# 単回帰を使う

正田備也

masada@rikkyo.ac.jp

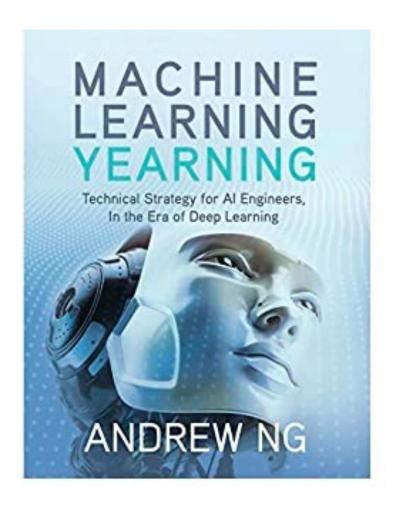
### kNNの課題の追加説明

• kを交差検証(cross validation)で決める方法

- 前回説明したcross validationの方法は、<u>leave-one-out</u>と呼ばれる
  - まずtest dataを除去(test setは、最後に一回、評価に使うだけ)
  - 残りのデータをtraining setとvalidation setに分割
  - 前回説明した方法では、validation setは一つの国だけ = leave-one-out
  - この一つの国を取り替えつつ、それぞれの場合の予測誤差を記録
  - これらの予測誤差の平均を求める
  - この予測誤差の平均を最小にするkの値を調べる(elbow curve)

# 交差検証(cross validation)

- ・機械学習の実験では、しばしばデータ集合を3つに分ける
- 1. training set
- 2. validation set (development set)
- 3. test set
- test setは、最後に一回、手法の最終的な評価に使うだけ
- training setとvalidation setを使って、良いモデルを選んでおく
  - test setで評価する前に、できるだけ良いモデルを選んでおく
  - validation setの取り方をいろいろ変える→交差検証

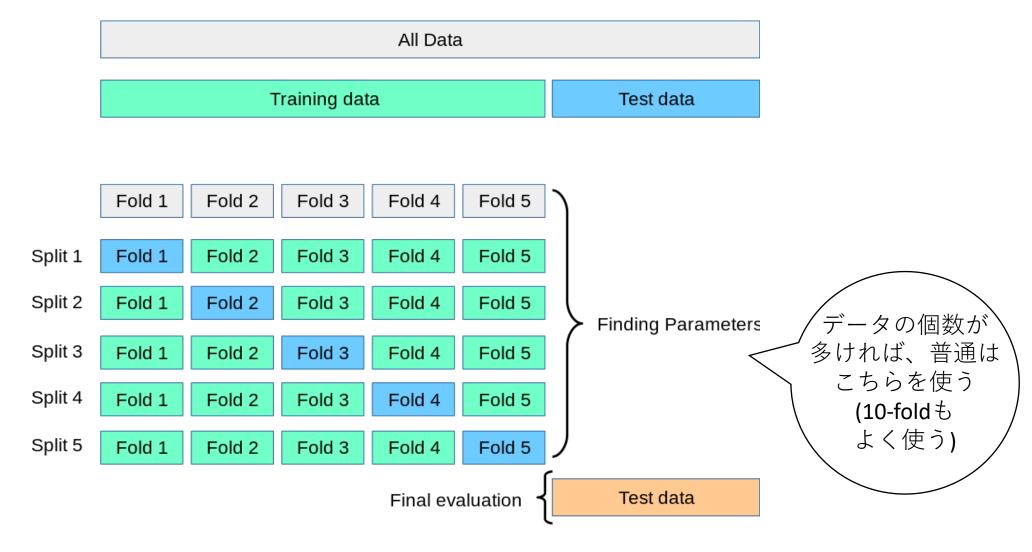


https://www.deeplearning.ai/machine-learning-yearning/

#### leave-one-out cross validation



#### 5-fold cross validation



https://scikit-learn.org/stable/modules/cross\_validation.html

# データ分割の必要性の雰囲気

- 未知データに対する予測性能を調べたい!
  - training setとは別に、test setを用意する必要がある。
  - そのtest setを最後に一回使って、手法の予測性能を測る。
- できるだけ良いモデルを探したい!
  - training setの部分集合を、validation setとして取り出す必要がある。
  - 個々のモデルをvalidation set上で評価して比較する。
  - validation setは、何通りも違う取り出し方をし、評価を繰り返す。
    - 良いモデル=予測に良いモデル or データの「理解」に良いモデル

### 今日の予定

- 機械学習とは何かを説明。
- それをふまえて、単回帰を説明。
- そして、scikit-learnを使った単回帰の実装
  - 勾配降下法については、次回説明

### 課題5

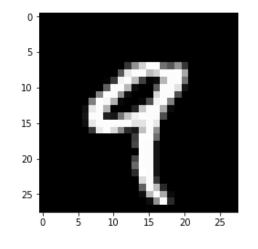
- 一人当たりのGDPから生活満足度を予測してみよう(p.22)
- 日本について、他の全ての国の生活満足度が既知と仮定し、生活 満足度を予測しよう
- 予測は、実際の値との差の絶対値で、評価しよう
- sklearnの線形回帰を使おう
- 推定結果を直線のグラフとして可視化しよう
  - その際、訓練データの散布図も、グラフに重ねて描こう

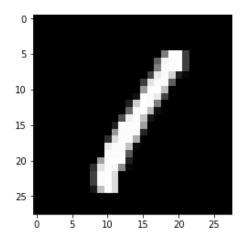
機械学習とは?

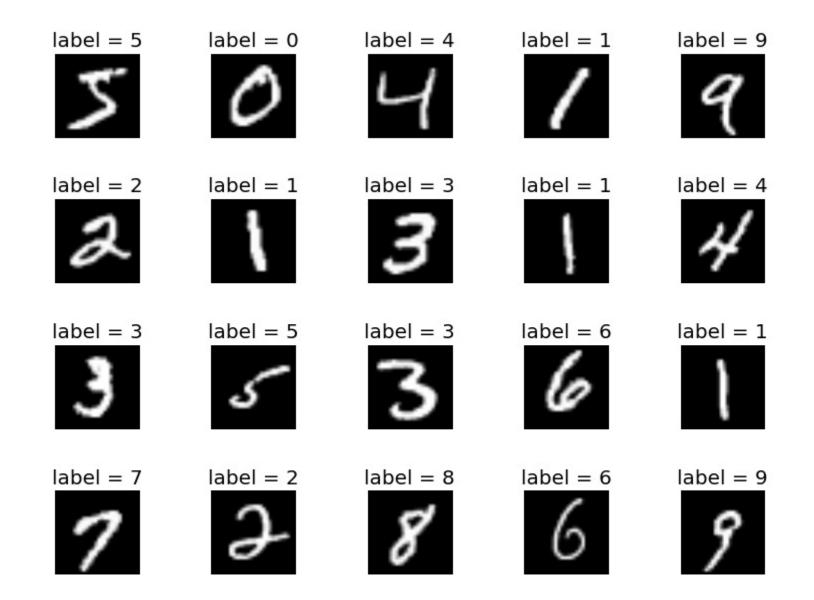
### 例:手書き数字画像の分類 (MNISTデータセット)

- 画像に「0」から「9」までのどの数字が書いてあるかを計算 機に判定させる
  - 右の画像はそれぞれ「9」「1」が正解。

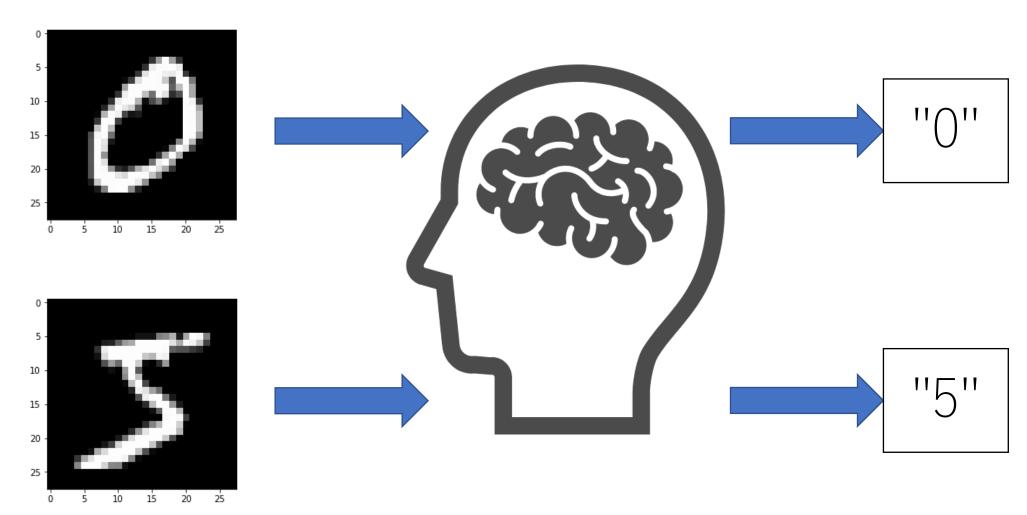
- 機械学習=計算機に学習させる
  - どうやって?



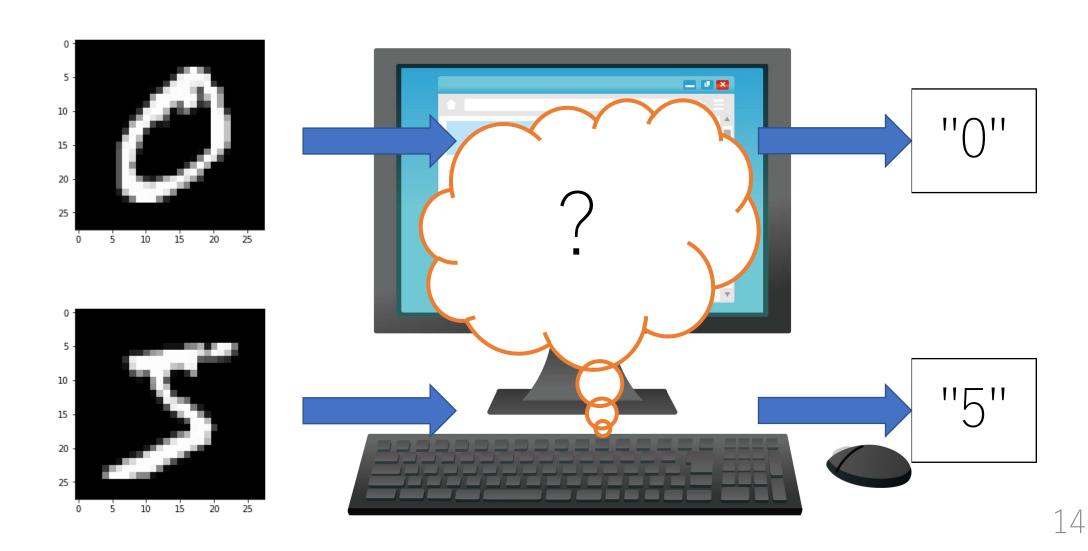




### 人間はすぐ答えが分かる (すでに学習済みなので)



### 計算機に答えを当てさせるには?



# 分類(classification)

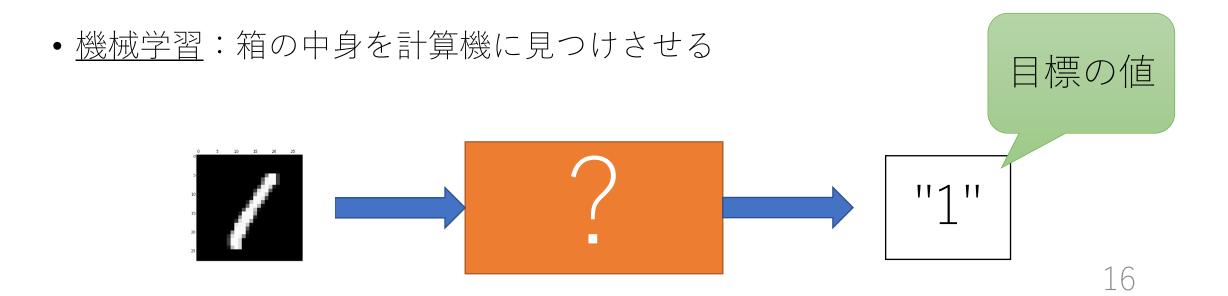
- データを複数のクラスへと分ける問題
  - 入力:分類したいデータ
  - 出力:どのクラスへ属させるべきかを示す値=「クラスラベル」
- どんな入力データにも、ちゃんと正解のラベルを出して欲しい
  - 欲しいものは図の「?」の部分。



### 機械学習とは

• <u>学習</u>:箱から出てくる値が目標の値になるような箱の中身(「?」の部分)を 見つける

• 箱の中身:入力から出力を得るための何らかの計算方法



# 機械学習とは

### 良い関数を計算機に見つけてもらうこと。

関数 = 値を入れると、その値に応じて何かの値が出てくる箱 良い関数 = どんな値を入れても、出てくる値が目標の値に近い箱

> 計算機に見つけてもらうのであって、 人間が試行錯誤して見つけるのではない。

### もう少しテクニカルに言うと・・・

関数の、無数にあるパラメータ設定の中から 良い設定を計算機で見つけること。

良い設定=どんな入力に対しても(<u>見たことがない入力</u>に対しても) 望みどおりの出力が得られる

### 関数を選ぶ範囲

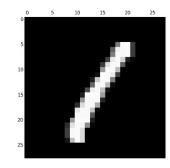
- 関数を選ぶ範囲は、あらかじめ決めておく
- •どう決める?
  - 入力データのフォーマットを決める
    - 入力データをどのように数値化するか?
  - 出力データのフォーマットを決める
    - 出力データをどのように数値化するか?
  - 計算式の「かたち」を決める
    - 計算式はパラメータ(自由に変更できる部分)を含む。
    - このパラメータを計算機で決めるのが、機械学習。

# 例:入力画像をどうやって数値化する?

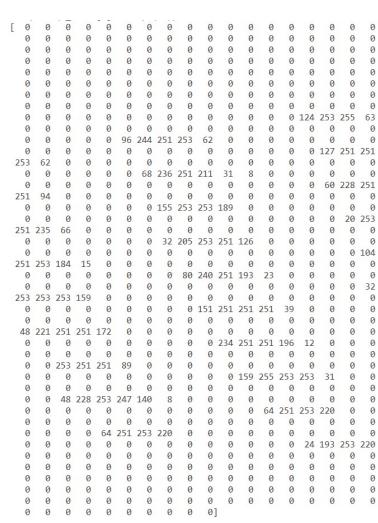
#### ベクトルにする

例) 28x28ピクセルのモノクロ画像

⇒ 28x28=784次元ベクトル



各ピクセルの値は0~255 (グレースケール)



# 例:出力記号をどうやって数値化する?

- "0", "1", "2", …はラベルであって、数値ではない
- ベクトルにする
  - 例)10種類のラベルがある場合 ("0", "1", "2", ..., "9"の10種類)
    - ⇒ 10次元ベクトルとして数値化
    - "3"というラベルの場合:

[0 0 0 1 0 0 0 0 0 0]

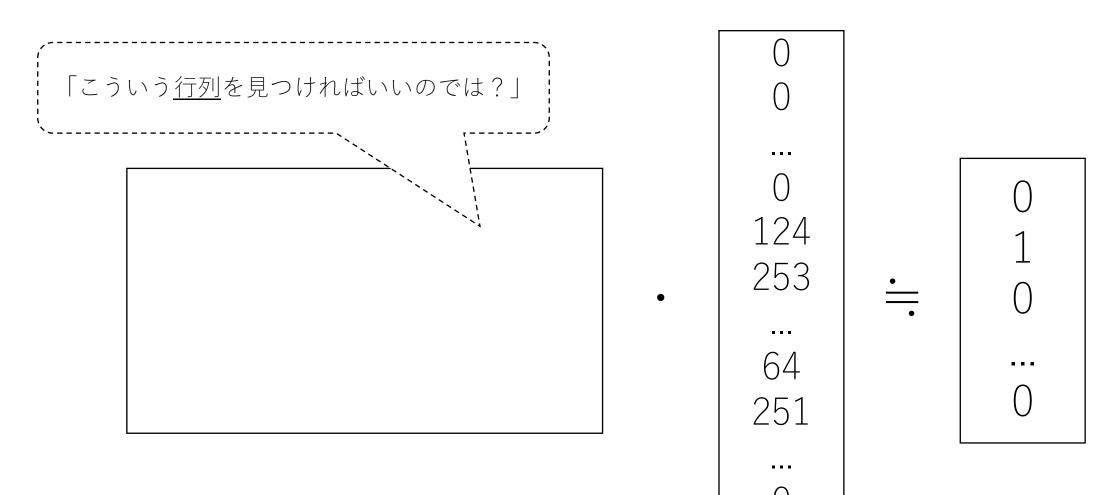
こういうものを one-hot vectorと呼ぶ。

# 手書き数字画像の分類の問題設定

入力データと出力データをベクトル化した後の状態



#### (鋭い方ならこう思いつかれるかも・・・)



### ちょっと複雑すぎるので・・・

- 入力も出力も1個の数値である場合を考える
  - 1個の数値の入力を
  - 1個の数値の出力に
- こういう変換のなかだけから選ぶ



# 単回帰(入力も出力も1次元ベクトル)

### 例題1



- ・ある箱に、
  - •1という数値を入れたら3という数値が出てきてほしい。
  - 2という数値を入れたら4という数値が出てきてほしい。
  - •3という数値を入れたら5という数値が出てきてほしい。
  - 4という数値を入れたら6という数値が出てきてほしい。
- 箱の中でどういう計算をすればいいでしょうか?

### 例題2



- ある箱に、
  - •1という数値を入れたら3という数値が出てきてほしい。
  - 2という数値を入れたら8という数値が出てきてほしい。
  - 3という数値を入れたら13という数値が出てきてほしい。
  - 4という数値を入れたら18という数値が出てきてほしい。
- 箱の中でどういう計算をすればいいでしょうか?

### 例題3



- ・ある箱に、
  - •1という数値を入れたら2という数値が出てきてほしい。
  - 2という数値を入れたら-1という数値が出てきてほしい。
  - •3という数値を入れたら-4という数値が出てきてほしい。
  - 4という数値を入れたら-7という数値が出てきてほしい。
- 箱の中でどういう計算をすればいいでしょうか?

# 箱を関数だと思う

- $\lceil x$ を入れたらyが出てきてほしい」
  - y = f(x)と書ける
  - •f(x)はxの関数(関数:行き先がひとつに決まる)
- 例題を解くことで何をしていたか?
  - 関数f(x)の式を求めていた

### 例題4(ちょっとデータ数が多い)

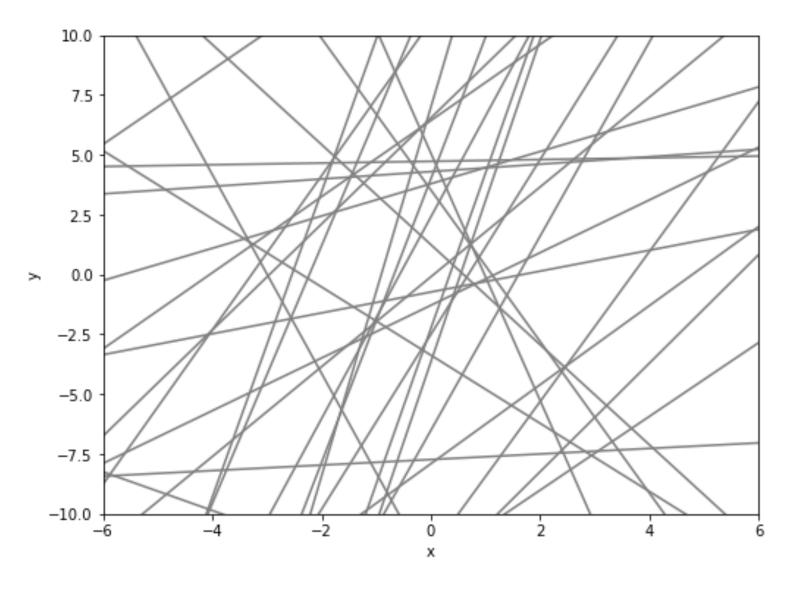
- ある箱に、
  - 2.0という数値を入れたら-4.0という数値が出てきてほしい。
  - 1.2という数値を入れたら-2.0という数値が出てきてほしい。
  - -3.0という数値を入れたら5.5という数値が出てきてほしい。
  - 0.5という数値を入れたら-0.9という数値が出てきてほしい。
  - -4.1という数値を入れたら8.3という数値が出てきてほしい。
  - -1.5という数値を入れたら2.9という数値が出てきてほしい。
  - -2.5という数値を入れたら4.9という数値が出てきてほしい。
  - 6.2という数値を入れたら-12.2という数値が出てきてほしい。
- 箱の中でどういう計算をすればいいでしょうか?

# モデルを設定する

- モデル=箱の中身を数式で表したもの
- ここでは、関数のかたちを一次式に設定(一番簡単なので)

$$f(x) = ax + b$$

- これで関数を選ぶ範囲が決まった。 (線形回帰)
- そして「aとbをいくらにすればいいか?」という問題を解く
  - あとはこの範囲の中で、できるだけいい関数を選べばよい。



f(x) = ax + bは様々でありうる

## 例題4の続き

$$2a + b = -4$$

$$1.2a + b = -2$$

$$-3a + b = 5.5$$

$$0.5a + b = -0.9$$

$$-4.1a + b = 8.3$$

$$-1.5a + b = 2.9$$

$$-2.5a + b = 4.9$$

$$6.2a + b = -12.2$$

## 解けない方程式

- 未知数はaとbの二つだけ
- なのに等式がたくさんある
  - 式が2つだったら解ける
- つまり・・・解はない
- 困った!

### 例題4で式が2つだけだったら・・・

$$2a + b = -4$$
  
 $1.2a + b = -2$ 

- ・これは普通の連立一次方程式
  - 答えはa = -2.5, b = 1

### 問題を変える 目標の値に、一致させるのではなく、近づける

- 未知数はaとbの二つだけ
- なのに等式がたくさんある(式が2つだったら解ける)
- つまり・・・解はない
- そこで・・・値が<u>ズレ</u>ていてもいいことにする
  - 一致しなくても、十分に近ければ良い、と考える

## 例題4の続き(簡単のために式を3つにした)

$$2a+b \approx -4$$
 $1.2a+b \approx -2$ 
 $-3a+b \approx 5.5$ 
 $\frac{1.2a+b}{2}$  完全に一致しなくてもいい、という意味。

## 残差

- $2a + b \approx -4$ 
  - 残差は **(2***a* + *b*) **(**-4**)**
- $1.2a + b \approx -2$ 
  - 残差は(1.2*a* + *b*) (-2)
- $-3a + b \approx 5.5$ 
  - 残差は(-3a+b)-5.5

残差の2乗 2乗するとプラスかマイナスかが関係なくなる

- $2a + b \approx -4$ 
  - 残差の2乗は $\{(2a+b)-(-4)\}^2$
- $1.2a + b \approx -2$ 
  - 残差の2乗は $\{(1.2a+b)-(-2)\}^2$
- $-3a + b \approx 5.5$ 
  - 残差の2乗は $\{(-3a+b)-5.5\}^2$

#### 問題を解く方針

• 残差の2乗の和を最小にすることで、関数

$$f(x) = ax + b$$

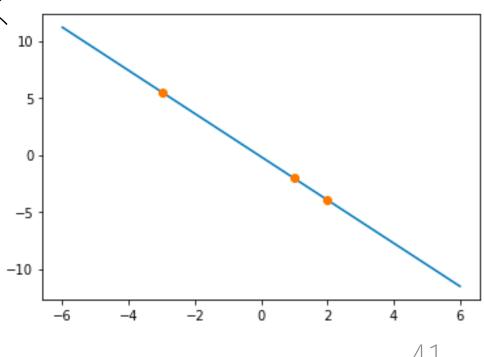
のaとbを求める

- つまり、ax + bというモデルのパラメータを求める
  - 例題4の場合なら、次の式の値を最小にするaとbを求める

$${(2a+b)-(-4)}^2+{(1.2a+b)-(-2)}^2+{(-3a+b)-5.5}^2$$

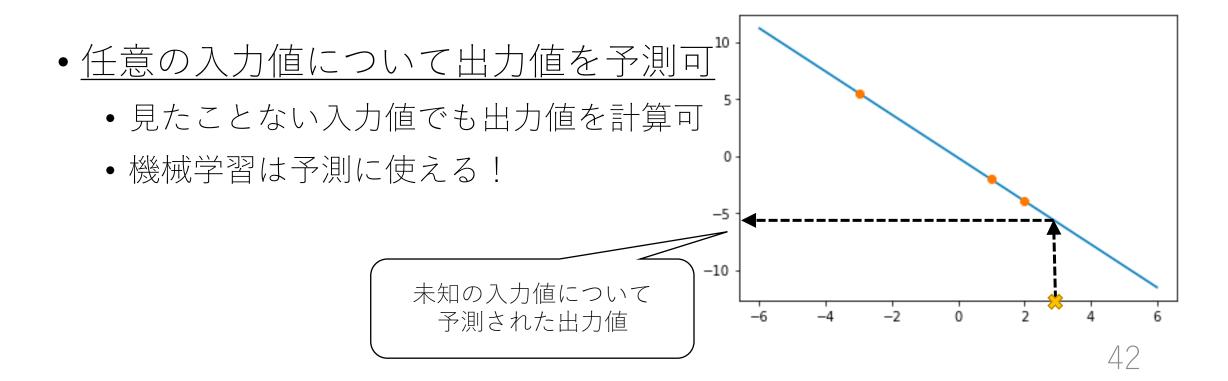
#### 問題の解き方のイメージ

- 入力値と出力値のペアを表す点がたくさんある
  - 入力値がx座標、出力値がy座標。
- それらの点にぴったり合う直線を引く
- こういう問題を「線形回帰」という
  - 「線形」 ≒ 「まっすぐ」



## 線形回帰による予測

- 直線が求まれば・・・
  - つまり関数を一つ選べば・・・

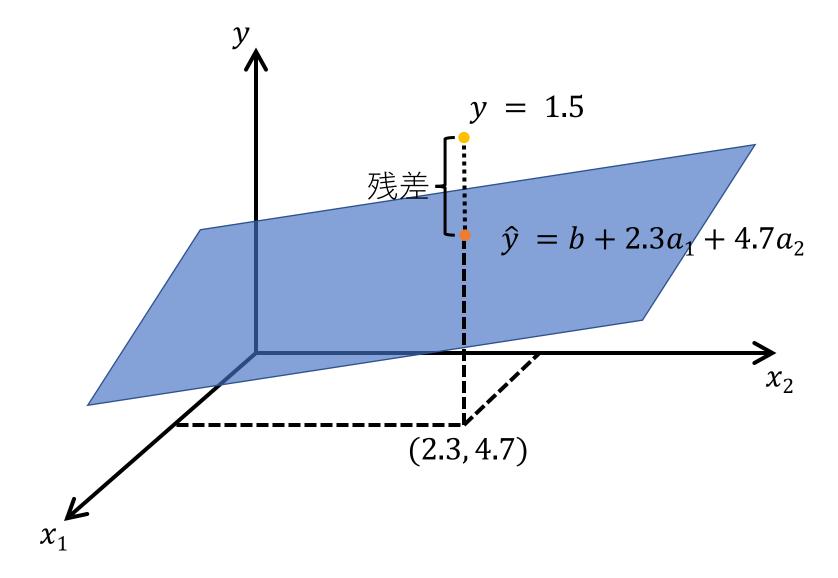


## 単回帰

•回帰のうち入力値が1つのものを単回帰と呼ぶ

- 入力値が2つの場合だと・・・
- 線形回帰は、平面をデータ点にフィットさせる
  - 「線形」 = 「まったいら(曲がっていない)」

# 入力値が2つの線形回帰



## 機械学習とは・・・

- 入力値と出力値のペアが大量に与えられているとき
- 入力値から出力値を計算する方法(関数)を計算機に探させる。

- 関数は<u>特定の形式</u>を持っていると仮定する(例:1次式)
  - 関数を探す範囲は、すでに決まっていると仮定
- 目標の出力値からのズレの測り方を決める(例:残差の2乗の和)
  - そしてズレを機械に小さくさせる=機械に関数の<u>パラメータ</u>を推定させる
    - 例:一次式の係数を、残差平方和ができるだけ小さくなるように決める

# 逆に言えば・・・

「"良い関数を見つける"という問題へ落としこめない問題は、機械学習では解けません」

解きたい問題を、「良い関数を見つける」問題として、どうにかして、言い換えてみてください

#### 機械学習の問題として解くのに必要なもの

- •数値化された入力とそれ対応する目標値としての出力の、ペア
  - このペアは、たくさんあればあるほど、良い
- 入力を目標の出力へ変換する関数の式の形
  - ・ 式の形を固定すれば、あとはパラメータの値をうまく決めればよい

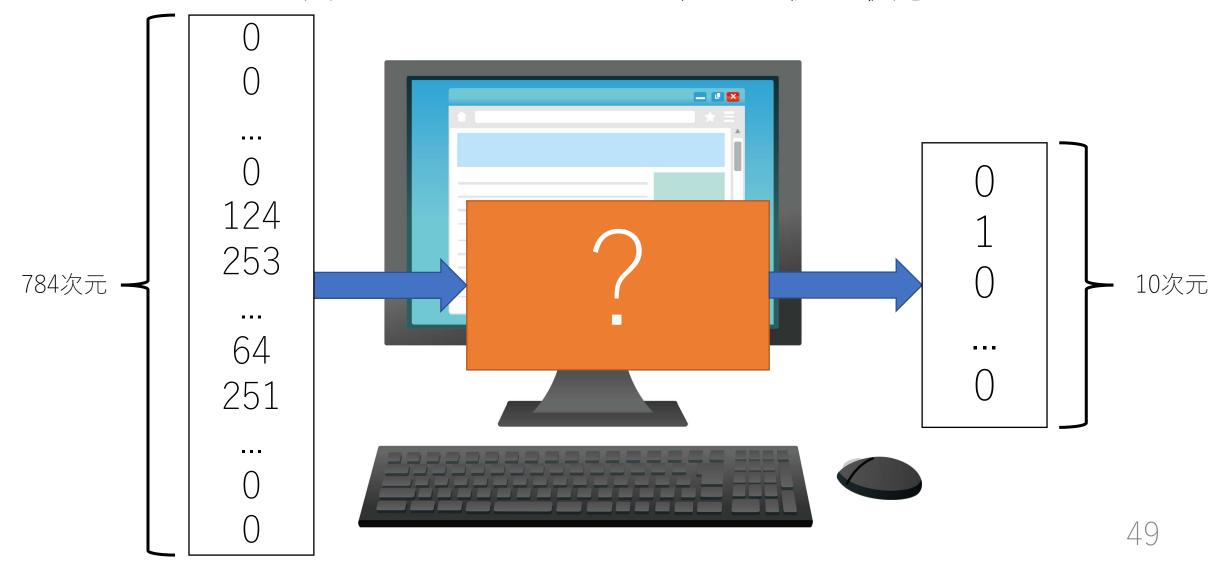
- 関数の出力値と目標値との<u>ズレ</u>の測り方
  - ・ 残差の2乗の和は、一つの候補
  - ・このズレが損失関数。モデルのパラメータを変えると、ズレも変わる。

## 損失関数

- モデルの出力値とターゲットとのズレを表す関数
  - ・線形回帰では残差の2乗の和をよく使う
- モデルパラメータを動かすと損失関数の値も動く
  - 単回帰では、傾きと切片がパラメータ
- モデルパラメータを動かして損失関数を最小化する
  - これがいわゆる「学習」

## 手書き数字画像の分類の問題設定

入力データと出力データをベクトル化した後の状態



## 演習

$${(2a+b)-(-4)}^2+{(1.2a+b)-(-2)}^2+{(-3a+b)-5.5}^2$$

上の残差の2乗和を最小にするaとbの値を求めよ。

# 実践

#### scikit-learnを使う

- 機械学習のライブラリ
- 線形回帰だけでなく、いろいろ入っている
  - SVMやk-meansなど
  - 手法だけでなく、実験に使えるデータセットも入っている
- データの型としてnumpyのarrayが使える
  - 便利!

## 説明用の例題

- 関数y = ax + bによってモデル化される「箱」に
  - 2.0を入れたら-4.0が出てきてほしい
  - 1.2を入れたら-2.0が出てきてほしい
  - •-3.0を入れたら5.5が出てきてほしい
  - -1.0を入れたら2.0が出てきてほしい

#### 最小二乗法による線形回帰 (エラーが出る)

from sklearn import linear\_model

```
reg = linear_model.LinearRegression() #線形回帰を準備
x = [2.0, 1.2, -3.0, -1.0]
y = [-4.0, -2.0, 5.5, 2.0]
reg.fit(x, y) #最小2乗法を実行
a = reg.coef_
b = reg.intercept_
print(a, b)
```

#### 最小二乗法による線形回帰 (エラーが出ない)

from sklearn import linear model reg = linear\_model.LinearRegression() #線形回帰を準備 x = [[2.0], [1.0], [-3.0], [-1.0]]y = [-4.0, -2.0, 5.5, 2.0]reg.fit(x, y) #最小2乗法を実行 a = reg.coef b = reg.intercept print(a, b)

#### なぜこうなっている?

- scikit-learnでは入力が<u>ベクトル</u>であると想定
  - 入力が1個の数値であっても、1次元のベクトルとして扱わないといけない



#### 最小二乗法による線形回帰

```
import numpy as np
from sklearn import linear model
reg = linear_model.LinearRegression() #線形回帰を準備
x = [2.0, 1.0, -3.0, -1.0]
x = np.array(x).reshape(-1, 1)
y = [-4.0, -2.0, 5.5, 2.0]
reg.fit(x, y) #最小2乗法を実行
a = reg.coef
b = reg.intercept
print(a, b)
```