国家精品课程/国家精品资源共享课程/国家级精品教材 国家级十一(二)五规划教材/教育部自动化专业教学指导委员会牵头规划系列教材

控制系统仿真与CAD 第四章 线性系统的数学模型

### 模型降阶方法

Model Reduction Methods



主讲: 薛定宇教授



### 线性系统的模型降阶

- > 模型降阶与最小实现
- > 传递函数的经典降阶方法
  - ▶基于Pade近似的降阶方法与实现
  - ▶Routh降阶方法
- > 状态方程的降阶
  - ▶均衡实现的降阶方法
  - ▶最优Hankel范数的方法

# 最小实现与模型降阶

- > 最小实现是数学意义下的严格化简(没有近似)
- > 模型降阶是用低阶模型去逼近高阶模型
  - ➤最早由Edward J. Davison提出(1966)
- > 本节介绍的方法
  - ▶传递函数的 Padé与 Routh 算法
  - 〉状态空间的降阶算法

### 模型降阶的需求

#### > 已知原始模型

$$G(s) = \frac{b_1 s^m + b_2 s^{m-1} + \dots + b_m s + b_{m+1}}{a_1 s^n + a_2 s^{n-1} + a_3 s^{n-2} + \dots + a_n s + a_{n+1}}$$

#### > 寻求降阶模型

$$G_{r/k}(s) = \frac{\beta_1 s^r + \beta_2 s^{r-1} + \dots + \beta_{r+1}}{\alpha_1 s^k + \alpha_2 s^{k-1} + \dots + \alpha_k s + \alpha_{k+1}}$$

为简单起见假设  $\alpha_{k+1}=1$ 

# 时间矩量的计算

#### > 展开原模型

$$G(s) = c_0 + c_1 s + c_2 s^2 + \cdots$$

> 其中时间矩量 可以递推求出

$$c_0 = b_{k+1}$$
, and  $c_i = b_{k+1-i} - \sum_{j=0}^{n-1} c_j a_{n+1-i+j}$ ,  $i = 1, 2, \dots$ 

> 若已知状态方程模型

$$c_i = \frac{1}{i!} \frac{\mathrm{d}^i G(s)}{\mathrm{d}s^i} \bigg|_{s=0} = -\mathbf{C} \mathbf{A}^{-(i+1)} \mathbf{B}, \quad i = 0, 1, \cdots$$

### Pade降阶的思想

➤ 时间矩量的MATLAB求解

```
function M=timmomt(G,k)
G=ss(G); C=G.c; B=G.b; iA=inv(G.a);
iA1=iA; M=zeros(1,k);
for i=1:k, M(i)=-C*iA1*B; iA1=iA*iA1; end
```

ightharpoonup Padé降阶思想:保留前 r+k+1 个时间矩量

$$\sum c_i s^i = \frac{\sum \beta_i s^i}{\sum \alpha_i s^i} \longrightarrow \sum c_i s^i \sum \alpha_i s^i = \sum \beta_i s^i$$

# Pade降阶模型系数推到

#### ▶ 对比系数,则

$$\begin{cases} \beta_{r+1} = c_0 \\ \beta_r = c_1 + \alpha_k c_0 \\ \vdots \\ \beta_1 = c_r + \alpha_k c_{r-1} + \dots + \alpha_{k-r+1} c_0 \\ 0 = c_{r+1} + \alpha_k c_r + \dots + \alpha_{k-r} c_0 \\ 0 = c_{r+2} + \alpha_k c_{r+1} + \dots + \alpha_{k-r-1} c_0 \\ \vdots \\ 0 = c_{k+r} + \alpha_k c_{k+r-1} + \dots + \alpha_2 c_{r+1} + \alpha_1 c_r \end{cases}$$

# Pade降阶公式

> 这样可以得出

$$\begin{bmatrix} c_r & c_{r-1} & \cdots & \vdots \\ c_{r+1} & c_r & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{k+r-1} & c_{k+r-2} & \cdots & c_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_k \\ \alpha_{k-1} \\ \vdots \\ \alpha_1 \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} c_{r+1} \\ c_{r+2} \\ \vdots \\ c_{k+r} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \beta_{r+1} \\ \beta_r \\ \vdots \\ \beta_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_0 & 0 & \cdots & 0 \\ c_1 & c_0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_r & c_{r-1} & \cdots & c_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \alpha_k \\ \vdots \\ \alpha_{k-r+1} \end{bmatrix}$$

> 可以得出降阶模型的分子、分母系数

### Pade降阶的求解函数

#### > Padé降阶求解函数

```
function G_r=pademod(G_Sys,r,k)
c=timmomt(G_Sys,r+k+1); G_r=pade_app(c,r,k);
function Gr=pade_app(c,r,k)
W = -c(r+2:r+k+1);
vv=[c(r+1:-1:1)'; zeros(k-1-r,1)];
W=rot90(hankel(c(r+k:-1:r+1),vv));
V=rot90(hankel(c(r:-1:1)));
x=[1 (W/w)']; dred=x(k+1:-1:1)/x(k+1);
y=[c(1) x(2:r+1)*V'+c(2:r+1)];
nred=y(r+1:-1:1)/x(k+1); Gr=tf(nred,dred);
```

### 例4-26 Padé近似举例

- ightharpoonup 原始模型  $G(s) = \frac{s^3 + 7s^2 + 11s + 5}{s^4 + 7s^3 + 21s^2 + 37s + 30}$
- > Padé近似
  - >> G=tf([1,7,11,5],[1,7,21,37,30]);
    Gr=pademod(G,1,2), step(G,Gr,'--')
  - → >> bode(G,Gr,'--')
- > 用二阶模型近似原始的四阶模型

$$G_{\rm r}(s) = \frac{0.8544s + 0.6957}{s^2 + 1.091s + 4.174}$$

# 例4-27 Pade降阶的反例

#### ▶ 原始模型

$$G(s) = \frac{0.067s^5 + 0.6s^4 + 1.5s^3 + 2.016s^2 + 1.55s + 0.6}{0.067s^6 + 0.7s^5 + 3s^4 + 6.67s^3 + 7.93s^2 + 4.63s + 1}$$

$$= \frac{(s + 5.92)(s + 1.221)(s + 0.897)(s^2 + 0.9171s + 1.381)}{(s + 2.805)(s + 1.856)(s + 1.025)(s + 0.501)(s^2 + 4.261s + 5.582)}$$

#### > 稳定模型,但降阶模型不稳定



```
>> num=[0.067,0.6,1.5,2.016,1.66,0.6];
den=[0.067 0.7 3 6.67 7.93 4.63 1]; G=tf(num,den);
zpk(G), Gr=pademod(G,1,3); zpk(Gr)
```

### Routh 降阶方法与实例

➤ Routh算法(较烦琐,从略)

```
function G_r=routhmod(G_Sys,nr)
num=G_Sys.num{1}; den=G_Sys.den{1}; n0=length(den); n1=length(num);
a1=den(end:-1:1); b1=[num(end:-1:1) zeros(1,n0-n1-1)];
for k=1:n0-1,
   k1=k+2; alpha(k)=a1(k)/a1(k+1); beta(k)=b1(k)/a1(k+1);
   for i=k1:2:n0-1,
      a1(i)=a1(i)-alpha(k)*a1(i+1); b1(i)=b1(i)-beta(k)*a1(i+1);
end, end
nn=[]; dd=[1]; nn1=beta(1); dd1=[alpha(1),1]; nred=nn1; dred=dd1;
for i=2:nr,
   nred=[alpha(i)*nn1, beta(i)]; dred=[alpha(i)*dd1, 0];
   n0=length(dd); n1=length(dred); nred=nred+[zeros(1,n1-n0),nn];
   dred=dred+[zeros(1,n1-n0),dd];
   nn=nn1; dd=dd1; nn1=nred; dd1=dred;
end
G_r = tf(nred(nr:-1:1), dred(end:-1:1));
```

### 例4-28 Routh 降阶

#### > 仍考虑稳定模型

$$G(s) = \frac{0.067s^5 + 0.6s^4 + 1.5s^3 + 2.016s^2 + 1.55s + 0.6}{0.067s^6 + 0.7s^5 + 3s^4 + 6.67s^3 + 7.93s^2 + 4.63s + 1}$$

#### ➤ MATLAB求解

```
>> num=[0.067,0.6,1.5,2.016,1.66,0.6];
den=[0.067 0.7 3 6.67 7.93 4.63 1];
G=tf(num,den); Gr=zpk(routhmod(G,3)), step(G,Gr,'--')
>> bode(G,Gr,'--')
```

> Routh算法降阶后能保证降阶模型稳定性

# 状态方程模型的降阶算法

#### > 均衡实现模型的降阶算法

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} u, \quad y = \begin{bmatrix} C_1 & C_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + Du$$

$$\Leftrightarrow \dot{x}_2 = 0 \qquad \qquad \mathring{\#} \overset{*}{\#} \overset{*}{\angle} x_2$$

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = (A_{11} - A_{12}A_{22}^{-1}A_{21}) x_1 + (B_1 - A_{12}A_{22}^{-1}B_2) u \\ y = (C_1 - C_2A_{22}^{-1}A_{21}) x_1 + (D - C_2A_{22}^{-1}B_2) u.
\end{cases}$$

 $G_{\rm r} = {\sf modred}(G, {\sf elim})$ 

# 其他降阶模型计算

- ➤ MATLAB求解函数
  - ➤Schur降阶

$$G_{\rm r} = {\rm schmr}(G, 1, k)$$

**→最优Hankel范数降阶** 

$$G_{\mathbf{r}} = \mathsf{ohklmr}(G, 1, k)$$

> 控制系统工具箱函数

# 例4-34 状态方程降阶举例

#### > 原始模型

$$G(s) = \frac{1 + 8.8818s + 29.9339s^2 + 67.087s^3 + 80.3787s^4 + 68.6131s^5}{1 + 7.6194s + 21.7611s^2 + 28.4472s^3 + 16.5609s^4 + 3.5338s^5 + 0.0462s^6}$$

#### > 降阶模型与比较

```
>> num=[68.6131,80.3787,67.087,29.9339,8.8818,1];
    den=[0.0462,3.5338,16.5609,28.4472,21.7611,7.6194,1];
    G=ss(tf(num,den));
    G1=zpk(schmr(G,1,3)), G2=zpk(ohklmr(G,1,3))
    step(G,G1,'--',G2,':')
>> bode(G,G1,'--',G2,':')
```



# 模型降阶方法小结

- > 给出了模型降阶的思想
  - ▶介绍了Pade降阶思想与函数 pademod
  - ▶介绍了Routh降阶函数 routhmod
- > 介绍了鲁棒控制工具箱中的降阶函数
  - ▶均衡实现的降阶函数 modred
  - ▶Schur降阶算法 schmr
  - ➤最优Hankel范数降阶算法 ohklmr
- > 需要探讨更好的算法,包括可处理延迟的方法

