

# 応用システム工学

## 第二回 モデルベース状態推定

平成27年4月17日

E6-111

# 多変数での最小二乗推定

- 観測方程式:

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{w}$$

- 観測ベクトル( $n \times 1$ ):

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

- 信号ベクトル( $n \times 1$ ):

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

- 雑音ベクトル( $n \times 1$ ):

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix}$$

- 観測行列( $n \times n$ ):

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & \cdots & c_{nn} \end{bmatrix}$$

# 多変数での最小二乗推定

- 平均値ベクトル
    - 信号:  $E[\mathbf{x}] = \bar{\mathbf{x}}$
    - 観測雑音:  $E[\mathbf{w}] = \bar{\mathbf{w}}$
    - 観測値出力:  $E[\mathbf{y}] = E[\mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{w}] = \mathbf{C}\bar{\mathbf{x}} + \bar{\mathbf{w}}$
  - 共分散行列
    - 信号:  $E[(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T] = \boldsymbol{\Sigma}_x$
    - 観測雑音:  $E[(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})^T] = \boldsymbol{\Sigma}_w$
    - ただし  $\boldsymbol{\Sigma}_x, \boldsymbol{\Sigma}_w$  は正定値対称行列となる
    - $E[(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})^T] = \boldsymbol{\Sigma}_{xw} = 0$
- $\mathbf{x}$ と $\mathbf{w}$ は無相関なので, 共分散行列は0

# 多変数での最小二乗推定

- 観測値出力の共分散行列

$$\begin{aligned} & - E[(\mathbf{y} - E[\mathbf{y}])(\mathbf{y} - E[\mathbf{y}])^T] \\ & = E[(\{\mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{w}\} - \{\mathbf{C}\bar{\mathbf{x}} + \bar{\mathbf{w}}\})(\{\mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{w}\} \\ & \quad - \{\mathbf{C}\bar{\mathbf{x}} + \bar{\mathbf{w}}\})^T] \\ & = E[(\mathbf{C}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\} - \{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\})(\mathbf{C}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\} \\ & \quad - \{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\})^T] \\ & = E[(\mathbf{C}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\} - \{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\})(\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}^T \mathbf{C}^T \\ & \quad - \{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}^T)] \\ & = E[\mathbf{C}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}^T \mathbf{C}^T - \{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}^T \mathbf{C}^T \\ & \quad - \mathbf{C}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}\{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}^T + \{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}\{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}^T] \end{aligned}$$

# 多変数での最小二乗推定

- 出力の共分散行列

$$\begin{aligned} & - E[(\mathbf{y} - E[\mathbf{y}])(\mathbf{y} - E[\mathbf{y}])^T] \\ & = E[\mathbf{C}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}^T \mathbf{C}^T] \\ & - E[\{\mathbf{w} + \bar{\mathbf{w}}\}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}^T \mathbf{C}^T] \\ & - E[\mathbf{C}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}\{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}^T] + E[\{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}\{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}^T] \\ & = \mathbf{C}E[\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}^T] \mathbf{C}^T \\ & - E[\{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}^T] \mathbf{C}^T \\ & - \mathbf{C}E[\{\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\}\{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}^T] + E[\{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}\{\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}}\}^T] \\ & = \mathbf{C}\Sigma_x \mathbf{C}^T - \Sigma_{xw} \mathbf{C}^T - \mathbf{C}\Sigma_{xw} + \Sigma_w \\ & = \mathbf{C}\Sigma_x \mathbf{C}^T + \Sigma_w \end{aligned}$$

$$\Sigma_{xw} = 0 \text{より}$$

# 多変数での最小二乗推定

- 線形推定則:  $\hat{x} = Fy + d$ 
  - $F: n \times n$  ゲイン行列
  - $d: n \times 1$  係数ベクトル
- 推定誤差ベクトル:  $e = x - \hat{x}$ 
  - 平均値0となる条件
    - $E[e] = E[x - \hat{x}] = E[x - Fy - d]$   
 $= E[x] - FE[y] - E[d]$   
 $= \bar{x} - F(C\bar{x} + \bar{w}) - d = 0$
    - $d = \bar{x} - F(C\bar{x} + \bar{w}) = (I - FC)\bar{x} - F\bar{w}$

# 多変数での最小二乗推定

- 推定誤差ベクトルの共分散行列 (誤差共分散行列)  $P = E[ee^T]$  を最小化する

$$\begin{aligned} - P &= E[(x - Fy - d)(x - Fy - d)^T] \\ &= E[(x - F\{Cx + w\} \\ &\quad - d)(x - F\{Cx + w\} - d)^T] \end{aligned}$$

- $x - F(Cx + w) - d = (I - FC)x - Fw - d$   
 $= (I - FC)x - Fw - \{(I - FC)\bar{x} - F\bar{w}\}$   
 $= (I - FC)(x - \bar{x}) - F(w - \bar{w})$  より

$$- P = E[\{(I - FC)(x - \bar{x}) - F(w - \bar{w})\}\{(I - FC)(x - \bar{x}) - F(w - \bar{w})\}^T]$$

# 多変数での最小二乗推定

- $$\begin{aligned} P &= E[\{(I - FC)(x - \bar{x}) - F(w - \bar{w})\}\{(I - FC)(x - \bar{x}) - F(w - \bar{w})\}^T] \\ &= E[(I - FC)(x - \bar{x})(x - \bar{x})^T (I - FC)^T \\ &\quad - (I - FC)(x - \bar{x})(w - \bar{w})^T F^T \\ &\quad - F(w - \bar{w})(x - \bar{x})^T (I - FC)^T \\ &\quad + F(w - \bar{w})(w - \bar{w})^T F^T] \\ &= (I - FC)\Sigma_x(I - FC)^T - (I - FC)\Sigma_{xw}F^T \\ &\quad - F\Sigma_{wx}(I - FC)^T + F\Sigma_w F^T \\ &= (I - FC)\Sigma_x(I - FC)^T + F\Sigma_w F^T \end{aligned}$$



# 多変数での最小二乗推定

- $$\begin{aligned} P &= (I - FC)\Sigma_x(I - FC)^T + F\Sigma_w F^T \\ &= (I - FC)\Sigma_x(I - C^T F^T) + F\Sigma_w F^T \\ &= \Sigma_x - \Sigma_x C^T F^T - FC\Sigma_x + FC\Sigma_x C^T F^T \\ &\quad + F\Sigma_w F^T \\ &= F(C\Sigma_x C^T + \Sigma_w)F^T - \Sigma_x C^T F^T - FC\Sigma_x \\ &\quad + \Sigma_x \\ &= FAF^T - B^T F^T - FB + \Sigma_x \\ &\quad - A = C\Sigma_x C^T + \Sigma_w \\ &\quad - B = C\Sigma_x, B^T = \Sigma_x^T C^T = \Sigma_x C^T \end{aligned}$$

# 多変数での最小二乗推定

- ここで  $A$  は対称である性質  $A^{-1T} = A^{-1}$  を利用する

$$\begin{aligned} & -FAF^T - B^T F^T - FB = FAF^T - B^T A^{-1} A F^T - \\ & FAA^{-1T} B + B^T A^{-1} A A^{-1T} B - B^T A^{-1} B \\ & = FA \left( F^T - A^{-1T} B \right) - B^T A^{-1} A \left( F^T - A^{-1T} B \right) \\ & \quad - B^T A^{-1} B \\ & = \left( F - B^T A^{-1} \right) A \left( F^T - A^{-1T} B \right) - B^T A^{-1} B \end{aligned}$$

# 多変数での最小二乗推定

- $P = FAF^T - B^T F^T - FB + \Sigma_x$   
 $= (F - B^T A^{-1})A(F^T - A^{-1T}B) - B^T A^{-1}B + \Sigma_x$   
 $= (F - B^T A^{-1})A(F - B^T A^{-1})^T - B^T A^{-1}B + \Sigma_x$
- 二次形式  $xAx^T$
- 二次方程式の平方完成
  - $f(x) = ax^2 + bx + c = a\left(x + \frac{b}{2a}\right)^2 + c - \frac{b^2}{4a}$
- $P$ は  $F = B^T A^{-1}$  において最小値  $-B^T A^{-1}B + \Sigma_x$  をとる
  - $F = B^T A^{-1} = (C\Sigma_x)^T (C\Sigma_x C^T + \Sigma_w)^{-1}$

# 多変数での最小二乗推定

- 最小二乗推定値

- $\hat{\mathbf{x}} = F\mathbf{y} + \mathbf{d} = F\mathbf{y} + (I - FC)\bar{\mathbf{x}} - F\bar{\mathbf{w}}$   
 $= \bar{\mathbf{x}} + F(\mathbf{y} - C\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{w}})$   
 $= \bar{\mathbf{x}} + (C\Sigma_x)^T (C\Sigma_x C^T + \Sigma_w)^{-1} (\mathbf{y} - C\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{w}})$

- 推定誤差共分散行列最小値

- $P = -B^T A^{-1} B + \Sigma_x$   
 $= -\Sigma_x C^T (C\Sigma_x C^T + \Sigma_w)^{-1} C\Sigma_x + \Sigma_x$

# 多変数での最小二乗推定

- 逆行列補題:  $(A + BC)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}$

$$- (A + BC)^{-1}(A + BC) = \{A^{-1} - A^{-1}B(I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}\}(A + BC)$$

$$= A^{-1}A - A^{-1}B(I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}$$

$$A + A^{-1}BC - A^{-1}B(I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}BC$$

$$= I - A^{-1}B(I + CA^{-1}B)^{-1}C + A^{-1}BC$$

$$- A^{-1}B(I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}BC$$

$$= I$$

$$- A^{-1}B\{(I + CA^{-1}B)^{-1} - I$$

$$+ (I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}B\}C$$

# 多変数での最小二乗推定

- 逆行列補題つづき

- ここで

$$\begin{aligned} & - (I + CA^{-1}B)^{-1} - I + (I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}B \\ & = (I + CA^{-1}B)^{-1} - (I + CA^{-1}B)^{-1}(I + CA^{-1}B) \\ & \quad + (I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}B \\ & = (I + CA^{-1}B)^{-1}\{I - (I + CA^{-1}B) + CA^{-1}B\} \\ & = 0 \end{aligned}$$

- なので

$$- (A + BC)^{-1}(A + BC) = I \text{となる}$$

# 多変数での最小二乗推定

- 推定誤差共分散行列最小値の簡略表記

$$\begin{aligned} - P &= \Sigma_x - \Sigma_x C^T (C \Sigma_x C^T + \Sigma_w)^{-1} C \Sigma_x \\ &= \Sigma_x - \Sigma_x C^T (C \Sigma_x C^T + \Sigma_w)^{-1} \Sigma_w^{-1} \Sigma_w C \Sigma_x \\ &= \Sigma_x - \Sigma_x C^T \{ \Sigma_w^{-1} (C \Sigma_x C^T + \Sigma_w) \}^{-1} \Sigma_w C \Sigma_x \\ &= \Sigma_x - \Sigma_x C^T \{ \Sigma_w^{-1} \Sigma_w + \Sigma_w^{-1} C \Sigma_x C^T \}^{-1} \Sigma_w C \Sigma_x \\ &= (\Sigma_x^{-1} + C^T \Sigma_w^{-1} C)^{-1} \end{aligned}$$

# 多変数での最小二乗推定

- ゲイン行列の簡略表記

$$\begin{aligned} - F &= (\mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x)^T (\mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x\mathbf{C}^T + \boldsymbol{\Sigma}_w)^{-1} \\ &= \boldsymbol{\Sigma}_x^T \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x\mathbf{C}^T + \boldsymbol{\Sigma}_w)^{-1} \\ &= \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x\mathbf{C}^T + \boldsymbol{\Sigma}_w)^{-1} \\ &= \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T \boldsymbol{\Sigma}_w^{-1} - \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T \boldsymbol{\Sigma}_w^{-1} \\ &\quad + \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x\mathbf{C}^T + \boldsymbol{\Sigma}_w)^{-1} \\ &= \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T \boldsymbol{\Sigma}_w^{-1} - \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T \{ \boldsymbol{\Sigma}_w^{-1} - (\mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x\mathbf{C}^T + \boldsymbol{\Sigma}_w)^{-1} \} \\ &= \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T \boldsymbol{\Sigma}_w^{-1} \\ &\quad - \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x\mathbf{C}^T + \boldsymbol{\Sigma}_w)^{-1} \{ (\mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x\mathbf{C}^T + \boldsymbol{\Sigma}_w) \boldsymbol{\Sigma}_w^{-1} - \mathbf{I} \} \\ &= \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T \boldsymbol{\Sigma}_w^{-1} - \boldsymbol{\Sigma}_x \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x\mathbf{C}^T + \boldsymbol{\Sigma}_w)^{-1} \mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_x\mathbf{C}^T \boldsymbol{\Sigma}_w^{-1} \end{aligned}$$



# 多変数での最小二乗推定

- ゲイン行列の簡略表記

$$\begin{aligned} -F &= \Sigma_x C^T \Sigma_w^{-1} - \Sigma_x C^T (C \Sigma_x C^T + \\ &\quad \Sigma_w)^{-1} C \Sigma_x C^T \Sigma_w^{-1} \\ &= \{ \Sigma_x - \Sigma_x C^T (C \Sigma_x C^T + \Sigma_w)^{-1} C \Sigma_x \} C^T \Sigma_w^{-1} \\ &= P C^T \Sigma_w^{-1} \end{aligned}$$