

最小二乗法による直線単回帰

1. 最小二乗法による直線回帰

n 個のデータ点 $\{(x_i, y_i)\}$ を最小二乗法を用いて直線回帰式 $f(x)$ を求める。ここでは、 x は制御可能なインプット、 y をアウトプットとして、 y に関する二乗誤差 I を最小化するように直線回帰する。直線回帰なので $f(x)$ は以下のように x に関する一次関数として表現できる。

$$y = f(x) = ax + b, \quad (1-1)$$

a, b は定数であり、この a, b を $\{(x_i, y_i)\}$ から決定する。 I は以下の式で表現することができ、 a, b に依存する。

$$I(a, b) = \sum_i \{y_i - f(x_i)\}^2, \quad (1-2)$$

Eq. (1-1) を代入して展開すると、

$$I(a, b) = \sum_i \{y_i - (ax_i + b)\}^2,$$

となる。 $I(a, b)$ の最小化を考えるので、

$$\frac{\partial I}{\partial a} = \frac{\partial I}{\partial b} = 0, \quad (1-3)$$

を求める。それぞれの偏微分を計算すると、

$$\begin{aligned} \frac{\partial I}{\partial a} &= \sum_i 2\{y_i - (ax_i + b)\}(-x_i) = 2\sum_i (-x_i y_i + ax_i^2 + bx_i) \\ &= 2\left(-\sum_i x_i y_i + \sum_i ax_i^2 + \sum_i bx_i\right) = 2\left(-\sum_i x_i y_i + a\sum_i x_i^2 + b\sum_i x_i\right) \end{aligned}$$

となる。

ここで、ある n 個のデータ $\{(x_i, y_i)\}$ について以下の式を定義する。

$$E[x] = \frac{1}{n} \sum_i x_i, \quad (1-4)$$

$$\text{Cov}[x, y] = E[(x - E[x])(y - E[y])]. \quad (1-5)$$

$E[x]$ は $\{x_i\}$ の平均値、 $\text{Cov}[x, x]$ は $\{x_i\}$ の分散、 $\text{Cov}[x, y]$ は $\{(x_i, y_i)\}$ の共分散である。

Eq. (1-4)を用いると、

$$\frac{\partial I}{\partial a} = 2 \left(-\sum_i x_i y_i + a \sum_i x_i^2 + b \sum_i x_i \right) = 2n \left(-E[xy] + aE[x^2] + bE[x] \right),$$

となる。同様にして、

$$\begin{aligned} \frac{\partial I}{\partial b} &= \sum_i 2 \{y_i - (ax_i + b)\} (-1) = 2 \sum_i (-y_i + ax_i + b) \\ &= 2 \left(-\sum_i y_i + a \sum_i x_i + b \sum_i 1 \right) = 2(-nE[y] + anE[x] + bnE[1]), \\ &= 2n(-E[y] + aE[x] + b) \end{aligned}$$

となるので、Eq. (1-3)より以下の式が成立する。

$$\frac{\partial I}{\partial a} = 2n(-E[xy] + aE[x^2] + bE[x]) = 0, \quad (1-6)$$

$$\frac{\partial I}{\partial b} = 2n(-E[y] + aE[x] + b) = 0. \quad (1-7)$$

Eqs. (1-6, 1-7)を行列表現すると、

$$\begin{bmatrix} E[x^2] & E[x] \\ E[x] & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E[xy] \\ E[y] \end{bmatrix}, \quad (1-8)$$

となるので、

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E[x^2] & E[x] \\ E[x] & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} E[xy] \\ E[y] \end{bmatrix}, \quad (1-9)$$

となる。ここで、

$$\begin{bmatrix} E[x^2] & E[x] \\ E[x] & 1 \end{bmatrix}^{-1} = \frac{1}{E[x^2] - (E[x])^2} \begin{bmatrix} 1 & -E[x] \\ -E[x] & E[x^2] \end{bmatrix},$$

となるので、

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} E[x^2] & E[x] \\ E[x] & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} E[xy] \\ E[y] \end{bmatrix} = \frac{1}{E[x^2] - (E[x])^2} \begin{bmatrix} 1 & -E[x] \\ -E[x] & E[x^2] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E[xy] \\ E[y] \end{bmatrix}, \\ &= \frac{1}{E[x^2] - (E[x])^2} \begin{bmatrix} E[xy] - E[x]E[y] \\ E[x^2]E[y] - E[xy]E[x] \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

となる。平均、分散、共分散の関係式、

$$\text{Cov}[x, x] = E[x^2] - (E[x])^2. \quad (1-10)$$

$$\text{Cov}[x, y] = E[xy] - E[x]E[y]. \quad (1-11)$$

を用いると、

$$\begin{aligned} E[x^2]E[y] - E[xy]E[x] &= E[x^2]E[y] - E[y](E[x])^2 + E[y](E[x])^2 - E[xy]E[x] \\ &= \{E[x^2] - (E[x])^2\}E[y] + \{E[y]E[x] - E[xy]\}E[x] \\ &= \text{Cov}[x, x]E[y] - \text{Cov}[x, y]E[x] \end{aligned}$$

とできるので、

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} &= \frac{1}{\text{Cov}[x, x]} \begin{bmatrix} \text{Cov}[x, y] \\ \text{Cov}[x, x]E[y] - \text{Cov}[x, y]E[x] \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]} \\ E[y] - \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]}E[x] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]} \\ E[y] - aE[x] \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

が成立する。

この式から a, b は以下の式で与えられる。

$$a = \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]}, \quad (1-12)$$

$$b = E[y] - \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]}E[x] = E[y] - aE[x], \quad (1-13)$$

これを、Eq. (1-1)に代入すると、

$$y = f(x) = \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]}x + E[y] - \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]}E[x] = \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]}(x - E[x]) + E[y],$$

となる。つまり、直線回帰式は以下の式になる。

$$y = f(x) = \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]}(x - E[x]) + E[y]. \quad (1-14)$$

また、 $\{x_i\}, \{y_i\}$ の標準偏差を σ_x, σ_y 、 $\{(x_i, y_i)\}$ の相関係数を ρ_{xy} とすると、

$$\rho_{xy} = \frac{\text{Cov}[x, y]}{\sqrt{\text{Cov}[x, x]}\sqrt{\text{Cov}[y, y]}}, \quad (1-15)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\text{Cov}[x, x]}, \quad (1-16)$$

となるので、

$$\begin{aligned} a &= \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]} = \frac{\rho_{xy}\sqrt{\text{Cov}[x, x]}\sqrt{\text{Cov}[y, y]}}{\text{Cov}[x, x]} \\ &= \rho_{xy} \frac{\sqrt{\text{Cov}[y, y]}}{\sqrt{\text{Cov}[x, x]}} = \rho_{xy} \frac{\sigma_y}{\sigma_x}, \end{aligned}$$

つまり、

$$a = \rho_{xy} \frac{\sigma_y}{\sigma_x}, \quad (1-17)$$

となる。

2. 正規化の影響

k_x, k_y, d_x, d_y , を定数として、以下の式で X_i, Y_i を定義する。

$$X_i = k_x (x_i - d_x), \quad (2-1)$$

$$Y_i = k_y (y_i - d_y). \quad (2-2)$$

この量についても同様に Y_i 最小二乗法で以下のように直線回帰する。

$$Y = a_x X + b_y. \quad (2-3)$$

Eqs. (1-12, 1-13)より、

$$a_x = \frac{\text{Cov}[X, Y]}{\text{Cov}[X, X]} = \frac{\text{Cov}[k_x (x - d_x), k_y (y - d_y)]}{\text{Cov}[k_x (x - d_x), k_x (x - d_x)]},$$

$$b_x = E[Y] - a_x E[X] = E[k_y (y - d_y)] - a_x E[k_x (x - d_x)],$$

となる。ここで、任意の定数 a, b, c, d について、

$$\text{Cov}[a(x-b), c(y-d)] = ac \text{Cov}[x, y], \quad (2-4)$$

$$E[a(x-b)] = a(E[x] - b), \quad (2-5)$$

が成立するので、

$$a_x = \frac{\text{Cov}[k_x (x - d_x), k_y (y - d_y)]}{\text{Cov}[k_x (x - d_x), k_x (x - d_x)]} = \frac{k_x k_y \text{Cov}[x, y]}{k_x k_x \text{Cov}[x, x]} = \frac{k_y}{k_x} \frac{\text{Cov}[x, y]}{\text{Cov}[x, x]} = \frac{k_y}{k_x} a,$$

$$\begin{aligned} b_x &= E[k_y (y - d_y)] - a_x E[k_x (x - d_x)] = k_y (E[y] - d_y) - \frac{k_y}{k_x} a k_x (E[x] - d_x) \\ &= k_y \{ (E[y] - d_y) - a (E[x] - d_x) \} = k_y \{ (E[y] - aE[x]) - (d_y - ad_x) \}, \\ &= k_y \{ b - (d_y - ad_x) \} \end{aligned}$$

となる。よって、

$$a_x = \frac{k_y}{k_x} a, \quad (2-6)$$

$$b_x = k_y \{b - (d_y - ad_x)\}, \quad (2-7)$$

となる。