

状态反馈系统的 H^∞ 低敏感性的设计*

胡庭姝 施颂椒 张钟俊

(上海交通大学自动控制系)

摘要: 本文用状态空间方法对状态反馈系统进行 H^∞ 低敏感设计。利用 H^∞ 范数与系统状态空间实现的关系, 将极点固定条件下的状态反馈系统的 H^∞ 控制问题转化为时域上的鲁棒性问题, 并由此提出了反映 H^∞ 范数的目标函数。该目标函数为反馈矩阵 F 与闭环系统矩阵 $A + BF$ 的特征向量矩阵 V 的函数。在极点固定的限制条件下, F 与 V 可通过一 $R^{n \times n} \rightarrow R^{n \times n}$ 的映射参数化为一 $U \in R^{n \times n}$ 的函数。这样, 目标函数为 U 的泛函, 并且 $\partial J / \partial U$ 可以求出。因此, 可用梯度法优化 J , 从而使 H^∞ 范数降低。在梯度法优化中, 每项迭代只须求解 $2n$ 个 n 阶代数方程, 与传统的 H^∞ 方法求解 Riccati 方程相比, 要简单许多。实例说明, 梯度法收敛速度较快, 优化效果良好。

关键词: H^∞ 控制; H^∞ 范数; 状态反馈; 极点配置; 梯度法

1 引言

考虑如下线性系统:

$$\dot{x} = Ax + Bu + Dv, \quad (1.1a)$$

$$z = E_1x + E_2u + Hv. \quad (1.1b)$$

其中, $x(t) \in R^n$ 为状态, $u(t) \in R^m$ 为控制, $v(t) \in R^l$ 为干扰, $z(t) \in R^p$ 为被控输出。

设系统状态完全可测, 那么在状态反馈 $u = Fx$ 下, 闭环系统从 v 到 z 的传递函数 $T_s(s)$ 为

$$T_s(s) = (E_1 + E_2F)(sI - A - BF)^{-1}D + H.$$

使 $\|T_s(s)\|_\infty$ 最小化的问题, 已在 [1~5] 中有详尽的讨论。在 [1~3] 中证明了用状态反馈所能达到的 $\|T_s(s)\|_\infty$ 的最小值与用动态状态反馈所能达到的一样, 并且该最小值可通过求解一 Riccati 方程、检验方程解的正定性, 迭代求出。

但 [5] 指出, 在一般情况下, 当 $\|T_s(s)\|_\infty$ 趋于最小值时, F 的参数会趋于无穷大, 并且闭环极点与虚轴的距离也越来越远, 这种结果在很多场合下是不允许的。相反, 却常要求闭环极点位于一指定区域, 或者为给定。这样, 便产生了固定极点条件下的状态反馈系统的 H^∞ 控制问题。这正是本文所要研究的。

本文采用以下符号:

$R^{m \times n}$: $m \times n$ 阶实矩阵的集合;

C_A : 矩阵 A 的列展开;

R_A : 矩阵 A 的行展开;

$\text{tr } A$: 矩阵 A 的迹;

* 国家自然科学基金资助项目。

本文于1990年2月1日收到, 1990年10月4日收到修改稿。

$A \otimes B$: A 与 B 的 Kronecker 积.

关于以上符号的定义, 详见[7].

2 数学基础

2.1 H^∞ 范数与状态空间实现的关系

有关这一问题在[8]中详细讨论过, 现给出主要结果.

引理 2.1 设 $F(s)$ 为一真、有理、稳定的传递函数, 具有最小状态空间实现为 $F(s) = C(sI - A)^{-1}B + D$, 记

$$A_F = \begin{bmatrix} -A^T & -C^T C \\ 0 & A \end{bmatrix}, \quad B_F = \begin{bmatrix} -C^T D \\ B \end{bmatrix},$$

$$C_F = [B^T \quad D^T C], \quad D_F = D^T D.$$

则有 $\|F(s)\|_\infty = \sup\{k; A_F + B_F(k^2 I - D_F)^{-1}C_F \text{ 在虚轴上有特征值}\}$. 如果 $D=0$, 则

$$\|F(s)\|_\infty = \sup\left\{k; \begin{bmatrix} -A^T & -C^T C \\ BB^T/k^2 & A \end{bmatrix} \text{ 在虚轴上有特征值}\right\}.$$

2.2 配置系统极点的 F 与 V 的参数化

定义 2.1 设 (A, B) 可控, A_1 为对角阵, 具有所要配置的特征值 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$. A 与 A_1 无相同特征值, 那么, 定义 $R^{m \times n} \rightarrow R^{m \times n}$ 的函数 f 和 $R^{m \times n} \rightarrow R^{n \times n}$ 的函数 f_0 如下:

对于 $U \in R^{m \times n}$, 如果方程

$$AV - VA_1 = -BU. \quad (2.1)$$

的解 V 非奇异, 则 $F = UV^{-1}$ 为 U 在 f 下的象, V 为 U 在 f_0 下的象, 简记为: $F = f(U) \in R^{m \times n}, V = f_0(U) \in R^{n \times n}$. f 的定义域为所有使得(2.1)的解非奇异的 U 的集合, 记为 D_f , f 的值域为 D_f 在 f 下的象, 记为 R_f , f_0 的值域为 D_f 在 f_0 下的象, 记为 R_{f_0} .

引理 2.2 f 的值域 R_f 等于所有使 $A + BF$ 与 A_1 相似的 F 的集合, f_0 的值域为所有使得 $V^{-1}(A + BF)V = A_1$ 的 V 的集合.

引理 2.3 如果 f 的定义域 D_f 非空, 则为 $R^{m \times n}$ 空间中一稠的开集.

引理 2.2 和引理 2.3 的证明参见[6].

以上定义和引理将配置系统极点的 F 和 V 参数化为:

$F = f(U), V = f_0(U), U \in D_f, D_f$ 为 $R^{m \times n}$ 空间中的一稠的开集, 即几乎所有的 $R^{m \times n}$ 空间的元素都属于 D_f .

3 与 H^∞ 范数相关的目标函数

系统(1.1)在状态反馈 $u = Fx$ 下, 从干扰 v 到输出 z 的传递函数为

$$T_s(s) = (E_1 + E_2 F)(sI - A - BF)^{-1}D + H. \quad (3.1)$$

先设 $H=0$, 这时, 由上节的引理 2.1, 有

$$\|T_s(s)\|_\infty = \sup\left\{k; \begin{bmatrix} -(A + BF)^T & -(E_1 + E_2 F)^T(E_1 + E_2 F) \\ DD^T/k^2 & A + BF \end{bmatrix} \text{ 在虚轴上有特征值}\right\}.$$

设 $A + BF$ 可对角化, 且右特征向量矩阵为 V , 令 $T = V^{-1}$, 则

$$T(A + BF)V = A_1 = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n].$$

通过相似变换及求倒数变换可得

$$\frac{1}{\|T_s(s)\|_\infty} = \sup \left\{ r_0, \text{ 当 } r < r_0 \text{ 时}, \begin{bmatrix} -A_1^T & -rV^T(E_1 + E_2F)^T(E_1 + E_2F)V \\ rTDD^TT^T & A_1 \end{bmatrix} \text{ 在虚轴上没有特征值} \right\}.$$

在配置极点的限制条件下, A_1 为一给定的对角阵, 因此, 使 $\|T_s(s)\|_\infty$ 最小等效于选择 F 和 V, T , 使 $\sup\{r_0\}$ 最大, 后者实际上与一特殊参数扰动下的鲁棒设计相似, 只是在鲁棒性中, 特征值只从左半平面趋向虚轴, 而这里是从左右平面同时对称地靠近虚轴. 与鲁棒设计相似, 要使 $\sup\{r_0\}$ 尽可能地大, 可取目标函数为

$$J_0 = \frac{1}{2} \operatorname{tr}[V^T(E_1 + E_2F)^T(E_1 + E_2F)V] \cdot \operatorname{tr}[TDD^TT^T].$$

其中, $V^{-1}(A+BF)V = A_1$ 为一给定对角阵, $T = V^{-1}$.

使 J_0 最小, 便可使 $\|T_s(s)\|_\infty$ 减小.

如果 $H \neq 0$, 令

$$S(k) = \begin{bmatrix} -(A+BF)^T & -(E_1 + E_2F)^T(E_1 + E_2F) \\ 0 & A+BF \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -(E_1 + E_2F)^TH \\ D \end{bmatrix} (k^2I - H^TH)^{-1} [D^T : H^T(E_1 + E_2F)].$$

则 $\|T_s(s)\|_\infty = \sup\{k : S(k) \text{ 在虚轴上有特征值}\}$.

和 $H=0$ 时相似, 将 $S(k)$ 分为两部分, 一部分包含 $k=\infty$ 时 $S(k)$ 的特征值, 实际上为 $\{\pm\lambda_1, \pm\lambda_2, \dots, \pm\lambda_n\}$, 通过以下相似变换

$$\begin{bmatrix} V^T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} S(k) \begin{bmatrix} T^T & 0 \\ 0 & V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -A_1^T & -V^T(E_1 + E_2F)^T(E_1 + E_2F)V \\ 0 & A_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -V^T(E_1 + E_2F)^TH \\ TD \end{bmatrix} (k^2I - H^TH)^{-1} [D^T T^T : H^T(E_1 + E_2F)V].$$

要使 $\|T_s(s)\|_\infty$ 减小, 可取目标函数为

$$J = \frac{1}{2} \operatorname{tr}[V^T(E_1 + E_2F)^T(E_1 + E_2F)V] \cdot \operatorname{tr}[TDD^TT^T + V^T(E_1 + E_2F)^THH^T(E_1 + E_2F)V].$$

其中, $V^{-1}(A+BF)V = A_1$, 为给定对角阵, $T = V^{-1}$,

说明: 本节假设 A_1 为对角阵, 如果 A_1 的特征值有共轭复根, 如 $\lambda_i, \lambda_{i+1} = a_i \pm j\beta_i$ 可取 $A_1 = \operatorname{diag} \left[\lambda_1, \dots, \begin{bmatrix} a_i & \beta_i \\ -\beta_i & a_i \end{bmatrix}, \dots, \lambda_n \right]$ 以避免复数出现.

4 目标函数的优化

利用第 2 节所定义的函数 f 和 f_0 , 可将优化问题

$$\min J = \min \left\{ \frac{1}{2} \operatorname{tr}[V^T(E_1 + E_2F)^T(E_1 + E_2F)V] \operatorname{tr}[TDD^TT^T + V^T(E_1 + E_2F)^THH^T(E_1 + E_2F)V] \right\}.$$

满足: $V^{-1}(A+BF)V = A_1, T = V^{-1}$. 转化为

$$\min J(U) = \min \left\{ \frac{1}{2} \operatorname{tr}[V^T(E_1 + E_2F)^T(E_1 + E_2F)V] \operatorname{tr}[TDD^TT^T + V^T(E_1 + E_2F)^THH^T(E_1 + E_2F)V] \right\}$$

$$+ V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T(E_1 + E_2 F)V].$$

其中, $F = f(U)$, $V = f_0(U)$, $T = V^{-1}$, $U \in R^{n \times n}$.

以下定理给出了对 U 的梯度, 由于 J_0 是 J 的特殊情况, 此处不再讨论.

定理 4.1 令

$$J_1 = \frac{1}{2} \operatorname{tr}[V^T(E_1 + E_2 F)^T(E_1 + E_2 F)V],$$

$$J_2 = \frac{1}{2} \operatorname{tr}[T D D^T T^T + V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T(E_1 + E_2 F)V].$$

则

$$J = 2J_1 J_2, \quad \partial J / \partial U = 2J_1 \partial J_2 / \partial U + 2J_2 \partial J_1 / \partial U.$$

而

$$\partial J_1 / \partial U = B^T X^T + [V^T(E_1 + E_2 F)^T E_2]^T.$$

X 满足:

$$A_1 X - X A = V^T(E_1 + E_2 F)^T E_1,$$

$$\partial J_2 / \partial U = B^T Y^T + [V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T E_2]^T.$$

Y 满足:

$$A_1 Y - Y A = -T D D^T T^T + V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T E_1.$$

在证明定理 4.1 之前, 先给出以下结果^[7]:

$$1) \operatorname{tr}AB = \operatorname{tr}BA, \operatorname{tr}AB = R_s AC_s B = R_s BC_s A.$$

$$2) AV - VA_1 = -BU \text{ 等效于: } (I_n \otimes A - A_1^T \otimes I_n) C_s V = -(I_m \otimes B) C_s U,$$

$$A_1 X - X A = Q \text{ 等效于: } -R_s X (I_n \otimes A - A_1^T \otimes I_n) = R_s Q.$$

$$3) R_s(AB) = R_s A (I_m \otimes B).$$

证(定理 4.1):

$$\begin{aligned} 1) \quad \partial J_1 / \partial U_{ij} &= \frac{\partial}{\partial U_{ij}} \left\{ \frac{1}{2} \operatorname{tr}[V^T(E_1 + E_2 F)^T(E_1 + E_2 F)V] \right\} \quad (F = UV^{-1}) \\ &= \operatorname{tr}[V^T(E_1 + E_2 F)^T \frac{\partial}{\partial U_{ij}}(E_1 + E_2 FUV^{-1})V] \\ &= \operatorname{tr}[V^T(E_1 + E_2 F)^T(E_1 \frac{\partial V}{\partial U_{ij}} + E_2 \frac{\partial U}{\partial U_{ij}})] \\ &= R_s[V^T(E_1 + E_2 F)^T E_1] \frac{\partial C_s V}{\partial U_{ij}} + R_s[V^T(E_1 + E_2 F)^T E_2] \frac{\partial C_s U}{\partial U_{ij}} \\ &= \{-R_s[V^T(E_1 + E_2 F)^T E_1](I_n \otimes A - A_1^T \otimes I_n)^{-1}(I_m \otimes B) \\ &\quad + R_s[V^T(E_1 + E_2 F)^T E_2] \frac{\partial C_s U}{\partial U_{ij}}. \end{aligned}$$

令

$$R_s X = -R_s[V^T(E_1 + E_2 F)^T E_1](I_n \otimes A - A_1^T \otimes I_n)^{-1}. \quad (4.1)$$

则 $R_s X (I_m \otimes B) = R_s(XB)$, 因而

$$\partial J_1 / \partial U = B^T X^T + [V^T(E_1 + E_2 F)^T E_2]^T.$$

(4.1)等效于

$$A_1 X - X A = V^T(E_1 + E_2 F)^T E_1.$$

$$2) \quad \partial J_2 / \partial U_{ij} =$$

$$= \frac{\partial}{\partial U_{ij}} \left\{ \frac{1}{2} \operatorname{tr}[T D D^T T^T + V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T(E_1 + E_2 F)V] \right\}, \quad (F = UV^{-1})$$

$$= \operatorname{tr}\left[\frac{\partial T}{\partial U_{ij}} D D^T T^T + V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T(E_1 \frac{\partial V}{\partial U_{ij}} + E_2 \frac{\partial U}{\partial U_{ij}})\right], \quad (\frac{\partial T}{\partial U_{ij}} = -T \frac{\partial V}{\partial U_{ij}} T)$$

$$= \text{tr} \{ [-TDD^T T^T T + V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T E_1] \frac{\partial V}{\partial U_{ij}} + V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T E_2 \frac{\partial U}{\partial U_{ij}} \}.$$

和(1)相似,有

$$\frac{\partial J_2}{\partial U} = B^T Y^T + [V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T E_2]^T.$$

满足:

$$A_1 Y - YA = -TDD^T T^T T + V^T(E_1 + E_2 F)^T H H^T E_1.$$

由于 $\frac{\partial J}{\partial U}$ 可求, J 的局部极小点可用梯度法求得. 在某种假设下, 可以证明所有局部极小值都相等. 本文的例子也属于这类. 这样, 从任何一点 $U \in D_f$ 出发, 都可通过梯度法求得最小值. 由于 D_f 是 $R^{n \times n}$ 中一个稠的开集, 几乎任选一个 U , $AV - VA_1 = -BU$ 的解 V 都为非奇异, 可作为迭代的初始点, 若用共轭梯度法优化, 寻优过程中, U 是不会跑出 D_f 的.

事实上, 由于 A_1 为对角阵, J 和 $\frac{\partial J}{\partial U}$ 的求取中的所包含的 Sylvester 方程等效于 n 个 n 阶代数方程, 所以比以前所有 H^∞ 优化设计中的迭代都要简单许多.

例 在系统(1.1)中, 各状态矩阵取值为

$$A = \begin{bmatrix} -5 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad E_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix},$$

$$E_2 = 0, \quad H = 0.$$

给定闭环极点为: $-2 \pm j2, -4$, 可令

$$A_1 = \begin{bmatrix} -2 & 2 & 0 \\ -2 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & -4 \end{bmatrix}.$$

选取初始点 U_0 为 $U_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$, 则

$$J_0 = 76.50, \quad \max[\frac{\partial J}{\partial U}] = 492, \quad \|T_s(s)\|_\infty = 0.9628,$$

$$J_1 = 10.14, \quad \max[\frac{\partial J}{\partial U}] = 11.36, \quad \|T_s(s)\|_\infty = 0.5103,$$

$$J_3 = 4.58, \quad \max[\frac{\partial J}{\partial U}] = 2.30, \quad \|T_s(s)\|_\infty = 0.4755,$$

$$J_5 = 3.14, \quad \max[\frac{\partial J}{\partial U}] = 0.36, \quad \|T_s(s)\|_\infty = 0.4438,$$

$$J^* = 3.125, \quad \max[\frac{\partial J}{\partial U}] = 0.00008, \quad \|T_s(s)\|_\infty = 0.4395,$$

$$F^* = \begin{bmatrix} -7.1949 & 9.6781 & 6.1974 \\ 2.9957 & -10.197 & -8.996 \end{bmatrix}.$$

如果另选初值为 $U_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$, 所得 J^* 相同, 但 F^* 为

$$F^* = \begin{bmatrix} 12.0296 & -14.0249 & -13.0204 \\ -13.025 & 9.0204 & 7.0157 \end{bmatrix}.$$

另外还选了几组初值, 所得 J^* 都为 3.125.

在以上例子中, 共轭梯度法在前 5 步收敛很快, J_5 与 J^* 很接近, 但以后收敛较慢, J^* 在大约第 20 步取得.

还可以看出, 随着 J 的减小, $\|T_s(s)\|_\infty$ 及 $\max[\frac{\partial J}{\partial U}]$ 都相应减少, 说明目标函数很好地反映了 $\|T_s(s)\|_\infty$ 的大小.

以上例子也说明,由不同的初值可达到相同的局部极小值,尽管 F^* 可能不相同. 事实上,在某种特殊假设下,可以证明, $J|_{\partial J/\partial u=0}$ 是个常数. 这样,由任何初始点都可求得 J 的最小值.

假设: $\text{rank } B = n$, $E_2 = 0$, $H = 0$, $\text{rank}(E_1^T E_1) = \text{rank}(DD^T) = l$, 则当 $\partial J/\partial u = 0$ 时, 有 $B^T(J_1 Y^T + J_2 X^T) = 0$, 而 $J_1 Y + J_2 X$ 满足

$$A_1(J_1 Y + J_2 X) - (J_1 Y + J_2 X)A = J_2 V^T E_1^T E_1 - J_1 T D D^T T^T T,$$

因而

$$J_2 V^T E_1^T E_1 - J_1 T D D^T T^T T = 0 \rightarrow V^T E_1^T E_1 V = (J_1/J_2) T D D^T T^T. \quad (4.2)$$

由于 $\text{rank}(DD^T) = l$, 所以存在非奇异矩阵 M , 使得

$$D D^T = M \begin{bmatrix} I_l & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} M^T.$$

令 $T_1 = TM$, $V_1 = (T_1)^{-1} = M^{-1}V$, 则

$$T D D^T T^T = T_1 \begin{bmatrix} I_l & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} T_1^T, \quad V^T E_1^T E_1 V = V_1^T M^T E_1^T E_1 M V_1.$$

将以上两式代入(4.2), 并分别用 V_1^T 和 V_1 右乘、左乘等式的两边, 得

$$V_1 V_1^T M^T E_1^T E_1 M V_1 V_1^T = \begin{bmatrix} J_1 I_l & 0 \\ J_2 I_l & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (4.3)$$

选择一对称正定阵, 使

$$M^T E_1^T E_1 M = N^T \begin{bmatrix} I_l & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} N. \quad (4.4)$$

由(4.3)可得, $V_1 V_1^T N^T = \left(\frac{J_1}{J_2}\right)^{1/2} I_n$, 所以, $V_1 V_1^T = \left(\frac{J_1}{J_2}\right)^{1/2} N^{-T}$, $\text{tr} V^T E_1^T E_1 V = \text{tr} V_1^T M^T E_1^T E_1 M V_1 = \text{tr} V_1 V_1^T N^T \begin{bmatrix} I_l & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} N = \left(\frac{J_1}{J_2}\right)^{1/2} \cdot \text{tr} \begin{bmatrix} I_l & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} N$.

若将 M 分块成 $M = [M_1, M_2]$, $M_1 \in R^{n \times l}$, 则存在一单元阵 $X \in R^{l \times l}$, 使得 $D = M_1 X$; 再将 N 分块为 $\begin{bmatrix} N_1 & N_2 \\ N_2 & N_3 \end{bmatrix}$, 则由(4.4)可得 $M^T E_1^T E_1 M_1 = N_1^T N_1$. 注意到 $D = M_1 X$, X 是单元阵, 因此, $M^T E_1^T E_1 M_1$ 的特征值由 D 和 E_1 唯一地确定. 设这些特征值为 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_l$. 由于 N_1 是对称正定的, 所以 $\text{tr} N_1 = \sum_i (\beta_i)^{1/2}$ 是常数, 记为 k , 那么, $\text{tr} V^T E_1^T E_1 V = \left(\frac{J_1}{J_2}\right)^{1/2} k$, 再从(4.2)可知, $T D D^T T^T = \frac{J_1}{J_2} V^T E_1^T E_1 V$, 因此,

$$\text{tr} V^T E_1^T E_1 V \cdot \text{tr} T D D^T T^T = \frac{1}{2} \left(\frac{J_1}{J_2}\right)^{1/2} k \cdot \left(\frac{J_2}{J_1}\right) \cdot \left(\frac{J_1}{J_2}\right)^{1/2} k = \frac{1}{2} k^2$$

是一个常数.

从以上的推导, 还可得出 V^* , T^* 的解析算法, 由 $T^*(A + B F^*) V^* = A_1$, 及 $\text{rank } B = n$, 还可求得 F^* .

5 结论

本文利用 H^∞ 范数与状态空间实现的关系, 将 H^∞ 低敏感控制问题完全用时域的方法求解. 通过优化一种与 H^∞ 范数有关的性能指标来进行 H^∞ 低敏感设计. 实例说明该方法有

期
明显效果,与传统的 H^∞ 优化设计方法相比要简单许多,且保持了系统具有所期望的动态
特性.

参 考 文 献

- [1] Zhou, K., Khargoneker, P. P.. An Algebraic Riccati Equation Approach to H^∞ -Optimization. Systems and Control Letters, 1988, 11:85—91
- [2] Khargoneker, P. P., Peterson, I. R. and Rotea, M. A.. H^∞ -Optimal Control with State Feedback. IEEE Trans., 1988, AC-33:786—788
- [3] Glover, K., Doyle, J. C.. State Space Formular for All Stabilizing Controllers That Satisfy an H^∞ -norm Bound to Risk Sensitivity. Systems and Control Letters, 1988, 11:167—183
- [4] Doyle J. C. et al. State Space Solution to Standard H^2 and H^∞ Control Problems. IEEE, Trans., 1989, AC-34(8):831—847
- [5] Scherer, C.. H^∞ -Control by State Feedback: An Iterative Algorithm and Characterization of High Gain Occurrence. Systems and Control Letters, 1989, 12:333—391
- [6] Hu, T. S., Shi, S. J.. The Set of Feedback Matrices That Assign the Poles of a System. The Netherlands, MTNS-89
- [7] 须田信英著;曹长修译.自动控制中的矩阵理论.北京:科学出版社,1979
- [8] 张钟俊,施颂椒,胡庭妹.通过传递函数的状态空间实现求 H^∞ -范数.自动化学报,1991,17(2):215—219

H^∞ -Control by State Feedback Under the Constraint of pole Assignment

Hu Tingshu, Shi Songjiao and Zhang Zhongjun

(Department of Automatic Control, Shanghai Jiaotong University)

Abstract: A simple relation between the H^∞ -norm of a transfer matrix and its state space representation is developed. Through this relation, the H^∞ -control problem by state feedback under the constraint of pole assignment is reduced to a problem similar to robust design, and a performance index related to the H^∞ -norm is naturally derived. The set of feedback matrices that assign the poles of a system is determined through an $R^{n \times n} \rightarrow R^{n \times n}$ function. Using this function, the performance index related to H^∞ -norm can be minimized by gradient method. Thus reduce the H^∞ -norm. In each step of the gradient method, only two special Sylvester equations, which are equivalent to n -ordered linear algebraic equations, are included. Example show that the convergence speed of the gradient algorithm is fast.

Key words: H^∞ -control; H^∞ -norm; state feedback; pole assignment; gradient method