## 数值解析·最適化工学特論 課題 1

提出日:2024/07/09

M223303

井口実紅

1.  $J = \sum_{a=1}^{N} (x_a - \bar{x}_a, V[x_a]^{-1}(x_a - \bar{x}_a))$ からラグランジュの未定乗数法を用いて $\bar{x}_a$ をもとめ次の関数を導出しなさい。

$$J = \sum_{a=1}^{N} \frac{(x_a, \boldsymbol{u})^2}{(\boldsymbol{u}, V[x_a]\boldsymbol{u})}$$

 $\bar{x}_a$ : データの真値、 $\Delta x_a$ : 真値との誤差、 $x_a$ : データとすると $\bar{x}_a$ は

$$\bar{x}_a = x_a - \Delta x_a \tag{1}$$

と書ける。

 $J = \sum_{a=1}^{N} (x_a - \bar{x}_a, V[x_a]^{-1}(x_a - \bar{x}_a))$ に式(1)を代入すると、

$$J = \sum_{a=1}^{N} \left( x_a - \left( x_a - \Delta x_a \right), V[x_a]^{-1} \left( x_a - \left( x_a - \Delta x_a \right) \right) \right)$$
$$= \sum_{a=1}^{N} \left( \Delta x_a, V[x_a]^{-1} \Delta x_a \right)$$
(2)

u をパラメータとしたときの制約条件は以下のようになる。

$$\overline{(x_a, u)} = (x_a - \Delta x_a, u) = 0, a = 1, ..., N$$

制約条件と式(2)を用いてラグランジュの未定乗数法を計算する。

$$F(x_a, \lambda) = f(x_a) - \lambda x_a = \sum_{a=1}^{N} \left( \Delta x_a, V[x_a]^{-1} \Delta x_a \right) - \sum_{a=1}^{N} \lambda \left( x_a - \Delta x_a, u \right)$$
(3)

式(3)を $\Delta x_a$ で微分。

$$\frac{\partial}{\partial \Delta x_a} F(x_a, \lambda) = 2V[x_a]^{-1} \Delta x_a - \lambda_a u = 0 \tag{4}$$

$$\Delta x_a = \frac{\lambda_a}{2} V[x_a] u \tag{5}$$

式(5)を制約条件に代入する。

$$\left(x_a - \frac{\lambda_a}{2}V[x_a]u, u\right) = 0$$

$$(x_a, u) - \frac{\lambda_a}{2}(u, V[x_a]u) = 0$$

$$\frac{\lambda_a}{2}(u, V[x_a]u) = (x_a, u)$$

$$\lambda_a = \frac{2(u, x_a)}{(u, V[x_a]u)} \tag{6}$$

式(2)に式(5)(6)を代入。

$$J = \sum_{a=1}^{N} \left( \Delta x_{a}, V[x_{a}]^{-1} \Delta x_{a} \right)$$

$$= \sum_{a=1}^{N} \left( \frac{\lambda_{a}}{2} V[x_{a}] u, V[x_{a}]^{-1} \frac{\lambda_{a}}{2} V[x_{a}] u \right)$$

$$= \sum_{a=1}^{N} \frac{\lambda_{a}^{2}}{4} \left( V[x_{a}] u, V[x_{a}]^{-1} V[x_{a}] u \right)$$

$$= \frac{1}{4} \sum_{a=1}^{N} \lambda_{a}^{2} \left( V[x_{a}] u, u \right) = \frac{1}{4} \sum_{a=1}^{N} \lambda_{a}^{2} \left( u, V[x_{a}] u \right)$$

$$= \frac{1}{4} \sum_{a=1}^{N} \left( \frac{2(u, x_{a})}{(u, V[x_{a}] u)} \right)^{2} \left( V[x_{a}] u, u \right)$$

$$= \frac{1}{4} \sum_{a=1}^{N} \frac{4(u, x_{a})^{2}}{(u, V[x_{a}] u)^{2}} \left( V[x_{a}] u, u \right)$$

$$= \sum_{a=1}^{N} \frac{(x_{a}, u)^{2}}{(u, V[x_{a}] u)}$$

よって、

$$J = \sum_{a=1}^{N} \frac{(x_a, u)^2}{(u, V[x_a]u)}$$

2.  $\mathbf{x}$ =300 $\cos\theta$ ,  $\mathbf{y}$ =200 $\sin\theta$  で表される楕円上の点列( $\mathbf{x}_i,\mathbf{y}_i$ )を次のように生成しなさい。 また、生成した点列を描画してその分布を確認しなさい。

$$(x_i, y_i) = (300\cos\theta_i, 200\sin\theta_i), \ \theta_i = -\frac{\pi}{4} + \frac{11\pi}{12N}i, i = 0, ..., N-1$$

N=2として表示した際の図を図1に示す。

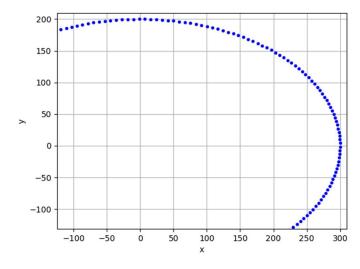


図1 N=100で生成した楕円

3. 課題 2 で生成した点列の x 座標、y 座標にそれぞれ独立に、平均  $\mu = 0$ 、標準偏差  $\sigma = 3.0$  の正規分布に従う誤差を加えたデータを作成しなさい。それを確認するために 課題 2 の描画結果と重ねて描画しなさい。

真値と誤差を加えた点を重ねた際の結果を図2に示す。

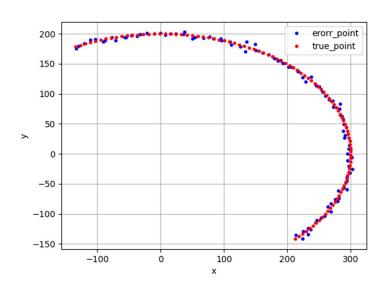


図2 2に誤差を加えた点を重ねた楕円

4. 課題 3 の  $\alpha$  の値を 0.1 から $\sigma_{max}$ まで 0.1 刻みで変化させたデータを作成し、そのデータに対して最小 2 乗法と最尤推定法によって楕円のパラメータを推定しなさい。このとき、同一の $\alpha$ の値に対して異なる誤差を付加したデータを 1000 回生成して、パラメータを推定し、RMS 誤差を計算して、横軸に $\alpha$ の値、縦軸にRMS 誤差としたグラフを描画しなさい。ただし、 $\sigma_{max}$ の値は適切と思われる値を自分で設定しなさい。

$$\xi(x) = (x^2, 2xy, y^2, 2x, 2y, 1)^T \tag{7}$$

最小二乗法と最尤推定法でのパラメータ推定の方法を示す。

- ・最小二乗法  $\mathbf{M} = \sum_{a=1}^N \xi_a \xi_a^T \mathbf{e} 計算し、計算した最小固有値に対する固有ベクトルから求めた。$
- ・最尤推定法

 $M = \sum_{a=1}^{N} \frac{\xi_a \xi_a^T}{(u,V[\xi_a]u)}$ ,  $L = \sum_{a=1}^{N} \frac{(\theta_a \xi_a)^2 V[\xi_a]}{(u,V[\xi_a]u)^2}$ とし、(M-L)u=0 となる 0 を反復法で計算する。u の変化量が $10^{-6}$ 以下になるまで計算を行った。

## ・RMS 誤差

 $\mathbf{u}$ : 真値、 $\mathbf{u}^{(i)}$ : 推定値としてのそれぞれの単位ベクトル  $\mathbf{u}^{(i)}$ を用いて式(8)より、RMS 誤差を求められる。

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} ||\Delta u^{(i)}||^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} ||P_u u^{(i)}||^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} ||I - \overline{u}\overline{u}^T u^{(i)}||^2}$$
(8)

最小二乗法と最尤推定法を用いて楕円のパラメータを推定し、 $\sigma_{max}=2.0$ としたときの結果を図 3 に示す。

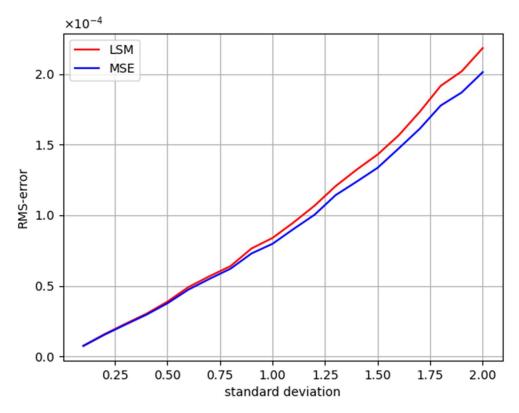


図3 最小二乗法と最尤推定法の RMS 誤差

赤いラインが最小二乗法、青いラインが最尤推定法の RMS 誤差である。σが大きくなるにつれ最小二乗法の RMS 誤差が最尤推定法と比べ、大きくなっていることがわかる。このことから最尤推定法の方がより、誤差から受ける推定の影響が小さいといえる。

5. 課題 4 で作成したグラフ上に KCR 下界を描画しなさい。 KCR 下界

パラメータの真値を利用し、 $\bar{M} = \sum_{i=1}^N \left\| I - \overline{u}\overline{u}^T u^{(i)} \right\|^2 \frac{\overline{\xi_a \xi_a}^T}{(\overline{u}, V[\overline{\xi_a}]\overline{u})}$ を計算する。

 $\bar{M}$ の固有値  $\lambda(1)_1 \geq \lambda(1)_2 \geq \cdots > \lambda(1)_6 = 0$ を用いて式(9)より計算する。

$$D_{KCR} = \sqrt{\sum_{i=1}^{5} \frac{1}{\lambda(1)}}$$

$$\tag{9}$$

図4に、3の結果にKCR下界を重ねたものを示す。

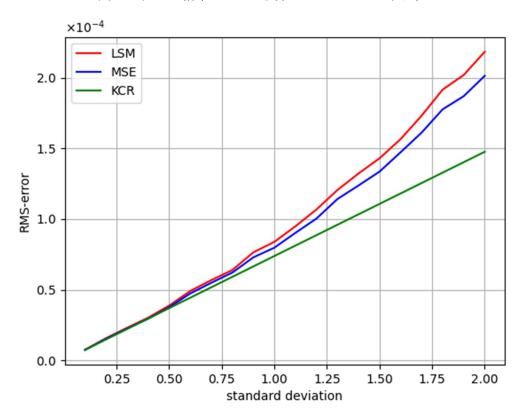


図4 3の結果に KCR 下界を加えた結果

緑のラインは KCR 下界を示すものである。図 4 から KCR 下界は最小二乗法及び、最尤推定法よりも、低い値を常に示している。これは、KCR 下界が精度限界を表す指標となるものだからである。RMS 誤差を KCR 下界に近づけるためにはできる限り  $\sigma$  の値を小さくする必要がある。