

对角摄动下矩阵特征值摄动的估计

张 霖

(清华大学自动化系, 北京)

摘要

本文对于对角摄动利用相似变换给出了特征值的一种上界。该上界计算简单, 使用方便, 并且保守性小。

关键词: 多变量系统, 鲁棒性, 相似变换。

一、引言

由特征函数概念可对开环传递函数矩阵为 $G(s)$ 的系统给出充分必要的稳定条件, 但系统的实际模型总是或多或少地存在不确定性。设系统的标称模型为 $G(s)$, 而 $G_p(s)$ 表示其实际模型, $\Delta(s)$ 表示实际模型关于标称模型的摄动。它们之间的关系可以有各种不同的情况。但本文只讨论以下这种情况, 即相加性摄动

$$G_p(s) = G(s) + \Delta(s). \quad (1)$$

$G_p(s)$ 和 $G(s)$ 的特征轨迹可以有很大的差别, 因此, 基于标称模型的特征轨迹方法未必能给出一个可靠的稳定判据。

人们通常感兴趣的一种摄动是对角形摄动^[1], 即

$$\begin{aligned} \Delta(s) \in \{ & \text{diag}(\delta_1(s), \dots, \delta_n(s)), |\delta_i(j\omega)| < r_i(j\omega), r_i \text{ 为正实函数}, \\ & i = 1, 2, \dots, n \}. \end{aligned} \quad (2)$$

本文将针对这种对角摄动, 给出一种特征值的上界, 由于利用了相似变换, 使得这种上界保守性很小。

二、利用相似变换改进特征值摄动的估计

设 $G(s)$ 有几个互不相同的特征函数 $\lambda_1(s), \dots, \lambda_n(s)$, 关于 $\lambda_i(s)$ 的左、右特征向量分别为 $\mathbf{y}_i(s), \mathbf{x}_i(s), i = 1, 2, \dots, n$ 。考虑对角形摄动(2), 由代数理论可知^[2](以下为简单计, 省略函数、函数向量与函数矩阵的记号中的“(s)”。例如, $G(s)$ 即略作 G):

$$|\tilde{\lambda}_i - \lambda_i| \leq s_i^{-1} \|\Delta\|_2, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (3)$$

其中 $\tilde{\lambda}_i$ 为 G_p 的特征值, s_i 称为 G 的第 i 个配正条件数, 定义如下:

$$s_i = \frac{|\mathbf{y}_i^* \mathbf{x}_i|}{\|\mathbf{y}_i\|_2 \|\mathbf{x}_i\|_2}.$$

对式 $G_p = G + \Delta$ 两端同乘可逆矩阵 L, L^{-1} , 得

$$L G_p L^{-1} = L G L^{-1} + L \Delta L^{-1},$$

为简单起见, 取 L 为对角矩阵。由于 Δ 为对角的, 所以有 $L \Delta L^{-1} = \Delta$ 。又因相似变换不改变矩阵特征值, 所以有

$$|\tilde{\lambda}_i - \lambda_i| \leq \tilde{s}_i^{-1} \max_k r_k(j\omega). \quad (4)$$

其中 \tilde{s}_i 为矩阵 $L G L^{-1}$ 的第 i 个配正条件数。

这样, 就可以通过适当地选择 L , 以使 \tilde{s}_i 尽量大, 从而使得对于特征值摄动量的估计尽量不保守。

定理 1. 对于 $G \in \mathbf{C}^{2 \times 2}$, $G = T \text{diag}(g_1, g_2) T^{-1}$, $T = \begin{pmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{pmatrix}$, 取 $L = \text{diag}(1, l)$, l

为实数, 且 $l \neq 0$, 则使 $L G L^{-1}$ 的配正条件数 \tilde{s}_1, \tilde{s}_2 最大的 l 均为

$$l = \left| \frac{g_{11}g_{12}}{g_{21}g_{22}} \right|^{1/2}.$$

证。由 T 的表达式知, $L G L^{-1}$ 的第 1 个右特征向量为 $\tilde{x}_1 = \begin{pmatrix} g_{11} \\ lg_{21} \end{pmatrix}$ 。又由于

$$T^{-1} = \frac{1}{\det T} \begin{pmatrix} g_{22} & -g_{12} \\ -g_{21} & g_{11} \end{pmatrix},$$

故 $L G L^{-1}$ 的第 1 个左特征向量为 $\tilde{y}_1 = \frac{1}{\det T} \begin{pmatrix} \bar{g}_{22} \\ -\frac{1}{l} \bar{g}_{12} \end{pmatrix}$ 。由配正条件数定义知

$$\tilde{s}_1 = \frac{|\tilde{y}_1^* \tilde{x}_1|}{\|\tilde{y}_1\|_2 \|\tilde{x}_1\|_2},$$

所以得到

$$\tilde{s}_1 = \frac{|\det T|}{\sqrt{(|g_{11}|^2 + l^2 |g_{21}|^2) \left(|g_{22}|^2 + \frac{1}{l^2} |g_{12}|^2 \right)}}.$$

记 $D(l) = (|g_{11}|^2 + l^2 |g_{21}|^2) \left(|g_{22}|^2 + \frac{1}{l^2} |g_{12}|^2 \right)$ 。为求最佳的 l , 可将 $D(l)$ 对 l 求导,

并令其为零, 结果得

$$l = \left| \frac{g_{11}g_{12}}{g_{21}g_{22}} \right|^{1/2}.$$

可以验证此时恒有 $D''(l) > 0$, 所以 l 为 $D(l)$ 的极小点, 亦即为使 \tilde{s}_1 最大的值。

同理可证, 使 \tilde{s}_2 最大的 l 值与此相同。

证毕

此时有

$$\tilde{s}_1 = \tilde{s}_2 = \frac{|g_{11}g_{22} - g_{12}g_{21}|}{|g_{11}g_{22}| + |g_{21}g_{12}|}. \quad (5)$$

定理 2. 对于 $G \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $G = T \text{diag}(g_1, g_2, \dots, g_n) T^{-1}$, $T = (g_{ii})$, $T^{-1} = (f_{ii})^*$, 取 $L = \text{diag}(l_1, l_2, \dots, l_n)$, 诸 l_k 为实数, 则使 LGL^{-1} 的配正条件数 \tilde{s}_i 最大的诸 $l_k^{(i)}$, $k = 1, \dots, n$, 满足下列方程组:

$$l_k^{(i)4} \left(\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n \frac{1}{l_i^{(i)2}} |f_{ti}|^2 |g_{ki}|^2 \right) = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n l_i^{(i)2} |f_{ki}|^2 |g_{ti}|^2. \quad (k = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, n).$$

证. LGL^{-1} 的第 i 个左、右特征向量分别为

$$\tilde{\mathbf{y}}_i = \left(\frac{1}{l_1} f_{1i}, \frac{1}{l_2} f_{2i}, \dots, \frac{1}{l_n} f_{ni} \right)^T, \quad \tilde{\mathbf{x}}_i = (l_1 g_{1i}, l_2 g_{2i}, \dots, l_n g_{ni})^T,$$

则

$$\tilde{s}_i = \frac{1}{\|\tilde{\mathbf{y}}_i\|_2 \|\tilde{\mathbf{x}}_i\|_2} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{m=1}^n \sum_{i=1}^n (l_m^2/l_m^2) |g_{mi}|^2 |f_{mi}|^2}}.$$

将上式分母根号下的表达式对 l_k 求导, 并令其为零, 有

$$2l_k^{(i)} \left(\sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n \frac{1}{l_m^{(i)2}} |f_{mi}|^2 |g_{ki}|^2 \right) - \frac{2}{l_k^{(i)3}} \left(\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n l_i^{(i)2} |f_{ki}|^2 |g_{ti}|^2 \right) = 0,$$

即

$$l_k^{(i)4} \left(\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n \frac{1}{l_i^{(i)2}} |f_{ti}|^2 |g_{ki}|^2 \right) = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n l_i^{(i)2} |f_{ki}|^2 |g_{ti}|^2, \quad (k = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, n).$$

证毕

上述非线性方程组可以用数值方法求解, 注意到: 设 $l_1^{(i)}, l_2^{(i)}, \dots, l_n^{(i)}$ 为方程组的一组解, 则 $al_1^{(i)}, al_2^{(i)}, \dots, al_n^{(i)}$ 也为一组解 (a 非零实数). 所以在求解时不妨规定 $l_1^{(i)} = 1$, $i = 1, 2, \dots, n$.

定理 2 中用到矩阵 T 和 T^{-1} 的各向量. 为了避免计算 T^{-1} , 引入下述记号:

$$T = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n),$$

$$T_i = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{i-1}, \mathbf{x}_{i+1}, \dots, \mathbf{x}_n),$$

$$P_i = \begin{pmatrix} 0 & I_{i-1} & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{n-i} \end{pmatrix},$$

则有 $TP_i = (x_i T_i)$. 对 T_i 作奇异值分解

$$T_i = (U_i : \mathbf{u}_i) \begin{pmatrix} \Sigma_i & \\ & \ddots \\ & & 0 \end{pmatrix} V_i^*,$$

于是有

定理 3. 对 $G \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 取 $L = \text{diag}(l_1, l_2, \dots, l_n)$, 则 LGL^{-1} 的配正条件数 \tilde{s}_i 最大的 L 满足下列方程组:

$$(\mathbf{u}_i^* L^{-2} \mathbf{u}_i) L^4 \sum_{k=1}^n (E_k \mathbf{x}_i)(E_k \mathbf{x}_i)^* - (\mathbf{x}_i^* L^2 \mathbf{x}_i) \sum_{k=1}^n (E_k \mathbf{u}_i)(E_k \mathbf{u}_i)^* = 0,$$

其中 $E_k = \text{diag}(0, \dots, 0, \underset{k}{\overset{\vdots}{1}}, 0, \dots, 0)$, $L^{-2} = (L^{-1})^2$.

$\underset{k}{\overset{\vdots}{k}}$

证. LGL^{-1} 的第 i 个左、右特征向量分别为

$$\tilde{\mathbf{y}}_i = L^{-1}\mathbf{y}_i, \quad \tilde{\mathbf{x}}_i = L\mathbf{x}_i.$$

令 $\tilde{T}_i = LT_i$, $\tilde{T} = LT$, 则 $\tilde{T}P_i = (\tilde{\mathbf{x}}_i T_i)$.

$$\begin{aligned} \tilde{T}_i &= L(U_i \mathbf{u}_i) \begin{pmatrix} \Sigma_i \\ 0 \end{pmatrix} V_i^*, \\ \tilde{T}^{-1} &= P_i(\tilde{\mathbf{x}}_i T_i)^{-1} = P_i(\mathbf{x}_i T_i)^{-1} L^{-1} \\ &= P_i \left[(U_i \mathbf{u}_i) \begin{pmatrix} U_i^* \mathbf{x}_i & \Sigma_i V_i^* \\ \mathbf{u}_i^* \mathbf{x}_i & 0 \end{pmatrix} \right]^{-1} L^{-1} \\ &= P_i \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{\mathbf{u}_i^* \mathbf{x}_i} \\ V_i \Sigma_i^{-1} & * \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_i^* L^{-1} \\ \mathbf{u}_i^* L^{-1} \end{pmatrix} = P_i \begin{pmatrix} \frac{\mathbf{u}_i^* L^{-1}}{\mathbf{u}_i^* \mathbf{x}_i} \\ * \end{pmatrix}, \end{aligned}$$

所以 $\tilde{\mathbf{y}}_i = \frac{L^{-1}\mathbf{u}_i}{\mathbf{x}_i^* \mathbf{u}_i}$,

$$\tilde{s}_i^2 = \frac{1}{\|\tilde{\mathbf{y}}_i\|_2^2 \|\tilde{\mathbf{x}}_i\|_2^2} = \frac{|\mathbf{u}_i^* \mathbf{x}_i|^2}{(\mathbf{x}_i^* L^2 \mathbf{x}_i)(\mathbf{u}_i^* L^{-2} \mathbf{u}_i)},$$

对 L 求导, 并令为零, 得

$$\frac{\partial(\mathbf{x}_i^* L^2 \mathbf{x}_i)}{\partial L} (\mathbf{u}_i^* L^{-2} \mathbf{u}_i) + (\mathbf{x}_i^* L^2 \mathbf{x}_i) \frac{\partial(\mathbf{u}_i^* L^{-2} \mathbf{u}_i)}{\partial L} = 0,$$

于是有

$$(\mathbf{u}_i^* L^{-2} \mathbf{u}_i) L^4 \sum_{k=1}^n (E_k \mathbf{x}_i)(E_k \mathbf{x}_i)^* - (\mathbf{x}_i^* L^2 \mathbf{x}_i) \sum_{k=1}^n (E_k \mathbf{u}_i)(E_k \mathbf{u}_i)^* = 0.$$

证毕

例. 设 $G = \begin{pmatrix} 1 & -12 \\ 7 & -\frac{25}{6} \\ 12 & 6 \end{pmatrix}$, $\max_k r_k = \frac{3}{10}$.

则 $G = T \Lambda_G T^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -3 & \\ & \frac{3}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -\frac{1}{3} & \frac{8}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{4}{3} \end{pmatrix}$.

G 的右特征向量为 $\mathbf{x}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ \frac{1}{2} \\ 2 \end{pmatrix}$, $\mathbf{x}_2 = \begin{pmatrix} 2 \\ \frac{1}{4} \\ 1 \end{pmatrix}$,

G 的左特征向量为 $\mathbf{y}_1 = \begin{pmatrix} -\frac{1}{3} \\ \frac{8}{3} \\ \frac{3}{2} \end{pmatrix}$, $\mathbf{y}_2 = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} \\ \frac{4}{3} \\ -\frac{1}{3} \end{pmatrix}$,

所以

$$s_1 = \frac{1}{\|\mathbf{y}_1\|_2 \|\mathbf{x}_1\|_2} = \frac{6}{5\sqrt{13}},$$

同样可得 $s_2 = \frac{6}{5\sqrt{13}}$. 而经相似变换以后

$$\tilde{s}_1 = \tilde{s}_2 = \frac{|g_{11}g_{22} - g_{12}g_{21}|}{|g_{11}g_{22}| + |g_{21}g_{12}|} = \frac{3}{5},$$

变换前的特征值估计

$$|\tilde{\lambda}_i - \lambda_i| < \frac{5\sqrt{13}}{6} \cdot \frac{3}{10} = \frac{\sqrt{13}}{4}, \quad i = 1, 2,$$

变换后的特征值估计

$$|\tilde{\lambda}_i - \lambda_i| < \frac{5}{3} \cdot \frac{3}{10} = \frac{1}{2}, \quad i = 1, 2.$$

可见, 变换后的估计优于变换前的估计。

三、结 论

本文针对对角摄动的特点, 利用相似变换改进了特征值摄动上界的估计, 使得保守性较小, 并且计算比较简单。

参 考 文 献

- [1] Safonov, M. G., Stability Margins of Diagonally Perturbed Multivariable Feedback System, IEE Proc., 129 (1982), 6, 251—256.
- [2] Wilkinson, J. H., The Algebraic Eigenvalue Problem, Clarendon Press, Oxford (1965).

EIGENVALUE INCLUSION REGIONS FOR SYSTEMS WITH DIAGONAL UNCERTAINTIES

ZHANG LIN

(Dept. of Automation, Tsinghua University)

ABSTRACT

This paper presents a new method for determining eigenvalue inclusion regions for diagonally perturbed multivariable systems by using a similarity scaling technique. These regions are easy to calculate and less conservative.

Key words: Multivariable feedback system; robustness; similarity scaling.