通常最小二乗法 (Ordinary Least Squares: OLS)

T.Chiba

2020年5月16日

概要

最小二乗法についてみていく.

1 最小二乗法 (1 変量)

本題に入る前に,リハビリもかねて1変量の最小二乗法を確認する.線形回帰モデルは下記のような構造をしていると考えられる.

$$y = \alpha + \beta x + \varepsilon \tag{1}$$

x, y についての観測値 $\{(x_i, y_i)|i=1,2,...,n\}$ がそれぞれ次のような構造を持っていると仮定する.

$$y_i = \alpha + \beta x_i + \varepsilon_i, i = 1, \dots, n \tag{2}$$

誤差 ε の平方和を考える.

$$Q(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^{n} \{ y_i - (\alpha + \beta x_i)^2 \}$$
 (3)

これを. 偏差平方和と呼ぶ. $Q(\alpha,\beta)$ を最小にするような $\alpha=\hat{\alpha},\beta=\hat{\beta}$ を最小二乗推定量 (Least Squares Estimator: LSE) と呼ぶ.

$$\begin{cases} \frac{\partial Q(\alpha,\beta)}{\partial \alpha} = 0\\ \frac{\partial Q(\alpha,\beta)}{\partial \beta} = 0 \end{cases}$$
 (4)

を満たすような α, β を考える. 2 階の偏微分まで計算すると,

$$\frac{\partial Q}{\partial \alpha} = -2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - \alpha - \beta x_i)$$
 (5)

$$\frac{\partial^2 Q}{\partial \alpha^2} = 2n > 0 \tag{6}$$

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta} = -2\sum_{i=1}^{n} x_i (y_i - \alpha - \beta x_i) \tag{7}$$

$$\frac{\partial^2 Q}{\partial \beta^2} = 2 \sum_{i=1}^n x_i^2 >= 0 \tag{8}$$

$$\frac{\partial^2 Q}{\partial \alpha \partial \beta} = 0 \tag{9}$$

ヘッセ行列は,

$$H = \begin{bmatrix} \partial^2 Q/\partial \alpha^2 & \partial^2 Q/\partial \alpha \partial \beta \\ \partial^2 Q/\partial \alpha \partial \beta & \partial^2 Q/\partial \beta^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2n & 0 \\ 0 & 2\sum x_i^2 \end{bmatrix}$$
 (10)

いま, 任意の 2 次元ベクトル $t = (t_1, t_2)'$ に対して二次形式,

$$t'Ht = (t_1, t_2) \begin{pmatrix} 2n & 0 \\ 0 & 2\sum x_i^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t_1 \\ t_2 \end{pmatrix} = 2(nt_1^2 + t_2^2 \sum x_i^2) \ge 0$$
 (11)

となり、これが0となるのは、t=0のときのみ. よってヘッセ行列Hは正定値. つまり、式(4)を満たす、 α 、 β が極小値であることが分かる.

付録 A

A.1 2変数関数の極値

偏差平方和を最小にするような, α と β を求める際に, α , β に関する偏微分を 0 として, 推定量を求めた. しかし, 偏微分が 0 と置くだけでは, $Q(\alpha,\beta)$ の極値が求められるだけで, 最小値かどうかは分からない. テキストだと当たり前のように書かれているけど.

A.1.1 極大・極小

関数 f(x,y) は連続かつ微分可能とする.

補題 境界点*1でない極大点,極小点においては

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) = 0, \frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0) = 0 \tag{12}$$

となる.

証明 もし $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) \neq 0$ ならば、微分可能性の定義 $*^2$

$$\begin{cases} f(x,y) - f(x_0, y_0) = \frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0)(x - x_0) + \frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0)(y - y_0) + g(x, y), \\ \lim_{x \to x_0} \frac{g(x, y)}{|x - x_0|} = 0 \end{cases}$$

において, $y = y_0$ と置くと,

$$f(x, y_0) - f(x_0, y_0) = \frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0)(x - x_0) + g(x, y_0)$$
$$= \frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0)(x - x_0) \left\{ 1 + c \cdot \frac{g(x, y_0)}{x - x_0} \right\}$$

右辺の $\{\}$ の中は x が x_0 に十分近いとき > 0 となる. 一方, $x-x_0$ は x が x_0 の近傍を動く時必ず符号を変えるため, $f(x_0,y_0)$ は極大値でも極小値でもないことが分かる. $\frac{\partial f}{\partial y}(x_0,y_0) \neq 0$ としても同様.

これにより,連立方程式

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) = 0, \frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0) = 0$$

を解けば、境界点でない極値の候補者が全て見つかる.

A.1.2 極大・極小の判定

極大値か極小値かの判定はヘッセ行列により行うことができる.

定義 (ヘッセ行列) 行列

$$\left[\begin{array}{cc} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{array}\right]$$

を f(x,y) に関するヘッセ行列という.

$$\begin{cases} f(x,y) = f(x_0,y_0) + \alpha(x-x_0) + \beta(y-y_0) + g(x,y) \\ \lim_{\boldsymbol{x} \to \boldsymbol{x}_0} \frac{g(x,y)}{|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_0|} \end{cases} \qquad (\boldsymbol{x} = (x,y) \neq \boldsymbol{x}_0)$$

と表せること([5] p153 参照)

^{*1 [5]} p18 参照.

 z^{*2} z = f(x, y) が点 $x_0 = (x_0, y_0)$ で微分可能であるとは、ある定数 α, β があって、

定理 $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0,y_0) = \frac{\partial f}{\partial 0}(x_0,y_0) = 0$ を満たす点 x_0,y_0 においてヘッセ行列が $*^3$

正定値 (x₀, y₀) は極小値

負定値 (x₀, y₀) は極大値

不定値 (x_0, y_0) は極値点ではない

A.1.3 正定置・負定値・不定値

参考文献

- [1] Tze Leung Lai, Haipeng Xing 著, 松原 望, 山村吉信 訳: 『ファイナンスのための統計学 -統計的アプローチによる評価と意思決定-』, 東京図書, 2016
- [2] 鈴木 武, 山田 作太郎:『数理統計学 -基礎から学ぶデータ解析』, 内田老鶴圃, 1996
- [3] 稲垣宣生:『数学シリーズ 数理統計学(改訂版)』, 裳華房, 2003
- [4] 江川博康: 『弱点克服 大学生の微積分』東京図書, 2005
- [5] 笠原晧司: 『サイエンスライブラリー 数学=12 微分積分学』, サイエンス社, 1974
- [6] David A. Harville, (監訳) 伊里正夫: 『統計のための行列代数 (上)』, 丸善出版, 2016

^{*&}lt;sup>3</sup> 高校数学の美しい物語とか参考になる:https://mathtrain.jp/hessian