# 線形代数



- 1 機械学習に必要な線形代数の知識
- 2 スカラー・ベクトル・行列
- 3 ベクトルの演算
- 4 行列の演算

- 1 機械学習に必要な線形代数の知識
- 2 スカラー・ベクトル・行列
- 3 ベクトルの演算
- 4 行列の演算

## はじめに

Q

なぜ、機械学習に 線形代数の知識が必要なの?

## はじめに

なぜ、機械学習に 線形代数の知識が必要なの?

**へ** ベクトルや行列、テンソルが**データ やその処理を表現**するのにとても便 利だから!

# 機械学習とは データからパターンを見つけ出す分野

#### データ

	築年数 (年)	専有面積 [㎡]	駅からの距離 [m]	家賃 [円]
物件A	20	40	200	45,000
物件B	15	35	400	40,000
i.	÷	÷	÷	i
物件Y	10	45	500	52,000
物件Z	8	50	100	85,000

#### パターン

築年数:●●年

専有面積:●●m²

駅からの距離: ●●●m

なら

家賃は:●●



# 機械学習とは データからパターンを見つけ出す分野

#### データ

	築年数 (年)	専有面積 [㎡]	駅からの距離 [m]	家賃 [円]
物件A	20	40	200	45,000
物件B	15	35	400	40,000
:	÷	÷	÷	i
物件Y	10	45	500	52,000
物件Z	8	50	100	85,000

#### パターン

物件Aの家賃はどの様に予測できる...

 $20w_1 + 40w_2 + 200w_3 = ?$ 



# パターンを見つけ出すために データに対して共通の計算処理を行う

#### データ

	築年数 (年)	専有面積 [㎡]	駅からの距離 [m]	家賃 [円]
物件A	20	40	200	45,000
物件B	15	35	400	40,000
:	÷	÷	:	:
物件Y	10	45	500	52,000
物件Z	8	50	100	85,000

#### 共通の計算処理

#### 予測値の 計算

$$20w_1 + 40w_2 + 200w_3 = 40000$$
$$15w_1 + 35w_2 + 400w_3 = 45000$$
$$10w_1 + 45w_2 + 500w_3 = 52000$$
$$8w_1 + 50w_2 + 100w_3 = 83000$$

## 誤差の 計算

正解值	予測値	差分	差分の二乗
45,000	40,000	5,000	
40,000	45,000	-5,000	
52,000	52,000	0	
85,000	83,000	2,000	

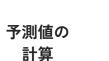
# 線形代数では、データや計算処理を まとめて表記することで1つの数として扱う

#### データや計算処理

$$20w_1 + 40w_2 + 200w_3 = 40000$$
$$15w_1 + 35w_2 + 400w_3 = 45000$$
$$10w_1 + 45w_2 + 500w_3 = 52000$$
$$8w_1 + 50w_2 + 100w_3 = 83000$$

正解值	予測値	差分	差分の二乗
45,000	40,000	5,000	
40,000	45,000	-5,000	
52,000	52,000	0	
85,000	83,000	2,000	

#### 線形代数



$$\begin{pmatrix} 20 & 40 & 200 \\ 15 & 35 & 400 \\ 10 & 45 & 500 \\ 8 & 50 & 100 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 40000 \\ 45000 \\ 52000 \\ 83000 \end{pmatrix}$$

$$Xw = t'$$

$$E(\boldsymbol{w}) = \frac{1}{2}||\boldsymbol{X}\boldsymbol{w} - \boldsymbol{t}||^2$$

## まとめ

01

機械学習とは データからパターンを見つけ出す分野

02

データや計算処理は 線形代数を使うと**簡潔に表現**できる

- 1 機械学習に必要な線形代数の知識
- 2 スカラー・ベクトル・行列
- 3 ベクトルの演算
- 4 行列の演算

## はじめに

線形代数って何を学ぶ分野?

## はじめに

Q

線形代数って何を学ぶ分野?

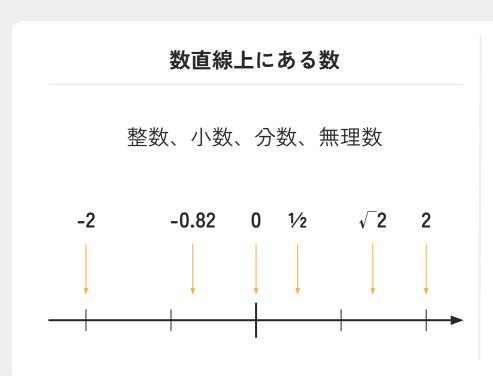
A

数を縦や横に並べた **ベクトルや行列**などの扱いを学ぶ!

# 線形代数で扱うスカラー、ベクトル、行列

スカラー	ベクトル	行列
2	$oldsymbol{c} = egin{pmatrix} 2 \ 3 \ 5 \end{pmatrix}$	$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix}$
$\frac{3}{4}$	$oldsymbol{d}=(2,0,4,-1)$	$\boldsymbol{B} = \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ 0 & 3 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$

## 数値 = スカラー



#### 数式

文字に数値を代入するとこちらも スカラーであることがわかる

$$2x^2 + 3x + 1$$
 $\frac{1}{1+x^2}$ 

ベクトルとは

## 例えばデータテーブルの1つの行や列

	_
$\overline{}$	7
_	

	築年数 [年]	専有面積 [㎡]	駅からの距離 [m]	家賃 [円]
物件A	20	40	200	45,000
物件B	15	35	400	40,000
:	÷	:	:	i
物件Y	10	45	500	55,000
物件Z	8	50	100	80,000

#### ベクトル

mベクトルによる表現 (20,40,200,45000)  $\begin{pmatrix} 20\\15\\35\\35\\400\\400\\4000\\40000\\\vdots\\10(10,45,50055000)5000\\8(8,50,100,8000)$   $\begin{pmatrix} 80000\\8\\8\\50,100\\8\\80000 \end{pmatrix}$ 



# 縦または横にスカラー(数値)を並べたもの = **ベクトル**

#### 行ベクトル

$$a = (5,7)$$

$$\boldsymbol{b} = (2, 3, 5)$$

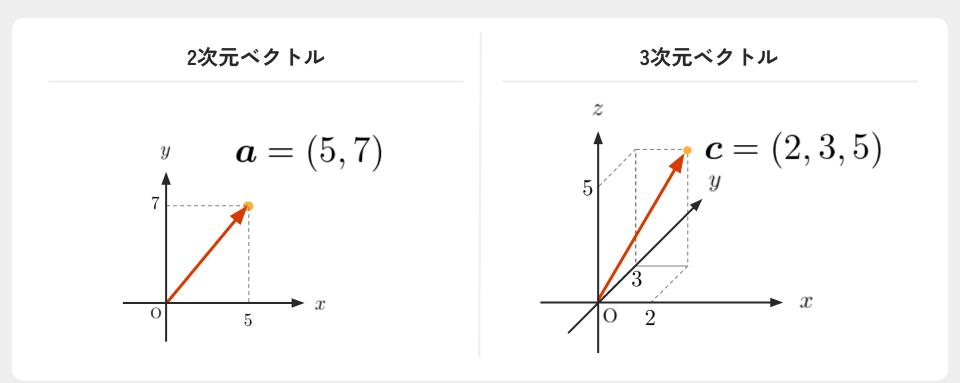
$$c = (-1, 3, 1, 4)$$

 $oldsymbol{a}$  というベクトルのi番目の成分を $a_i$ と書く

#### 列ベクトル

$$oldsymbol{d} = egin{pmatrix} 1 \ 2 \end{pmatrix} \ oldsymbol{e} = egin{pmatrix} 0 \ -1 \ 0 \end{pmatrix}$$

## ベクトルの図形的なイメージ

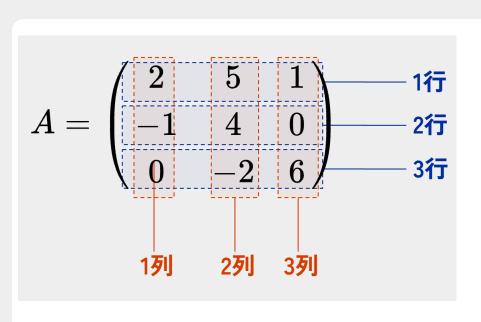


# 行列は データテーブルそのもの

		データ		
	築年数 [年]	専有面積 [㎡]	駅からの距離 [m]	家賃 [円]
物件A	20	40	200	45,000
物件B	15	35	400	40,000
:	÷	÷	÷	i
物件Y	10	45	500	55,000
物件Z	8	50	100	80.000

	行	列	
$\int 20$	40	200	45000
15	35	400	45000
•	:	•	• •
10	45	500	55000
8	50	100	80000 /
	15 :	$egin{pmatrix} 20 & 40 \\ 15 & 35 \\ \vdots & \vdots \end{pmatrix}$	15       35       400              10       45       500

# 縦と横にスカラー(数値)を並べたもの = 行列



**行の数、列の数**に合わせて**n行m列の行列** などと表現する。

今回は3行3列の行列である。

行数と列数が一致している行列は特に **正方行列** 

A という行列のi行目j列目の成分を $A_{ij}$ と書く

## スカラー、ベクトル、行列を一般化したテンソル

スカラー、ベクトル、行列を一般化し、数値を並べる方向の数に着目した **n階のテンソル**という言い方がある。

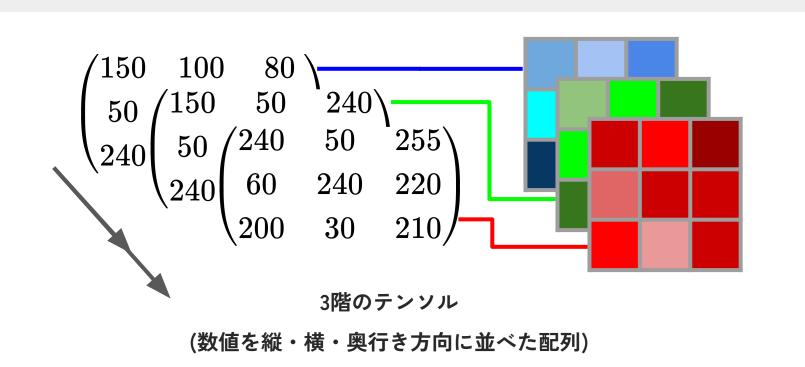
(縦と横の配列)

$$c = (2, 3, 5)$$

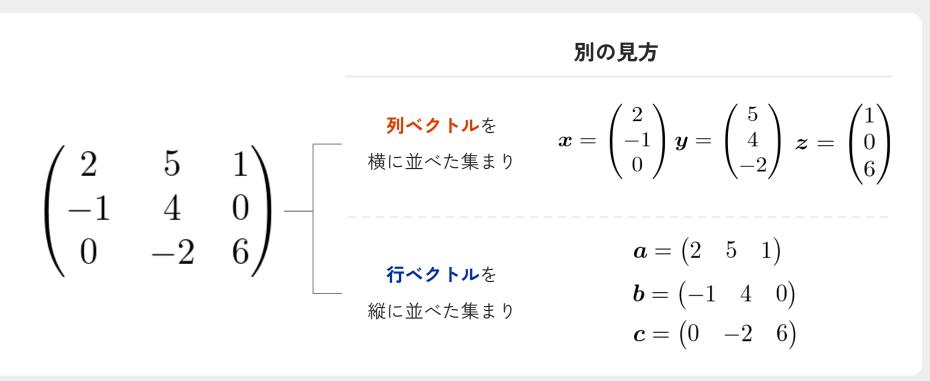
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix}$$

※もちろん**nが3以上**の場合もある

## 3階以上のテンソルも存在する



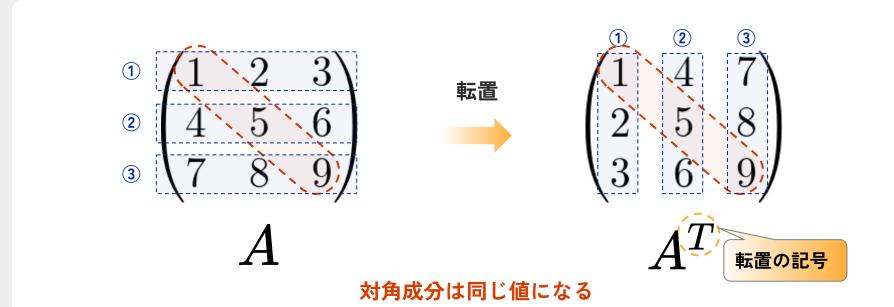
# 行列はベクトルが縦または横に並んだものとも考えられる



# テーブルデータにおける 列ベクトルと行ベクトルの意味



## 行列の行と列を入れ替える操作 = 転置





## 行列の転置とは?

#### データ行列

	築年数 [年]	専有面積 [㎡]	駅からの距離 [m]	家賃 [円]
物件A	20	40	200	45,000
物件B	15	35	400	40,000
÷	÷	÷	÷	i
物件Y	10	45	500	55,000
物件Z	8	50	100	80,000

#### 転置したデータ

	物件A	物件B	 物件Y	物件Z
築年数 [年]	20	15	 10	8
専有面積 [㎡]	40	35	 45	50
駅からの 距離[㎡]	200	400	 500	100
家賃[円]	45000	40000	 55000	80000

## まとめ

01

線形代数とは

ベクトルや行列などの扱いを学ぶ分野。

02

ベクトルや行列を使ってデータを表現することで 線形代数の知識を用いて**データを解釈できる**。

- 1 機械学習に必要な線形代数の知識
- 2 スカラー・ベクトル・行列
- 3 ベクトルの演算
- 4 行列の演算



## はじめに

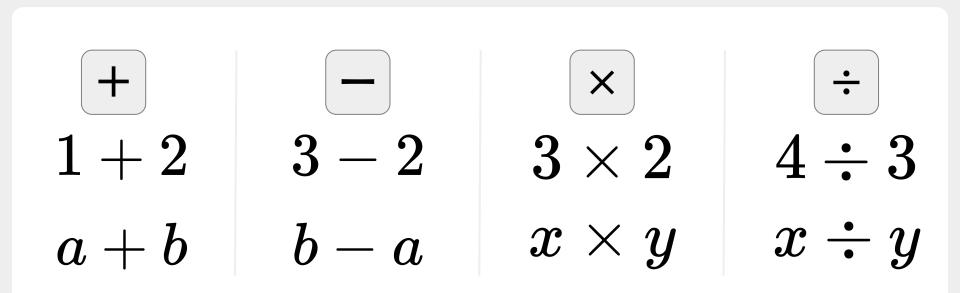
Q ベクトルの演算はどの様にするの?

## はじめに

へクトルの演算はどの様にするの?

A この章で、データの扱いを例にとって ベクトルの演算を見ていこう。

## スカラーの演算は小学校で学んだ通り

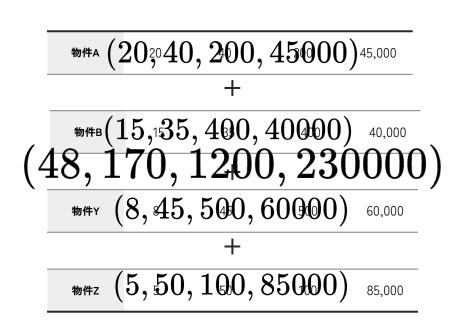


この章では、ベクトルの演算はどの様にすればいいのかを見ていこう。

## データの平均を計算しよう

#### 物件情報のデータテーブル

	築年数 (年)	專有面積 [㎡]	駅からの距離 [m]	家賃 [円]
物件A	20	40	200	45,000
物件B	15	35	400	40,000
物件Y	8	45	500	60,000
物件Z	5	50	100	85,000



## データの平均を計算しよう

#### 物件情報のデータテーブル

築年数 (年) 専有面積 [㎡] 駅からの距離 [m] 家賃 [円]

$$m{a}=(20,40,200\, 
m{co} 4500\, 
m{co})$$

$$^{**}b = (15, 35, 400, 40000)$$

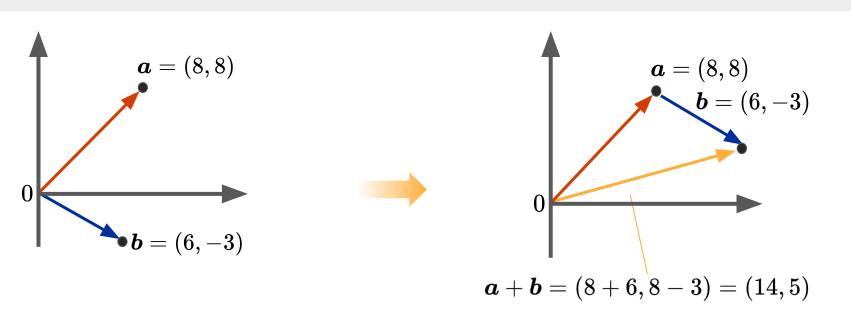
\*\*
$$\mathbf{e} = (8, 45, 4500, 600006),000$$

\*\*
$$d = (5, 50, 100, 85000),000$$

$$egin{aligned} m{S} &= m{a} + m{b} + m{c} + m{d} \ &= (48, 170, 1200, 230000) \end{aligned}$$

$$egin{aligned} oldsymbol{\mu} &= rac{1}{4} oldsymbol{S} \ &= rac{1}{4} (48, 170, 1200, 230000) \ &= (12, 42.5, 300, 57500) \end{aligned}$$

# ベクトルの和は成分ごとに足す 矢印を繋げるイメージ



## 平均からの差を求めよう

#### 物件情報のデータテーブル

	築年数 (年)	専有面積 [㎡]	駅からの距離 [m]	家賃 [円]
物件A	20	40	200	45,000
物件B	15	35	400	40,000
物件Y	8	45	500	60,000
物件Z	5	50	100	85,000

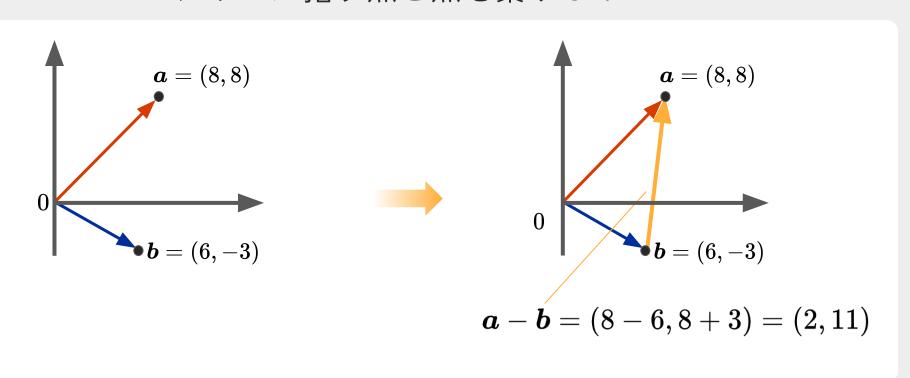
#### 物件Aの情報と平均を比べよう

$$a = (20,40,200,0.5450)$$

$$oldsymbol{\mu} = (12,42.5,300,57500) \ {}^{_{ au\!s}}(12,{}^{_{1}}\!42.5,{}^{_{2}}\!300,5{}^{_{3}}\!500) \ {}^{_{7,500}}$$

$$(8 = a - \mu)$$
  $(8 = (8, -2.5, -100, -12500)$ 

# ベクトルの差は成分ごとに引く ベクトルが指す点と点を繋げるイメージ



# ベクトルの積は2種類 よく使われるのは**内積**

#### 要素積(アダマール積)

$$oldsymbol{x}=(2,1) \ oldsymbol{y}=(1,-1)$$

$$egin{aligned} oldsymbol{x}\odotoldsymbol{y}&=(2 imes1,1 imes(-1))\ &=(2,-1) \end{aligned}$$

#### 要素同士の積をそのまま返す

#### 内積

$$oldsymbol{x}=(2,1) \ oldsymbol{y}=(1,-1)$$

$$\mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = 2 \times 1 + 1 \times (-1)$$
$$= 1$$

要素同士の積を足し合わせる

### 内積で表現できる計算

#### 賃貸制しよる家賃の各精験と家賃

	築年数		駅からの距離	家賃
$20w_1$	+40u	$v_2 \stackrel{\text{\tiny (1)}}{+} 20$	$0w_3^{\scriptscriptstyle{[m]}}=4$	<u>40000</u>
物件A	+35u	v <sub>2</sub> + 40	0w300 $=$ 4	15000
物件B	15	35	400	40,000
:	i	: •	i	÷
物件Y			$0w_{300} \!\!\!= 5$	,
物件Z	+50w	$v_2 + 10$	$0w_{3_{00}}=8$	33000 83,000



#### ベクトルによる表記

 $oldsymbol{w}=(w_1,w_2,w_3)$  とし、 各々の物件についての家賃以外の データを  $oldsymbol{a},oldsymbol{b},oldsymbol{y},oldsymbol{z}$  の様に表すとする



$$\boldsymbol{b} \cdot \boldsymbol{w} = 45000$$

:

$$\boldsymbol{y} \cdot \boldsymbol{w} = 52000$$

$$\boldsymbol{z} \cdot \boldsymbol{w} = 83000$$

# 内積の表記方法にはドット記法の他に 行べクトル→列ベクトルの順に並べる記法がある

$$oldsymbol{x} = egin{pmatrix} 2 \ 1 \end{pmatrix} \ oldsymbol{y} = egin{pmatrix} 1 \ -1 \end{pmatrix}$$

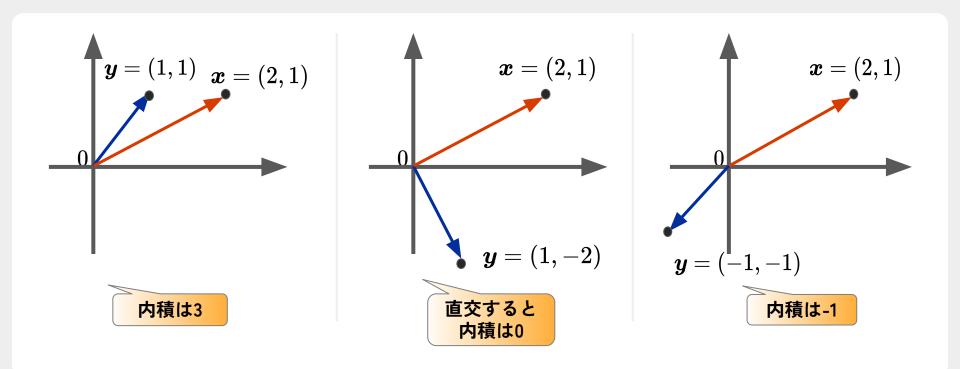
$$egin{aligned} oldsymbol{x} \cdot oldsymbol{y} &= oldsymbol{x}^{\mathrm{T}} oldsymbol{y} \ &= (2,1) egin{pmatrix} 1 \ -1 \end{pmatrix} \ &= 2 imes 1 + 1 imes (-1) \ &= 1 \end{aligned}$$

一般的には行べクトルより 列ベクトルを基本とするため、

 $oldsymbol{x}^{\mathrm{T}}oldsymbol{y}$ 

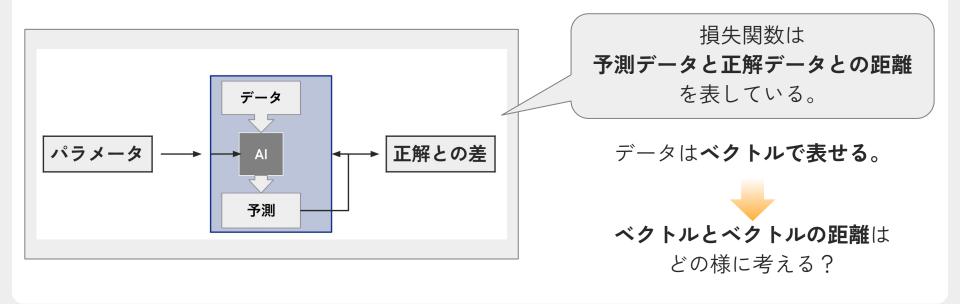
の記法がよく用いられる

# 似た方向のベクトル同士の内積→プラス 違う方向のベクトル同士の内積→マイナス



### データ間の距離

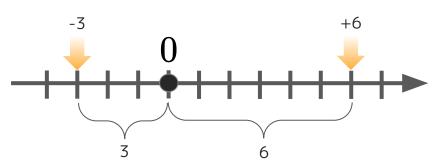
機械学習ではAIが出力した予測データと実際の正解データを比較するため損失関数を考える。



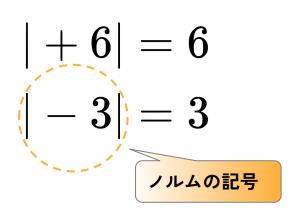
#### 距離とノルム

原点(0)からの距離のことを絶対値、またはノルムという。

スカラーを例にノルムを考えてみよう。



スカラーのノルムは数直線上での **原点からの距離**をみます。 2点の数値を数直線上で表現した際の、 **原点からの距離**は?



#### スカラーのノルム

#### 問題

あるスカラー  $\mathbf{Q}$  のノルムはどんな式?

 $\times \mathbf{Q}$  の具体的な値はわからない。 「原点からの距離」も「マイナスがついて **いたら外す**」も式にできない。

 $m{a}$  の値が**正でも負でも結果が正になる計算** はどんなものがある?

二乗は正の値でも負の値でも、結果が正に なる計算。

つまり二乗にしてから平方根をとれば正の 値はそのまま、負の値は正に直せる。

$$|a| = \sqrt{a^2}$$

#### ベクトルのノルム

**ベクトルのノルム**もスカラーのノルムを参考にしよう。

スカラーのノルムは以下の式で計算できた。

$$|a|=\sqrt{a^2}$$

ベクトルのノルムも同様に考えよう。

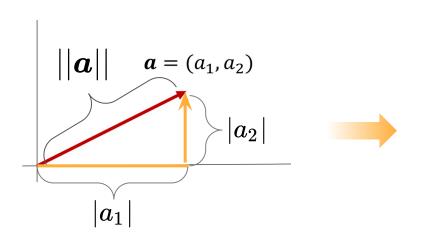
$$||oldsymbol{a}|| = \sqrt{oldsymbol{a}^2} = \sqrt{oldsymbol{a} \cdot oldsymbol{a}}$$

ベクトルの積は内積を考えよう。 つまり、 $\boldsymbol{a}=(a_1,a_2,a_3)$ とすると、

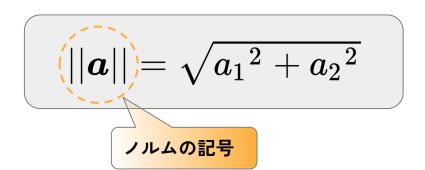
$$||m{a}|| = \sqrt{m{a} \cdot m{a}} = \sqrt{{a_1}^2 + {a_2}^2 + {a_3}^2}$$

この様なノルムを特に**L2ノルム**または **ユークリッドノルム**などという。 また単にノルムということもある。

### ベクトルのノルムも原点からの距離

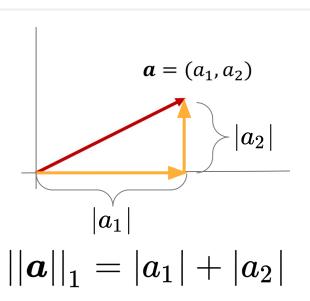


三平方の定理から、ベクトルが表す矢印が指す点と、原点の距離は計算できる。

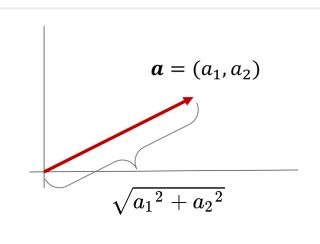


### 代表的なノルムは2種類

#### L1ノルム(マンハッタン距離)



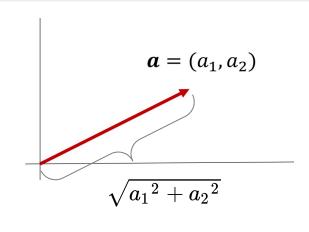
#### L2ノルム(ユークリッド距離)



$$||m{a}||_2 = \sqrt{{a_1}^2 + {a_2}^2}$$

## Lpノルム : 原点からの距離を一般化したノルム

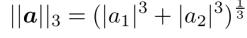
#### L2ノルム(ユークリッド距離)



$$||m{a}||_2 = \sqrt{{a_1}^2 + {a_2}^2}$$

#### Lpノルム

L3ノルム 一般化



L4ノルム

$$||\mathbf{a}||_4 = (|a_1|^4 + |a_2|^4)^{\frac{1}{4}}$$

Lpノルム  $||\mathbf{a}||_p = (|a_1|^p + |a_2|^p)^{\frac{1}{p}}$ 

# L1ノルムの値が同じでも L2ノルムの値が同じとは限らない

ベクトル	L1ノルム	L2ノルム	
$oldsymbol{a}=(1,0.5,1)$	$  oldsymbol{a}  _1 = 2.5$	$  oldsymbol{a}  _2=1.5$	
$oldsymbol{b}=(0.8,0.7,1)$	$  m{b}  _1=2.5$	$  oldsymbol{b}  _2=1.45$	

## スカラーとスカラーの距離

#### スカラーどうしの距離

3から5までの距離は?

$$L(3,5) = 5 - 3 = 2$$

5から3までの距離は?

$$L(5,3) = 5 - 3 = 2$$

$$L(a,b) = L(b,a)$$

この様な条件を満たすにはどんな式にすればいいだろうか?

絶対値・ノルムを使えばいい!

$$L(a,b)=|b-a|=\sqrt{(b-a)^2}$$

## データ間の距離はノルムで計算できる

**ベクトルとベクトルの距離**も、 スカラーでの考え方が参考になる。

スカラーaとbの距離は?

$$L(a,b) = |b-a|$$

ベクトル  $oldsymbol{x}$ と $oldsymbol{y}$ の距離は?

$$L(oldsymbol{x},oldsymbol{y}) = \left|\left|oldsymbol{y} - oldsymbol{x}
ight|
ight|_2$$

以下の2つのn次元ベクトルの距離を L1ノルム、L2ノルムで計算しよう。

$$oldsymbol{y} = (y_1, y_2, \ldots, y_n)$$

$$oldsymbol{x} = (x_1, x_2, \dots x_n)$$

この2つのベクトルについて、以下を計算すればいい。

$$L(oldsymbol{x},oldsymbol{y}) = ||oldsymbol{y} - oldsymbol{x}||$$

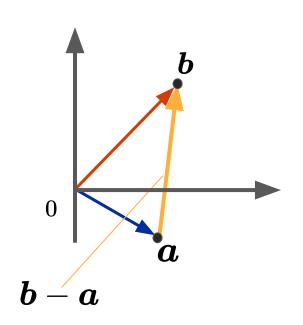
$$= ||(y_1 - x_1, y_2 - x_2, \dots, y_n - x_n)||$$

# データ間の距離はノルムで計算できる

$$egin{align} L(m{x},m{y}) &= \left| \left| (y_1-x_1,y_2-x_2,\ldots,y_n-x_n) 
ight| 
ight|_1 \ &= \left| y_1-x_1 
ight| + \left| y_2-x_2 
ight| + \ldots + \left| y_n-x_n 
ight| \ &= \sum_{i=1}^n \left| y_i-x_i 
ight| \end{aligned}$$

$$egin{aligned} L(oldsymbol{x},oldsymbol{y}) &= \left| \left| (y_1-x_1,y_2-x_2,\ldots,y_n-x_n) 
ight| 
ight|_2 \ &= \sqrt{(y_1-x_1)^2 + (y_2-x_2)^2 + \ldots + (y_n-x_n)^2} \end{aligned} \ = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i-x_i)^2}$$

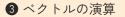
## 「データ間の距離」の図形的な意味



$$L(oldsymbol{a},oldsymbol{b}) = ||oldsymbol{b} - oldsymbol{a}||$$

2つのベクトルの距離は、 その2つのベクトルが指し示す点と点の間を結ぶ ベクトルの長さ。

つまりその**点と点の間の距離**を表している。



### まとめ

ベクトルの演算は和と差は要素ごとにそのまま計 **01** 算。**内積は**素要素どうしの掛け算の和。

ノルムを使うとベクトルデータ間の**距離を計算で** きる。



- 1 機械学習に必要な線形代数の知識
- (2) スカラー・ベクトル・行列
- 3 ベクトルの演算
- 4 行列の演算

### はじめに

行列の演算で何ができるの?

### はじめに

○ 行列の演算で何ができるの?

A データに対する計算処理を 数式で一気に書くことが出来る!

# 行列の和や差はベクトルと同じ考え方

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} \qquad B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$



行列の**和**は成分ごとの**和**を取ればいい

$$A + B = \begin{pmatrix} 1 - 1 & 2 + 1 \\ -1 + 1 & 3 + 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 3 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}$$

## 行列の和や差はベクトルと同じ考え方

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} \qquad B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$



行列の**差**は成分ごとの**差**を取ればいい

$$A - B = \begin{pmatrix} 1 - (-1) & 2 - 1 \\ -1 - 1 & 3 - 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ -2 & 3 \end{pmatrix}$$

## 行列の和と差は形状が異なると計算できない

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix}$$
  $B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$   $A + B = \begin{pmatrix} 0 & 3 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}$   $2 \times 2$ 行列  $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix}$   $C = \begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 \\ 0 & -2 & 3 \end{pmatrix}$  できない  $2 \times 2$ 行列  $2 \times 3$ 行列  $2 \times 3$ 行列

## 行列の積はどの様に計算する?

2つの行列の、対応する**要素同士の積を**そのまま計算してみよう。

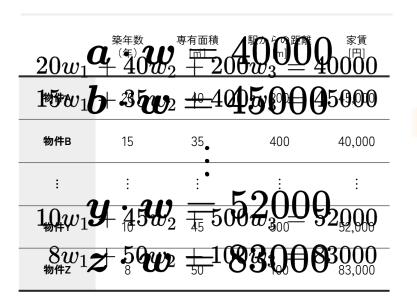
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

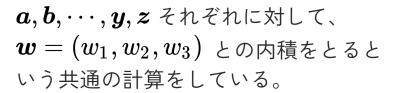
$$A\circ B=egin{array}{ccc} 1 imes(-1) & 2 imes1 \ -1 imes1 & 3 imes0 \end{pmatrix} &=egin{array}{ccc} -1 & 2 \ -1 & 0 \end{pmatrix}$$

この様な積を特に**要素積、**または**アダマール積**という

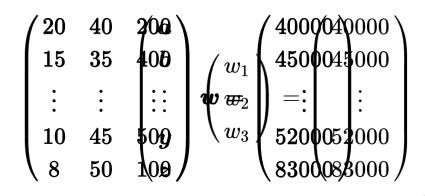
# ベクトルの内積の考え方で 行列の積を考えてみよう

#### 回帰による家賃の予測モデル





#### もっとまとめられる!





## 複数の回帰モデルを同時に検証できる様な行列の積は?

#### 複数の回帰モデルを検証しよう

 $\boldsymbol{w}^1, \boldsymbol{w}^2, \cdots, \boldsymbol{w}^{n-1}, \boldsymbol{w}^n$  という複数の モデルを適用した結果を同時に表す!

# 行列積は対応する行ベクトル・列ベクトルの 内積が成分になる

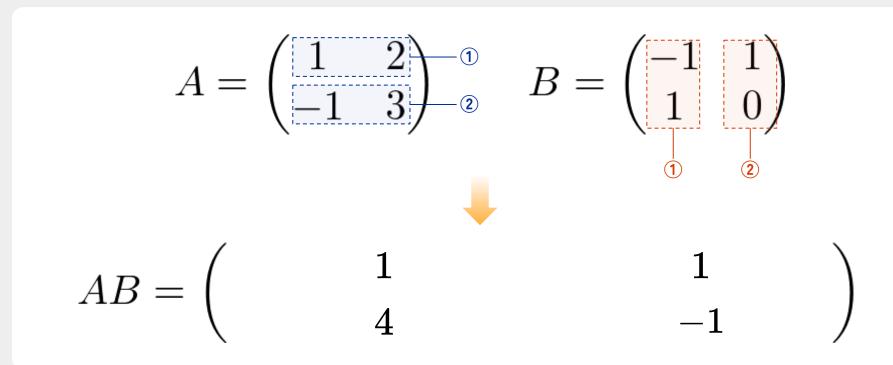
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} - 2 \qquad B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

# 行列積は対応する行ベクトル・列ベクトルの 内積が成分になる

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

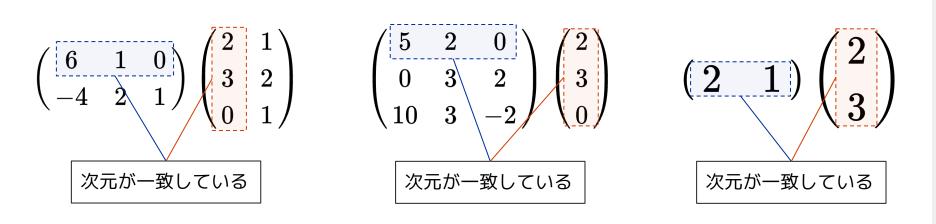
$$AB = \begin{pmatrix} (1,2) \cdot (-1,1) & (1,2) \cdot (1,0) \\ (-1,3) \cdot (-1,1) & (-1,3) \cdot (1,0) \end{pmatrix}$$

# 行列積は対応する行べクトル・列ベクトルの 内積が成分になる



## 行列積を計算してみよう!

# 左側行列の行ベクトルと右側行列の列ベクトルの 次元が合えば積が計算できる



- ベクトルの内積は次元数が同じじゃないと計算できない
- (m,n)の行列と(k,l)の行列を掛け算したい場合、n=kであれば行列積が計算できる
- (m,n)の行列と(n,l)の行列の行列積は(m,l)の形になる

## 行列積の交換法則は成り立つ?

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} \qquad B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$AB = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 4 & -1 \end{pmatrix}$$

$$BA = \begin{pmatrix} -2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

行列の積はかける順番により計算結 果が変わることがわかる。

一般に、2つの行列A、Bの行列積について

$$AB \neq BA$$

# 行列積における「1」

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} \qquad E = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$AE= egin{pmatrix} 1 & 2 \ -1 & 3 \end{pmatrix}$$

$$EA=egin{pmatrix}1&2\-1&3\end{pmatrix}$$

対角成分以外は0、対角成分は全て1 の行列を**単位行列**という。

一般に、ある**行列Aと単位行列E**について

$$AE = EA = A$$

単位行列との積は 交換法則が成り立つ

# 行列の積は要素積(アダマール積)と行列積の2種類

#### 要素積(アダマール積)

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$A\circ B=\left(egin{array}{cc} -1 & 2 \ -1 & 0 \end{array}
ight)$$

要素同士の積をそのまま返す

#### 行列積

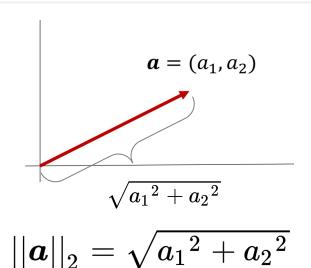
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix} B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$AB = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 4 & -1 \end{pmatrix}$$

それぞれの行べクトルと列ベクトルの 内積を計算

## 行列ノルムの一例

#### L2ノルム(ユークリッド距離)



行列に応用 
$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix}$$

$$||A||_F = \sqrt{a_{11}^2 + a_{12}^2 + a_{21}^2 + a_{22}^2}$$
  
=  $\sqrt{9 + 4 + 1 + 9} = 4.79...$ 

### まとめ

01

行列の演算は和と差はそのまま 要素積は単純な掛け算、**行列積**は内積の応用。

02

行列積を使うと 回帰モデルを**簡潔に記述できる**。