

画像工学特論 レポート

141304 沼田輝明 141304 水原宝英
163309 井上滢 163377 宮田木織

2018 年 7 月 25 日

担当箇所

それぞれの担当箇所は以下の通り。

- 沼田：課題 1-
- 水原：課題 1-
- 井上：課題 2-3
- 宮田：課題 2-1、課題 2-2

課題 2

式と式番号を以下のように置きなす。

$$\boldsymbol{\xi}_\alpha = \begin{pmatrix} x_\alpha^2 & 2x_\alpha y_\alpha & y_\alpha^2 & 2f_0 x_\alpha & 2f_0 y_\alpha & f_0^2 \end{pmatrix}^\top \quad \dots \text{誤差を含む点データ} \quad (1)$$

$$\bar{\boldsymbol{\xi}}_\alpha = \begin{pmatrix} \bar{x}_\alpha^2 & 2\bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha & \bar{y}_\alpha^2 & 2f_0 \bar{x}_\alpha & 2f_0 \bar{y}_\alpha & f_0^2 \end{pmatrix}^\top \quad \dots x_\alpha \text{ と } y_\alpha \text{ を真値とした } \boldsymbol{\xi}_\alpha \quad (2)$$

$$\boldsymbol{u} = \begin{pmatrix} A & B & C & D & E & F \end{pmatrix}^\top \quad \dots \text{楕円のパラメータ} \quad (3)$$

$$\boldsymbol{M} = \sum_{\alpha=1}^N \boldsymbol{\xi}_\alpha \boldsymbol{\xi}_\alpha^\top \quad \dots \text{レポート問題文中式 (2) より} \quad (4)$$

2-1

最小二乗法は、誤差の性質を考慮せず、素朴な考え方で楕円のパラメータ \boldsymbol{u} を推測する手法である。

まず、楕円の性質より、全ての $\bar{\boldsymbol{\xi}}_\alpha$ について下式が成り立つ。

$$(\boldsymbol{u}, \bar{\boldsymbol{\xi}}_\alpha) = 0 \quad (5)$$

ここから単純に考えると、 $\boldsymbol{\xi}_\alpha$ に関しては、下式の $(\boldsymbol{u}, \boldsymbol{\xi}_\alpha)$ の 2 乗和 J_{LS} が最小となるような \boldsymbol{u} がパラメータとして最もらしいと言える。

$$J_{LS} = \sum_{\alpha=1}^N (\boldsymbol{u}, \boldsymbol{\xi}_\alpha)^2 \quad (6)$$

最小二乗法は、この考えに基づき、 J_{LS} を目的関数として最小化することで、 \boldsymbol{u} を推測する手法である。

ここで、式 (6) を展開・整理すると下式となる。

$$\begin{aligned}
\sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{u}, \boldsymbol{\xi}_{\alpha})^2 &= \sum_{\alpha=1}^N (\boldsymbol{\xi}_{\alpha}, \mathbf{u})^2 \\
&= \sum_{\alpha=1}^N \boldsymbol{\xi}_{\alpha}^{\top} \mathbf{u} \boldsymbol{\xi}_{\alpha}^{\top} \mathbf{u} \\
&= \sum_{\alpha=1}^N \mathbf{u}^{\top} \boldsymbol{\xi}_{\alpha} \boldsymbol{\xi}_{\alpha}^{\top} \mathbf{u} \\
&= \mathbf{u}^{\top} \left(\sum_{\alpha=1}^N \boldsymbol{\xi}_{\alpha} \boldsymbol{\xi}_{\alpha}^{\top} \right) \mathbf{u}
\end{aligned} \tag{7}$$

式 (7) を式 (4) を用いて置きなおすことで、 J_{LS} は以下のように書くことができる。

$$J_{LS} = (\mathbf{u}, \mathbf{M}\mathbf{u}) \tag{8}$$

以上のとおり、最小二乗法で楕円のパラメータを推定するときの目的関数 J_{LS} が示された。

2-2

最尤推定は、 $\boldsymbol{\xi}_{\alpha}$ の誤差の確率的な性質を考え、マハラノビス距離（各 $\boldsymbol{\xi}_{\alpha}$ と楕円との幾何学的距離の総和に等しい）を最小化することで楕円のパラメータ \mathbf{u} を推定する手法である。

誤差と共分散行列

誤差が互いに独立な期待値 0、標準偏差 σ の正規分布に従うと考え、共分散行列を定義する。

まず、 x_{α} と y_{α} は、それぞれを真値と誤差の和として以下のように表せる。

$$x_{\alpha} = \bar{x}_{\alpha} + \Delta x_{\alpha}, \quad y_{\alpha} = \bar{y}_{\alpha} + \Delta y_{\alpha} \tag{9}$$

これを用いて $\boldsymbol{\xi}_{\alpha}$ を表すと、以下のようになる。

$$\boldsymbol{\xi}_{\alpha} = \bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha} + \Delta_1 \boldsymbol{\xi}_{\alpha} + \Delta_2 \boldsymbol{\xi}_{\alpha} \tag{10}$$

$$\Delta_1 \boldsymbol{\xi}_{\alpha} = (2\bar{x}_{\alpha} \Delta x_{\alpha} \quad 2\Delta x_{\alpha} \bar{y}_{\alpha} + 2\bar{x}_{\alpha} \Delta y_{\alpha} \quad 2\bar{y}_{\alpha} \Delta y_{\alpha} \quad 2f_0 \Delta x_{\alpha} \quad 2f_0 \Delta y_{\alpha} \quad 0)^{\top} \tag{11}$$

$$\Delta_2 \boldsymbol{\xi}_{\alpha} = (\Delta x_{\alpha}^2 \quad 2\Delta x_{\alpha} \Delta y_{\alpha} \quad \Delta y_{\alpha}^2 \quad 0 \quad 0 \quad 0)^{\top} \tag{12}$$

ここで、誤差が確率変数であるとみなし、 ξ_α の共分散行列を下式のように定義する。ただし、 $\Delta_2 \xi_\alpha$ は十分に小さいものとして無視している。

$$V[\xi_\alpha] = E[\Delta_1 \xi_\alpha \Delta_1 \xi_\alpha^\top] \quad (13)$$

$$\Delta_1 \xi_\alpha \Delta_1 \xi_\alpha^\top = 4 \begin{pmatrix} \mathbf{a} & \mathbf{b} & \mathbf{c} & \mathbf{d} & \mathbf{e} & \mathbf{f} \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{a} &= \begin{pmatrix} \bar{x}_\alpha^2 \Delta x_\alpha^2 \\ \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha \Delta x_\alpha^2 + \bar{x}_\alpha^2 \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ f_0 \bar{x}_\alpha \Delta x_\alpha^2 \\ f_0 \bar{x}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha \Delta x_\alpha^2 + \bar{x}_\alpha^2 \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ \Delta x_\alpha^2 \bar{y}_\alpha^2 + 2 \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha + \bar{x}_\alpha^2 \Delta y_\alpha^2 \\ \bar{y}_\alpha^2 \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha + \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha \Delta y_\alpha^2 \\ f_0 (\Delta x_\alpha^2 \bar{y}_\alpha + \bar{x}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha) \\ f_0 (\bar{y}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha + \bar{x}_\alpha \Delta y_\alpha^2) \\ 0 \end{pmatrix} \\ \mathbf{c} &= \begin{pmatrix} \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ \bar{y}_\alpha^2 \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha + \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha \Delta y_\alpha^2 \\ \bar{y}_\alpha^2 \Delta y_\alpha^2 \\ f_0 \bar{y}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ f_0 \bar{y}_\alpha \Delta y_\alpha^2 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{d} = \begin{pmatrix} f_0 \bar{x}_\alpha \Delta x_\alpha^2 \\ f_0 (\Delta x_\alpha^2 \bar{y}_\alpha + \bar{x}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha) \\ f_0 \bar{y}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ f_0^2 \Delta x_\alpha^2 \\ f_0^2 \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ 0 \end{pmatrix} \\ \mathbf{e} &= \begin{pmatrix} f_0 \bar{x}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ f_0 (\bar{y}_\alpha \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha + \bar{x}_\alpha \Delta y_\alpha^2) \\ f_0 \bar{y}_\alpha \Delta y_\alpha^2 \\ f_0^2 \Delta x_\alpha \Delta y_\alpha \\ f_0^2 \Delta y_\alpha^2 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{f} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

更に、誤差が互いに独立な期待値 0、標準偏差 σ の正規分布に従うなら、

$$E[\Delta x_\alpha] = E[\Delta y_\alpha] = E[\Delta x_\alpha \Delta y_\alpha] = 0, \quad E[\Delta x_\alpha^2] = E[\Delta y_\alpha^2] = \sigma \quad (15)$$

であるため、共分散行列は以下のように書ける。 $V_0[\xi_\alpha]$ は、共分散行列から σ^2 を括りだしたもので、正規化共分散行列という。

$$V[\xi_\alpha] = 4 \begin{pmatrix} \sigma^2 \bar{x}_\alpha^2 & \sigma^2 \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha & 0 & f_0 \sigma^2 \bar{x}_\alpha & 0 & 0 \\ \sigma^2 \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha & \sigma^2 (\bar{y}_\alpha^2 + \bar{x}_\alpha^2) & \sigma^2 \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha & f_0 \sigma^2 \bar{y}_\alpha & f_0 \sigma^2 \bar{x}_\alpha & 0 \\ 0 & \sigma^2 \bar{x}_\alpha \bar{y}_\alpha & \sigma^2 \bar{y}_\alpha^2 & 0 & f_0 \sigma^2 \bar{y}_\alpha & 0 \\ f_0 \sigma^2 \bar{x}_\alpha & f_0 \sigma^2 \bar{y}_\alpha & 0 & f_0^2 \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & f_0 \sigma^2 \bar{x}_\alpha & f_0 \sigma^2 \bar{y}_\alpha & 0 & f_0^2 \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$= \sigma^2 V_0[\xi_\alpha] \quad (17)$$

最尤推定

ここまでで求めた共分散行列を用い、マハラノビス距離を以下のように定義する。

$$J = \sum_{\alpha=1}^N (\boldsymbol{\xi}_{\alpha} - \bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha}, V[\boldsymbol{\xi}_{\alpha}]^{-1}(\boldsymbol{\xi}_{\alpha} - \bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha})) \quad (18)$$

これを式 (5) を制約条件としてラグランジュ乗数を導入し、最小化する。

ラグランジュ関数は

$$L = \sum_{\alpha=1}^N (\boldsymbol{\xi}_{\alpha} - \bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha}, V[\boldsymbol{\xi}_{\alpha}]^{-1}(\boldsymbol{\xi}_{\alpha} - \bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha})) - \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha}(\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha}, \mathbf{u}) \quad (19)$$

であり、これを λ_{α} と $\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha}$ でそれぞれ偏微分すると

$$\frac{\partial L}{\partial \bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha}} = -2V[\boldsymbol{\xi}_{\alpha}]^{-1}(\boldsymbol{\xi}_{\alpha} - \bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha}) - \lambda_{\alpha}\mathbf{u} = 0 \quad (20)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda_{\alpha}} = -(\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha}, \mathbf{u}) = 0 \quad (21)$$

となる。

式 (20) を $\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha}$ について解くと、下式となる。

$$\bar{\boldsymbol{\xi}}_{\alpha} = \frac{\lambda_{\alpha}}{2} V[\boldsymbol{\xi}_{\alpha}] \mathbf{u} + \boldsymbol{\xi}_{\alpha} \quad (22)$$

これを式 (21) に代入して