

# モデルの微分による非線形モデルの解釈

明治大学 理工学部 応用化学科  
データ化学工学研究室 金子 弘昌

# モデルの微分による非線形モデルの解釈

## ✓線形モデル

- 標準回帰係数などの重みを見ることで、各説明変数 (記述子・特徴量) の重みを検討できる

## ✓非線形モデル

- モデルを各説明変数で偏微分
- 説明変数空間におけるある点 (たとえば、あるサンプル) における微分係数を計算することで、その点における説明変数ごとの傾きを計算できる
- 傾きが大きいということは、その点において値を変化させることで、目的変数の値の変化も大きい説明変数であるということ

# 線形モデルの解釈の検討

線形の 2 クラス分類モデルもしくは回帰モデル  $y = f(\mathbf{x})$   
(2 クラス分類モデルにおいて、目的変数  $y$  は -1 もしくは 1)

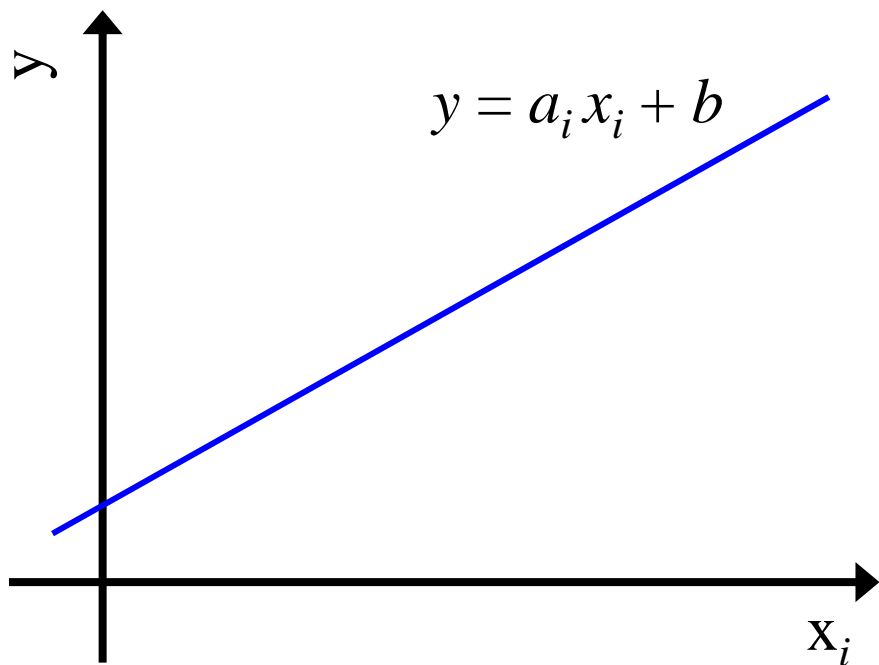
$$f(\mathbf{x}) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_mx_m + b \quad (m : \text{説明変数の数})$$

モデルにおける各説明変数  $x_i$  の重み  $a_i$  を見ることで、  
 $x_i$  を 1 変化させたときに、 $f(\mathbf{x})$  がどれくらい変化するかわかる

ただし、説明変数の間に相関があるときは  $x_i$  だけ 1 変化させることは難しく、単純に  $a_i$  を  $x_i$  の  $y$  への寄与の大きさとすることはできないことに注意

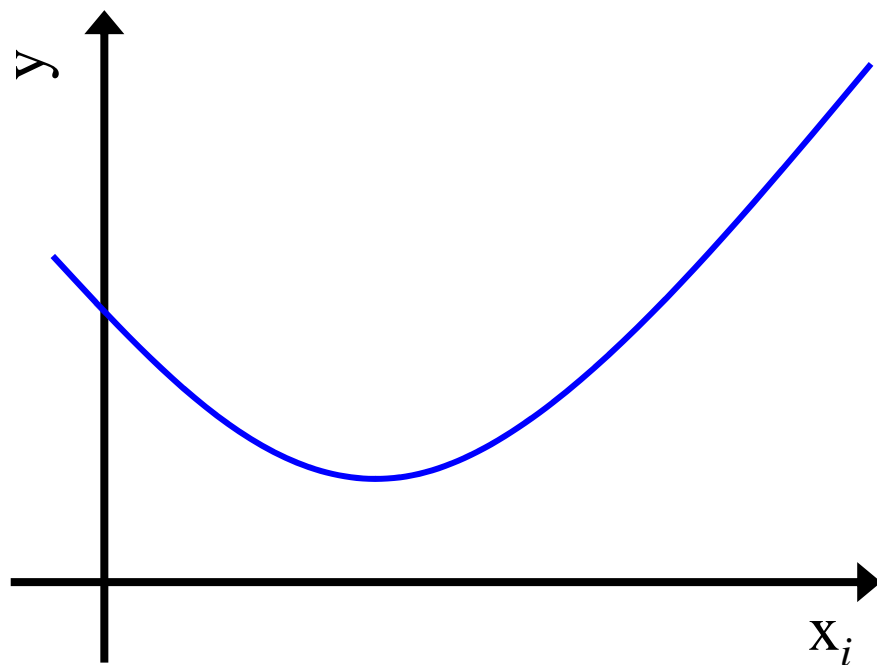
# 非線形モデルでは？

線形モデル



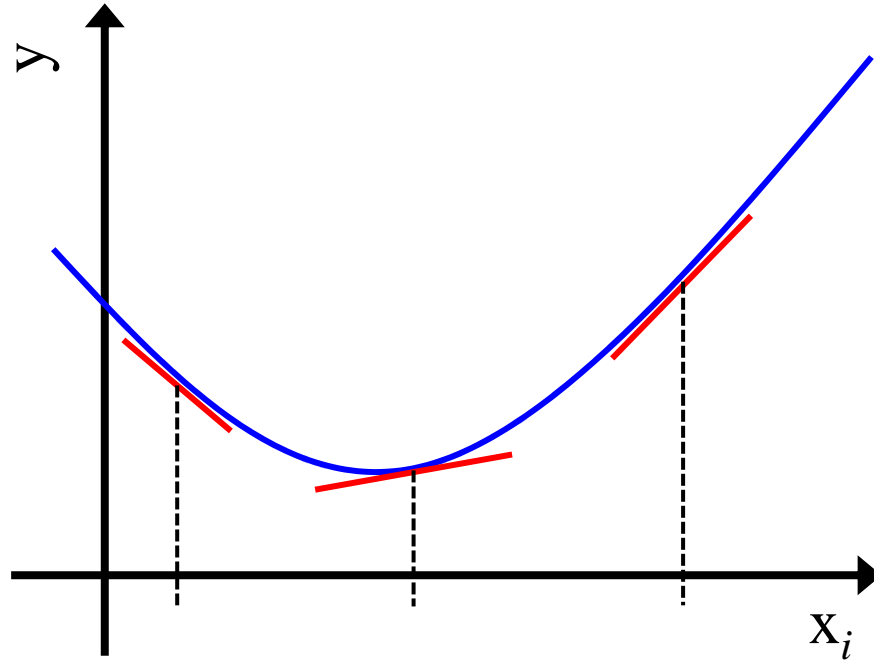
傾き = 重み =  $a_i$

非線形モデル



?

# 局所的に傾きを求めよう！ → 微分



説明変数の値 (たとえばサンプル) ごとの、局所的な傾きは計算できる

➡ モデルを、 $x_i$  で偏微分する

# 非線形モデルの微分

$f(\mathbf{x})$  を  $x_i$  で偏微分すると、 $\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i}$

$f(\mathbf{x})$  が線形モデル、つまり

$$f(\mathbf{x}) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_mx_m + b \quad (m : \text{説明変数の数})$$

のとき、 $\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i} = a_i$  となり重みと一致

線形モデルでは定数になるが、非線形モデルでは  $\mathbf{x}$  の関数になる

# 非線形モデルの例

今回は、サポートベクターマシン関係の3つの非線形モデルを説明変数  $x_i$  で偏微分してみる

2クラス分類 : Support Vector Machine (SVM)

詳細 : <https://datachemeng.com/supportvectormachine/>

回帰分析 : Support Vector Regression (SVR)

詳細 : <https://datachemeng.com/supportvectorregression/>

モデルの適用範囲 : One-Class SVM (OCSVM)

詳細 : <https://datachemeng.com/ocsvm/>

カーネル関数は、ガウシアンカーネルとする

# 非線形モデルの式

$$\text{SVM} \quad f(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n \alpha_j y^{(j)} K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) + b$$

$$\text{SVR} \quad f(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n (\alpha_j - \alpha_j^*) K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) + b$$

$$\text{OCSVM} \quad f(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n \alpha_j K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) + b$$

$$K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) = \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right)$$

$n$  : サンプル数

$y^{(j)}$  :  $j$  番目のトレーニングサンプルの目的変数の値

$\mathbf{x}^{(j)}$  :  $j$  番目のトレーニングサンプルの説明変数ベクトル

$\alpha_j, \alpha_j^*$  : SVM, SVR, OCSVMモデリングにより求められる値

$b$  : 定数項



# SVMモデルの微分

SVMモデル  $f(\mathbf{x})$  を  $x_i$  で偏微分すると、

$$\begin{aligned}\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i} &= \frac{\partial}{\partial x_i} \left( \sum_{j=1}^n \alpha_j y^{(j)} K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) + b \right) \\ &= \sum_{j=1}^n \alpha_j y^{(j)} \frac{\partial}{\partial x_i} K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x})\end{aligned}$$

カーネル関数  $K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) = \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right)$  を  $x_i$  で偏微分する

# カーネル関数の微分

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial x_i} K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) &= \frac{\partial}{\partial x_i} \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right) \\ &= -\gamma \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right) \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right)\end{aligned}$$

$$\|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2 = (x_1^{(j)} - x_1)^2 + (x_2^{(j)} - x_2)^2 + \dots + (x_i^{(j)} - x_i)^2 + \dots + (x_m^{(j)} - x_m)^2 \quad \text{より、}$$

$$\frac{\partial}{\partial x_i} \left(\|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right) = -2(x_i^{(j)} - x_i)$$

$$\text{よって、} \quad \frac{\partial}{\partial x_i} K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) = 2\gamma(x_i^{(j)} - x_i) \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right)$$

p.8, p.9 より、

$$\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i} = 2\gamma \sum_{j=1}^n \alpha_j y^{(j)} (x_i^{(j)} - x_i) \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right)$$

# SVMモデルの微分係数によって分かること

11

$2\gamma \sum_{j=1}^n \alpha_j y^{(j)} (x_i^{(j)} - x_i) \exp(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2)$  の値が正 (もしくは負) のとき、

あるサンプル  $\mathbf{x}$  から 説明変数  $x_i$  の値~~だけ~~を大きくしたとき、

クラス 1 (もしくは-1) の方向に変化するということ

$2\gamma \sum_{j=1}^n \alpha_j y^{(j)} (x_i^{(j)} - x_i) \exp(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2)$  の絶対値が

大きいということは、その変化が大きいということ

SVRモデル  $f(\mathbf{x})$  を  $x_i$  で偏微分すると、

$$\begin{aligned}\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i} &= \frac{\partial}{\partial x_i} \left( \sum_{j=1}^n (\alpha_j - \alpha_j^*) K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) + b \right) \\ &= \sum_{j=1}^n (\alpha_j - \alpha_j^*) \frac{\partial}{\partial x_i} K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x})\end{aligned}$$

p. 9 より、

$$\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i} = 2\gamma \sum_{j=1}^n (\alpha_j - \alpha_j^*) (x_i^{(j)} - x_i) \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right)$$

# SVRモデルの微分係数によって分かること

$$2\gamma \sum_{j=1}^n (\alpha_j - \alpha_j^*) (x_i^{(j)} - x_i) \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right) \quad \text{の値が正 (もしくは負)}$$

のとき、あるサンプル  $\mathbf{x}$  から説明変数  $x_i$  の値~~だけ~~を大きくしたとき、

目的変数の値が正 (もしくは負) の方向に変化するということ

$$2\gamma \sum_{j=1}^n (\alpha_j - \alpha_j^*) (x_i^{(j)} - x_i) \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right) \quad \text{の絶対値が}$$

大きいということは、その変化が大きいということ

OCSVMモデル  $f(\mathbf{x})$  を  $x_i$  で偏微分すると、

$$\begin{aligned}\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i} &= \frac{\partial}{\partial x_i} \left( \sum_{j=1}^n \alpha_j K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x}) + b \right) \\ &= \sum_{j=1}^n \alpha_j \frac{\partial}{\partial x_i} K(\mathbf{x}^{(j)}, \mathbf{x})\end{aligned}$$

p. 9 より、

$$\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i} = 2\gamma \sum_{j=1}^n \alpha_j (x_i^{(j)} - x_i) \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right)$$

# OCSVMモデルの微分係数によって分かること

15

$2\gamma \sum_{j=1}^n \alpha_j (x_i^{(j)} - x_i) \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right)$  の値が正 (もしくは負) のとき、

あるサンプル  $\mathbf{x}$  から 説明変数  $x_i$  の値~~だけ~~を大きくしたとき、

$f(\mathbf{x})$  が大きく (もしくは小さく) なり、モデルの適用範囲内

(もしくは適用範囲外) の方向に変化するということ

$2\gamma \sum_{j=1}^n \alpha_j (x_i^{(j)} - x_i) \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{x}\|^2\right)$  の絶対値が

大きいということは、その変化が大きいということ