンロードし、 Google colaboratoryで開いておいてください

演習授業中の質問対応について



2024/1/17 10:40-11:25

# 演習9

回帰2

本スライドは、自由にお使いください。 使用した場合は、このQRコードからアンケート に回答をお願いします。



統合教育機構 石丸美穂

### 線形回帰のコードのまとめ

```
import numpy as np
import pandas as pd
                                                     STEPO: ライブラリの読み込み
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.datasets import load diabetes
dm = load_diabetes(as frame = True, scaled = False)
y dm = dm.target
x dm = dm.data
x bmi = x dm[['bmi']]
                                                    STEP1:データの準備
plt.scatter(x bmi, y dm)
from sklearn.linear model import LinearRegression
                                                     STEP2: 学習モデルの選択
model bmi = LinearRegression()
                                                     STEP3:データを入れて学習させる
model bmi.fit(x bmi, y dm)
print(model bmi.coef)
                                                     STEP4:傾きと切片を求める
print(model bmi.intercept )
                                                     STEP5: 予測を行う
pre = pd.DataFrame([[20]], columns=['bmi'])
print(model bmi.predict(pre))
                                                     STEP6:モデルの評価
print(model bmi.score(x_bmi, y_dm))
```

# 前回の復習

STEP1:糖尿病データの内容確認

STEPO: 事前準備

STEP1:データの用意

STEP2:学習モデルの選択 STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

時間

年齢:59歳性別:女性

BMI: 32

• • •

target: 151

1年後

ベースライン(基準)時点

→10個の特徴量の測定時点

正解值(target:

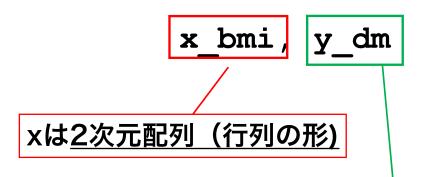
**糖尿病の進行度**を量的に示し

たもの)の測定時点

ベースライン時点のx(特徴量)で1年後のtargetをy(正解値)との関連を調べる、学習モデルの作成を行う

# 列前回の復習

回帰で学習を行うには、xとyの配列がPythonでは指定されている



	BMI
0	32.1
1	21.6
2	30.5

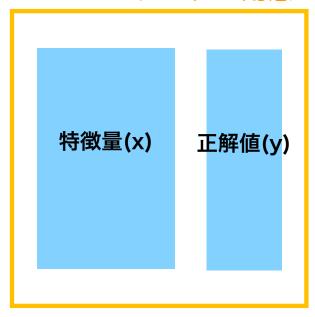
yは<u>1次元配列(ベクトルの形)</u>

151.0, 75.0, 141.0···

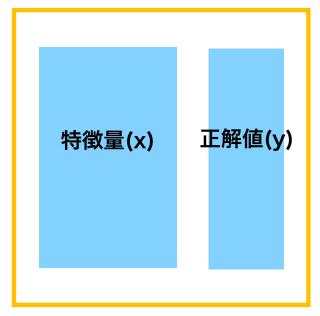
配列を間違うとエラーになりコードが動かないので、 作成したデータの配列を確認するように気を付ける

442 rows × 1 columns

STEP1:データの用意

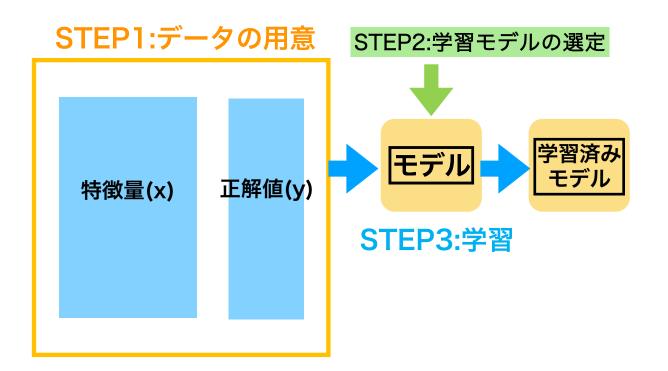


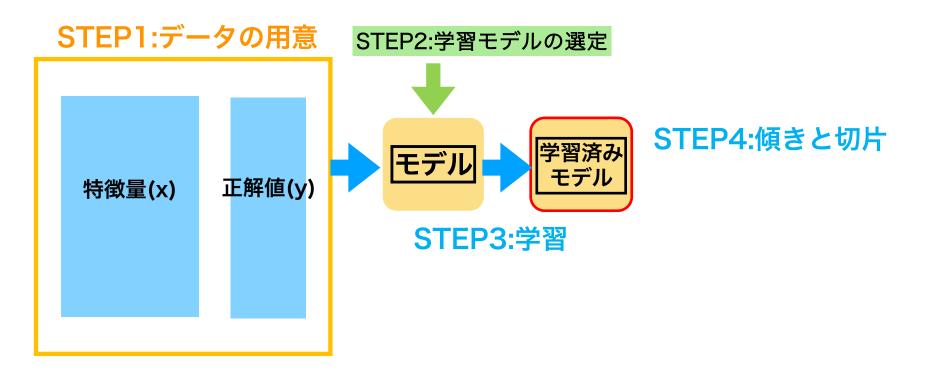
### STEP1:データの用意

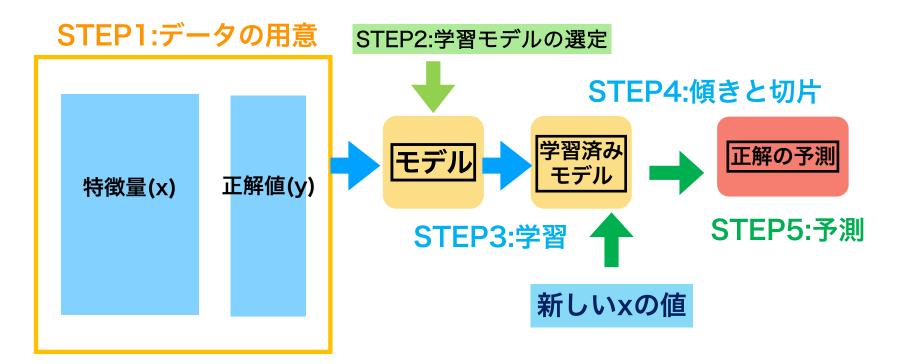


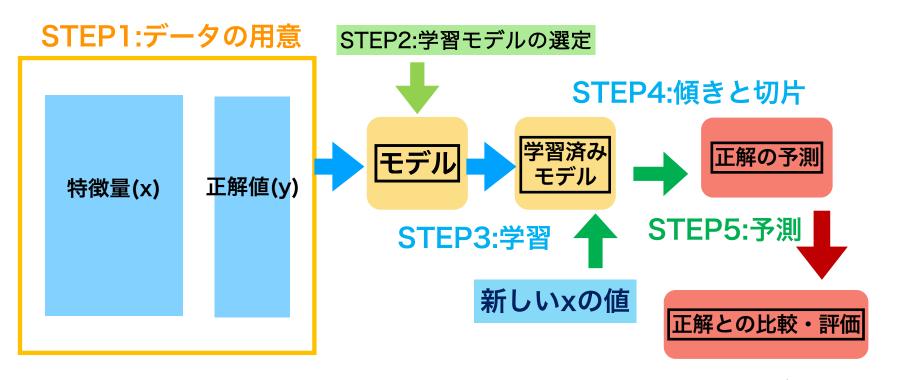
STEP2:学習モデルの選定











STEP6:モデルの評価

### STEP0: Google Colaboratoryの立ち上げ

STEPO:事前準備

STEP1:データの用意

STEP2: 学習モデルの選択

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

#### 検索google colab Colaboratory へようこそ - Colaboratory - Google



### 検索google colab

### Colaboratory へようこそ - Colaboratory - Google



STEP1:データの用意

STEPO:事前準備

STEP1:データの用意

STEP2:学習モデルの選択

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

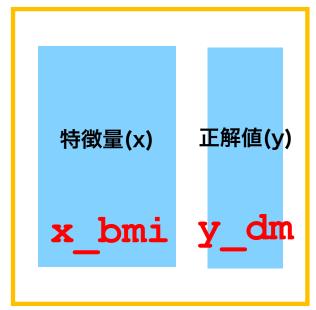
STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

前回の続きのため、配布した演習9.ipynbの

コード9-1~コード9-2を実行してください



### STEP1:データの用意



### STEP2:学習モデルの選択



STEP2:学習モデルの選択

STEPO:事前準備

STEP1:データの用意

STEP2: 学習モデルの選択

STEP3: データを入れて学習させる STEP4:傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

コード9-3 線形回帰を学習モデルに選択

from sklearn.linear model import LinearRegression

クラスだけをインポート from sklearn.linear model import LinearRegression ライブラリ名 モジュール名 クラス名

### クラス (Class)

属性(引数、データ)と メソッド(処理)を一つにまとめた設計図のようなもの

クラス (設計図)に実際のデータを入れたものを<u>インスタンス</u>と呼ぶ

#### class BMI(weight, height)

属性

体重 (weight)

身長 (height)

メソッド

bmi\_calc():

Weight / Height / Height

Aさん



体重 70kg 身長 1.7m

Asan = BMI(70,1.7)

Bさん



体重 45kg 身長 1.5m

Bsan = BMI(45,1.5)

### BMIクラスからインスタンス(Asan, Bsan)を作成

Asan.weight



Asan.bmi calc()

24.2

Bsan.weight



Bsan.bmi\_calc()

20

STEP2:学習モデルの選択

STEPO: 事前準備 STEDI: データのB

STEP1:データの用意 STEP2:学習モデルの選択

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

コード9-3 線形回帰を学習モデルに選択

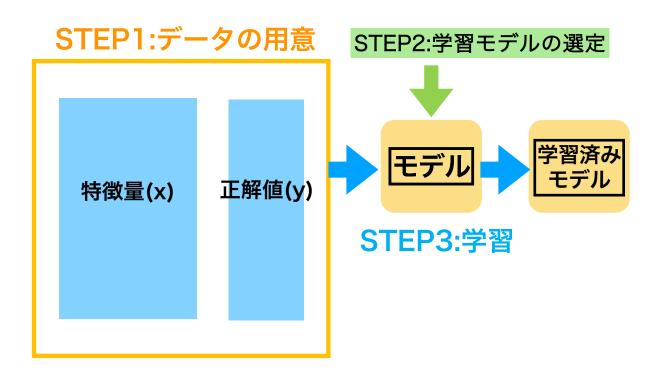
model bmi = LinearRegression()

● LinearRegression()クラスからmodel\_bmiインスタンスを作成する (この時点ではモデル構造のみが指定されている)

モデル名は何でも良い → 今回は model bmi

\* model1,mode2…と作ると何を入れたものか忘れるので、何のモデルなのか明示しておく方が便利





STEP3:データを入れて学習させる

コード9-4 データを入れて学習させる

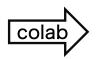
model\_bmi.fit(x\_bmi, y\_dm)

- (モデル名).fit(x,y)メソッドで学習できる
- 今回の特徴量はx\_bmi, 正解値はy\_dmのデータ



# これだけで「学習」は完了!

この後からはmodel bmiは学習済みモデルになる



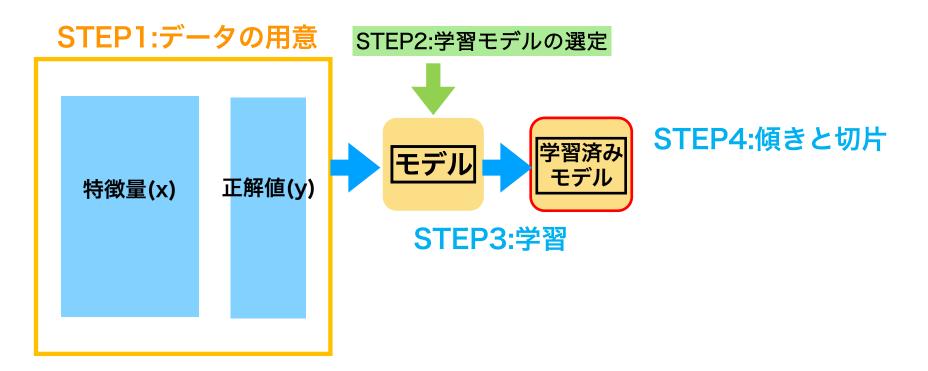
STEPO: 事前準備

STEP1:データの用意 STEP2:学習モデルの選択

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める



STEP4:傾きと切片を求める

コード9-5 学習済みモデルの傾きと切片を求める

STEPO: 事前準備 STEP1: データの用

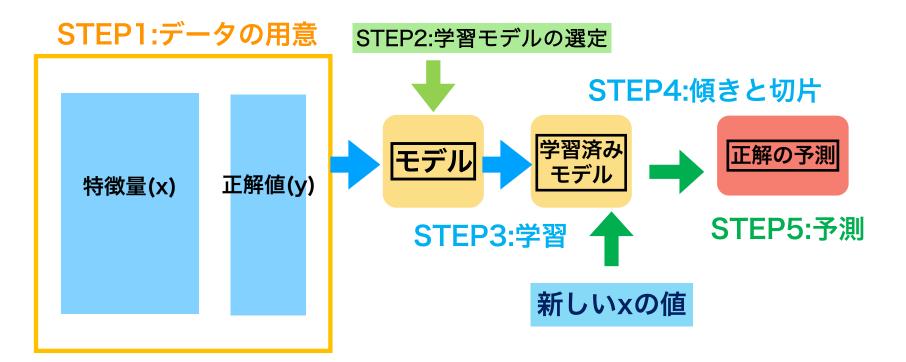
STEP1:データの用意 STEP2:学習モデルの選択

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

```
print(model bmi.coef )
print(model bmi.intercept )
  [[10.23312787]]
                       (モデル名).coef :係数(coefficient)
                       (モデル名).intercept : 切片(intercept)
  [-117.77336657]
                              model bmiの回帰式の完成!!
    y = -117.77 + (10.23 \times BMI)
```



STEP5:正解値の予測

コード9-6 新しいxの値(bmi=20の人)データ作成

STEPO: 事前準備

STEP1:データの用意

STEP2:学習モデルの選択

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

pre = pd.DataFrame([[20]], columns=['bmi'])

- preという変数に、bmi=20の1行1列のデータを作成する
- **x(特徴量データ)は2次元配列である必要がある** 
  - → そのため、今回はpd.DataFrame型にして、column名に'bmi'をつける



STEP5:正解値の予測

コード9-7 作成したpreのデータを確認

bmi

pre #データを出力



20

pre.shape #データの配列構造を出力

(1,1)

1行1列の2次元配列(行列)

STEPO: 事前準備

STEP1:データの用意 STEP2: 学習モデルの選択

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

type (pre) #データの型を出力



pandas.core.frame DataFrame

STEP5:正解値の予測

コード9-8 新しいxの値(pre)で正解値の予測

STEPO: 事前準備

STEP1:データの用意

STEP2: 学習モデルの選択

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4: 傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

print(model\_bmi.predict(pre))

- **| [86.88919084]**
- (モデル名).predict(pre)でmodel\_bmiの学習済みモデルのxにpreを代入し、yの値を求める
- print()で結果を出力する

STEP4で求めた回帰式にbmi=20を代入する

 $y = -117.77336657 + (10.2331787 \times 20) = 86.88919084$ 



STEP5:プロット

コード9-9 散布図と回帰線を描出する

STEPO: 事前準備

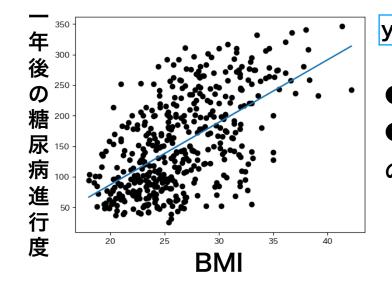
STEP1:データの用意 STEP2:学習モデルの選択

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

plt.scatter(x\_bmi, y\_dm, color='black')
plt.plot(x\_bmi, model\_bmi.predict(x\_bmi))

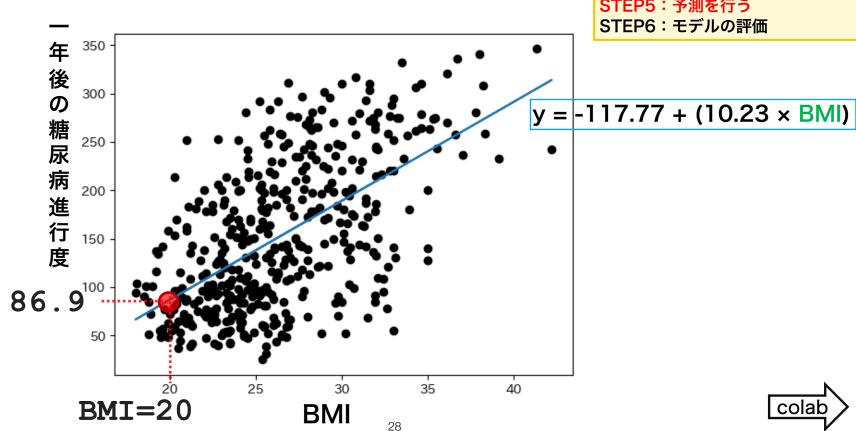


 $y = -117.77 + (10.23 \times BMI)$ 

- plt.plot(x,y)で各点を実線で結ぶ線が描出できる
- )回帰線のyは実測値ではなく、モデルで予測されたy

の値であるため、(モデル名).predict(x\_bmi)となる

STEP5:プロット



STEPO:事前準備

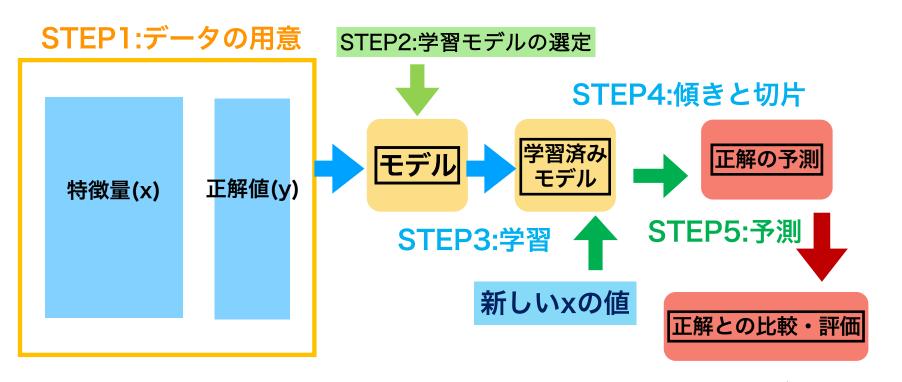
STEP1:データの用意

STEP2: 学習モデルの選択 STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5: 予測を行う STEP6:モデルの評価

colab



STEP6:モデルの評価

STEP6:モデルの予測性能評価

コード9-10 モデルがどれぐらい予測できているかを調べる

print(model\_bmi.score(x\_bmi, y\_dm))

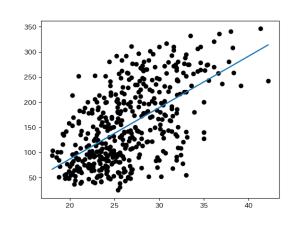
0.3439237602253802

(モデル名).score (x,y)で決定係数(R²)を計算する

\*決定係数:xとyの相関係数の二乗の値

1~0の範囲をとる

1に近いほどxでyを予測していると言える



STEPO: 事前準備

STEP1:データの用意 STEP2:学習モデルの選択

STEP5: 予測を行う

STEP6:モデルの評価

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

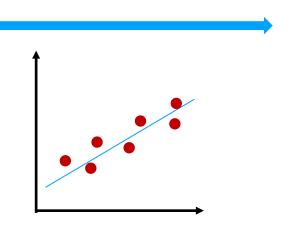
STEP6:モデルの予測性能評価

高い

決定係数R<sup>2</sup>

300





STEPO:事前準備

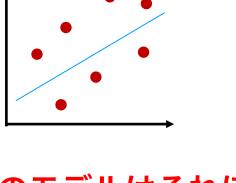
STEP1:データの用意 STEP2: 学習モデルの選択

STEP3: データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5: 予測を行う

STEP6:モデルの評価

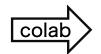


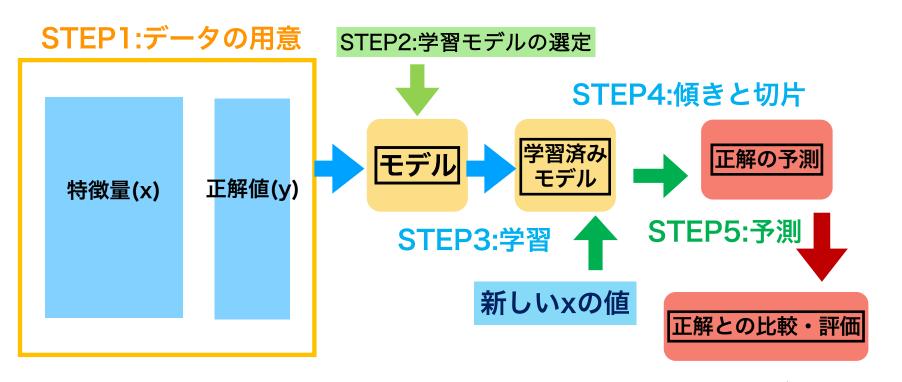
低い

 $R^2 = 0.34$ 



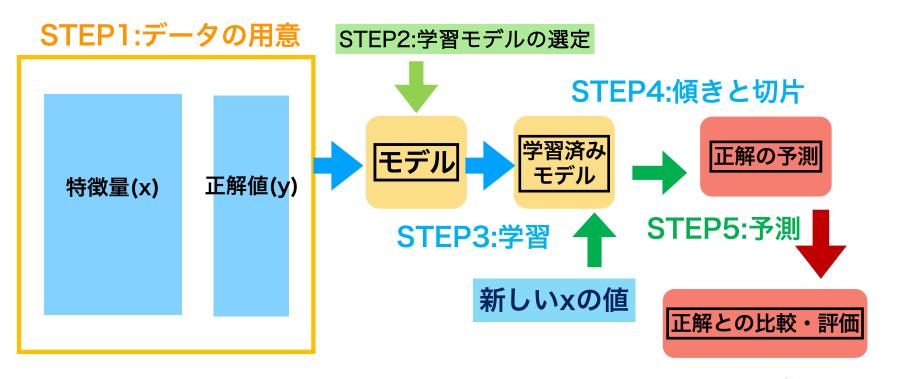
今回のモデルはそれほど 予測性能は高くない



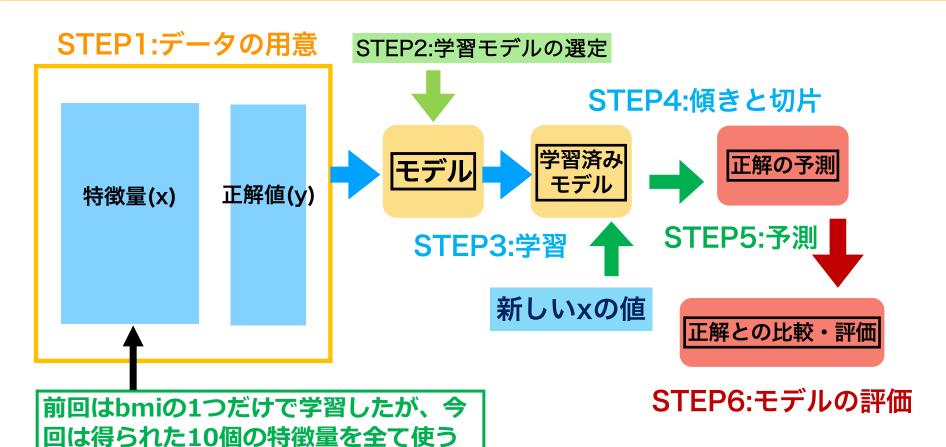


STEP6:モデルの評価

# 新しくmodel\_dm10で10個の特徴 量で線形回帰を行う



STEP6:モデルの評価



### 重回帰分析

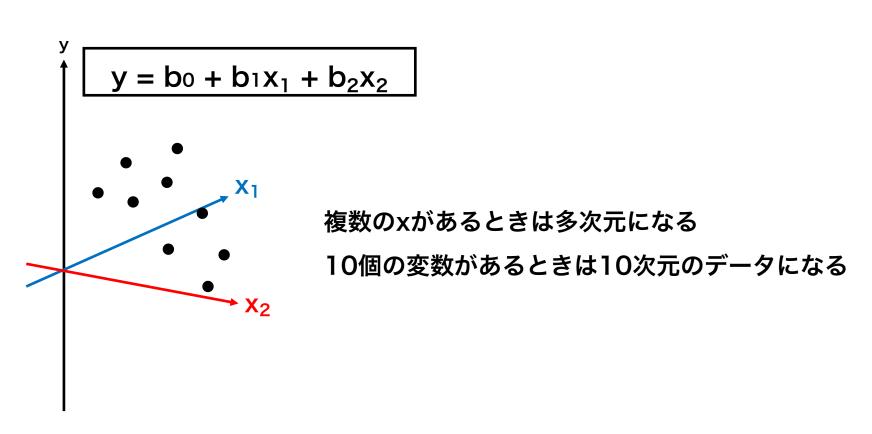
単回帰に対して、複数の変数で回帰することを多変量回帰や重回帰と呼ぶ

### 重回帰式

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 + b_5x_5 + b_6x_6 + b_7x_7 + b_8x_8 + b_9x_9 + b_{10}x_{10}$$

(y:予測値、xn:特徴量、bo:切片、bn:傾き)

### 重回帰分析



## 線形回帰分析:複数の特徴量で予測

コード9-11 新しくmodel\_dm10インスタンスを作成し、 10個の特徴量(x\_dm)でy\_dmを予測する

model\_dm10 = LinearRegression()

model dm10.fit(x dm, y dm)



STEPO:事前準備

STEP1:データの用意 STEP2:学習モデルの選択

STEP3: データを入れて学習させる

colab

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

model bmi.fit(x bmi,

**LTG** x\_dmの内容(再掲) **HDL** (血液中の (総コレステ コレステ コレステ **GLU** TCH **BMI** 平均血圧 ロール値) ロール 性別 (血糖値) 年齢 age bmi bp s1 s2 s3 s4 s5 s6 sex 442.000000 442.000000 442.000000 442.000000 442.000000 442.000000 442.000000 442.000000 442.000000 442.000000 1.468326 26.375792 94.647014 189.140271 115.439140 49.788462 4.070249 4.641411 91.260181 48.518100 mean 13.109028 0.499561 4.418122 13.831283 34.608052 30.413081 12.934202 1.290450 0.522391 11.496335 std min 19.000000 1.000000 18.000000 62.000000 97.000000 41.600000 22.000000 2.000000 3.258100 58.000000 25% 38.250000 1.000000 23.200000 84.000000 164.250000 96.050000 40.250000 3.000000 4.276700 83.250000 50% 50.000000 1.000000 25.700000 93.000000 186.000000 113.000000 48.000000 4.000000 4.620050 91.000000 75% 59.000000 2.000000 29.275000 105.000000 209.750000 134.500000 57.750000 5.000000 4.997200 98.000000 124.000000 79.000000 2.000000 42.200000 133.000000 301.000000 242.400000 99.000000 9.090000 max

### 線形回帰分析:複数の特徴量で予測

### コード9-12 model\_dm10の傾きと切片を求める

```
print(model_dm10.coef_)
print(model_dm10.intercept_)
```

STEPO: 事前準備

STEP1:データの用意

STEP2:学習モデルの選択

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

> e+00: X10<sup>0</sup> e+01: X10<sup>1</sup> e-01: X10<sup>-1</sup>



[-3.63612242e-02 -2.28596481e+01 5.60296209e+00 1.11680799e+00 -1.08999633e+00 7.46450456e-01 3.72004715e-01 6.53383194e+00 6.84831250e+01 2.80116989e-011

-334.5671385187877

傾きは特徴量ごとに出るので、10個出力



### <u>回帰式に当てはめる</u>

$$y = -334.57 + (-0.036 \times Age) + (-22.85 \times Sex) + (5.60 \times BMI) + (1.12 \times BP) + (-1.09 \times TC) + (0.75 \times LDL) + (0.37 \times HDL) + (6.53 \times TCH) + (68.5 \times LTG) + (0.28 \times GLU)$$



## 線形回帰分析:複数の特徴量で予測

コード9-13 複数の特徴量を入れたモデルの評価を行う

print(model\_dm10.score(x\_dm, y\_dm))

**O.5177484222203498** 

(再掲) print(model\_bmi.score(x\_bmi, y\_dm))
→0.3439237602253802

今回は一つの特徴量(bmi)より10個の特徴量を入れて予測する方が予測能が向上した(1に近いほど予測能が高いと言える)



特徴量が多いほどyを予測できる性能が高かった 一方、多ければ多いほど必ず予測性能が高くなるとも限らない



機械学習では予測性能を高めることが非常に重要な目的



STEPO: 事前準備

STEP1:データの用意 STEP2:学習モデルの選択

STEP5:予測を行う STEP6:モデルの評価

STEP3:データを入れて学習させる

STEP4:傾きと切片を求める

### 演習9:課題

Webclassで課題を提出してください。締め切りは2024/01/31 23:59まで

- (1)dmデータの特徴量データからage, sex, bmi, s6(血糖値)の4つを抽出してx\_dm4を作成してください(コードを記載してください)
- (2)(1)の特徴量を使用して、線形回帰モデルをmodel\_dm4と名前をつけて作成し、重回帰を行ってください。model\_dm4の切片を求めて記載してください。 (出力結果)
- (3)(2)の決定係数 R<sup>2</sup> を回答してください。 (出力結果)