# 第2回

線形回帰~ロジスティック回帰

本教材を使用した際にはお手数ですが、下記アンケートフォームにご協力下さい。

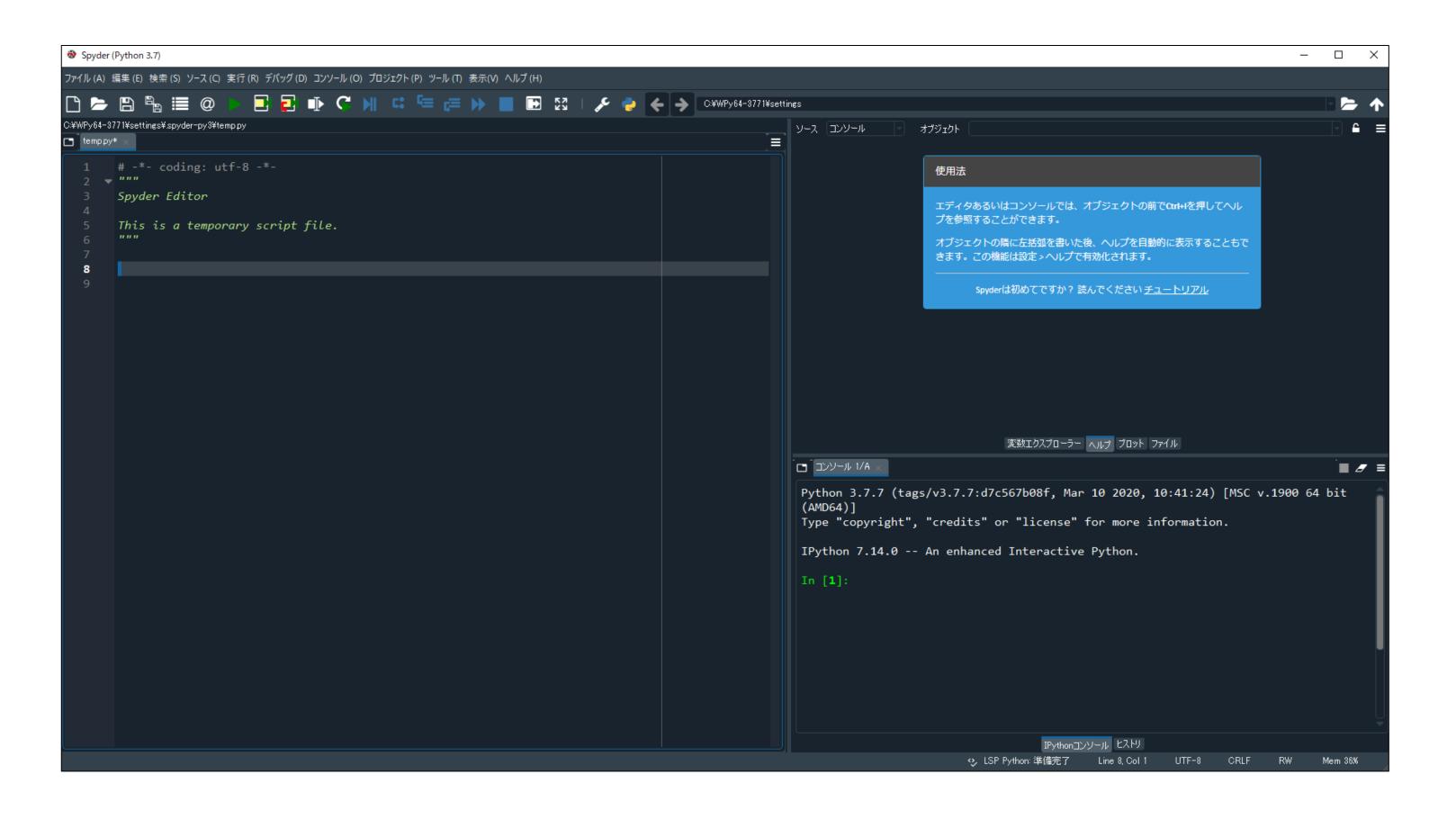
https://forms.gle/cgej2DL5PvneRhCp8

統合教育機構 須藤毅顕

# Spyderの準備

Spyderを開きましょう(anacondaならiryouAlの仮想環境) Webclassの2.txtを開きましょう

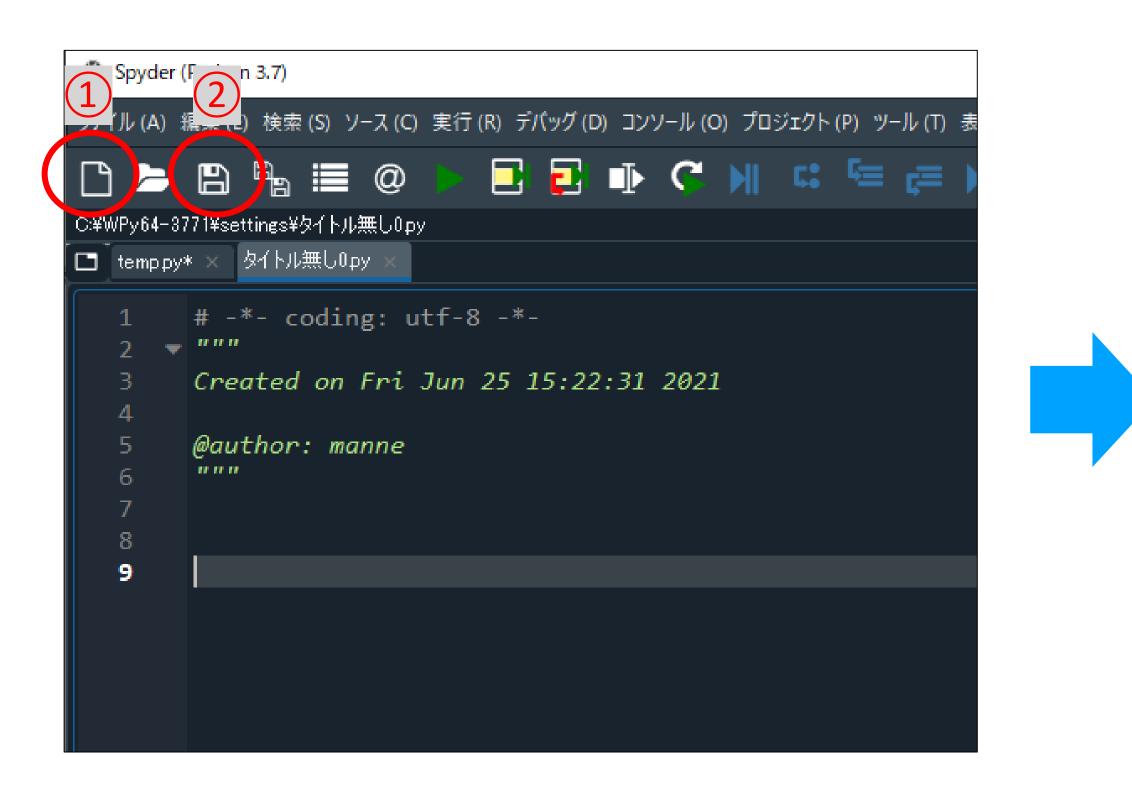
Webclassの2.csvがiryoAlのフォルダに保存されていることを確認しましょう

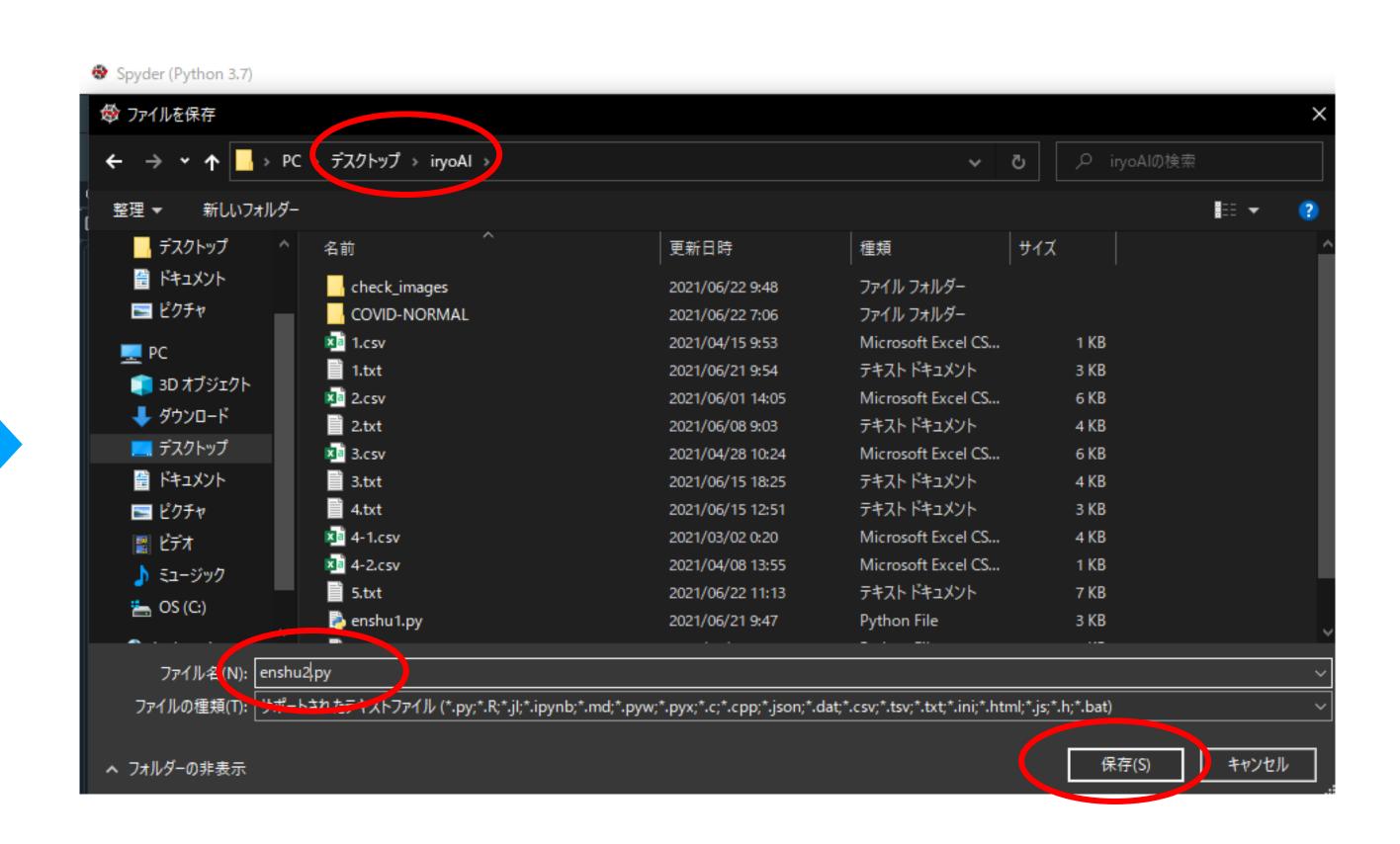




# Spyderの準備

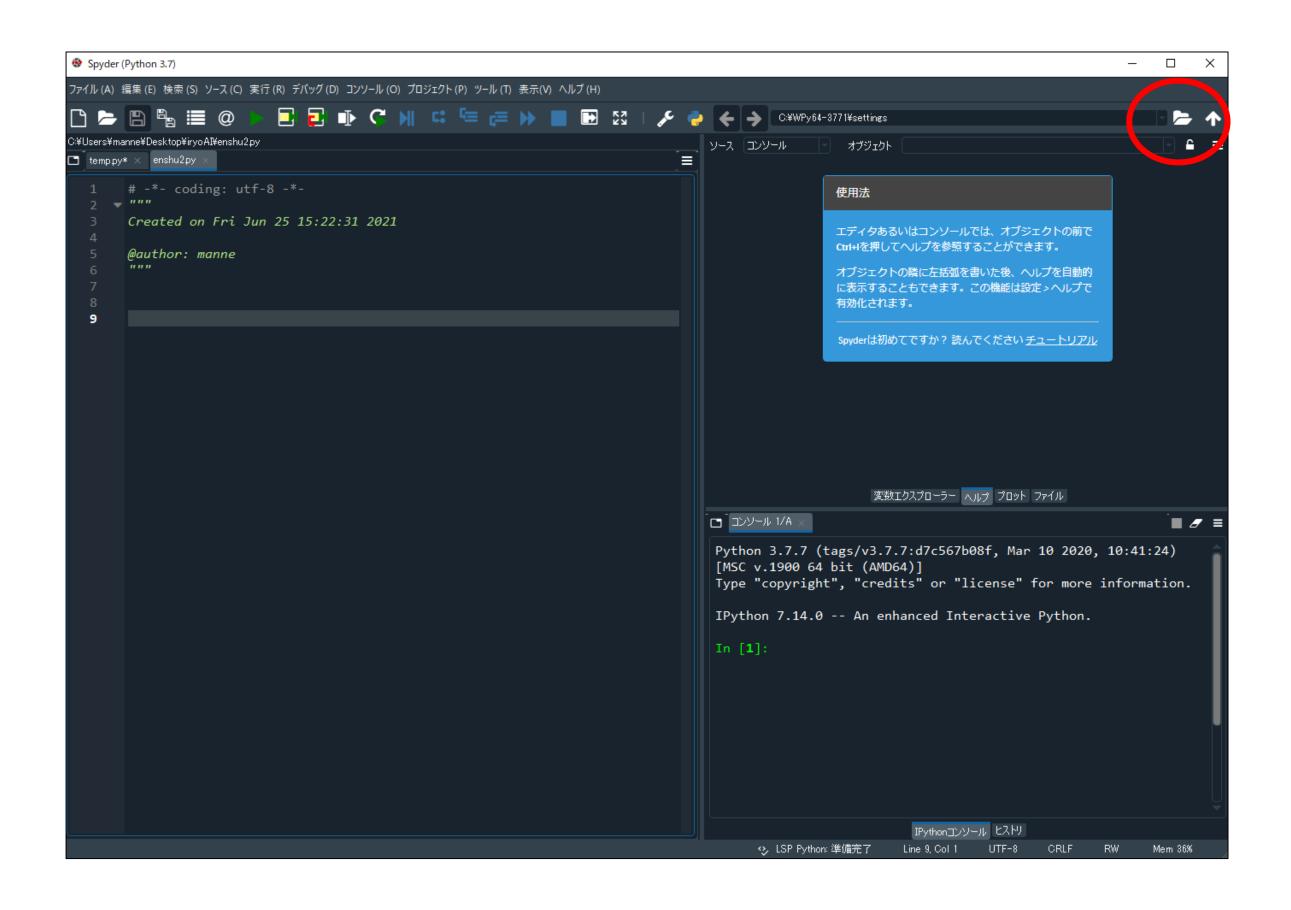
## 新規ファイルを作成して、enshu2.pyとしてiryoAIに保存しましょう

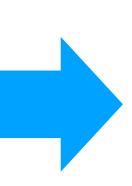


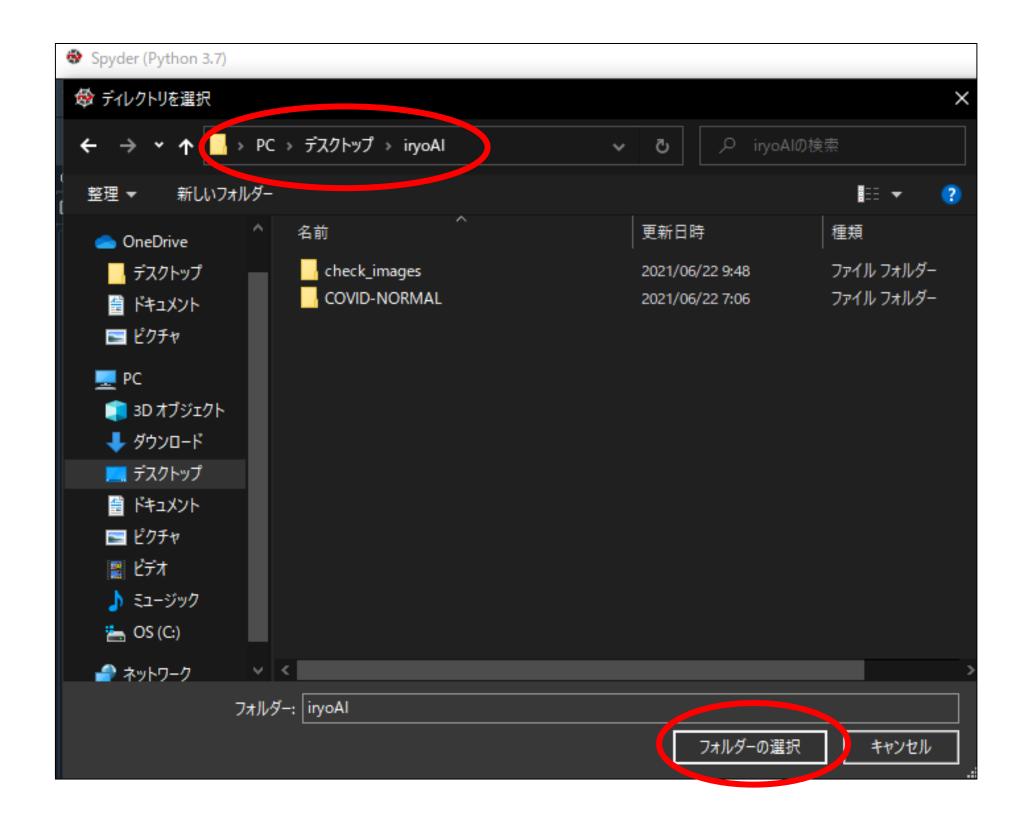


# Spyderの準備

# Spyderの右上の をクリックして、作業場所をiryoAlに設定しましょう

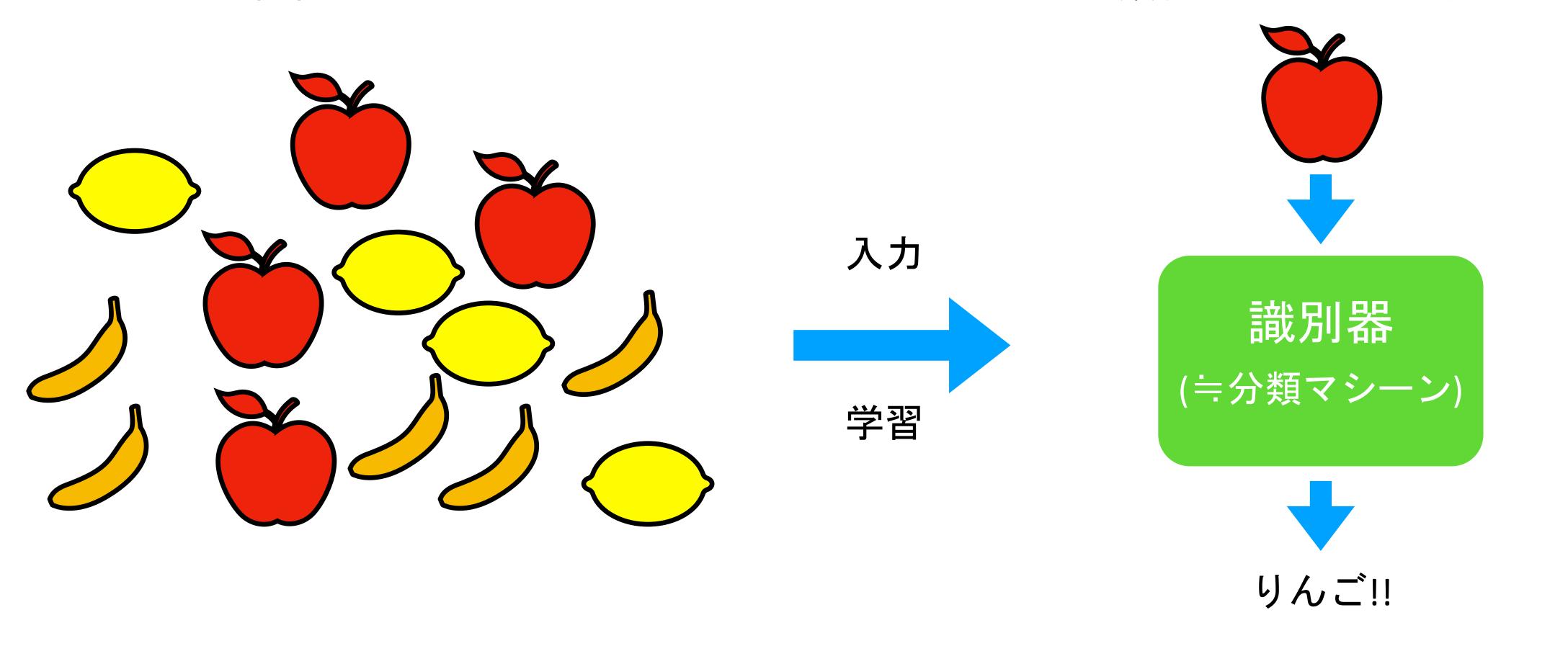






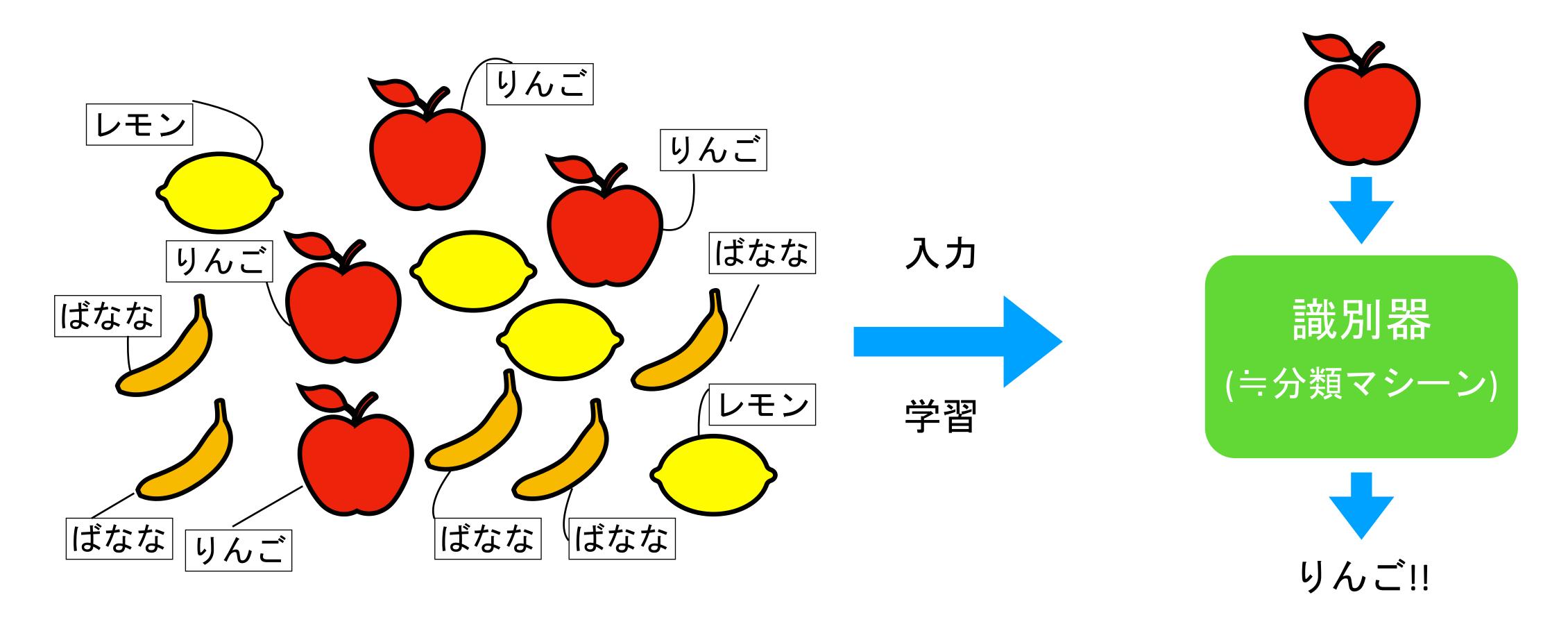
# 機械学習を実践してみよう!!

機械学習はコンピュータにデータを学習させて分類、予測などを行う手法



# 機械学習を実践してみよう!!

教師あり機械学習は正解をセットで学習させて識別器を作る

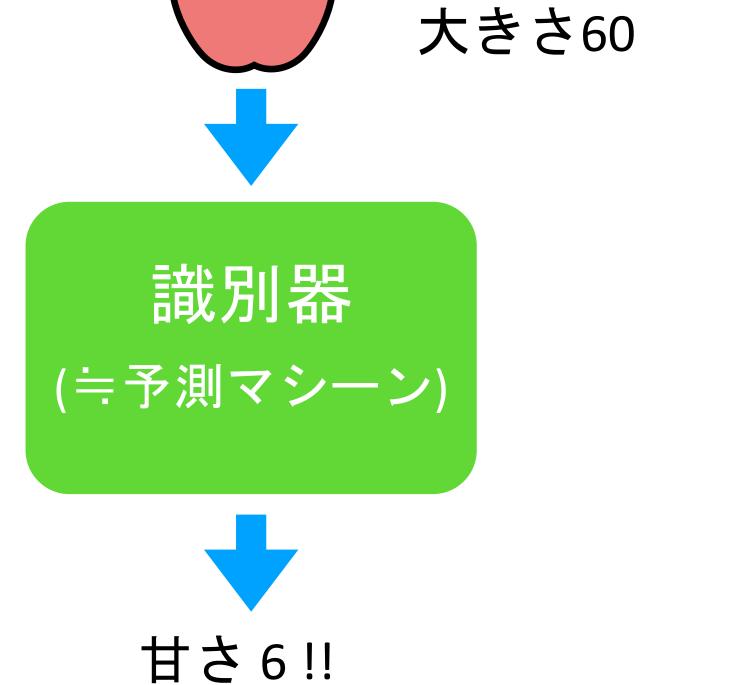


# 教師あり機械学習の中の「回帰」を実践してみよう!!

正解 赤色レベル 大きさ 甘さレベル 5 10 100 りんご1 8 8 入力 88 りんご2 8 9 りんご3 44 73 学習 10 りんご4 5 4 50 りんご5 8 98 10 りんご6

特徴1

特徴2



赤色レベル6

まずは教師あり学習の1つである「回帰」で予測をしてみよう

# 回帰分析

回帰分析は与えられたデータが当てはまるような関数を考える

単回帰分析は直線で表すことが出来る(線形単回帰分析) → 回帰直線 特徴1つ

特徴一説明変数

正解一目的変数

赤色レベル



甘さレベル

回帰式

y = b<sub>0</sub> + b<sub>1</sub>x (y:目的変数、x:説明変数、b<sub>0</sub>:切片、b<sub>1</sub>:傾き)

# 前回のデータ

#### 5人の年齢と歯周病の歯の本数を作図するところまで行いました

			Г	age and	number of	teeth affe	cted by pe	riodont	itis
被験者	年龄	歯周病の歯の本数	periodontitis						
1	35	3	o Perio						
2	21	0	affected is						
3	45	6	të eth To -						
4	58	8	ф —			•			
5	77	13	number 0			10	60	90	
			U	2	0 4	10 age	60	80	

# 前回のデータ

# 5人の年齢と歯周病の歯の本数を作図するところまで行いました このデータは直線に近似出来そう!?

			age and number of teeth affected by periodontitis
被験者	年齡	歯周病の歯の本数	sign 25
1	35	3	ğ 20
2	21	0	To all grades and the second s
3	45	6	The state of the s
4	58	8	ъ
5	77	13	5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
			0 20 40 60 80 100 age

線形回帰で70歳の歯周病の歯の本数を予測する

#### scikit-learnを用いた機械学習の書き方

①学習モデルの選択

②データを入れて学習させる

③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める

4予測を行う

#### scikit-learnを用いた機械学習の書き方

- ①学習モデルの選択(今回は線形回帰) (モデル名) = LinearRegression()
- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片
- 4 予測を行う (モデル名).predict(新たな説明変数)

#### 1)線形回帰分析をコピーしよう

#### from sklearn.linear\_model import LinearRegression

```
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
print(model.coef )
print(model.intercept )
test = [[70]]
num_teeth = model.predict(test)
print("70歳の時の本数は",num_teeth,"本")
```

- ①学習モデルの選択(今回は線形回帰) (モデル名) = LinearRegression()
- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片
- 4 予測を行う (モデル名).predict(新たな説明変数)

#### 1)線形回帰分析をコピーしよう

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
print(model.coef )
print(model.intercept )
test = [[70]]
num teeth = model.predict(test)
print("70歳の時の本数は",num teeth,"本")
```

- ①学習モデルの選択(今回は線形回帰) (モデル名) = LinearRegression()
- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片
- 4 予測を行う(モデル名).predict(新たな説明変数)

x = [[35],[21],[45],[58],[77]], y = [3,0,6,8,13]として、 説明変数をx(年齢)、目的変数をy(歯の本数)に代入

(Scikit-learnを使うときは説明変数のデータを2次元配列にする)

#### scikit-learnを用いた機械学習の書き方

①学習モデルの選択(今回は線形回帰) (モデル名) = LinearRegression()

LinearRegression()をモデル名(変数)に代入することで scikit-learnのLinearRegression()という 機能を使うことが出来る

モデル名は何でも良い

model = LinearRegression()

## scikit-learnを用いた機械学習の書き方

②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)

> 今回は、モデル名をmodel、説明変数をx(年齢)、 目的変数をy(歯周病の歯の本数)としたい

> > model.fit(x,y)

modelは線形回帰を選んでいるので、これでxとyを用いて線形回帰による学習を行う

#### scikit-learnを用いた機械学習の書き方

③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片

線形回帰での傾きと切片を求める。 中身を出力したいので、print()を用いる

print(model.coef\_)

print(model.intercept\_)

#### scikit-learnを用いた機械学習の書き方

4 予測を行う(モデル名).predict(新たな説明変数)

70才の時の歯の本数を知りたいので、

```
test = [[70]]
num_teeth = model.predict(test)
print("70才の時の本数は",num_teeth,"本")
```

## scikit-learnを用いた機械学習の書き方

4 予測を行う (モデル名).predict(新たな説明変数)

70才の時の歯の本数を知りたいので、

```
test = [[70]]
num_teeth = model.predict([[70]])
print("70才の時の本数は",model.predict([[70]]),"本")
```

from sklearn.linear\_model import LinearRegression

```
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
print(model.coef )
print(model.intercept )
test = [[70]]
num_teeth = model.predict(test)
print("70歳の時の本数は",num_teeth,"本")
```

- ①学習モデルの選択(今回は線形回帰) (モデル名) = LinearRegression()
- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片
- ④予測を行う (モデル名).predict(新たな説明変数)

from sklearn.linear\_model import LinearRegression

```
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
print(model.coef )
print(model.intercept )
test = [[70]]
num teeth = model.predict(test)
print("70歳の時の本数は",num teeth,"本")
```

[[0.22983521]] [-4.84822203] 70歳の時の本数は [[11.24024284]] 本

- ①学習モデルの選択(今回は線形回帰) (モデル名) = LinearRegression()
- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept #切片
- 4 予測を行う(モデル名).predict(新たな説明変数)

# 補足 Python3.7以降での一般的な書き方 print(f"70歳の時の本数は{num\_teeth}本") (フォーマット済み文字リテラルと言います。)

[[0.22983521]] [-4.84822203] 88歳の時の本数は [[15.37727667]] 本

y = b<sub>0</sub> + b<sub>1</sub>x (y:目的変数、x:説明変数、b<sub>0</sub>:切片、b<sub>1</sub>:傾き)

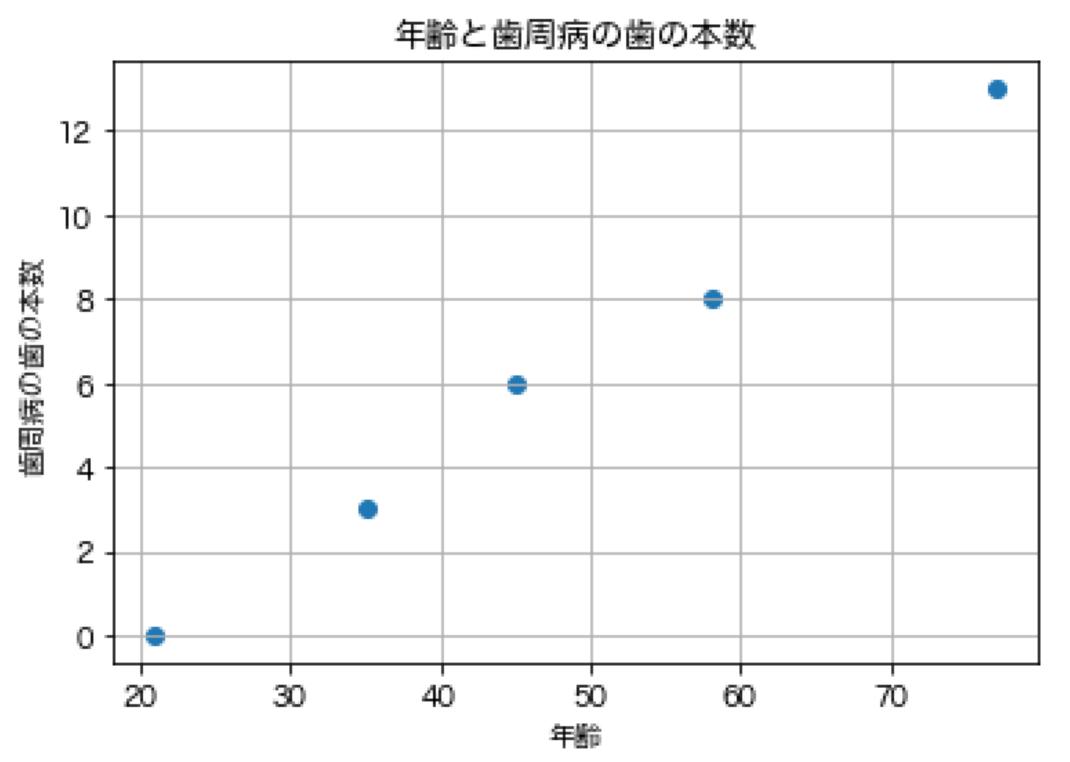
y = (-4.84822203) + (0.22983521) x

線形回帰分析を行い、学習によってこの式が算出された

この式をもとに、model.predict()で70歳の時は11.24本と予測された

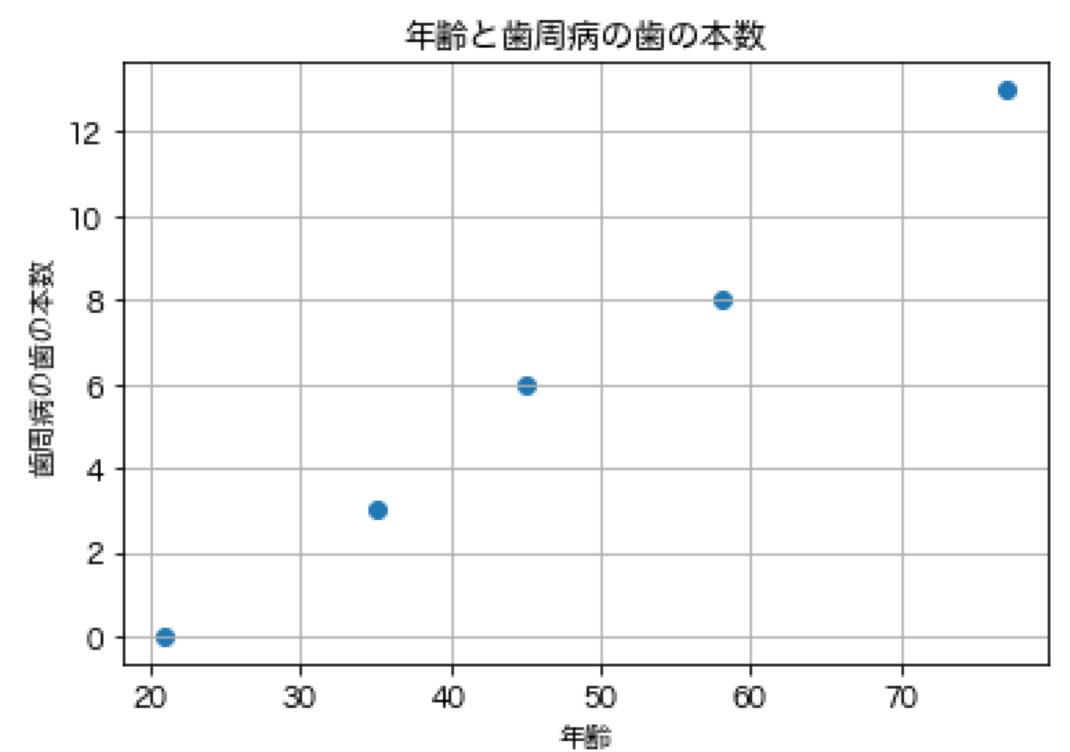
```
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import rcParams
rcParams['font.family'] = 'sans-serif'
rcParams['font.sans-serif'] = ['Hiragino Maru Gothic Pro', 'Yu Gothic', 'Meirio']
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
print(model.coef_)
print(model.intercept )
test = [[70]]
num_teeth = model.predict(test)
|print("70歳の時の本数は",num_teeth,"本")
plt.figure()
plt.title('年齢と歯周病の歯の本数')
|plt.xlabel('年龄')
plt.ylabel('歯周病の歯の本数')
plt.grid(True)
plt.scatter(x,y)
plt.plot(x,model.predict(x))
plt.show()
```

赤字は前とほぼ一緒 (xが2次元配列になっているが図は変わらない)



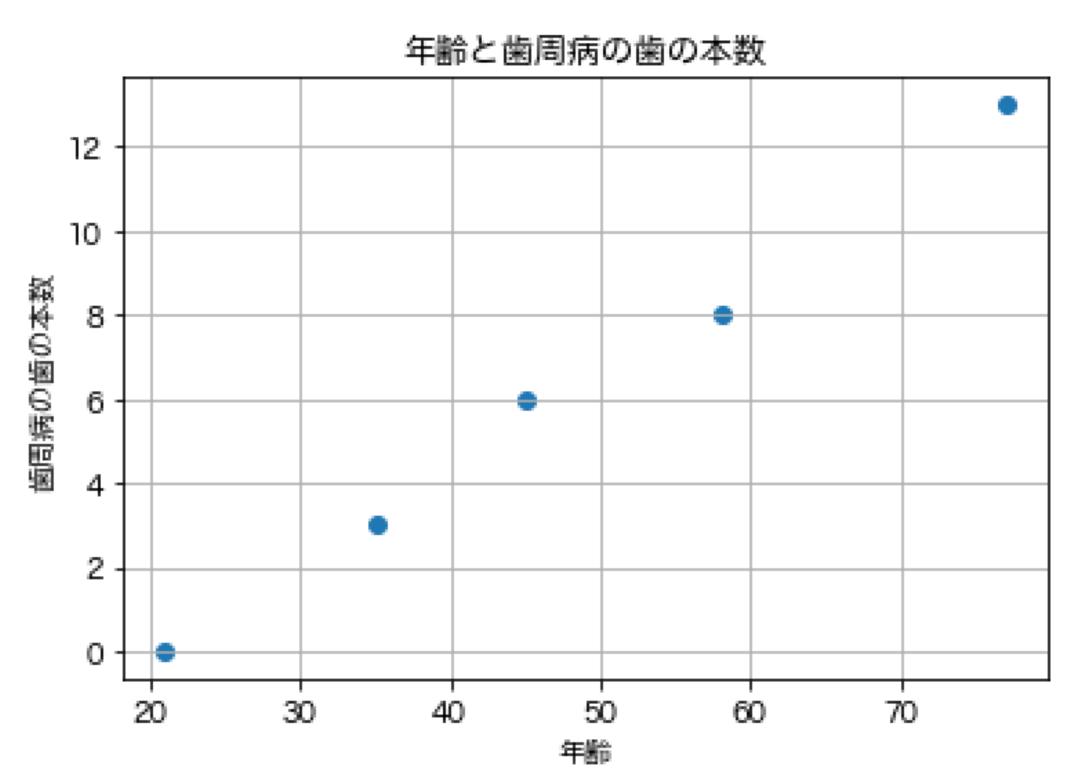
```
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import rcParams
rcParams['font.family'] = 'sans-serif'
rcParams['font.sans-serif'] = ['Hiragino Maru Gothic Pro', 'Yu Gothic', 'Meirio']
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
print(model.coef_)
print(model.intercept )
test = [[70]]
num_teeth = model.predict(test)
print("70歳の時の本数は",num_teeth,"本")
plt.figure()
plt.title('年齢と歯周病の歯の本数')
plt.xlabel('年龄')
plt.ylabel('歯周病の歯の本数')
plt.grid(True)
plt.scatter(x,y)
plt.plot(x,model.predict(x))
plt.show()
```

#### 青字は1)の線形回帰 これだけだと図には関係ない



```
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import rcParams
rcParams['font.family'] = 'sans-serif'
rcParams['font.sans-serif'] = ['Hiragino Maru Gothic Pro', 'Yu Gothic', 'Meirio']
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
print(model.coef_)
print(model.intercept )
test = [[70]]
num_teeth = model.predict(test)
print("70歳の時の本数は",num_teeth,"本")
plt.figure()
plt.title('年齢と歯周病の歯の本数')
plt.xlabel('年龄')
plt.ylabel('歯周病の歯の本数')
plt.grid(True)
plt.scatter(x,y)
plt.plot(x,model.predict(x))
plt.show()
```

# 作図plt.~が一行増えている(緑) plt.plot(x,model.predict(x))



$$x = [[35],[21],[45],[58],[77]]$$
  
 $y = [3,0,6,8,13]$ 

plt.scatter(x,y)

plt.plot(x,model.predict(x))

#### ×軸y軸に

35と3、21と0、45と6、58と8、77と13

の点を打つ(散布図といいます)

#### x軸y軸に

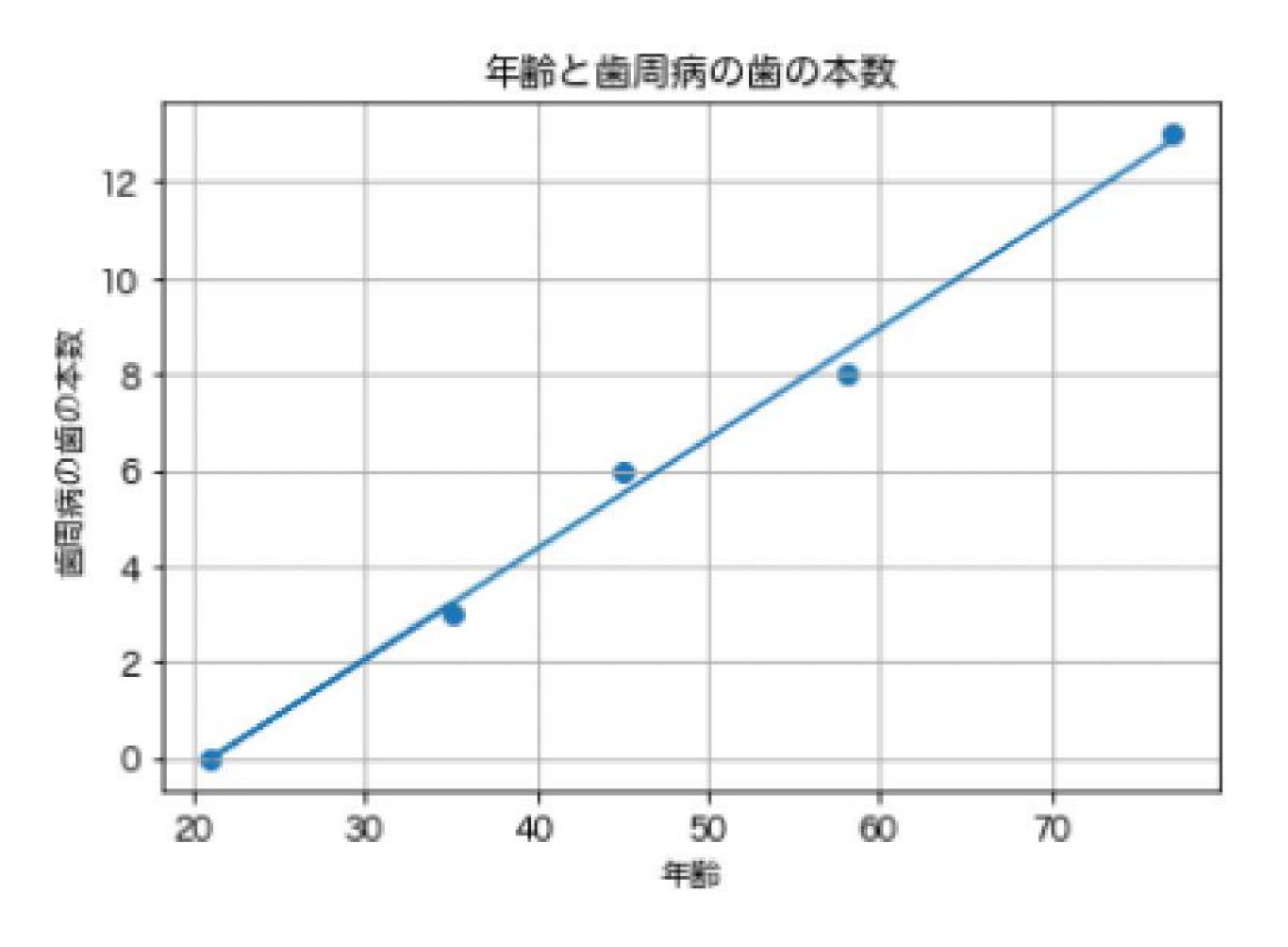
35とmodel.predict([[35]])、 21とmode.predict([[21]])、 45とmodel.predict([[45]])、 58とmodel.predict([[58]])、 77とmodel.predict([[77]])

を通る直線(or曲線)を書く

- ← x=[[35]]の時のmodelが予測した値
- ← x=[[21]]の時のmodelが予測した値
- ← x=[[45]] • •
- $\leftarrow$  x=[[58]] • •
- $\leftarrow x = [[77]] -$

#### # 2) 回帰直線の作図

```
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
print(model.coef_)
print(model.intercept_)
test = [[70]]
num_teeth = model.predict(test)
|print("70歳の時の本数は",num_teeth,"本")
plt.figure()
plt.title('年齢と歯周病の歯の本数')
plt.xlabel('年齢')
plt.ylabel('歯周病の歯の本数')
plt.grid(True)
plt.scatter(x,y)
plt.plot(x,model.predict(x))
plt.show()
```



### 回帰直線と予測した値を作図する

#### #3) 回帰直線と予測した値の作図

```
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
|model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
|print(model.coef_)
print(model.intercept )
test = [[70]]
num_teeth = model.predict(test)
|print("70歳の時の本数は",num_teeth,"本")
|plt.figure()
|plt.title('年齢と歯周病の歯の本数')
|plt.xlabel('年龄')
|plt.ylabel('歯周病の歯の本数')
plt.grid(True)
|plt.scatter(x,y)
plt.plot(x,model.predict(x))
plt.scatter(test,num_teeth)
plt.show()
```

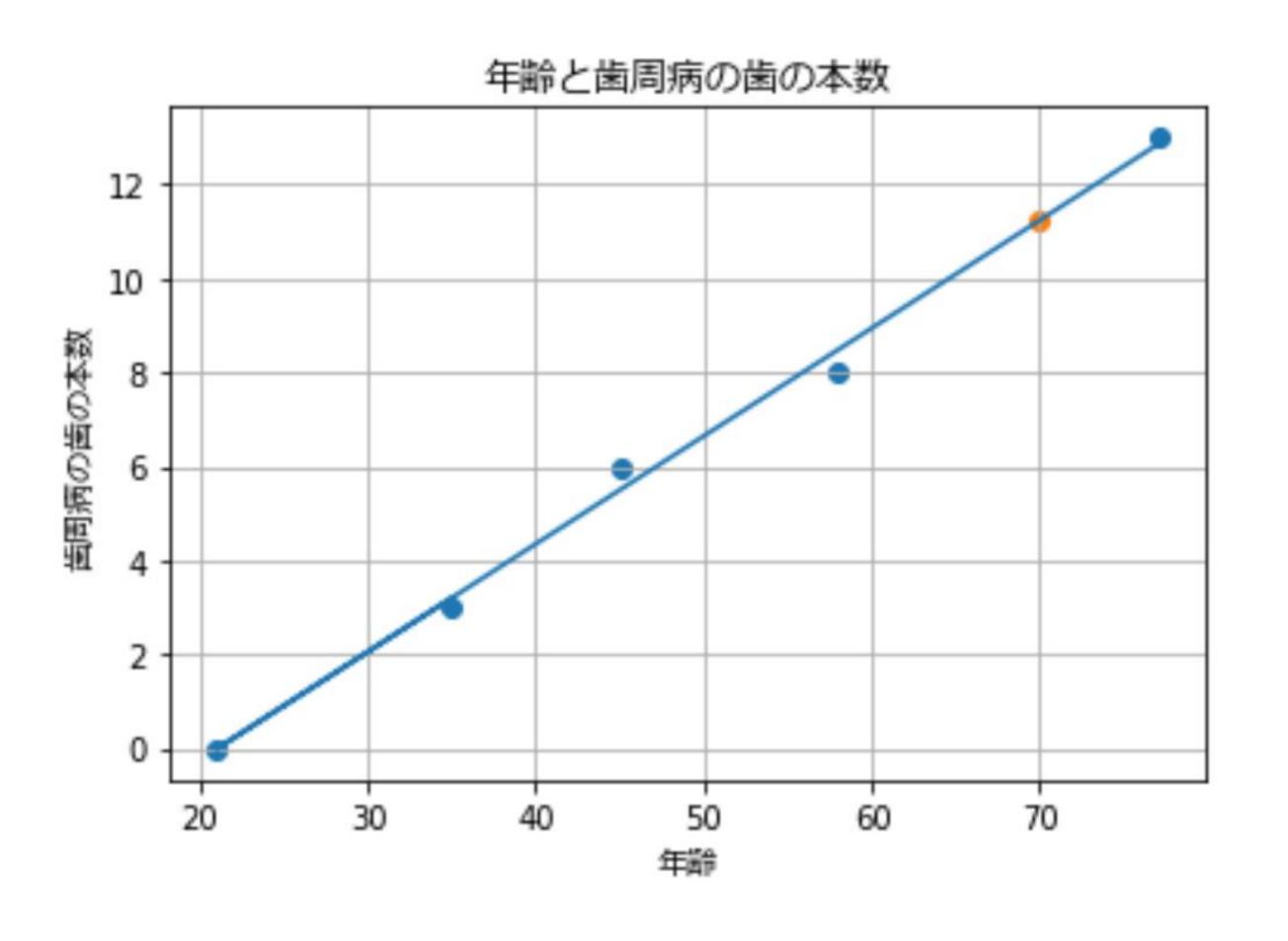
```
plt.scatter(test,num_teeth)
```

```
x軸にtest (= [[70]])
y軸にnum_teeth (=model.predict([[70]])
の点を打つ
```

## 回帰直線と予測した値を作図する

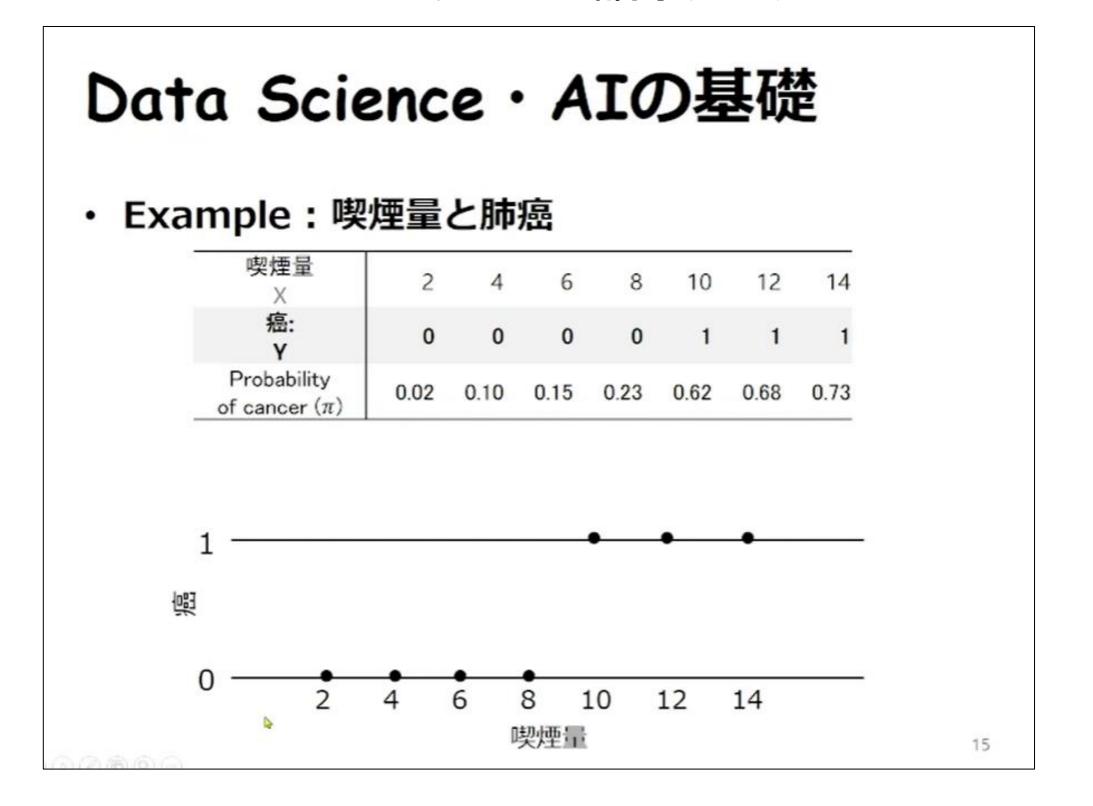
#### #3) 回帰直線と予測した値の作図

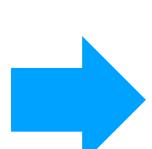
```
x = [[35],[21],[45],[58],[77]]
y = [3,0,6,8,13]
|model = LinearRegression()
model.fit(x,y)
print(model.coef_)
print(model.intercept_)
|test = [[70]]
num_teeth = model.predict(test)
|print("70歳の時の本数は",num_teeth,"本")
plt.figure()
|plt.title('年齢と歯周病の歯の本数')
plt.xlabel('年龄')
plt.ylabel('歯周病の歯の本数')
plt.grid(True)
|plt.scatter(x,y)
plt.plot(x,model.predict(x))
plt.scatter(test,num_teeth)
plt.show()
```

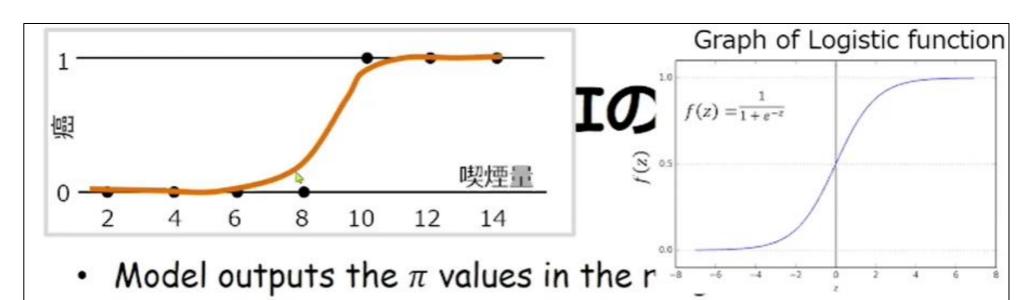


# ロジスティック回帰分析にトライしよう

#### パーク先生の講義より







Logistic function

Sigmoid function

16

$$f(\mathbf{z}) = \frac{1}{1 + e^{-\mathbf{z}}}$$

where 0 < f(z) < 1 for  $-\infty < z < \infty$ .

Logistic regression model

$$p(y = 1|x) = \pi = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}},$$

where  $0 < \pi < 1$ ,  $-\infty < x < \infty, y = 0,1$ 

まずはデータを加工する

データを読み込む(2.csv)

#### あやめのデータ(2.csv)







Iris Setosa ヒオウギアヤメ

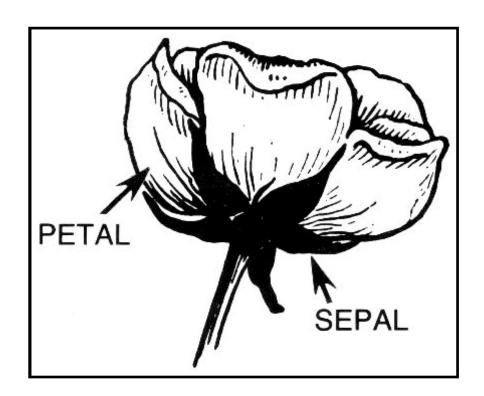


Iris Virginica バージニカ

150行 🗙 6列

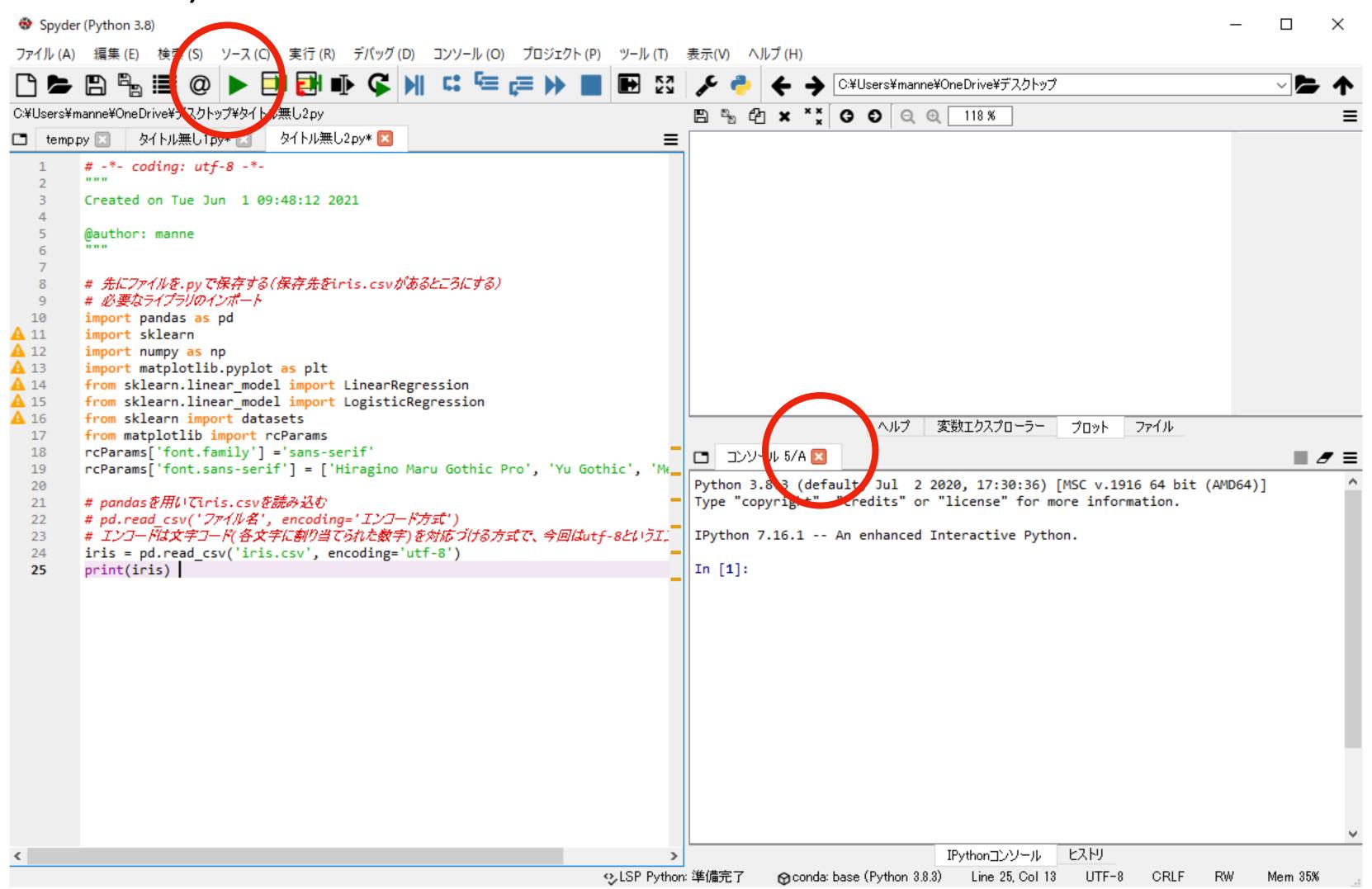
変数4つ Sepal(がく片)の長さと幅 Petal(花びら)の長さと幅

正解が3種類 ヒオウギアヤメ(0) ブルーフラッグ(1) バージニカ(2)

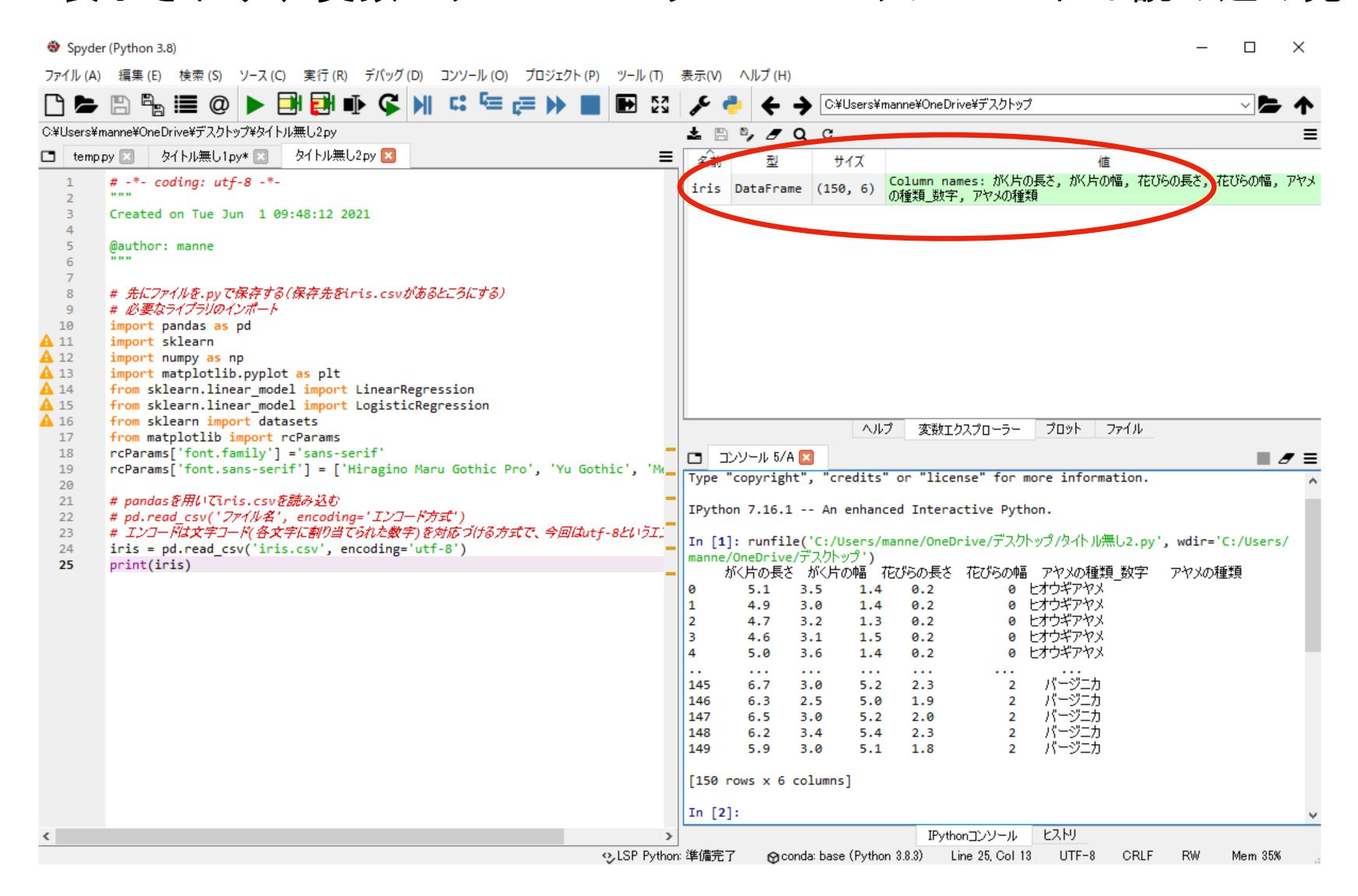


	Α	В	С	D	Е	F
1	がく片の長さ	がく片の幅	花びらの長さ	花びらの幅	アヤメの種類_数字	アヤメの種類
2	5.1	3.5	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
3	4.9	3	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
4	4.7	3.2	1.3	0.2	0	ヒオウギアヤメ
5	4.6	3.1	1.5	0.2	0	ヒオウギアヤメ
6	5	3.6	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
7	5.4	3.9	1.7	0.4	0	ヒオウギアヤメ
8	4.6	3.4	1.4	0.3	0	ヒオウギアヤメ
9	5	3.4	1.5	0.2	0	ヒオウギアヤメ
10	4.4	2.9	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
11	4.9	3.1	1.5	0.1	0	ヒオウギアヤメ
12	5.4	3.7	1.5	0.2	n	ヒオウギアヤメ
				•		
50	5.3	3.7	1.5	0.2	0	ヒオウギアヤメ
51	5	3.3	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
52	7	3.2	4.7	1.4	1	ブルーフラッグ
53	6.4	3.2	4.5	1.5		ブルーフラッグ
54	6.9	3.1	4.9	1.5		ブルーフラッグ
55	5.5	2.3	4	1.3	1	ブルーフラッグ
56	6.5	2.8	4.6	1.5	1	ブルーフラッグ
57	5.7	2.8	4.5	1.3	1	ブルーフラッグ
58	6.3	3.3	4.7	1.6	1	ブルーフラッグ
				•		
				•		
				•		
141	6.9	3.1	5.4	2.1		パージニカ
142	6.7	3.1	5.6	2.4		パージニカ
143	6.9	3.1	5.1	2.3		パージニカ
144	5.8	2.7	5.1	1.9	) 2	パージニカ
145	6.8	3.2	5.9	2.3	3 2	パージニカ
146	6.7	3.3	5.7	2.5	5 2	パージニカ
147	6.7	3	5.2	2.3	3 2	パージニカ
148	6.3	2.5	5	1.9	) 2	パージニカ
149	6.5	3	5.2	. 2	2	パージニカ
150	6.2	3.4	5.4	2.3	2	パージニカ
151	5.9	3	5.1	1.8	3 2	パージニカ
151	5.9	3	5.1	. 1.8	2	ハーシニカ

エディタの内容を消して、コンソールもリセットして4)アイリスデータを読み込む"をコピーして貼り付ける



エラーが表示されず、変数エクスプローラーにirisが入っていれば読み込み完了です



#### #1)アイリスデータを読み込む

import pandas as pd
import sklearn
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear\_model import LinearRegression
from sklearn.linear\_model import LogisticRegression
from sklearn import datasets
from matplotlib import rcParams
rcParams['font.family'] ='sans-serif'
rcParams['font.sans-serif'] = ['Hiragino Maru Gothic Pro', 'Yu Gothic', 'Meirio']

skleanというライブラリを 読み込んでます。 sklearn(scikit-learn)は機械学習の機能を 多く持ったライブラリです。

# pandasを用いてiris.csvを読み込む
# pd.read\_csv('ファイル名', encoding='エンコード方式')
# エンコードは文字コード(各文字に割り当てられた数字)を対応づける方式で、今回はutf-8というエンコード方式を選ぶ
iris = pd.read\_csv('iris.csv', encoding='utf-8')
print(iris)

pandasというライブラリをインストールしてpdと省略して使います

import pandas as pd

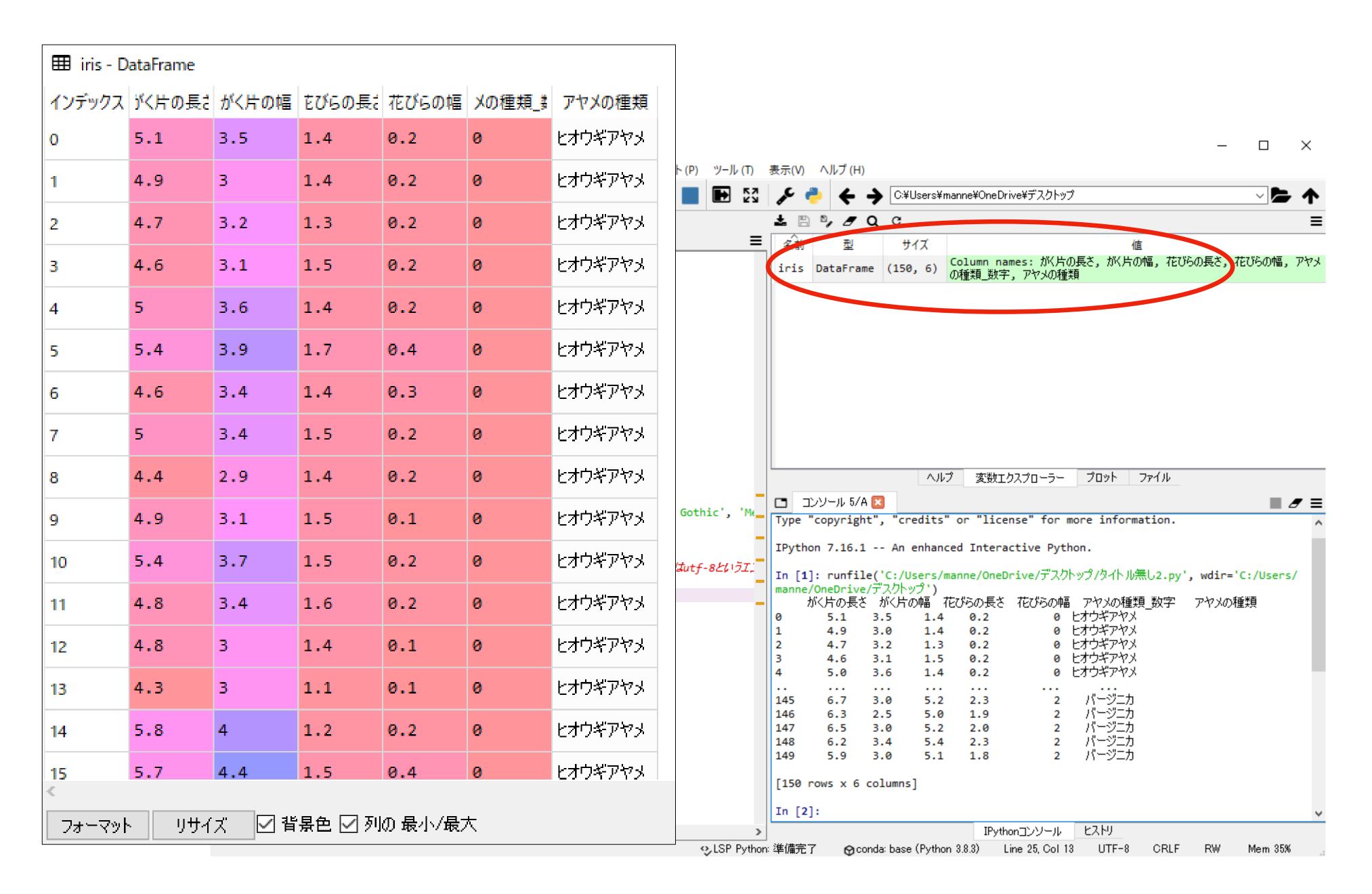
pd.read\_csv('ファイル名.csv', encoding='utf-8')でファイルをpandasの形式で読み込みます

iris = pd.read\_csv('2.csv', encoding='utf-8')

pandasで読み込んだデータの型はデータフレームでした。 今回は読み込んだ 2.csvのデータをirisという変数名で格納しています。

(エンコードは文字コード(各文字に割り当てられた数字)を対応づける方式で、 今回はutf-8というエンコード方式を選ぶ)

#### 変数エクスプローラーのirisをダブルクリックするとデータフレームをみることが出来る



#### ロジスティック回帰でアヤメを分類する

#### がく片の長さでヒオウギアヤメとブルーフラッグを分類する

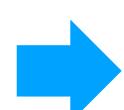
- ①学習モデルの選択(前回は線形回帰) (モデル名) = LinearRegression()
- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片
- 4 予測を行う(モデル名).predict(新たな説明変数)

#### ロジスティック回帰でアヤメを分類する

#### がく片の長さでヒオウギアヤメとブルーフラッグを分類する

- ①学習モデルの選択(前回は線形回帰) (モデル名) = LinearRegression()
- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片
- (4) 予測を行う (モデル名).predict(新たな説明変数)

- ①学習モデルの選択(今回はロジスティック回帰) (モデル名) = LogisticRegression()
- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片
- 4 予測を行う(モデル名).predict(新たな説明変数)(モデル名).predict\_proba(新たな説明変数)



説明変数(目的を知るために使用する変数):がく片の長さ→x目的変数(目的(分類や予測)となる変数):アヤメの種類\_数字→y

```
df = iris[0:100]
x = df['がく片の長さ']
y = df['アヤメの種類_数字']
print(x)
print(y)
```

irisの1行目から100行目まで(ヒオウギアヤメとブルーフラッグ)を取り出して、dfという名前の変数に代入

説明変数(目的を知るために使用する変数):がく片の長さ→x目的変数(目的(分類や予測)となる変数):アヤメの種類\_数字→y

```
df = iris[0:100]
x = df['がく片の長さ']
y = df['アヤメの種類_数字']
print(x)
print(y)
```

xに"がく片の長さ"、yに"アヤメの種類\_数字"の列の内容を代入

説明変数(目的を知るために使用する変数):がく片の長さ→x

目的変数(目的(分類や予測)となる変数):アヤメの種類\_数字→y

```
df = iris[0:100]
x = df['がく片の長さ']
y = df['アヤメの種類_数字']
print(x)
print(y)
```

xに"がく片の長さ"、yに"アヤメの種類\_数字"の列の内容を代入

```
0 5.1

1 4.9

2 4.7

3 4.6

4 5.0

95 5.7

96 5.7

97 6.2

98 5.1

99 5.7

Name: がく片の長さ, Length: 100, dtype: float64
```

```
0 0
1 0
2 0
3 0
4 0
...
95 1
96 1
97 1
98 1
99 1
Name: アヤメの種類_数字, Length: 100, dtype: int64
```

今回はxが"がく片の長さ"、yが"アヤメの種類\_数字"なのでモデル名をmodel2とすれば、

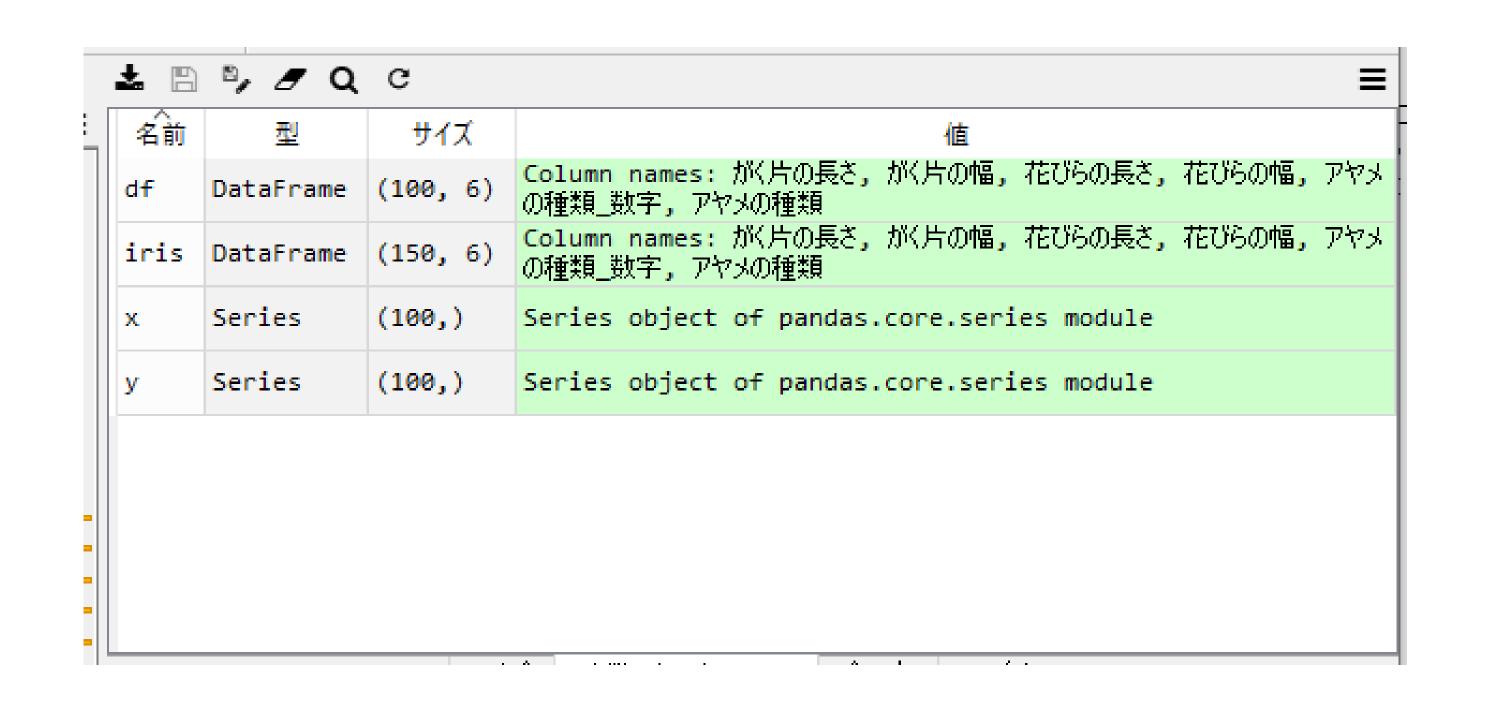
- ①学習モデルの選択 model2 = LogisticRegression()
- ②データを入れて学習させる model2.fit(x,y)

x = df['がく片の長さ'] y = df['アヤメの種類\_数字']

このままではうまくいかない!?

このfit()に入れる説明変数は2次元配列(行列の形)でなければならないというルールがあるので、

このxを2次元配列に変換する必要がある



データフレームを1列取り出すとSeries型という1次元配列になる

このxを2次元配列に変換する必要がある

# pandas(前回のスライド)

pandasではデータフレームを使用してみます

変数 = pd.DataFrame(データ)

データは自分で作ることも出来ますが、外から読み込むことも出来ます。

	体重	身長	年齡
Αさん	40	160	20
Bさん	55	170	45
cさん	62	175	38

データフレームはこの形状でデータを扱うことが出来る

x = df['がく片の長さ'] y = df['アヤメの種類\_数字']



x = pd.DataFrame(df['がく片の長さ']) y = df['アヤメの種類\_数字']

# 6) ヒオウギアヤメのがく片の長さとがく片の幅で線形回帰

#### xがデータフレームになっていることを確認

名前	型	サイズ	値
df	DataFrame	(100, 6)	Column names: が、片の長さ、が、片の幅、花びらの長さ、花びらの幅、アヤメの種類_数字、アヤメの種類
iris	DataFrame	(150, 6)	Column names: がく片の長さ、がく片の幅、花びらの長さ、花びらの幅、アヤメの種類_数字、アヤメの種類
x	DataFrame	(100, 1)	Column names: が片の長さ
у	Series	(100,)	Series object of pandas.core.series module

## 6) ヒオウギアヤメのがく片の長さとがく片の幅で線形回帰

#### 線形回帰と同様

```
x = pd.DataFrame(df['がく片の長さ'])
y = df['アヤメの種類 数字']
model2 = LogisticRegression()
model2.fit(x, y)
print(model2.coef )
print(model2.intercept )
```

学習モデルを作ったのでpredictで予測する ではがく片の長さが4.5, 5, 7,0の時のブルーフラッグの確率は?

```
check1 = model2.predict([[4.5]])
print(check1)
check2 = model2.predict([[5.0]])
print(check2)
check3 = model2.predict([[7.0]])
print(check3))
```

学習モデルを作ったのでpredictで予測する ではがく片の長さが4.5, 5, 7,0の時のブルーフラッグの確率は?

```
check1 = model2.predict([[4.5]])
print(check1)
check2 = model2.predict([[5.0]])
print(check2)
check3 = model2.predict([[7.0]])
print(check3))
```

```
Out

print(check1)

[0]

print(check2)

[0]

print(check3)
```

ヒオウギアヤメ(=0)、ヒオウギアヤメ(=0)、ブルーフラッグ(=1)と予測された

# 学習モデルを作ったのでpredictで予測する ではがく片の長さが4.5, 5, 7,0の時のブルーフラッグの確率は?

```
check1 = model2.predict([[4.5]])
print(check1)
check2 = model2.predict([[5.0]])
print(check2)
check3 = model2.predict([[7.0]])
print(check3))
```

```
check4 = model2.predict_proba([[4.5]])
print(check4)
check5 = model2.predict_proba([[5.0]])
print(check5)
check6 = model2.predict_proba([[7.0]])
print(check6))
```

(モデル名).predict\_proba()で確率を計算

```
Out
```

```
print(check1)
[0]
print(check2)
[0]
print(check3)
[1]
```

ヒオウギアヤメ(=0)、ヒオウギアヤメ(=0)、ブルーフラッグ(=1)と予測された

# 学習モデルを作ったのでpredictで予測する ではがく片の長さが4.5, 5, 7,0の時のブルーフラッグの確率は?

```
check1 = model2.predict([[4.5]])
print(check1)
check2 = model2.predict([[5.0]])
print(check2)
check3 = model2.predict([[7.0]])
print(check3))
```

```
check4 = model2.predict_proba([[4.5]])
print(check4)
check5 = model2.predict_proba([[5.0]])
print(check5)
check6 = model2.predict_proba([[7.0]])
print(check6))
```

(モデル名).predict\_proba()で確率を計算

```
Out

print(check1)

[0]

print(check2)

[0]

print(check3)
```

```
print(check4))
[[0.95036498 0.04963502]]
print(check5)
[[0.79665518 0.20334482]]
print(check6))
[[0.00682033 0.99317967]]
```

[[(ヒオウギアヤメの確率) (ブルーフラッグの確率)]]

ヒオウギアヤメ(=0)、ヒオウギアヤメ(=0)、ブルーフラッグ(=1)と予測された

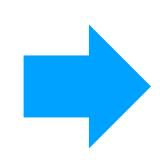
## #8) 説明変数を2つ使って分類する(1)

がく片の長さと幅の2つの変数だとどうなる?

```
x = pd.DataFrame(df['がく片の長さ'])
y = df['アヤメの種類_数字']

model2 = LogisticRegression()
model2.fit(x, y)

print(model2.coef_)
print(model2.intercept_)
```



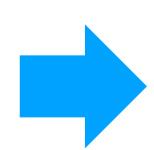
# #8) 説明変数を2つ使って分類する(1)

#### がく片の長さと幅の2つの変数だとどうなる?

```
x = pd.DataFrame(df['がく片の長さ'])
y = df['アヤメの種類_数字']

model2 = LogisticRegression()
model2.fit(x, y)

print(model2.coef_)
print(model2.intercept_)
```



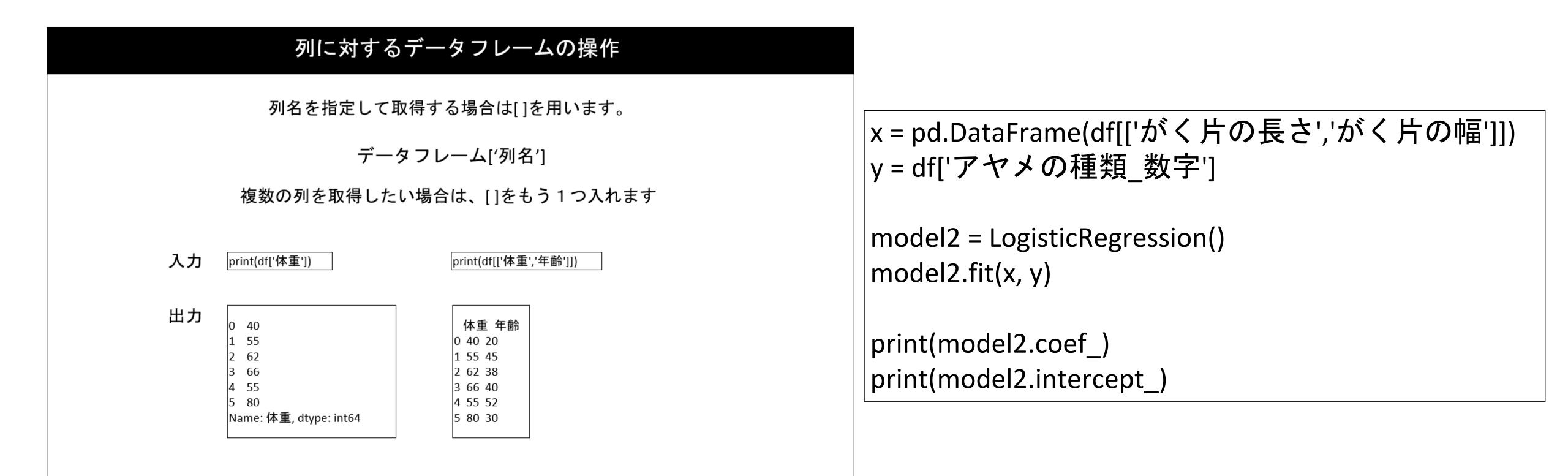
```
x = pd.DataFrame(df[['がく片の長さ','がく片の幅']])
y = df['アヤメの種類_数字']

model2 = LogisticRegression()
model2.fit(x, y)

print(model2.coef_)
print(model2.intercept_)
```

## #8) 説明変数を2つ使って分類する(1)

#### がく片の長さと幅の2つの変数だとどうなる?



# #9) 説明変数を2つ使って分類する(2)

がく片の長さと幅が、(4.5,3.2)、(5.0,5.5)、(7.0,6.0)の時は?

# #9)説明変数を2つ使って分類する②

がく片の長さと幅が、(4.5,3.2)、(5.0,5.5)、(7.0,6.0)の時は?

```
check7 = model2.predict_proba([[4.5,3.2]])
print(check7)
check8 = model2.predict_proba([[5.0, 5.5]])
print(check8)
check9 = model2.predict_proba([[7.0, 6.0]])
print(check9)
```

# #9)説明変数を2つ使って分類する②

がく片の長さと幅が、(4.5,3.2)、(5.0,5.5)、(7.0,6.0)の時は?

```
check7 = model2.predict_proba([[4.5,3.2]])
print(check7)
[[0.95781722 0.04218278]]
check8 = model2.predict_proba([[5.0, 5.5]])
print(check8)
[[9.99803356e-01 1.96643916e-04]]
check9 = model2.predict_proba([[7.0, 6.0]])
print(check9)
[[0.97991578 0.02008422]]
```

9.99803356e-01 は 9.99803356×10<sup>-1</sup>

#### まとめ

## 機械学習の一歩目として、 線形回帰とロジスティック回帰を実践しました

①学習モデルの選択(今回は線形回帰)

(モデル名) = LinearRegression()

- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片
- 4予測を行う

(モデル名).predict(新たな説明変数)

- ①学習モデルの選択(今回はロジスティック回帰) (モデル名) = LogisticRegression()
- ②データを入れて学習させる (モデル名).fit(説明変数,目的変数)
- ③傾き(偏回帰係数)と切片(定数項)を求める(モデル名).coef\_ #傾き(モデル名).intercept\_ #切片
- 4 予測を行う

(モデル名).predict(新たな説明変数)

(モデル名).predict\_proba(新たな説明変数)

次回はもっと多くの機械学習に触れてみたいと思います

#### 他の説明変数でも試してみよう

ヒオウギアヤメとブルーフラッグのデータを用いて、 花びらの長さと幅を説明変数としてロジスティック回帰を行い、 花びらの長さが3.2、花びらの幅が1.1の時の ブルーフラッグである確率を求めよう

ブルーフラッグとバージニカのデータを用いて、 花びらの長さと幅を説明変数としてロジスティック回帰を行い、 花びらの長さが3.2、花びらの幅が1.1の時の ブルーフラッグである確率を求めよう