

## 最小二乗法における重みの影響

5D-5

石川 甲子男

東京都立大学

## 1. まえがき

最小二乗法において、処理の対象となるデータが、すべて同一の精度で得られたものであれば問題はないが、通常は観測精度が異なっているため各データ毎に異なった重みを付ける必要がある。

この重みがしばしば問題となる。通常は観測精度の2乗に比例したものを、すなわち分散に反比例したものを重みとしている。

しかし、計算処理前にその値を推定するのは難しい。そこで重みの値の結果に及ぼす影響を予め調べておいて、重みの値の許容範囲を知ることが必要である。

本報告はこのような目的のため、最小二乗法において重みの変化に対する期待値の変化を調べた。

## 3. 重みの変化による期待値の変化

最小二乗法の観測方程式を

$$\underset{m \times n}{A} \underset{n \times 1}{X} = \underset{m \times 1}{L} + \underset{m \times 1}{V} \cdots (2. 1)$$

とする、ここで

$\underset{m \times n}{A}$  は  $\underset{n \times 1}{X}$  を関係づける  $m \times n$  個

の行列、

$\underset{n \times 1}{X}$  は  $n$  個の期待値のベクトル  
 $\underset{m \times 1}{L}$  は  $m$  個の観測値のベクトル  
 $\underset{m \times 1}{V}$  は  $m$  個の観測値の観測誤差のベクトルを表す。

この観測値にそれぞれ  $p_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) なる  $m$  個の重みをつけるため  $m \times m$  の行列  $\underset{m \times m}{P}$  (対角要素が  $p_1, p_2, \dots, p_m$  で他の要素がすべて0) なる重みの行列を用い  $\underset{n \times 1}{X}$  の期待値を求める。

このときの正規方程式は

$$\underset{n \times n}{S} \underset{n \times 1}{X} = \underset{n \times 1}{K} \cdots (2. 2)$$

ただし

$$\underset{n \times n}{S} = \underset{n \times m}{A}^t \underset{m \times m}{P} \underset{m \times n}{A}, \quad \underset{n \times 1}{K} = \underset{n \times m}{A}^t \underset{m \times m}{P} \underset{m \times 1}{L} \cdots (2. 3)$$

これから  $X$  を求めると形式的に

$$\underset{n \times 1}{X} = \underset{n \times n}{S}^{-1} \underset{n \times 1}{K}$$

となる。

いま重みの行列  $P$  の対角要素  $p_i$  が変化して、 $p_i + \Delta p_i$  になったとき  $\underset{n \times 1}{X}$  が  $\underset{n \times 1}{X} + \Delta \underset{n \times 1}{X}$  となったとすると

$$(\underset{n \times n}{S} + \Delta \underset{n \times n}{S}) (\underset{n \times 1}{X} + \Delta \underset{n \times 1}{X}) = \underset{n \times 1}{K} + \Delta \underset{n \times 1}{K} \cdots (5)$$

Influences of Weights on the Method of Least Squares

Kasio ISIKAWA

Tokyo Metropolitan University

ただし

$$\begin{aligned}\Delta S_{nn} &= A_{nm}^t \Delta P_{mm} A_{nn}, \\ \Delta K_{n1} &= A_{nm}^t \Delta P_{mm} L_{m1} \quad \dots (6)\end{aligned}$$

となる。

これより

$$\begin{aligned}S_{nn} X_{n1} + S_{nn} \Delta X_{n1} + \Delta S_{nn} X_{n1} + \Delta S_{nn} \Delta X_{n1} \\ = K_{n1} + \Delta K_{n1} \\ \Delta X_{n1} = (S_{nn} + \Delta S_{nn})^{-1} (\Delta K_{n1} - \Delta S_{nn} X_{n1}) \\ = (S_{nn} + \Delta S_{nn})^{-1} (A_{nm}^t \Delta P_{mm} L_{m1} - \\ A_{nm}^t \Delta P_{mm} A_{nn} X_{n1}) \\ = (S_{nn} + \Delta S_{nn})^{-1} A_{nm}^t \Delta P_{mm} (L_{m1} - A_{nn} X_{n1}) \\ = (S_{nn} + \Delta S_{nn})^{-1} A_{nm}^t \Delta P_{mm} R_{m1}\end{aligned}$$

ここで  $R_{m1}$  は残差のベクトルで

$$R_{m1} = V_{m1}$$

である。

### 3. 数値例

最小二乗法の特殊な場合として、下表のような、5個の観測値の平均値を求める問題の例を示す。

観測値	重み			
	(1)	(2)	(3)	(4)
2. 7	1	1	1	1 0
2. 8	1	1	1	1
3. 1	1	2	1 0	1
3. 2	1	1	1	1
3. 3	1	1	1	1
平均	3.02	3.03	3.07	2.8

$$(1) \quad h = \frac{\sum_{i=1}^5 p_i a_i}{\sum_{i=1}^5 p_i}$$

$$\sum_{i=1}^5 p_i a_i = 15.1$$

$$\sum_{i=1}^5 p_i = 5$$

$$h = 3.02$$

$$(2) \quad \Delta p_3 = 1$$

$$\sum_{i=1}^5 \Delta p_3 r_3 = 1 \cdot 0.08$$

$$\sum_{i=1}^5 (p_3 + \Delta p_3) = 6$$

$$\Delta h = 0.08 / 6 = 0.0133$$

$$h + \Delta h = 3.03$$

$$(3) \quad \Delta p_3 = 9$$

$$\sum_{i=1}^5 \Delta p_3 r_3 = 9 \cdot 0.08$$

$$\sum_{i=1}^5 (p_3 + \Delta p_3) = 14$$

$$\Delta h = 0.72 / 14 = 0.0514$$

$$h + \Delta h = 3.07$$

$$(4) \quad \Delta p_1 = 9$$

$$\Delta p_1 r_1 = 9 \cdot (-0.32)$$

$$\sum_{i=1}^5 (p_1 + \Delta p_1) = 14$$

$$\Delta h = -0.2057$$

$$h + \Delta h = 2.81$$

この例からも分かるように、同じ  $\Delta p = 9$  でも (3) の場合には 0.05, (4) の場合には 0.21 と残差の違いにより期待値である平均値に大きく違いがでる。

### 4. 結 び

最小二乗法において、重みの変化に対する期待値の変化は (7) 式により略残差に比例する。

$S^{-1}$  と  $(S + \Delta S)^{-1}$  が大きく変わらなければ、残差が小さいほど、すなわち観測精度が良いほど、期待値に与える影響は少ないことが分かる。比較的に残差が小さいときは、重みの影響は小さいから、それほど厳重に定める必要はない。