

行列と関数・微分



AVILEN

① ベクトル・行列と関数

② ベクトル・行列と微分

1 ベクトル・行列と関数

2 ベクトル・行列と微分

はじめに

Q

なぜベクトルと行列の関数を考えるの？

はじめに

Q

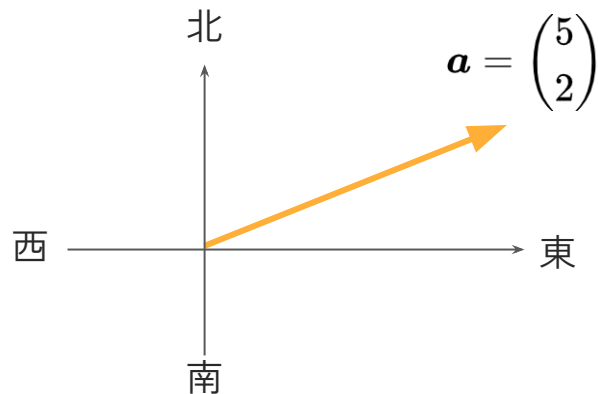
なぜベクトルと行列の関数を考えるの？

A

機械学習では、入力や出力が
スカラーとは限らないから！

ベクトルからベクトルを返す関数を考えることができる

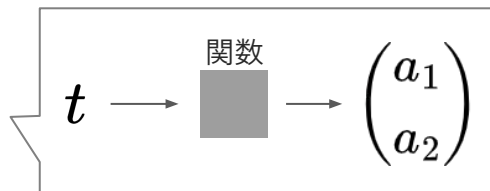
風を例に考えてみよう



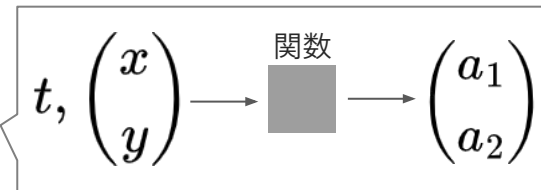
▲西南西・風速約5.4m/sの風

① 風は時間 t ごとに変わるので...

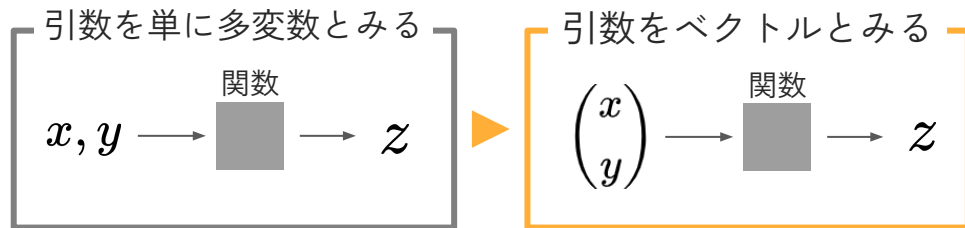
$$\mathbf{a}(t) = \begin{pmatrix} a_1(t) \\ a_2(t) \end{pmatrix}$$

② 風は地点 $\mathbf{r} = (x, y)^T$ によっても変わるので...

$$\mathbf{a}(t, \mathbf{r}) = \begin{pmatrix} a_1(t, \mathbf{r}) \\ a_2(t, \mathbf{r}) \end{pmatrix}$$

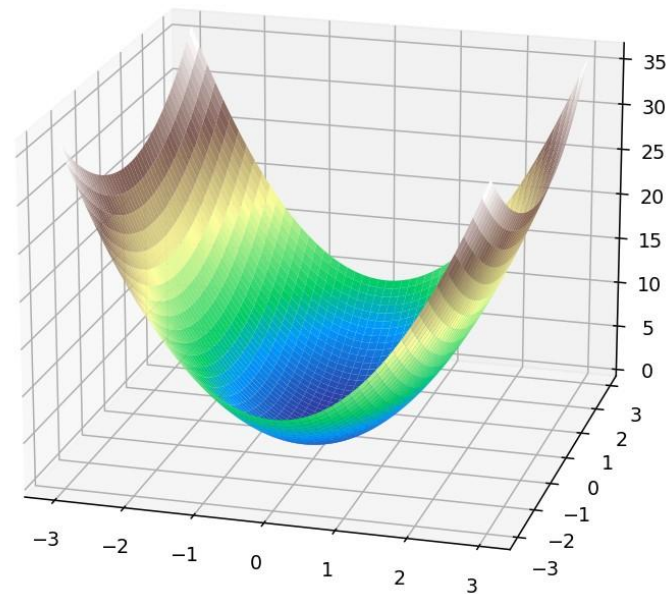


引数がベクトルになる関数の例

多変数関数 $z = f(x, y)$ を考えるそこで、 $\mathbf{r} = (x, y)^\top$ とおくと...

$$z = f(\mathbf{r})$$

のように書くことができる！

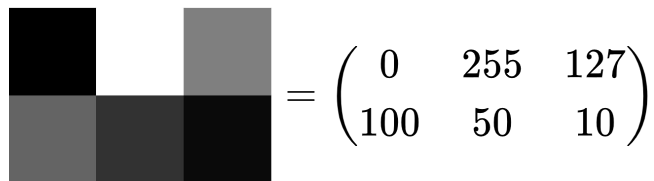
 $f(x, y) = 3x^2 + y^2$ のグラフ

行列の場合も同様に考えることができる

白黒画像データ

各ピクセルの濃淡の度合いを
数値で表したもの

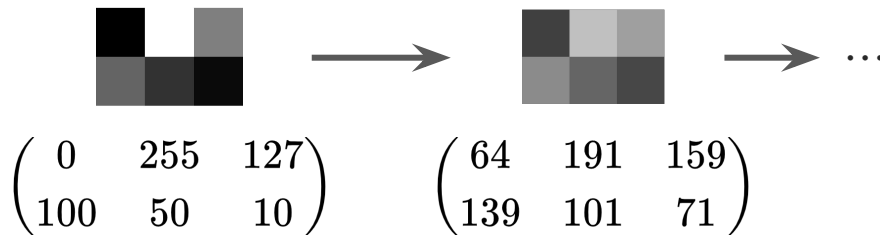
→ 行列とみなせる！



白黒動画データ

= 白黒画像の値が時間とともに変化

$$A(t) = \begin{pmatrix} a_{11}(t) & a_{12}(t) & a_{13}(t) \\ a_{21}(t) & a_{22}(t) & a_{23}(t) \end{pmatrix}$$

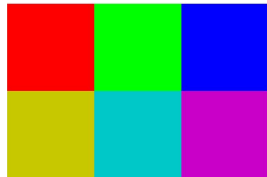


テンソルの場合も同様に考えることができる

カラー画像データ

赤/緑/青の濃淡の度合いを
数値で表したもの


→ 3階のテンソルとみなせる！



$$= \begin{pmatrix} 255 & 0 & 0 \\ 200 & 0 & 200 \\ 0 & 255 & 0 \\ 200 & 200 & 0 \\ 0 & 0 & 255 \\ 0 & 200 & 200 \end{pmatrix}$$

カラー動画データ

= カラー画像の値が時間とともに変化



$$\begin{pmatrix} 167 & 196 & 114 \\ 62 & 34 & 193 \\ 222 & 133 & 11 \\ 90 & 239 & 56 \\ 167 & 186 & 111 \\ 202 & 241 & 221 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 180 & 121 & 124 \\ 39 & 38 & 16 \\ 202 & 44 & 6 \\ 5 & 107 & 163 \\ 193 & 251 & 198 \\ 113 & 19 & 211 \end{pmatrix} \rightarrow \dots$$

まとめ

01

ベクトルを返す関数や、
ベクトルを引数とする関数を考えることができる

02

ベクトルだけでなく、
行列・テンソルでも同様に考えることができる

1 ベクトル・行列と関数

2 ベクトル・行列と微分

はじめに

Q

ベクトルや行列の関数を
微分すると何の役に立つの？

はじめに

Q

ベクトルや行列の関数を
微分すると何の役に立つの？

A

ベクトルや行列の関数の最小値を
求めることができる！

ベクトルを返す関数の微分

風の時間変化を調べたい

→ベクトルを返す関数 $\mathbf{a}(t)$ を t で微分

$$\mathbf{a}(t) = \begin{pmatrix} a_1(t) \\ a_2(t) \end{pmatrix}$$

$$\longrightarrow \frac{d}{dt} \mathbf{a}(t) = \begin{pmatrix} ? \\ ? \end{pmatrix}$$

ベクトルを返す関数をスカラーで微分するには

下のように各要素を微分すればよい

$$\frac{d}{dt} \mathbf{a}(t) = \begin{pmatrix} \frac{d}{dt} a_1(t) \\ \frac{d}{dt} a_2(t) \end{pmatrix}$$

行列・テンソルを返す関数の微分も同様

行列やテンソルを返す関数の場合も同様に、各要素を微分すればよい。

$$A(t) = \begin{pmatrix} a_{11}(t) & a_{12}(t) \\ a_{21}(t) & a_{22}(t) \end{pmatrix}$$
$$\longrightarrow \frac{d}{dt} A(t) = \begin{pmatrix} \frac{d}{dt} a_{11}(t) & \frac{d}{dt} a_{12}(t) \\ \frac{d}{dt} a_{21}(t) & \frac{d}{dt} a_{22}(t) \end{pmatrix}$$

ベクトルを返す関数の微分の図形的意味

微分の定義から、
ベクトルを返す関数の微分は...

$$\frac{d}{dt} \mathbf{a}(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\mathbf{a}(t + \Delta t) - \mathbf{a}(t)}{\Delta t}$$

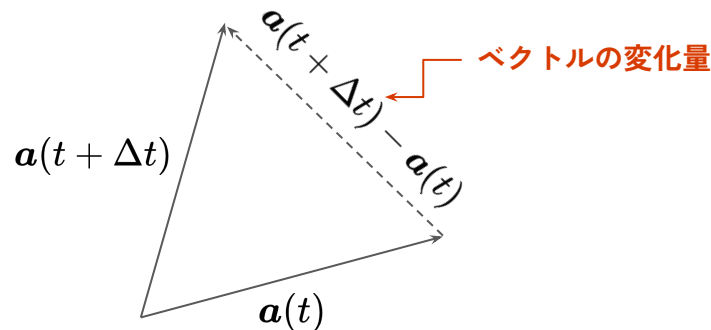
と書ける！

図形的意味

ベクトルを返す関数の微分

||

ベクトル $\mathbf{a}(t)$ が微小時間 Δt の間に
(Δt に対して) どれだけ変化したかを表すベクトル



例題 1. ベクトルを返す関数の微分

次の関数を t で微分せよ。

$$(1) \quad \mathbf{a}(t) = \begin{pmatrix} 1 - t \\ t^2 - 2t \end{pmatrix}$$

$$(2) \quad \mathbf{b}(t) = \begin{pmatrix} \cos t \\ e^t \\ t^{10} \end{pmatrix}$$

例題 1 の答え

次の関数を t で微分せよ。

$$(1) \quad \mathbf{a}(t) = \begin{pmatrix} 1 - t \\ t^2 - 2t \end{pmatrix}$$

$$\text{答え: } \frac{d}{dt} \mathbf{a}(t) = \begin{pmatrix} (1 - t)' \\ (t^2 - 2t)' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 \\ 2t - 2 \end{pmatrix}$$

$$(2) \quad \mathbf{b}(t) = \begin{pmatrix} \cos t \\ e^t \\ t^{10} \end{pmatrix}$$

$$\text{答え: } \frac{d}{dt} \mathbf{b}(t) = \begin{pmatrix} (\cos t)' \\ (e^t)' \\ (t^{10})' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\sin t \\ e^t \\ 10t^9 \end{pmatrix}$$

例題 2. 行列を返す関数の微分

次の関数を t で微分せよ。

$$A(t) = \begin{pmatrix} t^3 + 1 & \log t \\ e^t & \sin 2t \end{pmatrix} \quad (t > 0)$$

例題 2 の答え

次の関数を t で微分せよ。

$$A(t) = \begin{pmatrix} t^3 + 1 & \log t \\ e^t & \sin 2t \end{pmatrix} \quad (t > 0)$$

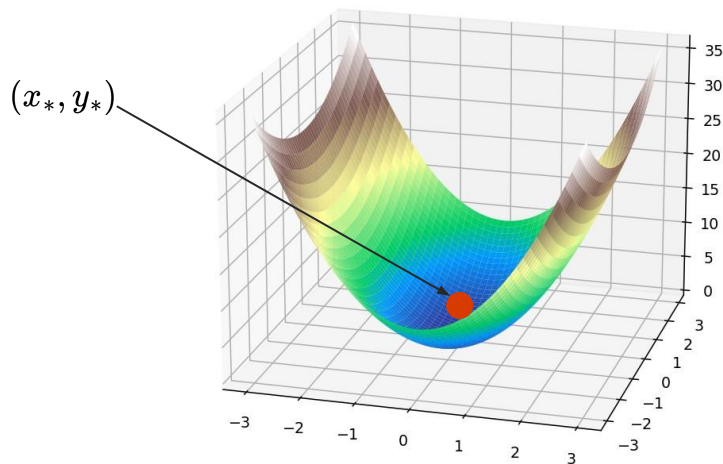
答え：

$$\frac{d}{dt} A(t) = \begin{pmatrix} (t^3 + 1)' & (\log t)' \\ (e^t)' & (\sin 2t)' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3t^2 & \frac{1}{t} \\ e^t & 2 \cos 2t \end{pmatrix}$$

引数がベクトルになる関数の微分

2つのパラメータを持つ損失関数 $f(x, y)$

→ 極小点 (x_*, y_*) を **勾配法** で求めよう！

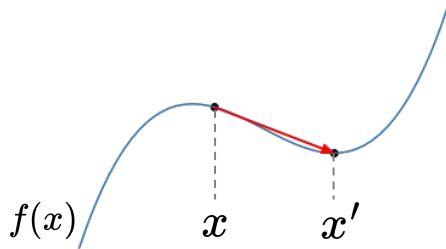


※イメージしやすくするために今回は2変数の場合のみを考えるが、実際の活用では3変数以上であることが多い。

勾配法を2変数に拡張する

1変数の場合の勾配法

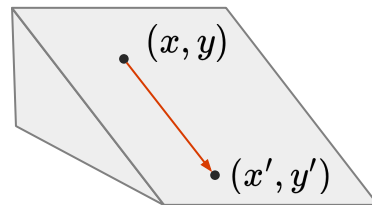
$$x' = x - \eta \frac{df}{dx}$$

上式に従って x を更新する。

拡張

2変数の場合の勾配法

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - \eta \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{pmatrix}$$

上式に従って (x, y) を更新する。

勾配ベクトルを用いた表記

$$\mathbf{r} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad \mathbf{r}' = \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \quad \nabla_{\mathbf{r}} f(\mathbf{r}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{pmatrix} \text{とおくと、次のように書き換えられる}$$

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - \eta \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{pmatrix}$$



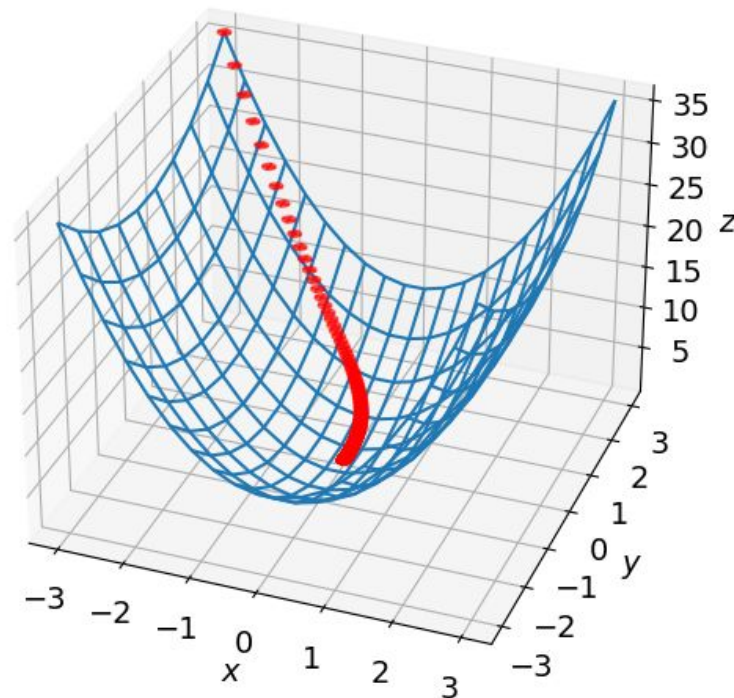
$$\mathbf{r}' = \mathbf{r} - \eta \nabla_{\mathbf{r}} f(\mathbf{r})$$

$\nabla_{\mathbf{r}} f$ のことを**勾配ベクトル**といい、 $\frac{\partial f}{\partial \mathbf{r}}$ や $\text{grad} f$ などとも書くこともある

→これが「ベクトルで微分する」ということ

2変数の勾配法を可視化してみると...

2変数関数で勾配法を適用すると、
図のような軌跡をたどって極小点を得る

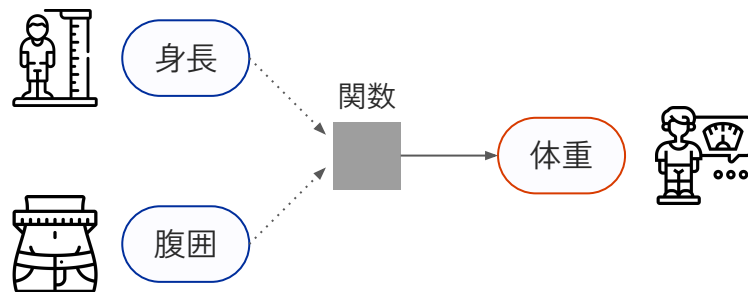


損失関数を用いる例：重回帰分析

身長と腹囲から体重を予測したい

名前	身長	腹囲	体重
児童A	140	57	35
児童B	135	56	32
児童C	142	57	36
児童D	129	55	28
⋮	⋮	⋮	⋮

予測



関数の形

$$(\text{体重}) = \alpha \times (\text{身長}) + \beta \times (\text{腹囲})$$

α と β の値はわからない

→ どう求めれば良いだろうか？

“誤差”を最小にすることを考える

予測誤差が小さくなるようにしたい

→ (予測した体重) - (実際の体重) の和を
最小化すればよいのでは??

しかし...右表のような場合には
予測は全く当たっていないのに
誤差の和は **0** になってしまっている！

名前	予測した体重	実際の体重	誤差
児童A	0	35	-35
児童B	100	32	+68
児童C	20	36	-16
児童D	11	28	-17

合計：±0

+と-で相殺された

誤差の2乗を考えてみると...

正負で相殺されないようにするには...

→ $\{(\text{予測した体重}) - (\text{実際の体重})\}^2$
の和を考える

これは損失関数の一種
= 残差平方和(RSS: Residual Sum of Squares)

名前	予測した体重	実際の体重	(誤差) ²
児童A	0	35	1225
児童B	100	32	4624
児童C	20	36	256
児童D	11	28	289

合計 : 6394

残差平方和を最小にする α と β を勾配法で求める

残差平方和(RSS: Residual Sum of Squares)

$$f(\alpha, \beta) = \sum_{i=0}^N \{(\alpha x_{\text{児童}i\text{の身長}} + \beta x_{\text{児童}i\text{の腹囲}}) - y_{\text{児童}i\text{の体重}}\}^2$$

→ これを最小にする点 (α, β) を勾配法で求めればよい！

$$\begin{pmatrix} \alpha' \\ \beta' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} - \eta \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial \alpha} \\ \frac{\partial f}{\partial \beta} \end{pmatrix}$$

行列で微分することも考えることができる

関数を**行列**で微分することもある。

関数 f を行列の各要素で偏微分した $\frac{\partial f}{\partial a_{ij}}$ を並べた行列となる。

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \longrightarrow \frac{\partial f}{\partial A} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial a_{11}} & \frac{\partial f}{\partial a_{12}} & \frac{\partial f}{\partial a_{13}} \\ \frac{\partial f}{\partial a_{21}} & \frac{\partial f}{\partial a_{22}} & \frac{\partial f}{\partial a_{23}} \\ \frac{\partial f}{\partial a_{31}} & \frac{\partial f}{\partial a_{32}} & \frac{\partial f}{\partial a_{33}} \end{pmatrix}$$

例題 3. 勾配

次の関数の \boldsymbol{r} における勾配を求めよ。

$$(1) \quad f(\boldsymbol{r}) = f(x, y) = 3x^2 + y^2$$

$$(2) \quad g(\boldsymbol{r}) = g(x, y, z) = (x - 2)^2 + (y - 1)^2 + z^2$$

例題 3 の答え

次の関数の \mathbf{r} における勾配を求めよ。

$$(1) \quad f(\mathbf{r}) = f(x, y) = 3x^2 + y^2$$

答え：

$$\nabla_{\mathbf{r}} f(\mathbf{r}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x}(3x^2 + y^2) \\ \frac{\partial}{\partial y}(3x^2 + y^2) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6x \\ 2y \end{pmatrix}$$

$$(2) \quad g(\mathbf{r}) = g(x, y, z) = (x - 2)^2 + (y - 1)^2 + z^2$$

答え：

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{r}} g(\mathbf{r}) &= \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x}((x - 2)^2 + (y - 1)^2 + z^2) \\ \frac{\partial}{\partial y}((x - 2)^2 + (y - 1)^2 + z^2) \\ \frac{\partial}{\partial z}((x - 2)^2 + (y - 1)^2 + z^2) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 2(x - 2) \\ 2(y - 1) \\ 2z \end{pmatrix} \end{aligned}$$

例題 4. 行列で微分

次の関数 f と行列 A について、 $\frac{\partial f}{\partial A}$ を求めよ。

$$f(x, y) = 3x^2 + y^2$$

$$A = \begin{pmatrix} x & y \\ y & x \end{pmatrix}$$

例題 4 の答え

次の関数 f と行列 A について、 $\frac{\partial f}{\partial A}$ を求めよ。

$$f(x, y) = 3x^2 + y^2$$

$$A = \begin{pmatrix} x & y \\ y & x \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \text{答え： } \frac{\partial f}{\partial A} &= \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x}(3x^2 + y^2) & \frac{\partial}{\partial y}(3x^2 + y^2) \\ \frac{\partial}{\partial y}(3x^2 + y^2) & \frac{\partial}{\partial x}(3x^2 + y^2) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 6x & 2y \\ 2y & 6x \end{pmatrix} \end{aligned}$$

まとめ

01

ベクトルや行列の関数でも、微分を考えられる

02

多変数版の勾配法で、複数のパラメータをもつ関数でも最小値を求められる