第 24 回　回帰分析（3.4, 13.1–13.2.1）

村澤 康友

2025 年 1 月 7 日

今日のポイント

1. $\mathrm{E}(Y|X)$ を与える式を，Y の X 上への回帰モデルという．線形な回帰モデルを線形回帰モデルという．線形回帰モデルの説明変数の係数を回帰係数という．
2. Y の X 上への線形回帰モデルにおける回帰係数は X から Y への限界効果を表す．$\ln Y$ の $\ln X$ 上への線形回帰モデルにおける回帰係数は X に対する Y の弾力性を表す．
3. 残差 2 乗和を最小にするように回帰係数を定める方法を通常の最小 2 乗法（OLS）という．OLS 問題の 1 階の条件を整理した式を正規方程式という．OLS 問題の解を回帰係数の OLS 推定量（値）という．

目次

1　回帰モデル

1.1　回帰（p. 258）

(X,Y) を確率ベクトルとする．X から Y を予測したい（身長→体重，所得→消費など）．

定義 1. $\mathrm{E}(Y|X)$ を求めることを，Y を X に**回帰する**という．

注 1. X がカテゴリー変数ならカテゴリーごとの平均を求めるだけ．

注 2. $F_{Y|X}(.|.)$ が求まれば理想的．

1.2　回帰モデル（p. 258）

定義 2. $\mathrm{E}(Y|X)$ を与える式を，Y の X 上への**回帰モデル（回帰式，回帰関数）**という．

注 3. すなわち

$$\mathrm{E}(Y|X) = r(X)$$

定義 3. 説明する方の変数を**説明変数**という．

定義 4. 説明される方の変数を**被説明変数**という．

定義 5. $U := Y - \mathrm{E}(Y|X)$ を回帰の**誤差項**という．

注 4. 誤差項を用いて回帰モデルを表すと

$$\begin{aligned} Y &= r(X) + U \\ \mathrm{E}(U|X) &= 0 \end{aligned}$$

1.3　線形回帰モデル（p. 258）

定義 6. 線形な回帰モデルを**線形回帰モデル**という．

注 5．すなわち

$$\mathrm{E}(Y|X) = \alpha + \beta X$$

注 6．$X, Y > 0$ なら $\ln Y$ の $\ln X$ 上への線形回帰モデルを考えることも多い．すなわち

$$\mathrm{E}(\ln Y|\ln X) = \alpha + \beta \ln X$$

定義 7. 線形回帰モデルの説明変数の係数を**回帰係数**という．

定理 1. $(X, Y)' \sim \mathrm{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ とする．ただし

$$\boldsymbol{\mu} := \begin{pmatrix} \mu_X \\ \mu_Y \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\Sigma} := \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \sigma_{XY} \\ \sigma_{YX} & \sigma_Y^2 \end{bmatrix}$$

このとき

$$Y|X \sim \mathrm{N}\left(\mu_{Y|X}, \sigma_{Y|X}^2\right)$$

ただし

$$\begin{aligned} \mu_{Y|X} &:= \mu_Y + \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X^2}(X - \mu_X) \\ \sigma_{Y|X}^2 &:= \sigma_Y^2 - \frac{\sigma_{XY}^2}{\sigma_X^2} \end{aligned}$$

証明．同時 pdf を周辺 pdf で割って条件付き pdf を求める．詳細は略． □

注 7．$\mathrm{E}(Y|X)$ は X の 1 次式．$\mathrm{var}(Y|X)$ は X に依存しない．

1.4 単回帰と重回帰（p. 270）

定義 8. 定数項以外に説明変数が 1 つしかない線形回帰モデルを**単回帰モデル**という．

定義 9. 定数項以外に説明変数が複数ある線形回帰モデルを**重回帰モデル**という．

注 8．すなわち

$$\mathrm{E}(Y|X_1, \dots, X_k) = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$$

定義 10. 重回帰モデルの回帰係数を**偏回帰係数**という．

2 限界効果と弾力性

2.1 限界効果

定義 11. X の 1 単位の増加に対する Y の変化を X から Y への**限界効果**という．

定理 2. Y の X 上への線形回帰モデルにおける回帰係数は X から Y への限界効果を表す．

証明．Y の X 上への線形回帰モデルは

$$\begin{aligned} Y &= \alpha + \beta X + U \\ \mathrm{E}(U|X) &= 0 \end{aligned}$$

X が 1 単位増えると Y は β 単位増える（X が連続なら微分する）． □

2.2 弾力性（p. 259，p. 277）

定義 12. X の 1 %の増加に対する Y の変化率を X に対する Y の**弾力性**という．

注 9．式で表すと

$$\epsilon := \frac{\mathrm{d}Y/Y}{\mathrm{d}X/X} \approx \frac{\Delta Y/Y}{\Delta X/X}$$

定理 3. $\ln Y$ の $\ln X$ 上への線形回帰モデルにおける回帰係数は X に対する Y の弾力性を表す．

証明．$\ln Y$ の $\ln X$ 上への線形回帰モデルは

$$\begin{aligned} \ln Y &= \alpha + \beta \ln X + U \\ \mathrm{E}(U|\ln X) &= 0 \end{aligned}$$

したがって

$$\begin{aligned} \beta &= \frac{\mathrm{d}\ln Y}{\mathrm{d}\ln X} \\ &= \frac{\mathrm{d}X}{\mathrm{d}\ln X}\frac{\mathrm{d}Y}{\mathrm{d}X}\frac{\mathrm{d}\ln Y}{\mathrm{d}Y} \\ &= \left(\frac{\mathrm{d}\ln X}{\mathrm{d}X}\right)^{-1}\frac{\mathrm{d}Y}{\mathrm{d}X}\frac{\mathrm{d}\ln Y}{\mathrm{d}Y} \\ &= \left(\frac{1}{X}\right)^{-1}\frac{\mathrm{d}Y}{\mathrm{d}X}\frac{1}{Y} \\ &= \frac{\mathrm{d}Y/Y}{\mathrm{d}X/X} \end{aligned}$$

□

3　最小 2 乗法

3.1　定数項なしの単回帰モデル

2 変量データを $((y_1, x_1), \ldots, (y_n, x_n))$ とする．y_i の x_i 上への定数項なしの単回帰モデルは

$$\mathrm{E}(y_i|x_i) = \beta x_i$$

β を求めたい（図 1 左）．

定義 13. 実際の y_i と適当な回帰係数を用いた y_i の予測値との差を y_i の**残差**という．

注 10. $\beta = b$ としたら y_i の残差は

$$e_i := y_i - bx_i$$

誤差 $u_i := y_i - \beta x_i$ とは異なる．

定義 14. 残差 2 乗和を最小にするように回帰係数を定める方法を**通常の最小 *2* 乗法**（*Ordinary Least Squares, OLS*）という．

注 11. すなわち OLS 問題は

$$\begin{aligned} \min_{b} \quad & \sum_{i=1}^{n} (y_i - bx_i)^2 \\ \text{and} \quad & b \in \mathbb{R} \end{aligned}$$

ただし $\mathbb{R}$ は実数の集合．

定義 15. OLS 問題の 1 階の条件を整理した式を**正規方程式**という．

注 12. 残差 2 乗和は b に関する凸関数なので，1 階の条件は最小化の必要十分条件．

注 13. OLS 問題の 1 階の条件は

$$\sum_{i=1}^{n} (-x_i) 2 (y_i - b^* x_i) = 0$$

すなわち

$$\sum_{i=1}^{n} x_i (y_i - b^* x_i) = 0$$

正規方程式は

$$\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - b^* \sum_{i=1}^{n} x_i^2 = 0$$

定義 16. OLS 問題の解を回帰係数の ***OLS* 推定量（値）** という．

注 14. 正規方程式より $\sum_{i=1}^{n} x_i^2 \neq 0$ なら β の OLS 推定値は

$$b^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i y_i}{\sum_{i=1}^{n} x_i^2}$$

$\sum_{i=1}^{n} x_i^2 = 0$ だと解は存在しない．

定義 17. 回帰係数の OLS 推定量（値）を用いた予測を**回帰予測**という．

注 15. y_i の回帰予測は $\hat{y}_i := b^* x_i$.

定義 18. 実際の値と回帰予測との差を**回帰残差**という．

注 16. y_i の回帰残差は $e_i^* := y_i - \hat{y}_i$.

3.2　定数項ありの単回帰モデル（p. 260）

y_i の x_i 上への定数項ありの単回帰モデルは

$$\mathrm{E}(y_i|x_i) = \alpha + \beta x_i$$

(α, β) を求めたい（図 1 右）．$(\alpha, \beta) = (a, b)$ としたら y_i の残差は

$$e_i := y_i - a - bx_i$$

OLS 問題は

$$\begin{aligned} \min_{a,b} \quad & \sum_{i=1}^{n} (y_i - a - bx_i)^2 \\ \text{and} \quad & a, b \in \mathbb{R} \end{aligned}$$

1 階の条件は

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{n} (-1) 2 (y_i - a^* - b^* x_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^{n} (-x_i) 2 (y_i - a^* - b^* x_i) &= 0 \end{aligned}$$

すなわち

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{n} (y_i - a^* - b^* x_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^{n} x_i (y_i - a^* - b^* x_i) &= 0 \end{aligned}$$

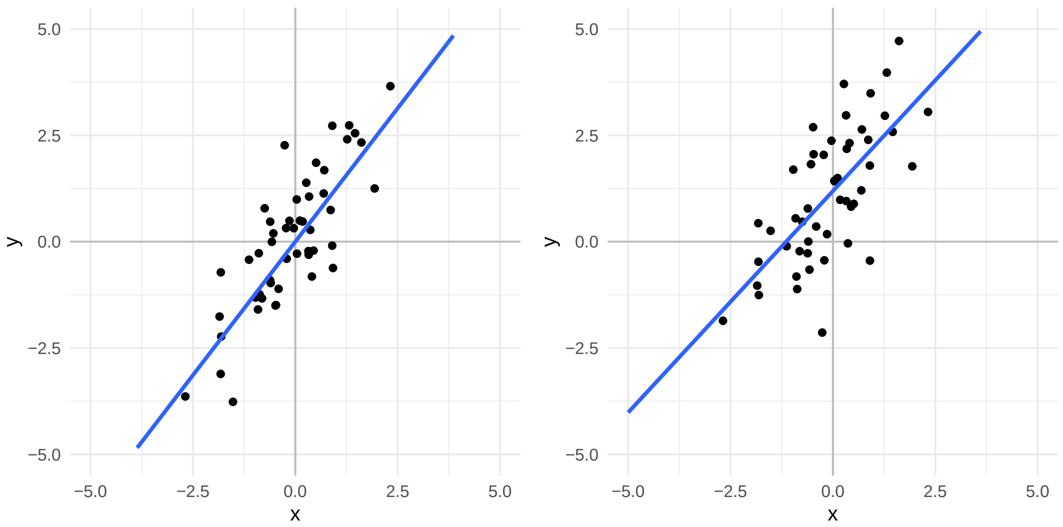

図 1　定数項なしの単回帰モデル（左）と定数項ありの単回帰モデル（右）

正規方程式は

$$\sum_{i=1}^{n} y_i - na^* - b^* \sum_{i=1}^{n} x_i = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - a^* \sum_{i=1}^{n} x_i - b^* \sum_{i=1}^{n} x_i^2 = 0$$

この連立方程式の解が (α, β) の OLS 推定値．

注 17．正規方程式の第 1 式を n で割ると

$$\bar{y} - a^* - b^* \bar{x} = 0$$

したがって $a^* = \bar{y} - b^* \bar{x}$．1 階の条件より

$$\begin{aligned}
&\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})(y_i - a^* - b^* x_i) \\
&= \sum_{i=1}^{n} x_i (y_i - a^* - b^* x_i) - \bar{x} \sum_{i=1}^{n} (y_i - a^* - b^* x_i) \\
&= 0
\end{aligned}$$

$a^* = \bar{y} - b^* \bar{x}$ を左辺に代入すると

$$\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})[(y_i - \bar{y}) - b^*(x_i - \bar{x})] = 0$$

これを解くと

$$b^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}$$

これは σ_{XY}/σ_X^2 の推定量（値）と理解できる．

例 1. 某大学 1 年生の大学での GPA（colgpa）の高校での GPA（hsgpa）への単回帰（図 2）．

$$\widehat{\text{colgpa}} = 0.920577 + 0.524173 \cdot \text{hsgpa}$$

4　今日のキーワード

回帰，回帰モデル，説明変数，被説明変数，誤差項，線形回帰モデル，回帰係数，単回帰モデル，重回帰モデル，偏回帰係数，限界効果，弾力性，残差，通常の最小 2 乗法（OLS），正規方程式，OLS 推定量（値），回帰予測，回帰（OLS）残差

5　次回までの準備

復習　教科書第 3 章 4 節，第 13 章 1–2.1 節，復習テスト 24

予習　教科書第 13 章 2.2–3 節

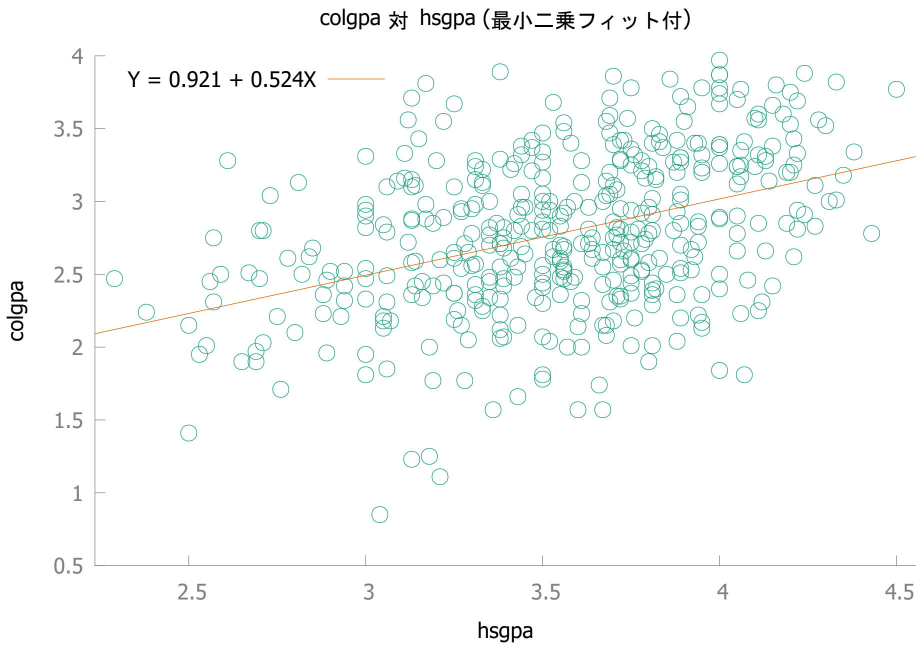

図 2　某大学 1 年生の大学での GPA（colgpa）の高校での GPA（hsgpa）への単回帰