

# 10. 最適レギュレータ

教科書 8.1

## 正定関数

- 正定関数の定義

$$V(x) > 0 \quad (x \neq 0)$$

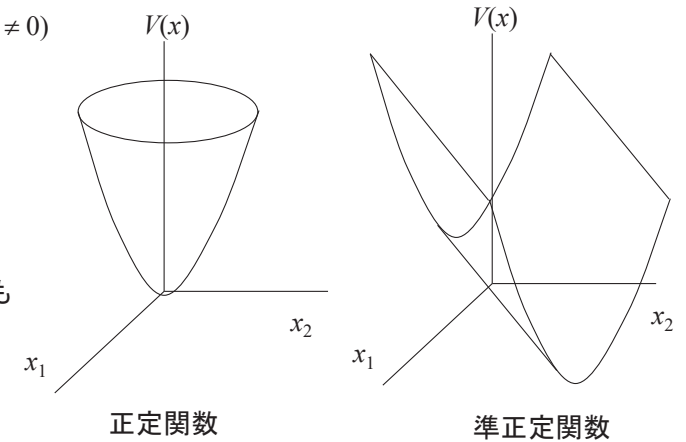
$$V(0) = 0$$

- 準正定関数の定義

$$V(x) \geq 0$$

$$V(0) = 0$$

- 負定関数・準負定関数も同様。



## 正定行列

- 正定行列:  $V(x) = x^T P x$  が正定関数になる対称行列  $P$ .  $P > 0$  と書く。
- 準正定行列:  $V(x) = x^T P x$  が準正定関数になる対称行列  $P$ .  $P \geq 0$  と書く。
- 負定行列なども同様。

[正定行列の例]

$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$  は正定行列。

$$(x_1, x_2) \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = x_1^2 + 2x_1x_2 + 2x_2^2$$

$$= (x_1 + x_2)^2 + x_2^2 > 0 \quad (x \neq 0)$$

正定行列の必要十分条件:

全ての固有値が正である対称行列

## 最適制御

- 制御対象 (非線形系)

$$\dot{x} = f(x) + G(x)u, \quad f(0) = 0$$

- 制御目的:

評価関数を最小化する入力を求める。

- 評価関数 (Lagrange型):

$$J(x(0); u(\cdot)) = \int_0^T L(x, u) dt = \int_0^T q(x) + \frac{1}{2} u^T R u dt \rightarrow \min$$

- $T$  は無限大とすることもある。その場合、最適な入力は状態フィードバックで書くことができる。
- $R$  は正定行列、 $q(x)$  は正定関数。
- $q(x)$  の項を小さくする  $\rightarrow$  できるだけ状態を原点近くに
- $u^T R u / 2$  の項を小さくする  $\rightarrow$  できるだけ小さな入力で制御したい
- $J$  は初期値  $x(0)$  に関する関数で、入力  $u(\cdot)$  に関する汎関数。
- Lagrange型のほかに、Mayer型・Bolza型などの評価関数がある。

# 最適レギュレータ

$T = \infty$  のとき、さきほどの評価規範は、

$$J(x(0); u(\cdot)) = \int_0^{t_1} q(x(t)) + \frac{1}{2} u^T R u dt + J(x(t_1); u(\cdot))$$

と書くことができる。つまり、 $x(t_1)$  が決まれば、 $t_1$  以降の最適な  $u$  が決まる。さらにいえば、

$T = \infty$  のとき、最適な  $u(t)$  は  $x(t)$  の関数になる。  
⇒  $u(t)$  は  $x(t)$  のフィードバックで書ける。



最適レギュレータ

なぜ、「レギュレータ」(安定化器)といわれるのか、については後述。

# 値関数

以降、 $T = \infty$  とする。

- 値関数の定義:

$$V(x(t)) = \inf_{u(\cdot)} \int_t^{\infty} L(x(\tau), u(\tau)) d\tau$$

⇒ 時刻  $t$  以降に加算される最小のコストを現在の  $x$  で表現

- 微小な  $dt$  に対して、

$$V(x(t)) = \inf_{u(\cdot)} \left[ V(x(t+dt)) + \int_t^{t+dt} L(x(\tau), u(\tau)) d\tau \right]$$

# Hamilton-Jacobi-Bellman方程式

- 値関数の微分可能性を仮定し、 $dt$  に関するテーラーの公式

$$V(x(t+dt)) = V(x(t)) + \frac{\partial V}{\partial x} \{f(x(t)) + G(x(t))u(t)\} dt + O(dt^2)$$

Hamilton-Jacobi-Bellman方程式

$$\inf_{u(\cdot)} \left[ L(x, u) + \frac{\partial V}{\partial x} \{f(x) + G(x)u\} \right] = 0$$

値関数の定義より、 $V(x(t))$  は正定。

# 平方完成

- HJB方程式の大かっこの中を  $u$  に関して平方完成

$$\begin{aligned} L(x, u) + \frac{\partial V}{\partial x} \{f(x) + G(x)u\} \\ = \frac{\partial V}{\partial x} f(x) + q(x) - \frac{1}{2} \frac{\partial V}{\partial x} G(x) R^{-1} G(x)^T \frac{\partial V}{\partial x} \\ + \frac{1}{2} \left( u + R^{-1} G(x)^T \frac{\partial V}{\partial x} \right)^T R \left( u + R^{-1} G(x)^T \frac{\partial V}{\partial x} \right) \end{aligned}$$

つまり、この式は

$$u = -R^{-1} G(x)^T \frac{\partial V}{\partial x}$$

のとき、最小値を持ち、そのときの値は、

$$H(x, \frac{\partial V}{\partial x}) = \frac{\partial V}{\partial x} f(x) + q(x) - \frac{1}{2} \frac{\partial V}{\partial x} G(x) R^{-1} G(x)^T \frac{\partial V}{\partial x}$$

# Hamilton-Jacobi方程式

- よって、HJB方程式は、以下のHamilton-Jacobi偏微分方程式を導く

Hamilton-Jacobi偏微分方程式 (HJ方程式):

$$\frac{\partial V}{\partial x} f(x) + q(x) - \frac{1}{2} \frac{\partial V}{\partial x} G(x) R^{-1} G(x)^T \frac{\partial V}{\partial x} = 0,$$
$$V(0) = 0, \quad V(x) > 0 (x \neq 0)$$

# 安定性の検証

- 最適入力:

$$u^* = -R^{-1} G(x)^T \left[ \frac{\partial V}{\partial x} \right]^T \quad (V(x) \text{ は Hamilton-Jacobi 方程式の正定解})$$

のもとでの安定性を検証しよう。

- $V(x)$  の時間微分:

$$\dot{V} = -q(x) - \frac{1}{2} u^*(x)^T R u^*(x) < 0 \quad (x \neq 0)$$

- $V(x)$  は正定関数なので、 $x$  は原点に漸近する。「レギュレータ」と言われる所以。
- Hamilton-Jacobi方程式解であっても、正定解以外のものを使うと、不安定になる。

# 線形系の場合(1)

- 線形系:

$$\dot{x} = Ax + Bu$$

- 評価規範:

$$J = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} x^T Q x + u^T R u \, dt$$

- このとき、Hamilton-Jacobi方程式の解は、二次形式

$$V(x) = \frac{1}{2} x^T P x \quad (P > 0)$$

で書ける。(Hamilton-Jacobi方程式のTaylor級数展開からわかる)

- Hamilton-Jacobi方程式:

$$\frac{1}{2} x^T (PA + A^T P - PBR^{-1} B^T P + Q) x = 0$$

# 線形系の場合(2)

線形系の最適レギュレータは、  
Riccati方程式

$$PA + A^T P - PBR^{-1} B^T P + Q = 0$$

の正定解  $P (> 0)$  を用いて、

$$u = -R^{-1} B^T P x$$

と表される。

## Hamiltonian System (1)

- Hamilton-Jacobi方程式

$$\frac{1}{2}x^T(PA + A^T P - PBR^{-1}B^T P + Q)x = 0$$

のPxをpとおいて考えよう。すると、

$$H(x, p) = \frac{1}{2}(x^T, p^T) \begin{bmatrix} Q & A^T \\ A & -BR^{-1}B \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x \\ p \end{pmatrix} = 0, \quad p = Px$$

- ここで、Hamiltonian System

$$\dot{x} = \left[ \frac{\partial H}{\partial p} \right]^T = Ax - BR^{-1}B^T p$$

$$\dot{p} = - \left[ \frac{\partial H}{\partial x} \right]^T = -Qx - A^T p$$

を考える。

## Hamiltonian System (2)

- Hamiltonian Systemの解に沿って、Hamiltonianは一定。

$$\text{なぜならば、} \dot{H} = \left[ \frac{\partial H}{\partial x} \right] \dot{x} + \left[ \frac{\partial H}{\partial p} \right] \dot{p} = \left[ \frac{\partial H}{\partial x} \right] \left[ \frac{\partial H}{\partial p} \right]^T - \left[ \frac{\partial H}{\partial p} \right] \left[ \frac{\partial H}{\partial x} \right]^T = 0$$

- したがって、原点を通るHamiltonian Systemの解からなる曲面があれば、その曲面上で $H(x, p) = 0$ 。(線形系のときは原点を通る平面)

- Hamiltonian Systemの行列表現

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{p} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} A & -BR^{-1}B^T \\ -Q & -A^T \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x \\ p \end{pmatrix} = A_H \begin{pmatrix} x \\ p \end{pmatrix}$$

$A_H$ をHamiltonian行列という。

## Hamiltonian行列

- Hamiltonian行列の性質:

$A_H$ が固有値 $\lambda$ を持つならば、 $-\lambda$ も $A_H$ の固有値である。

- つまり、固有値は実軸対称かつ虚軸対称
- この問題の場合、「制御対象が可制御ならば、虚軸上に固有値はない」。つまり、 $n$ 個の安定な固有値と $n$ 個の不安定な固有値がある。

Hamiltonian行列の固有ベクトル空間上で、Hamiltonianはゼロ。つまり、 $n$ 次元の固有ベクトル空間はHamilton-Jacobi方程式 (Riccati方程式)の解。

- Hamiltonian Systemの $x$ の挙動は、閉ループ系の挙動そのもの。つまり、

制御対象が可制御なとき、Hamiltonian行列の安定な固有値に対応する固有ベクトル空間は、Hamilton-Jacobi方程式 (Riccati方程式)の安定化解。(最適レギュレータ問題では、)安定化解は必ず正定解。逆に、(最適レギュレータ問題では、)正定解は安定化解。

## 有本=PotterのRiccati方程式の解法

- 以上のことをまとめると、Riccati方程式の正定解は以下のように求められる。

- Hamiltonian行列を作り、 $n$ 個の安定な固有値に対応する固有ベクトル空間を考える。 $\Lambda$ :  $n$ 個の安定な固有値と同じ固有値を持つ行列

$$A_H \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \end{bmatrix} \Lambda$$

- すると、その固有ベクトル空間上に $(x^T, p^T)^T$ がある。

$$\begin{pmatrix} x \\ p \end{pmatrix} \in \text{span} \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} x \\ p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ Px \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \end{bmatrix} k$$

- $x = S_1 k, Px = S_2 k$ から、係数 $k$ を消去すると、

$$Px = S_2 S_1^{-1} x \Rightarrow P = S_2 S_1^{-1}$$

# Riccati方程式の導出

Hamiltonian行列からRiccati方程式を導出してみよう。

$$\begin{bmatrix} A & -BR^{-1}B^T \\ -Q & -A^T \end{bmatrix} \begin{pmatrix} v_i \\ Pv_i \end{pmatrix} = \lambda_i \begin{pmatrix} v_i \\ Pv_i \end{pmatrix}$$

より、

$$(\lambda_i I - A + BR^{-1}B^T P)v_i = 0$$

$$(\lambda_i P + Q + A^T P)v_i = 0$$

これより、 $\lambda_i$ を消去

$$[(\lambda_i P + Q + A^T P) - P(\lambda_i I - A + BR^{-1}B^T P)]v_i = 0$$



$$[PA + A^T P - PBR^{-1}B^T P + Q] [v_1, \dots, v_n] = 0$$

一次独立な $v_i$ が $n$ 本あるので、 $[v_1, \dots, v_n]$ は正則行列。よって、

$$PA + A^T P - PBR^{-1}B^T P + Q = 0$$

したがって、有本=Potter法で求めた $P$ はRiccati方程式を満たす。