

ロジスティック回帰 Logistic Regression LR

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

ロジスティック回帰 (LR) とは？

- ✓(名前に“回帰”とあるが) クラス分類手法
- ✓0 or 1 の 2 クラス分類において、予測値が 1 になる確率として出力される
- ✓目的変数のロジット変換で、説明変数との間の関係が線形になる
- ✓目的変数がロジスティックシグモイド関数で表される

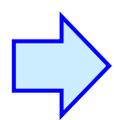
ロジスティック回帰モデル

- ✓ クラス t : 0 もしくは 1
- ✓ 目的変数 y
- ✓ 説明変数 x (m 個): x_1, x_2, \dots, x_m

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad \dots \text{ロジスティックシグモイド関数}$$

$$z = b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_m x_m + c \quad \dots \text{線形関数}$$

b_1, b_2, \dots, b_m, c : ロジスティック回帰モデルのパラメータ



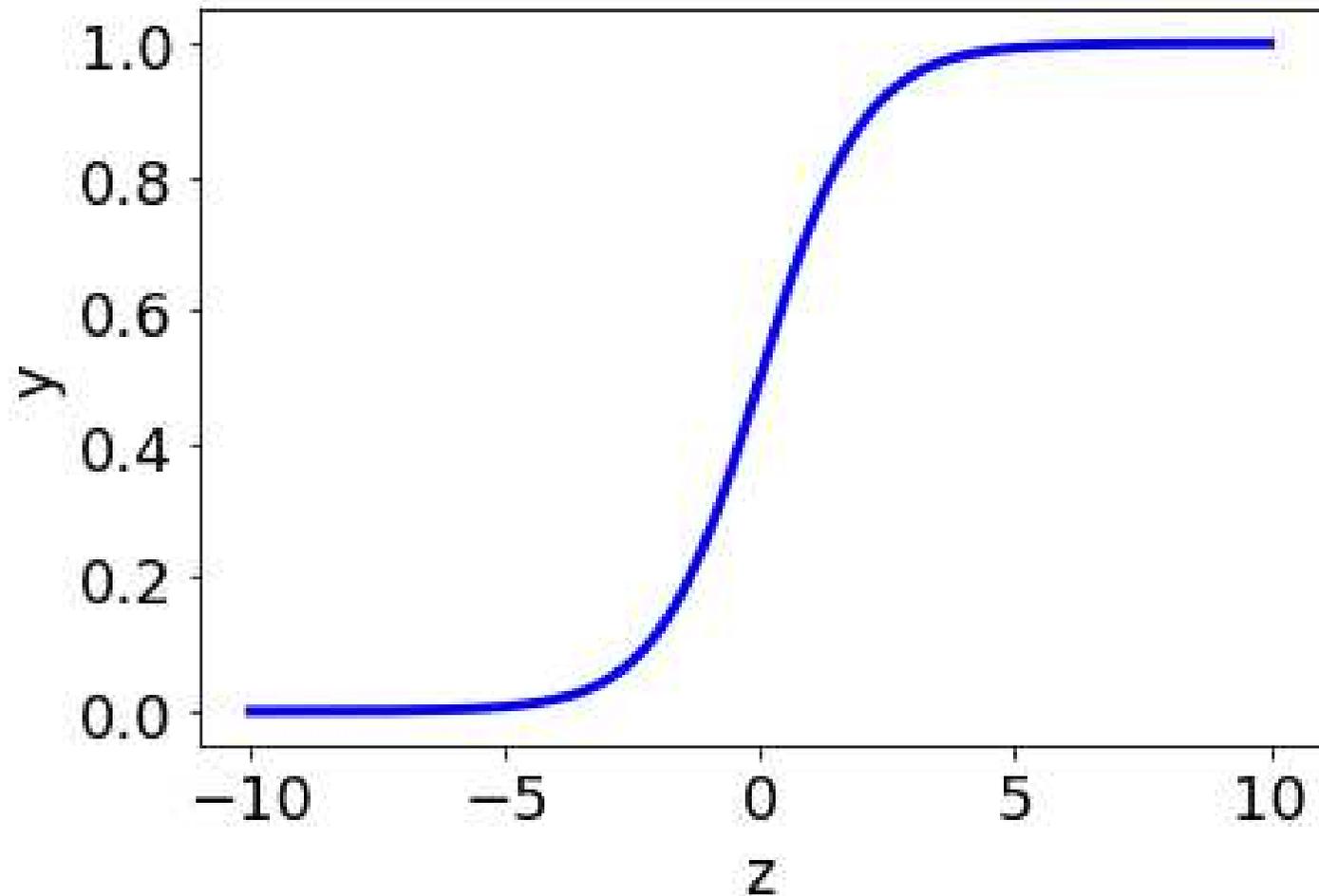
y が 0.5 以上...クラス 1 と予測
 y が 0.5 未満...クラス 0 と予測

$$z = \ln\left(\frac{y}{1-y}\right) \quad \dots \text{ロジット関数 [1]}$$

[1] <https://datachemeng.com/post-3543/>

ロジスティックシグモイド関数

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-z)}$$



なぜロジスティックシグモイド関数？

$p(C_1 | \mathbf{x}) \cdots \mathbf{x}$ が与えられたときのクラス 1 の事後確率

ベイズの定理

$$p(C_1 | \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | C_1) p(C_1)}{p(\mathbf{x} | C_1) p(C_1) + p(\mathbf{x} | C_2) p(C_2)}$$

$$= \frac{1}{1 + \frac{p(\mathbf{x} | C_2) p(C_2)}{p(\mathbf{x} | C_1) p(C_1)}}$$

$p(C_1) \cdots$ クラス 1 の事前確率

$$= \frac{1}{1 + \exp(-z)}$$

ただし、 $z = \ln \left(\frac{p(\mathbf{x} | C_1) p(C_1)}{p(\mathbf{x} | C_2) p(C_2)} \right)$

パラメータの求め方

✓ロジスティック回帰モデルのパラメータ $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_m, c]$

→ 最尤法を用いて決定

$$\text{尤度関数} \quad p(\mathbf{t} | \mathbf{b}) = \prod_{i=1}^n y_i^{t_i} (1 - y_i)^{1-t_i}$$

n : サンプル数

t_i : i 番目のサンプルにおいて、クラス 0 なら 0、クラス 1 なら 1

y_i : i 番目のサンプルにおける y の値

\mathbf{t} : $[t_1, t_2, \dots, t_n]$