



## 二乗誤差と最小二乗法

データの総数を  $N$  とすると、二乗誤差は、次のような数式で表される

ref: 線形代数の半歩先  
p123~127

$$J(\boldsymbol{w}) = \sum_{n=1}^N (y_n - f(\boldsymbol{x}_n))^2$$

$n$  番目の実際の出力  $y_n$  と、 $n$  番目の入力を使ったときのモデルの出力  $f(\boldsymbol{x}_n)$  との差を見ている

符号を正にするために二乗し、それをすべてのデータについて合計したものが二乗誤差である

この誤差関数  $J(\boldsymbol{w})$  を最小にするパラメータを探すことが目標となる

### モデルの式を整理する

まずは、モデルの式を整理する

$$f(\boldsymbol{x}) = w_0 + \sum_{d=1}^D w_d x_d$$

右辺はベクトルの内積で書けそうだが、 $w_0$  が余分なので、 $\boldsymbol{x}_0 = 1$  と定義して、次のように書き換える

$$f(\boldsymbol{x}) = \sum_{d=0}^D w_d x_d$$

そして、次のようなベクトルを導入する

$$\boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_D \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{x}' = \begin{bmatrix} 1 \\ x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_D \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{x}'_n = \begin{bmatrix} 1 \\ x_{n,1} \\ x_{n,2} \\ \vdots \\ x_{n,D} \end{bmatrix}$$

すると、先ほどのモデルの式は、次のように  $\boldsymbol{w}$  と  $\boldsymbol{x}'$  の内積で表せる

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^\top \mathbf{x}'$$

$N$  個分のデータをまとめる

$N$  個分のデータをまとめた出力  $\mathbf{y}$  と入力  $X$  を、それぞれ次のように書く

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,D} \\ 1 & x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,D} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{N,1} & x_{N,2} & \cdots & x_{N,D} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\mathbf{x}'_1)^\top \\ (\mathbf{x}'_2)^\top \\ \vdots \\ (\mathbf{x}'_N)^\top \end{bmatrix}$$

$X$  は  $N \times (D + 1)$  行列で、定数項の分だけ列が一つ増えている

この定数項の列を含まず、データだけを並べたものはデータ行列と呼ばれる  
ただし、ここでは定数項の列を含めた  $X$  もデータ行列と呼ぶことにする

誤差関数をベクトルと行列で表す

ここまでの記号を使って、誤差関数  $J(\mathbf{w})$  を書き直す

まずは  $n$  番目のデータにのみ注目すると、実際の値とモデルの差は、

$$\begin{aligned} y_n - f(\mathbf{x}_n) &= y_n - \mathbf{w}^\top \mathbf{x}'_n \\ &= y_n - (\mathbf{x}'_n)^\top \mathbf{w} \end{aligned} \quad \left. \vphantom{\begin{aligned} y_n - f(\mathbf{x}_n) &= y_n - \mathbf{w}^\top \mathbf{x}'_n \\ &= y_n - (\mathbf{x}'_n)^\top \mathbf{w} \end{aligned}} \right\} \text{内積の順番を変える}$$

ベクトルと行列を使うと、 $N$  個のデータに対しては次のように書ける

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} y_1 - (\mathbf{x}'_1)^\top \mathbf{w} \\ y_2 - (\mathbf{x}'_2)^\top \mathbf{w} \\ \vdots \\ y_N - (\mathbf{x}'_N)^\top \mathbf{w} \end{bmatrix} = \mathbf{y} - X\mathbf{w}$$

この二乗をとった形は、 $\mathbf{z}$  自身との内積で書き表せる

$$J(\mathbf{w}) = \mathbf{z}^\top \mathbf{z} = (\mathbf{y} - X\mathbf{w})^\top (\mathbf{y} - X\mathbf{w})$$

ベクトルの微分で最小化問題を解く

誤差関数を最小にする  $\mathbf{w}$  を求めるには、

$$\frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = 0$$

を解けばよい



[ Todo 1: ref: 線形代数の半歩先 p125~127]

## Zebra Notes

Type	Number
todo	1