



目前已有的辨识方法所涉及的模型形式而言可分为两类:

□ 非零数辨识方法
□ 参数辨识方法
□ 非参数辨识方法
▷ 获得模型是非参数模型;
▷ 在假设过程是线性的前提下:
○ 不必事先确定模型的具体结构
○ 因而这类方法适用于任意复杂的过程

工程上至今仍经常使用

■参数辨识方法

 必须首先假定一种模型结构,通过极小化模型与过程之间的误差准则函数来确定模型的参数。
 如果无法确定模型的结构,先进行结构辨识,确定模型的结构参数,然后再确定模型参数。

根据基本原理分类,参数辨识方法可分为

■最小二乘法

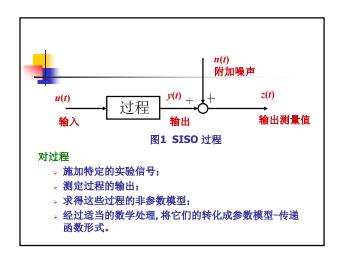
■梯度校正法

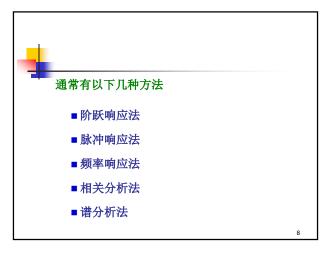
■最大似然法

■预报误差法

■.....

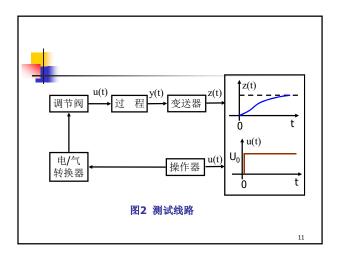


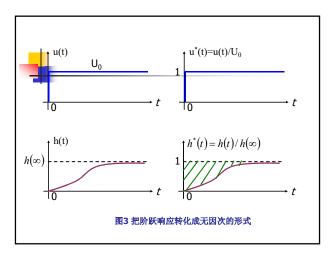


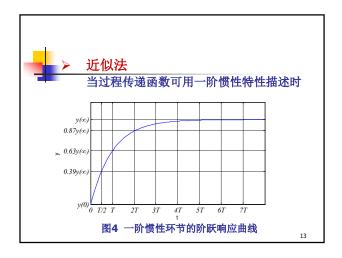


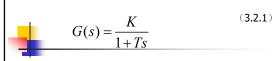
3.1 引言
3.2 阶跃响应法
3.3 脉冲响应法
3.4 频率响应法
3.5 相关分析法
3.6 谱分析法









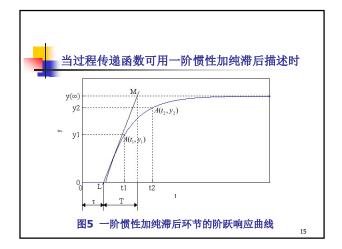


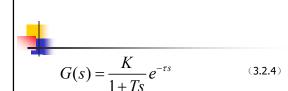
$$K = \frac{y(\infty) - y(0)}{\Delta u}$$
 (3.2.2)

$$y(t) = K\Delta u(1 - e^{-\frac{t}{T}})$$
 (3.2.3)

对于时间常数T,由于t=T时,y(t)=0.63K,所以取  $y(t)=0.63y(\infty)$ 时对应的t就是过程的时间常数T。

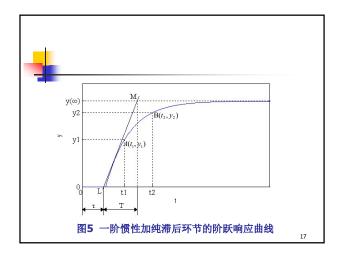
14





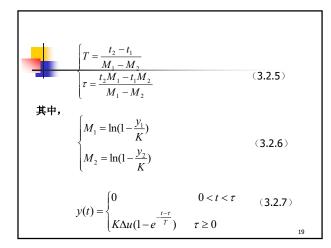
K的求法与前面相同,T和 $\tau$ 可通过图解求得。在响应曲线的拐点处作一切线,该切线与时间轴相交于L,与稳态值渐近线相交于M,则0L即为 $\tau$ 值,切线ML在时间轴上的投影就是T。

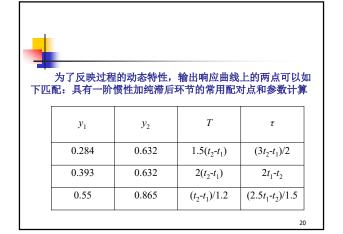
16





当过程传递函数可用式(3.2.4)描述时,若用近似法求解参数T和 $\tau$ ,寻找拐点时会存在一定程度上的误差,在这种情况下,可以使用两点法计算出参数T和 $\tau$ 。在响应曲线上取两点  $A(t_1,y_1)$  和  $B(t_2,y_2)$ ,如图5所示,联立求解得





由二阶惯性加纯迟延的传递函数拟合

二阶惯性环节加纯滞后传递函数:

 $G(s) = \frac{Ke^{-rs}}{(T_1s+1)(T_2s+1)}, T_1 \ge T_2$ 

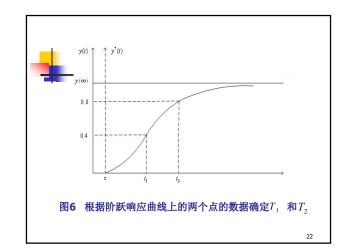
增益K值按下式计算:

$$K = \frac{y(\infty) - y(0)}{\Delta u}$$
 (3.2.9)

时间延迟  $\tau$  可根据阶跃响应曲线脱离起始的毫无反应 的阶段到开始变化的时刻来确定,见图6。

截去纯延迟部分,并化为无量纲形式的阶跃响应 y(t) 此时传递函数变成:

$$G(s) = \frac{1}{(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)}, T_1 \ge T_2$$
 (3.2.10)



对应的阶跃响应为:  

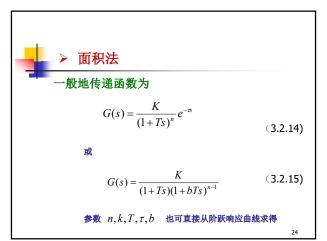
$$y^*(t) = 1 - \frac{T_1}{T_1 - T_2} e^{-t/T_1} - \frac{T_2}{T_2 - T_1} e^{-t/T_2}$$
(3.2.11)

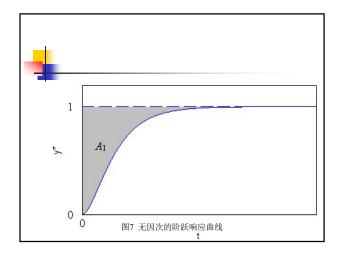
根据上式可利用响应曲线上的两个数据点t, y(t,)]和tt, y(t,)]确定参数T和T,,一般取y(t)为0.4和0.8,再从曲线上定 出 t<sub>1</sub> 和 t<sub>2</sub> ,然后可得:

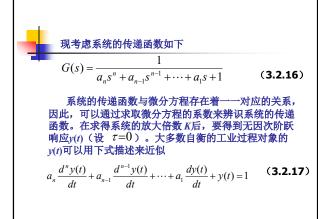
$$\frac{T_1}{T_1 - T_2} e^{-t_1/T_1} - \frac{T_2}{T_1 - T_2} e^{-t_1/T_2} = 0.6$$
 (3.2.12)

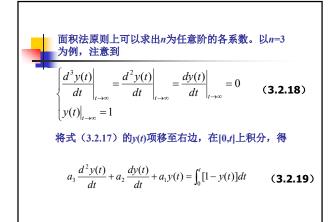
$$\frac{T_{_{1}}}{T_{_{1}}-T_{_{2}}}e^{-t_{_{2}}/T_{_{1}}}-\frac{T_{_{2}}}{T_{_{1}}-T_{_{2}}}e^{-t_{_{2}}/T_{_{2}}}=0.2 \tag{3.2.13}$$

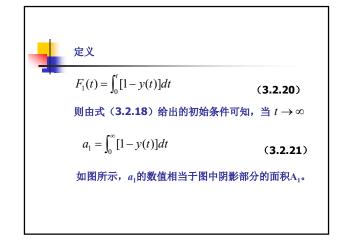
将y(t) 所取两点查得到的 t<sub>1</sub>、t<sub>2</sub>代入上式可得所需 的T<sub>1</sub>、T<sub>2</sub>。

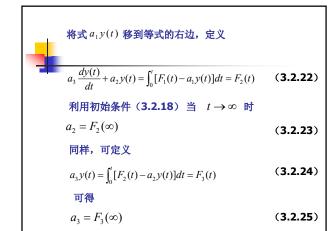


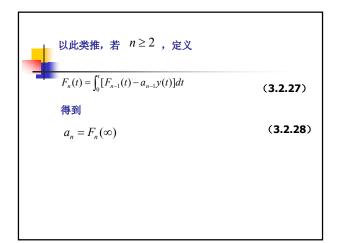












#### 若过程模型采用如下描述

$$G(s) = K \frac{b_m s^m + b_{m-1} s^{m-1} + \dots + b_1 s + 1}{a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \dots + a_1 s + 1} \qquad (n \ge m)$$
 (3.2.29)

$$K = \frac{h(\infty)}{u_0}$$
 (3.2.30)

定义  $G(s) \stackrel{\triangle}{=} K \frac{1}{P(s)}$ (3.2.31) $P(s) = \frac{a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \dots + a_1 s + 1}{b_m s^m + b_{m-1} s^{m-1} + \dots + b_1 s + 1}$ (3.2.32) $=1+\sum_{i=1}^{\infty}c_{i}s^{i}$ 

 $L[1-h^*(t)] = \int_0^\infty [1-h^*(t)]e^{-st}dt$ 

**则** 
$$[1-h^*(t)]$$
 的Laplace变换为
$$L[1-h^*(t)] = \frac{1}{s} - \frac{1}{sP(s)} = \frac{\sum_{i=1}^{\infty} c_i s^{i-1}}{1+\sum_{i=1}^{\infty} c_i s^i}$$
(3.2.33)

$$A_{1} = \int_{0}^{\infty} [1 - h^{*}(t)]dt = \lim_{s \to 0} L[1 - h^{*}(t)]$$

$$= \lim_{s \to 0} \frac{\sum_{i=1}^{\infty} c_i s^{i-1}}{1 + \sum_{i=1}^{\infty} c_i s^{i}} = c_1$$
 (3.2.34)

因此 一阶面积  $A_1 = c_1$ (3.2.35)

$$\begin{split} A_2 &= \int_0^\infty \int_0^t \left[ h_1 * (\tau) - h * (\tau) \right] d\tau dt = \lim_{s \to 0} L \{ \int_0^t \left[ h_1 * (t) - h * (t) \right] dt \} \\ &= \lim_{s \to 0} \frac{L[h_1 * (t)] - L[h * (t)]}{s} \\ &= \lim_{s \to 0} \frac{\sum_{i=2}^\infty c_i s^{i-2}}{(1 + c_i s)(1 + \sum_{i=1}^\infty c_i s^i)} = c_2 \end{split} \tag{3.2.37}$$

■同理,令

$$L[h_2*(t)] = \frac{1}{s(1+c_1s+c_2s^2)}$$
 (3.2.38)

■ 可得三阶面积A<sub>3</sub>为:

$$A_3 = \int_0^\infty \int_0^t \int_0^\tau [h_2 *(\tau) - h *(\tau)] d\tau^2 dt = c_3$$
(3.2.39)



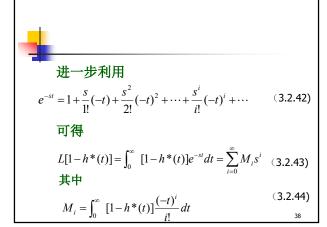
■ 以此类推,i阶面积A<sub>i</sub>为

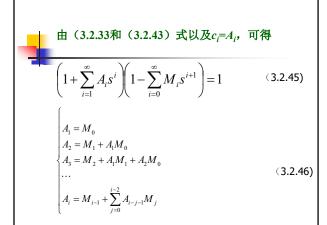
$$A_{i} = \int_{0}^{\infty} \int_{0}^{t} \cdots \int_{0}^{\tau} [h_{i-1} * (\tau) - h * (\tau)] d\tau^{i-1} dt = c_{i}$$
 (3.2.40)

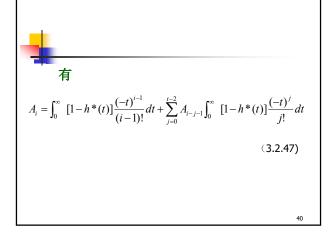
■ 其中:

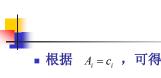
$$L[h_{i-1} * (t)] = \frac{1}{s(1 + c_1 s + c_2 s^2 + \dots + c_{i-1} s^{i-1})}$$
(3.2.41)

37





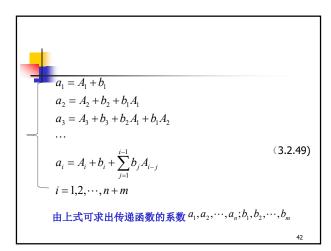


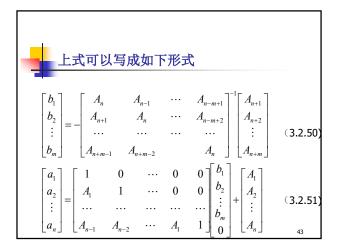


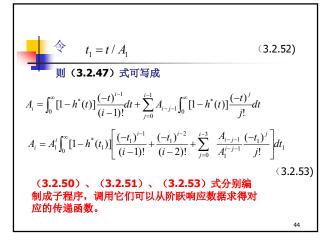
$$a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \dots + a_1 s + 1$$

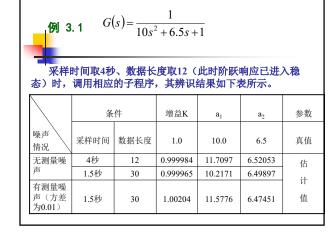
$$= (b_m s^m + b_{m-1} s^{m-1} + \dots + b_1 s + 1) (1 + \sum_{i=1}^{\infty} A_i s^i)$$
(3.2.48)

■ 比较上式两边s的各次幂,有

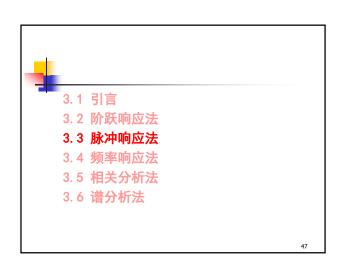


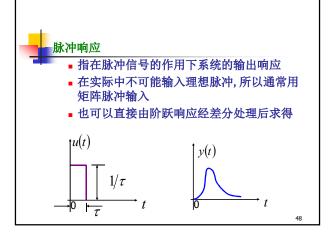








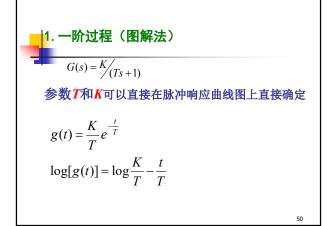


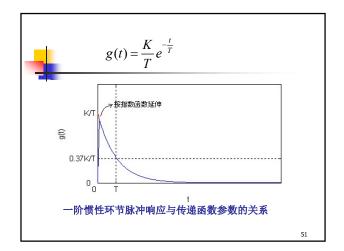


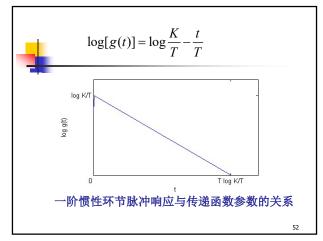
脉冲响应也可以直接由阶跃响应经差分处理后求得: 
$$g(k) = \frac{1}{T_0}[h(k) - h(k-1)]$$
  $(3.3.1)$   $T_0$  — 采样时间,应充分小

由脉冲响应求过程的传递函数方法较多,常用的方

- ◆ 一阶过程◆ 二阶过程





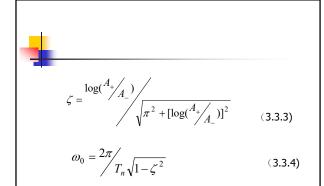


2. 二阶过程(图解法)

$$G(s) = \frac{\omega_0^2}{s^2 + 2\zeta\omega_0 s + \omega_0^2}$$
 (3.3.2)

■ 参数  $\zeta$  ,  $0 < \zeta < 1$  和  $\omega_0$  可以直接在脉冲响应曲线图上直接确定

二阶惯性环节脉冲响应与传递函数参数的关系



4

# 3. 差分方程法(高阶过程)

■ 设过程的传递函数

$$G(s) = \frac{b_m s^m + b_{m-1} s^{m-1} + \dots + b_1 s + b_0}{a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \dots + a_1 s + 1}, \qquad (n > m)$$
(3.3.5)

则当特征方程有n个单根s1,s2,...,sn时,传递函数可写成

$$G(s) = \frac{c_1}{s - s_1} + \frac{c_2}{s - s_2} + \dots + \frac{c_n}{s - s_n}$$

(3.3.6)

■ 对应的脉冲响应为

$$g(t) = c_1 e^{s_1 t} + c_2 e^{s_2 t} + \dots + c_n e^{s_n t}$$
(3.3.7)

56

4

■ 当特征方程有n-r个单根 $s_1, s_2, ..., s_{n-r}$ , r 阶重根 $s_0$ 时,传递函数可写成

$$G(s) = \frac{c_1}{s - s_1} + \frac{c_2}{s - s_2} + \dots + \frac{c_{n-r}}{s - s_{n-r}} + \frac{c_{n-r+1}}{s - s_0} + \frac{c_{n-r+2}}{(s - s_0)^2} + \dots + \frac{c_n}{(s - s_0)^r}$$
(3.3.8)

■ 对应的脉冲响应为

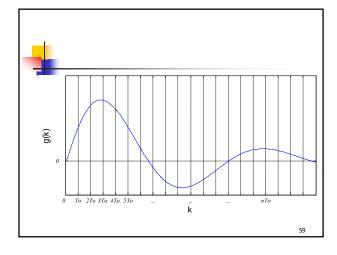
$$g(t) = c_1 e^{s_1 t} + c_2 e^{s_2 t} + \dots + c_{n-r} e^{s_{n-r} t} + c_{n-r+1} e^{s_0 t} + c_{n-r+2} t e^{s_0 t} + \dots + c_n t^{r-1} e^{s_0 t}$$
(3.3.9)

■ 为了确定 $c_i$ 和 $s_i$ ,从获取的过程输出脉冲响应g(t)中,选取前n+1个坐标点,每个坐标点间隔相同的采样时间 $T_0$ ,如图所示。各坐标点上的脉冲响应记为g(k),g(k+1),…,g(k+n),组成一个自回归模型:

$$g(k) + \alpha_1 g(k+1) + \dots + \alpha_n g(k+n) = 0$$
 (3.3.10)

其中 $\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_n$  为待定系数。

FO





如果特征方程

$$1 + \alpha_1 x^{T_0} + \alpha_2 x^{2T_0} \cdots + \alpha_n x^{nT_0} = 0$$
 (3.3.11)

有一个单根 $x_i^{T_0}$ ,则 $x_i^{T_0}$ 必是AR模型的解,它们的线性组合也是AR模型的解。

$$1 + \alpha_1 \lambda + \alpha_2 \lambda^2 \dots + \alpha_n \lambda^n = 0$$
  
$$g(k) = \beta_1 \lambda_1^k + \beta_2 \lambda_2^k + \dots + \beta_n \lambda_n^k$$



■ 当其特征方程有n个单根  $x_1^{T_0}, x_2^{T_0}, \cdots, x_n^{T_n}$  时,自回归模

$$g(k) = \beta_1 x_1^{kT_0} + \beta_2 x_2^{kT_0} + \dots + \beta_n x_n^{kT_0}$$
 (3.3.12)

■ 当其特征方程有n-r个单根  $x_1^{T_0}, x_2^{T_0}, \dots, x_{n-r}^{T_0}$  , r 阶重 根  $x_0^{T_0}$ 时,自回归模型的解为

$$g(k) = \beta_1 x_1^{kT_0} + \beta_2 x_2^{kT_0} + \dots + \beta_{n-r} x_{n-r}^{kT_0} + \beta_{n-r+1} x_0^{kT_0} + \beta_{n-r+2} k x_0^{kT_0} + \dots + \beta_n k^{r-1} x_0^{kT_0}$$
(3.3.13)



■ 对照上述公式不论是单根还是重根,都有

$$\begin{cases} c_{i} = \beta_{i} \\ s_{i} = \frac{1}{T_{0}} \log x_{i}^{T_{0}} \end{cases}$$
 (3.3.14)

■ 显然,一旦求出  $x_i^{T_0}$ 和 $\beta_i$ , 便可得传递函数。



# 例3.3 设已获得一个三阶过程的脉冲响应,

如下表所示(T0=1)

$$\begin{cases} c_i = \beta_i \\ s_i = \frac{1}{T_0} \log x_i^{T_0} \end{cases}$$

时刻 K	脉冲响应 $\hat{g}(k)$
0	0
1	0.3025
2	0.4183
3	0.3008
4	0.1226
5	-0.0086
:	:

(1) 确定待定系数 $\alpha_i$ 



#### 根据(3.3.10)取k=0,1,2,可得如下方程组

$$\begin{cases} 0.3025\alpha_1 + 0.4183\alpha_2 + 0.3008\alpha_3 = 0; & (k = 0) \\ 0.3025 + 0.4183\alpha_1 + 0.3008\alpha_2 + 0.1226\alpha_3 = 0; & (k = 1) \\ 0.4183 + 0.3008\alpha_1 + 0.1226\alpha_2 - 0.0086\alpha_3 = 0; & (k = 2) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \alpha_1 = -22.538 \\ \alpha_2 = 48.831 \\ \alpha_3 = -45.238 \end{cases}$$

(2) 求特征方程的单根  $\chi_{i}^{T_{0}}$ 



# 根据(3.3.11)式,对应的特征方程为

$$1 - 22.538x^{T_0} + 48.831x^{2T_0} - 45.238x^{3T_0} = 0$$

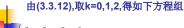
$$\begin{cases} x_1^{T_0} = 0.0494 \\ x_{2,3}^{T_0} = 0.5247 \pm j0.4147 \end{cases}$$

(3) 求传递函数的极点s;

根据(3.3.14)式,对应的极点为

$$\begin{cases} s_1 = \frac{1}{T_0} \log x_1^{T_0} = \log 0.0494 = -3.0078 \\ s_{2,3} = \frac{1}{T} \log x_2^{T_0} = \log \left(0.5247 \pm j0.4147\right) = -0.4023 \pm 0.6685i \end{cases}$$

(4) 求 $\beta_i$  的值





 $0.0494\beta_1 + (0.5247 + j0.4147)\beta_2 + (0.5247 - j0.4147)\beta_3 = 0.3025$  $\left[ (0.0494)^2 + (0.5247 + j0.4147)^2 \beta_2 + (0.5247 - j0.4147)^2 \beta_3 = 0.4183 \right]$ 

解得

$$\begin{cases} \beta_1 = 0.2533 \\ \beta_{2.3} = -0.1267 \pm j0.5041 \end{cases}$$

- (5)  $\Leftrightarrow c_i = \beta_i$
- (6) 确定传递函数  $G(s) = \frac{0.0144s + 1.8752}{s^3 + 3.8138s^2 + 3.034s + 0.1834}$

实际传递函数

$$G(s) = \frac{1.92}{s^3 + 3.8s^2 + 3.04s + 1.92}$$



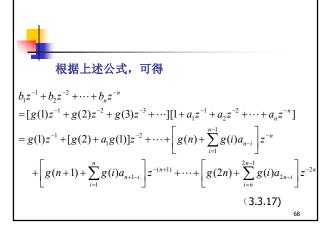
# 4. Hankel矩阵法(高阶过程)

■ 一个n阶过程的脉冲传递函数为

$$G(z^{-1}) = \frac{b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_n z^{-n}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n}}$$
(3.3.15)

■ 将传递函数转化成状态方程后,并进一步推导 ,可知

$$G(z^{-1}) = g(1)z^{-1} + g(2)z^{-2} + g(3)z^{-3} + \cdots$$
 (3.3.16)





#### 比较上式两边的同幂次项系数,可得

$$\begin{bmatrix} g(1) & g(2) & \cdots & g(n) \\ g(2) & g(3) & \cdots & g(n+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(n) & g(n+1) & \cdots & g(2n-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_n \\ a_{n-1} \\ \vdots \\ a_1 \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} g(n+1) \\ g(n+2) \\ \vdots \\ g(2n) \end{bmatrix}$$
(3.3.18)

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ a_1 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{n-1} & a_{n-2} & \cdots & a_1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g(1) \\ g(2) \\ \vdots \\ g(n) \end{bmatrix}$$
(3.3.19)



# Hankel矩阵的定义:

$$H(l,k) = \begin{bmatrix} g(k) & g(k+1) & \cdots & g(k+l-1) \\ g(k+1) & g(k+2) & \cdots & g(k+l) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(k+l-1) & g(k+l) & \cdots & g(k+2l-2) \end{bmatrix}$$
(3.3.20)

式 (3.3.18) 左边的矩阵是一种待定的Hankel矩 阵,只要将获取的脉冲响应值g(k),k=1,2,...,2n填入 式的相应位置,就可以得到脉冲传递函数的估计值。



#### 例3.4

设一个三阶过程的脉冲响应如下表所示,利用 Hankel矩阵法,确定过程的传递函数( $T_0$ =0.05s)

时刻 k	脉冲响应
0	0
1	7.157039
2	9.491077
3	8.563889
4	5.930506
5	2.845972
6	0.144611
:	i :





#### 构造Hankel矩阵H(3,1)

$$H(3,1) = \begin{bmatrix} \hat{g}(1) & \hat{g}(2) & \hat{g}(3) \\ \hat{g}(2) & \hat{g}(3) & \hat{g}(4) \\ \hat{g}(3) & \hat{g}(4) & \hat{g}(5) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7.157039 & 9.491077 & 8.563889 \\ 9.491077 & 8.563889 & 5.930506 \\ 8.563889 & 5.930506 & 2.845972 \end{bmatrix}$$

$$H(3,1)\begin{bmatrix} a_3 \\ a_2 \\ a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g(4) \\ g(5) \\ g(6) \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} a_3 \\ a_2 \\ a_1 \end{bmatrix} = -H^{-1}(3,1) \cdot \begin{bmatrix} g(4) \\ g(5) \\ g(6) \end{bmatrix}$$

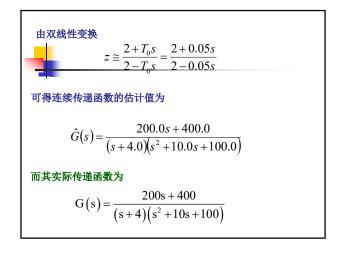
$$\Rightarrow \begin{bmatrix} a_3 \\ a_2 \\ a_1 \end{bmatrix} = -\begin{bmatrix} 7.157039 & 9.491077 & 8.563889 \\ 9.491077 & 8.563889 & 5.930506 \\ 8.563889 & 5.930506 & 2.845972 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 5.930506 \\ 2.845972 \\ 0.144611 \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} a_3 \\ a_2 \\ a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.4966 \\ 1.7641 \\ -2.2326 \end{bmatrix}$$

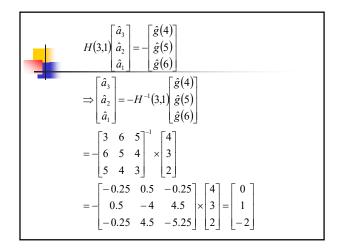
$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ a_1 & 1 & 0 \\ a_2 & a_1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g(1) \\ g(2) \\ g(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -2.2326 & 1 & 0 \\ 1.7641 & -2.2326 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 7.157039 \\ 9.491077 \\ 8.563889 \end{bmatrix}$$
**则过程脉冲传递函数的估计值为**

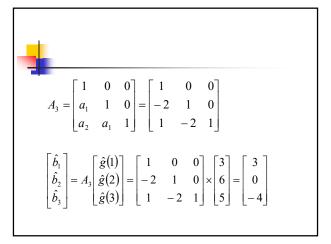
$$G(z^{-1}) = \frac{b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3}}$$

$$= \frac{7.1570 z^{-1} - 6.4875 z^{-2}}{1 - 2.2326 z^{-1} + 1.7641 z^{-2} - 0.4966 z^{-3}}$$

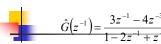








#### 则过程脉冲传递函数的估计值为



由双线性变换

$$z \cong \frac{2 + T_0 s}{2 - T_0 s} \Rightarrow z^{-1} = \frac{2 - T_0 s}{2 + T_0 s} = \frac{2 - s}{2 + s}$$

$$\Rightarrow \hat{G}(s) = \frac{3 \cdot \frac{2-s}{2+s} - 4 \cdot \left(\frac{2-s}{2+s}\right)^3}{1 - 2 \cdot \frac{2-s}{2+s} + \left(\frac{2-s}{2+s}\right)^2}$$

$$= \frac{3 \cdot \frac{2 - s}{2 + s} - \frac{4(2 - s)^3}{(2 + s)^3}}{1 - \frac{2(2 - s)}{2 + s} + \frac{(2 - s)^2}{(2 + s)^2}} = \frac{3(2 - s)(2 + s)^2 - 4(2 - s)^3}{(2 + s)^3}$$

$$= \frac{3(2 - s)(2 + s)^2 - 4(2 - s)^3}{(2 + s)^3 - 2(2 - s)(2 + s)^2 + (2 - s)^3}$$

$$= \frac{3(4 - s^2)(2 + s)^2 - 4(2 - s)^3}{(2 + s)^3 - 2(2 - s)(2 + s)^2 + (2 - s)^2}(2 + s)$$

$$= \frac{3(4 - s^2)(2 + s) - 4(4 - 4s + s^2)(2 - s)}{(4 + 4s + s^2)(2 + s) - 2(4 - s^2)(2 + s) + (2 - s)(4 - s^2)}$$

$$= \frac{3(8 + 4s - 2s^2 - s^3) - 4(8 - 8s + 2s^2 - 4s + 4s^2 - s^3)}{8 + 4s + 8s + 4s^2 + 2s^2 + s^3 - 2(8 + 4s - 2s^2 - s^3) + 8 - 2s^2 - 4s + s^3}$$

$$= \frac{s^3 - 30s^2 + 60s - 8}{8s^2 + 4s^3}$$

4

- 3.1 引言
- 3.2 阶跃响应法
- 3.3 脉冲响应法
- 3.4 频率响应法
- 3.5 相关分析法
- 3.6 谱分析法

81



#### 频率响应

$$G(j\omega) = \frac{Y(j\omega)}{U(j\omega)}$$
(3.4.1)

- Y(jω) 输出y(t)的 Fourier 变换
- U(jω) 输入u(t)的 Fourier 变换

82



#### 现场测取过程频率响应的测试信号通常有:

- ▶ 阶跃信号
- ▶ 斜波信号
- > 三角信号
- ▶ 矩形 (宽脉冲) 信号
- > 带正负极性的矩形信号
- > 组合正弦信号
- > 任意信号

# (1) 当测试信号采用单一正弦波法

- 在待测系统输入端加上某个频率的正弦信号,记录输出达到稳态后输出的振荡波形;
- ➢ 对于线性系统,得到的是一个与输入同频率的、 但幅值与相位发生变化的正弦波,根据幅值比和 相位移,可得到线性系统的频率特性;
- 使用正弦波法可测出系统的带宽,当增加输入正 弦信号频率至ω<sub>max</sub>时,系统输出幅值将趋近于零;
- 此法对缓慢响应过程非常费时,此时可利用线性 系统符合叠加原理的特点,采用组合正弦信号。



#### (2) 当测试信号采用组合正弦信号时

- ▷ 一般采用组合频率的正弦信号作为测试信号,在被测过程输入端加入频率、幅值均已知的组合正弦波,然后在稳态下测取输出组合波,利用Fourier变换对输出组合波进行分解。
- > 取输出 y(t) 波形的一个周期作Fourier级数展开:

$$y(t) = A_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (A_n \cos n\omega t + B_n \sin n\omega t)$$
 (3.4.2)

其中, $\omega = 2\pi/T$ ,T为基波周期,

$$\begin{cases} A_0 = \frac{1}{T} \int_0^T y(t)dt \\ A_n = \frac{2}{T} \int_0^T y(t)\cos n\omega t dt & (n = 1, 2, \cdots) \\ B_n = \frac{2}{T} \int_0^T y(t)\sin n\omega t dt & (n = 1, 2, \cdots) \end{cases}$$
(3.4.3)



ho 一般通过实验得到的都是采样信号,当一个周期T 内的采样数为N时,采样点时间间隔 $\Delta T = T/N$ ,则有  $\omega = 2\pi/(N \cdot \Delta T)$ , $\Delta T$ 的选择应满足采样定理的要求。离散Fourier变换的计算公式为

$$\begin{cases} A_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} y(i) \\ A_n = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{N} y(i) \cos(\frac{2n\pi}{N}i) \\ B_n = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{N} y(i) \sin(\frac{2n\pi}{N}i) \end{cases}$$
(3.4.4)



 $\rightarrow$  计算出 $A_n$ 、 $B_n$ 后可进一步求出各谐波幅值 $r_n$ 和相位 $\varphi_n$ :

$$\begin{cases} r_n = \sqrt{A_n^2 + B_n^2} \\ \varphi_n = \arctan(B_n / A_n) \end{cases}$$
 (3.4.5)



# (3) 当测试信号采用任意信号时

- > 当t < 0 时,使过程处于平衡状态
- > 当  $t \ge 0$  时考虑时间区间 $[0,t_y]$  和  $[0,t_y]$  上u(t)和y(t) 的傅里叶变换

$$U(j\omega) = \int_0^{t_u} u(t)e^{-j\omega t}dt = \int_0^{t_u} u(t)\cos\omega tdt - j\int_0^{t_u} u(t)\sin\omega tdt$$

 $Y(j\omega) = \int_0^{t_y} y(t)e^{-j\omega t}dt = \int_0^{t_y} y(t)\cos\omega tdt - \int_0^{t_y} y(t)\sin\omega tdt$ 

4

 $t_u$ ,  $t_v$  应满足如下要求

(1) 计算积分  $\int_0^{t_u} u(t) \cos \omega t dt$  和  $\int_0^{t_y} y(t) \cos \omega t dt$  时

积分上限记作  $t_{uc}$   $t_{vc}$ 

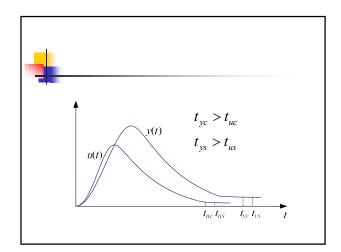
应使

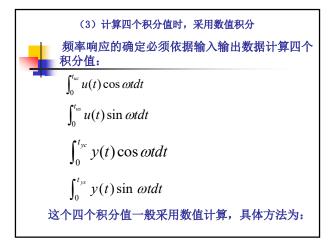
 $\cos \omega t_{uc} = \pm 1$ 

 $\cos \omega t_{yc} = \pm 1$ 

即 
$$t_{uc} = k_u \frac{\pi}{\omega} \qquad t_{yc} = k_y \frac{\pi}{\omega}$$
 
$$k_u, \quad k_y \text{ 为正整数}$$
 • 选择  $k_u$  ,使  $t = t_{uc}$  时 
$$u(t) \text{ 已接近于 0}$$
 •  $k_y$  的选择必须使  $t = t_{yc}$  时 
$$y(t)$$
 的过渡过程已基本结束

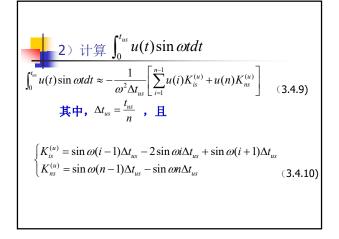
(2) 计算积分 
$$\int_0^{t_u} u(t) \sin \omega t dt$$
 和  $\int_0^{t_y} y(t) \sin \omega t dt$  时 积分上限记作  $t_{us}$  ,  $t_{ys}$  应使  $\sin \omega t_{us} = \pm 1$   $\sin \omega t_{ys} = \pm 1$  即  $t_{us} = (k_u + \frac{1}{2})\frac{\pi}{\omega}$   $t_{ys} = (k_y + \frac{1}{2})\frac{\pi}{\omega}$ 





1) 计算 
$$\int_{0}^{t_{uc}} u(t) \cos \omega t dt$$

$$\int_{0}^{t_{uc}} u(t) \cos \omega t dt \approx -\frac{1}{\omega^{2} \Delta t_{uc}} \left[ \sum_{i=1}^{n-1} u(i) K_{ic}^{(u)} + u(n) K_{nc}^{(u)} \right]$$
其中  $\Delta t_{uc} = \frac{t_{uc}}{n}$  ,  $n$  一般在工程上取10即可, $u(i)$  表示时刻  $i \Delta t_{uc}$  的输入数据,且
$$\begin{cases} K_{ic}^{(u)} = \cos \omega(i-1) \Delta t_{uc} - 2 \cos \omega i \Delta t_{uc} + \cos \omega(i+1) \Delta t_{uc} \\ K_{nc}^{(u)} = \cos \omega(n-1) \Delta t_{uc} - \cos \omega n \Delta t_{uc} \end{cases}$$
(3.4.8)



3)计算  $\int_0^{t_{yc}} y(t) \cos \omega t dt$ 

 $\int_{0}^{t_{yc}} y(t) \cos \omega t dt \approx -\frac{1}{\omega^{2} \Delta t_{yc}} \left[ \sum_{i=1}^{n-1} y(i) K_{ic}^{(y)} + y(n) K_{nc}^{(y)} \right]$ (3.4.11)

■ 其中 $\Delta t_{yc} = \frac{t_{yc}}{n}$ , y(i) 表示 $i\Delta t_{yc}$ 时刻的输出数据,且

 $\begin{cases} K_{ic}^{(y)} = \cos \omega (i-1) \Delta t_{yc} - 2 \cos \omega i \Delta t_{yc} + \cos \omega (i+1) \Delta t_{yc} \\ K_{nc}^{(y)} = \cos \omega (n-1) \Delta t_{yc} - \cos \omega n \Delta t_{yc} \end{cases}$ (3.4.12)

4) 计算  $\int_0^{t_{ys}} y(t) \sin \omega t dt$ 

 $\int_0^{t_{yx}} y(t) \sin \omega t dt \approx -\frac{1}{\omega^2 \Delta t_{yx}} \left[ \sum_{i=1}^{n-1} y(i) K_{ix}^{(y)} + y(n) K_{nx}^{(y)} \right]$ (3.4.13)

 $\begin{cases} K_{ls}^{(y)} = \sin \omega (i-1) \Delta t_{ys} - 2 \sin \omega i \Delta t_{ys} + \sin \omega (i+1) \Delta t_{ys} \\ K_{ns}^{(y)} = \sin \omega (n-1) \Delta t_{ys} - \sin \omega n \Delta t_{ys} \end{cases}$ (3.4.14)

若令

 $\begin{cases}
p = \frac{1}{\Delta t_{yc}} \left[ \sum_{i=1}^{n-1} y(i) K_{ic}^{(y)} + y(n) K_{nc}^{(y)} \right] \\
q = \frac{1}{\Delta t_{ys}} \left[ \sum_{i=1}^{n-1} y(i) K_{is}^{(y)} + y(n) K_{ns}^{(y)} \right] \\
r = \frac{1}{\Delta t_{uc}} \left[ \sum_{i=1}^{n-1} u(i) K_{ic}^{(u)} + u(n) K_{nc}^{(u)} \right] \\
s = \frac{1}{\Delta t_{us}} \left[ \sum_{i=1}^{n-1} u(i) K_{is}^{(u)} + u(n) K_{ns}^{(u)} \right]
\end{cases}$ (3.4.15)

J

则实频特性和虚频特性分别为:

 $\begin{cases} R_e(\omega) = \frac{pr + qs}{r^2 + s^2} \\ I_m(\omega) = \frac{ps - qr}{r^2 + s^2} \end{cases}$  (3.4.16)

4

在控制系统的分析与综合中,需要将过程的频率响应转换为传递函数的形式,转换的方法有很多,可以采用Bode图法确定过程的动态参数,可以用实验测得的实频特性和虚频特性确定传递函数的Levy法,也可以采用加权最小二乘及最小二乘法等。

4

Levy 法

如果已经获得过程的实频特性 Re(ω) 和虚频特性 Im(ω) ,则可以利用 Re(ω)和Im(ω)来估计过程的传递函 数。设一个最小相位系统的传递函数写成

$$G(s) = \frac{b_0 + b_1 s + b_2 s^2 + \dots + b_m s^m}{1 + a_1 s + a_2 s^2 + \dots + a_n s^n}, \quad (n > m)$$
 (3.4.17)

对应的频率响应为

$$G(j\omega) = \frac{(b_0 - b_2\omega^2 + b_4\omega^4 - \cdots) + j\omega(b_1 - b_3\omega^2 + b_5\omega^4 - \cdots)}{(1 - a_2\omega^2 + a_4\omega^4 - \cdots) + j\omega(a_1 - a_3\omega^2 + a_5\omega^4 - \cdots)}$$

$$\stackrel{\triangle}{=} \frac{\alpha(\omega) + j\omega\beta(\omega)}{\sigma(\omega) + j\omega\tau(\omega)} \stackrel{\triangle}{=} \frac{N(j\omega)}{D(j\omega)}$$
(3.4.18)

(3.4.22)



在频率ω;点上,频率响应的(估计的频率响应与实际的 频率响应)误差为

$$\begin{split} \varepsilon(j\omega_i) &= \left[ \mathbf{Re}(\omega_i) + j \, \mathbf{Im}(\omega_i) \right] - \frac{N(j\omega_i)}{D(j\omega_i)} \\ \text{如果极小化下列误差准则} \end{split} \tag{3.4.19}$$

$$J = \sum_{i=1}^{L} \left\| \varepsilon(j\omega_i) \right\|^2 \tag{3.4.20}$$

原则上可以求得传递函数G(s)的系数。但是这个误差 函数准则关于参数空间是非线性的,求解非常困难。

Levy修正了上式的误差准则,提出采用如下误差准则,使得问题变成线性问题。 
$$J = \sum_{i=1}^{L} \left\| D(j\omega_i) \varepsilon(j\omega_i) \right\|^2$$
 
$$J = \sum_{i=1}^{L} \left\{ \left[ \sigma(\omega_i) \operatorname{Re}(\omega_i) - \omega_i \tau(\omega_i) \operatorname{Im}(\omega_i) - \alpha(\omega_i) \right]^2 + \left[ \omega_i \tau(\omega_i) \operatorname{Re}(\omega_i) + \sigma(\omega_i) \operatorname{Im}(\omega_i) - \omega_i \beta(\omega_i) \right]^2 \right\}$$



设  $\hat{b_0}$ , $\hat{b_1}$ ,…, $\hat{b_m}$ 和 $\hat{a_1}$ , $\hat{a_2}$ ,…, $\hat{a_n}$  使得J=min,则下列方程组成立

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial b_0}\Big|_{b_0=\hat{b}_0} = \sum_{i=1}^{L} \left\{ 2[\sigma(\omega_i)\operatorname{Re}(\omega_i) - \omega_i \tau(\omega_i)\operatorname{Im}(\omega_i) - \alpha(\omega_i)(-1)] \Big|_{b_0=\hat{b}_0} = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial b_1}\Big|_{b_1=\hat{b}_1} = \sum_{i=1}^{L} \left\{ 2[\sigma(\omega_i)\operatorname{Re}(\omega_i) - \omega_i \tau(\omega_i)\operatorname{Im}(\omega_i) - \omega_i \beta(\omega_i)(-\omega_i)] \right|_{b_1=\hat{b}_1} = 0 \\ \vdots \end{cases}$$

$$(3.4.23)$$

$$\frac{\partial J}{\partial a_{i}}\Big|_{a_{i}=\hat{a}_{i}} = \sum_{i=1}^{L} \left\{ 2[\sigma(\omega_{i})\operatorname{Re}(\omega_{i}) - \omega_{i}\tau(\omega_{i})\operatorname{Im}(\omega_{i}) - \alpha(\omega_{i})][-\omega_{i}\operatorname{Im}(\omega_{i})] \right. \\
\left. + 2[\omega_{i}\tau(\omega_{i})\operatorname{Re}(\omega_{i}) + \sigma(\omega_{i})\operatorname{Im}(\omega_{i}) - \omega_{i}\beta(\omega_{i})][\omega_{i}\operatorname{Re}(\omega_{i})\}\Big|_{a_{i}=\hat{a}_{i}} = 0 \\
\left. \frac{\partial J}{\partial a_{2}}\Big|_{a_{2}=\hat{a}_{2}} = \sum_{i=1}^{L} \left\{ 2[\sigma(\omega_{i})\operatorname{Re}(\omega_{i}) - \omega_{i}\tau(\omega_{i})\operatorname{Im}(\omega_{i}) - \alpha(\omega_{i})][-\omega_{i}^{2}\operatorname{Re}(\omega_{i})] \right. \\
\left. + 2[\omega_{i}\tau(\omega_{i})\operatorname{Re}(\omega_{i}) + \sigma(\omega_{i})\operatorname{Im}(\omega_{i}) - \omega_{i}\beta(\omega_{i})][-\omega_{i}^{2}\operatorname{Im}(\omega_{i})\}\Big|_{a_{2}=\hat{a}_{2}} = 0 \\
\vdots \\
(3.4.24)$$



其中

$$\begin{cases} \alpha(\omega_{i}) = b_{0} - b_{2}\omega_{i}^{2} + b_{4}\omega_{i}^{4} - \cdots \\ \beta(\omega_{i}) = b_{1} - b_{3}\omega_{i}^{2} + b_{5}\omega_{i}^{4} - \cdots \\ \sigma(\omega_{i}) = 1 - a_{2}\omega_{i}^{2} + a_{4}\omega_{i}^{4} - \cdots \\ \tau(\omega_{i}) = a_{1} - a_{3}\omega_{i}^{2} + a_{5}\omega_{i}^{4} - \cdots \end{cases}$$
(3.4.25)

整理,可得
$$\begin{bmatrix}
V_0 & 0 & -V_2 & T_1 & S_2 & -T_3 \\
0 & V_2 & 0 & \cdots & -S_2 & T_3 & S_4 & \cdots \\
V_2 & 0 & -V_4 & T_3 & S_4 & -T_5 \\
\vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\
T_1 & -S_2 & -T_3 & U_2 & 0 & -U_4 \\
S_2 & T_3 & -S_4 & \cdots & 0 & U_4 & 0 & \cdots \\
T_3 & -S_4 & -T_5 & U_4 & 0 & -U_6 & \vdots \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
0 & U_2 \\
a_3 \\
\vdots \end{bmatrix} (3.4.26)$$
其中  $V_j = \sum_{i=0}^L \omega_i^j \operatorname{Im}(\omega_i)$   $U_j = \sum_{i=0}^L \omega_i^j \operatorname{Re}(\omega_i)$  (3.4.27)



- 3.1 引言
- 3.2 阶跃响应法
- 3.3 脉冲响应法
- 3.4 频率响应法
- 3.5 相关分析法
- 3.6 谱分析法

109



# 3.5.1 相关分析法

- > 阶跃响应法、频率特性法
  - ✓ 对于高信噪比情况比较有效,而工程实际中噪声不可避免。
  - 采用阶跃输入、矩形脉冲输入、正弦波输入、矩形波输入得到阶跃响应、频率特件。
- > 相关分析法
  - ✓ 具有抗干扰性
  - 采用伪随机输入
  - ✓ 得到脉冲响应



#### > 相关分析法的基本原理

过程噪声

可测输出

$$y(t) = \int_0^\infty g(\tau) u(t - \tau) d\tau$$

$$z(t) = y(t) + \xi(t)$$



### 频率响应辨识的理论依据

系统的输入输出的关系:

$$y(t) = \int_{0}^{+\infty} g(\tau)u(t-\tau)d\tau$$
 (3.5.1)

离散化: 令 $u(t) = u(k), kT \le t < (k+1)T$ ,  $g_T(l) = \int_{(l-1)T}^{lT} g(\tau) d\tau$ , 则有:

$$y(k) \triangleq y(kT) = \int_{0}^{\infty} g(\tau)u(kT - \tau)d\tau = \sum_{l=1}^{\infty} \int_{(l-1)T}^{lT} g(\tau)u(kT - \tau)d\tau$$

$$= \sum_{l=1}^{\infty} \left[ \int_{(l-1)T}^{lT} g(\tau)d\tau \right] u(k-l) = \sum_{l=1}^{\infty} g_{\tau}(l)u(k-l)$$
(3. 5. 2)

#### 我们写成

$$y(t) = \sum_{k=0}^{\infty} g(k)u(t-k), \quad t = 0,1,2,\dots$$
 (3. 5. 3)

考察具有测量噪声的系统, 其输入输出的关系为:

$$y(t) = \sum_{k=1}^{\infty} g(k)u(t-k) + v(t)$$
 (3.5.4)

其中v(t)为测量噪声。

现在假定输入信号为:  $u(t) = A\cos \omega t = A\operatorname{Re}(e^{j\omega t})$ , 则稳态输出为:

$$y(t) = A \sum_{k=1}^{\infty} g(k) \operatorname{Re}(e^{j\omega(t-k)}) + v(t) = A \operatorname{Re}\left\{e^{j\omega t} \cdot \sum_{k=1}^{\infty} g(k)e^{-j\omega k}\right\} + v(t)$$

$$= A \operatorname{Re}\left\{e^{j\omega t} \cdot G(j\omega)\right\} + v(t) = A \|G(j\omega)\| \cos(\omega t + \varphi) + v(t)$$
(3. 5. 5)

其中:  $\varphi = \arg G(j\omega)$ 。

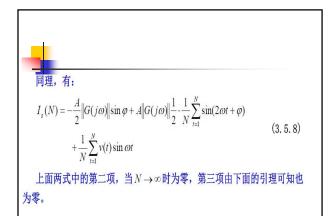


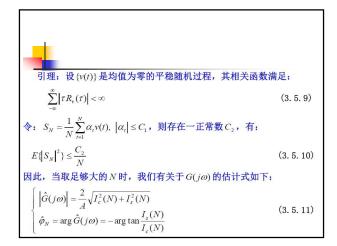
$$I_{\varepsilon}(N) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} y(t) \cos \omega t, \ I_{\varepsilon}(N) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} y(t) \sin \omega t$$

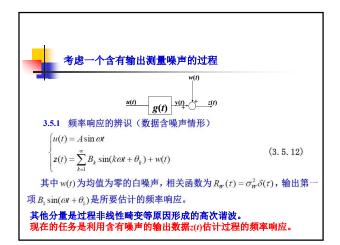
(3.5.6)

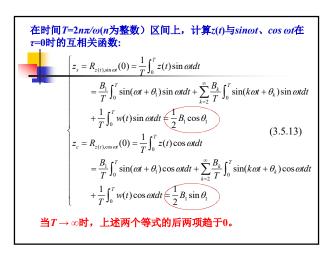
将(3.5.5)代入,有:

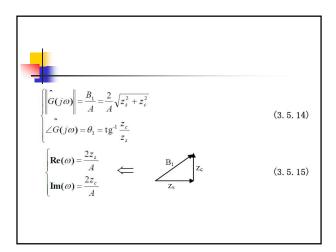
$$\begin{split} I_c(N) &= \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} A \|G(j\omega)\| \cos(\omega t + \varphi) \cos\omega t + \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} v(t) \cos\omega t \\ &= A \|G(j\omega)\| \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} \left[\cos\varphi + \cos(2\omega t + \varphi)\right] + \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} v(t) \cos\omega t \\ &= \frac{A}{2} \|G(j\omega)\| \cos\varphi + A \|G(j\omega)\| \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} \cos(2\omega t + \varphi) + \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} v(t) \cos\omega t \end{split} \tag{3.5.7}$$

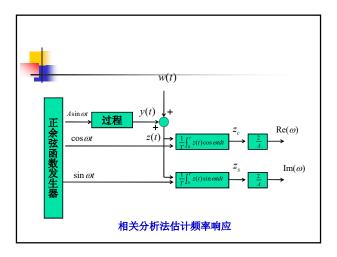


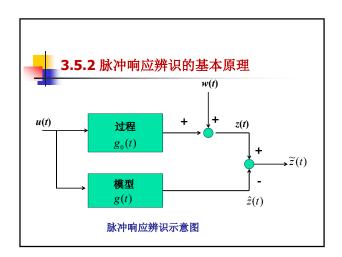


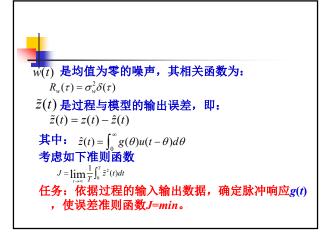














#### ● 准则函数:

$$J = \lim_{T \to \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \left( z(t) - \hat{z}(t) \right)^2 dt$$

$$= \lim_{T \to \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \left( z(t) - \int_0^\infty g(\theta) u(t - \theta) d\theta \right)^2 dt$$
(3. 5. 16)

(3.5.17)

求此准则函数的极小化问题为典型的变分问题

● 导出 Wiener-Hopf 方程:

$$R_{uz}(\tau) = \int_{0}^{\infty} \hat{g}(t)R_{u}(t-\tau)dt$$

此为辨识过程脉冲响应的理论依据。

由变分原理,给定任意小的函数 
$$g_{\alpha}(\theta)$$
,其中  $\alpha$  为标量,则当  $g(\theta) = \hat{g}(\theta)$  时准则函数达到最小的必要条件为:
$$\lim_{\alpha \to 0} \frac{\partial I[\hat{g}(\theta) + \alpha g_{\alpha}(\theta)]}{\partial \alpha} = 0 \qquad (3.5.18)$$
 由于:
$$\lim_{\alpha \to 0} \frac{\partial [\hat{g}(\theta) + \alpha g_{\alpha}(\theta)]}{\partial \alpha} = \lim_{\alpha \to 0} \frac{\partial}{\partial \alpha} \left\{ \lim_{r \to \infty} \frac{1}{r} \int_{0}^{r} \left[ z(t) - \int_{0}^{\infty} (\hat{g}(\theta) + \alpha g_{\alpha}(\theta)) u(t - \theta) \right]^{2} dt \right\}$$
$$= \lim_{r \to \infty} -\frac{2}{r} \int_{0}^{r} \left\{ z(t) - \int_{0}^{\infty} \hat{g}(\theta) u(t - \theta) d\theta \right\} \cdot \int_{0}^{\infty} g_{\alpha}(\theta) u(t - \theta) d\theta dt$$

 $\int_{0}^{\infty} g_{\alpha}(\tau) \left\{ \lim_{T \to \infty} \frac{1}{T} \int_{0}^{T} \left[ z(t) - \int_{0}^{\infty} \hat{g}(\theta) u(t - \theta) d\theta \right] \cdot u(t - \tau) dt \right\} d\tau = 0$ 

由于 $g_{\alpha}(\theta)$ 是不为零的任意函数,因此有:

$$\lim_{T \to \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \left[ z(t) - \int_0^\infty \hat{g}(\theta) u(t - \theta) d\theta \right] \cdot u(t - \tau) dt = 0$$
 (3.5.20)

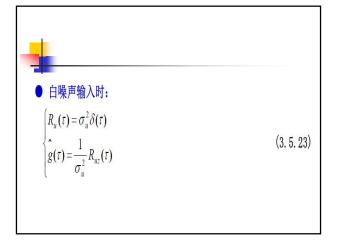
即有:

$$\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_0^Tz(t)u(t-\tau)dt=\int_0^\infty\hat{g}(\theta)\left[\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_0^Tu(t-\theta)u(t-\tau)dt\right]d\theta \qquad (3.\ 5.\ 21)$$

假设过程的输入输出为平稳各态历经的随机过程,则有:

$$R_{uz}(\tau) = \int_{0}^{\infty} \hat{g}(t) R_{u}(t - \tau) dt$$
 (3. 5. 22)

此即为 Wiener-Hopf 方程。此方程为一积分方程,一般来说要求出估计量  $\hat{g}(\theta)$  的解析式是困难的,但当过程的输入信号的自相关函数具有一定的特殊性时,由 Wiener-Hopf 方程有可能求出估计量  $\hat{g}(\theta)$  的解析式。





# 4.5.3 用 M 序列作输入信号的离散算法

M 序列的循环周期为  $N_p\Delta t$ ,  $N_p=2^P-1$ ,  $\Delta t$  为 M 序列移位脉冲周期,自相关函数近似于  $\delta$  函数, a 为 M 序列的幅度。当 M 序列的循环周期  $N_p\Delta t$  大于过程的过渡过程时间时,即  $N_p$  充分大时。

● 离散 Wiener-Hopf 方程

$$R_{Mc}(k) = \sum_{i=0}^{N_p-1} \hat{g}(j) R_M(k-j) \Delta t$$
 (3. 5. 24)

● 相关函数的计算

$$\begin{cases} R_{Mz}(k) = \frac{1}{N_P} \sum_{i=0}^{N_P - 1} M(i - k) z(i) \\ R_M(k) = \frac{1}{N_P} \sum_{i=0}^{N_P - 1} M(i - k) M(i) \end{cases}$$
(3. 5. 25)

$$\mathbb{M} R_{Mz}(k) = \frac{(N_p + 1)a^2 \Delta t}{N_p} \hat{g}(k) - \frac{a^2 \Delta t}{N_p} \sum_{j=0}^{N_p - 1} \hat{g}(j)$$
(3. 5. 27)

$$\hat{g}(k) = \frac{N_P}{(N_P + 1)a^2 \Delta t} \left[ R_{Mz}(k) + c \right], \qquad c = \frac{a^2 \Delta t}{N_P} \sum_{j=0}^{N_P - 1} \hat{g}(j)$$
 (3. 5. 28)

工程上: 
$$c = -R_{Mz}(N_P - 1)$$
 (3.5.29)

为提高辨识精度,互相关函数可以采用多周期数据估计:

$$R_{Mz}(k) = \frac{1}{rN_p} \sum_{i=0}^{rN_p-1} M(i-k)z(i)$$
 (3.5.30)

一般地,  $r=1\sim4$ 。



4.5.4 用 M 序列作输入信号的一次完成算法

 $\hat{\mathbf{g}} = [\hat{g}(0), \hat{g}(1), \dots, \hat{g}(N_p - 1)]^T$ 

$$\hat{\mathbf{g}} = \frac{1}{N_{p}\Delta t} \mathbf{R}_{M}^{-1} \mathbf{M} \mathbf{z} = \frac{1}{(N_{p} + 1)a^{2}\Delta t} \begin{bmatrix} 2 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 2 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 2 \end{bmatrix} \mathbf{M} \mathbf{z}$$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} M(0) & M(1) & \cdots & M(N_{p} - 1) \\ M(-1) & M(0) & \cdots & M(N_{p} - 2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ M(-N_{p} + 1) & M(-N_{p} + 2) & \cdots & M(0) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{z} = [z(0), z(1), \cdots, z(N_{p} - 1)]^{r}$$
(3. 5. 31)



4.5.5 用 M 序列作输入信号的递推算法

$$\hat{\mathbf{g}}^{(i)} = \frac{i}{i+1} \hat{\mathbf{g}}^{(i-1)} + \frac{1}{(i+1)\Delta t} \mathbf{R}_{M}^{-1} \mathbf{m}(i) z(i)$$
(3.5.32)

$$\mathbf{m}(i) = [M(i), M(i-1), \cdots, M(i-N_P+1)]^{t}$$

$$\mathbf{R}_{M}^{-1} = \frac{N_{P}}{(N_{P} + 1)a^{2}} \begin{bmatrix} 2 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 2 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 2 \end{bmatrix}$$



4.5.6 用 M 序列作输入信号时脉冲响应估计的统计性质

- $E\left\{\hat{g}\right\} = g_0$  条件:测量噪声序列的均值为零。



- 3.1 引言
- 3.2 阶跃响应法
- 3.3 脉冲响应法
- 3.4 频率响应法
- 3.5 相关分析法
- 3.6 谱分析法



• 输入输出互谱密度  $S_{xy}(j\omega)$  与输入谱密度  $S_x(\omega)$  之 间存在以下关系

$$\begin{cases} S_{y}(\omega) = \|G(j\omega)\|^{2} S_{x}(\omega) \\ S_{xy}(j\omega) = G(j\omega)S_{x}(\omega) \end{cases}$$
 (3.6.1)

- 通过估计
  - 输入数据的自谱密度和输入输出数据的互谱密度
  - 利用关系可以辨识频率响应

133



特点:不需要对过程施加特定试验信号,只需利用正常操作下的输入 输出数据就可以辨识过程的动态特性。具有较强的容噪性。

基本公式:  $S_{xy}(j\omega) = G(j\omega)S_x(\omega)$ .

4.6.1 周期图法

#### 辨识步骤:

(1) 设 $\{u(k)\},\{z(k)\},k=1,2,\cdots,L$ 为观察到的输入输出数据,数据长度为L,将数据分成长度为L,的N个互不交叠段,记:

$$\begin{cases} u_i(k) = u(k+(i-1)L_1) \\ z_i(k) = z(k+(i-1)L_1) \\ i = 1, 2, \cdots, N; 1 \le k \le L_1 \end{cases}$$
 (3.6.2)



(2) 由教材中的式子 2.4.43, 分别计算各数据段的周期图:

$$\begin{cases} I_{u_i,L_1}(\phi) = L_1^{-1}U_i(j\omega)U_i^*(j\omega) = L_1^{-1} \|U_i(j\omega)\| \\ I_{u_iz_i,L_1}(j\omega) = L_1^{-1}U_i(j\omega)Z_i^*(j\omega) \\ i = 1,2,\cdots,N \end{cases}$$
(3.6.3)

其中: w(k) 为数据窗, 且

$$\begin{cases} U_{i}(j\omega) = \sum_{k=1}^{L_{i}} u_{i}(k)w(k)e^{-j\omega k} \\ Z_{i}(j\omega) = \sum_{k=1}^{L_{i}} z_{i}(k)w(k)e^{-j\omega k} \end{cases}$$
 (3.6.4)



(3) 求输入数据的自谱密度和输入输出的互谱密度估计:

$$\begin{cases} \hat{S}_{u,L}(\omega) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} I_{u_i,L_i}(\omega) \\ \hat{S}_{uz,L}(j\omega) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} I_{uz_i,L_i}(j\omega) \end{cases}$$
(3.6.5)

(4) 求频率响应估计:

$$\hat{G}(j\omega) = \frac{\hat{S}_{uz,L}(j\omega)}{\hat{S}_{u,L}(\omega)}$$
(3.6.6)



4.6.2 平滑法

利用数据窗对样本谱密度进行平滑处理,得到谱密度的一致估计。提高过程频率响应的估计精度。

辨识步骤:

(1)设  $\{u(k)\},\{z(k)\},k=1,2,\cdots,L$  为观察到的输入输出数据样本,采样时间为 $T_0$ 。

- (2) 对数据预处理,去除直流分量和低频漂移。
- (3) 计算样本相关函数:

$$\begin{cases} \hat{R}_{u,L}(I) = L^{-1} \sum_{k=1}^{L-1} u(k) u(k+I) \\ \hat{R}_{uz,L}(I) = \hat{R}_{uz,L}(-I) = L^{-1} \sum_{k=1}^{L-1} u(k) z(k+I) \\ I = 1, 2, \dots, M \end{cases}$$
(3.6.7)

#### (4) 计算样本谱密度



$$\begin{cases} \hat{S}_{u,L}(\omega_r) = \hat{R}_{u,L}(0) + 2\sum_{l=1}^{M-1} \hat{R}_{u,L}(l) \cos(rl\pi/M) \\ \hat{S}_{uz,L}(j\omega_r) = \hat{L}_{uz,L}(\omega_r) - j\hat{Q}_{uz,L}(\omega_r) \\ \omega_r = \frac{r\pi}{MT_0}; \ r = 0,1,2,\cdots,M \end{cases}$$
(3.6.8)

其中

$$\begin{cases} \hat{L}_{uz,L}(\omega_r) = \hat{A}_{uz,L}(0) + 2 \sum_{l=1}^{M-1} \hat{A}_{uz,L}(l) \cos(rl\pi/M) \\ \hat{Q}_{uz,L}(\omega_r) = 2 \sum_{l=1}^{M-1} \hat{B}_{zu,L}(l) \sin(rl\pi/M) \\ r = 0,1,2,\cdots,M \end{cases}$$
(3.6.9)

$$\begin{cases} \hat{A}_{uz,L}(l) = 2^{-1} [\hat{R}_{uz,L}(l+l_0) + \hat{R}_{uz,L}(l-l_0)] \\ \hat{B}_{zu,L}(l) = 2^{-1} [\hat{R}_{zu,L}(l+l_0) + \hat{R}_{zu,L}(l-l_0)] \end{cases} \quad \left| \hat{R}_{uz,L}(l_0) \right| = \max\{ \left| \hat{R}_{uz,L}(l) \right| \}$$

$$(3.6.10)$$

(5) 计算谱密度的平滑估计量:

利用数据窗对样本谱密度平滑处理的原理:

$$\overline{S}_{x}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} w(\tau) \hat{R}_{x,L}(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau$$
 (3.6.11)

其中 $w(\tau)$ 所加的数据窗,取 Hanning 窗或 Hamming 窗。统一表达为:

$$w(\tau) = \begin{cases} \sum_{n=-1}^{1} a_n e^{j\frac{n\pi}{M}\tau}, & |\tau| \le M\\ 0, & |\tau| > M \end{cases}$$
 (3.6.12)

其中: M 为样本相关函数的最大滞后数。

由此有:

$$\overline{S}_{x}(\omega) = \sum_{n=-1}^{1} a_{n} \hat{S}_{x,L}(\omega)$$
 (3.6.13)



具体计算如下式:

$$\begin{cases}
\overline{S}_{u,L}(\omega_r) = \sum_{n=-1}^{1} a_n \hat{S}_{u,L}(\omega_{r-n}) \\
\overline{L}_{uz,L}(\omega_r) = \sum_{n=-1}^{1} a_n \hat{L}_{uz,L}(\omega_{r-n}) \\
\overline{Q}_{uz,L}(\omega_r) = \sum_{n=1}^{1} a_n \hat{Q}_{uz,L}(\omega_{r-n}) \\
\overline{S}_{uz,L}(j\omega_r) = \overline{L}_{uz,L}(\omega_r) - j\overline{Q}_{uz,L}(\omega_r) \\
r = 0,1,2,\cdots,M
\end{cases} (3.6.14)$$

其中: a<sub>n</sub>为加 Hanning 窗、Hamming 窗时的系数。



(6) 修正由于移动1。而引起的偏差:

$$\begin{cases} L_{uz,L}^*(\omega_r) = \overline{L}_{uz,L}(\omega_r) \cos(rl_0\pi/M) - \overline{Q}_{uz,L} \sin(rl_0\pi/M) \\ Q_{uz,L}^*(\omega_r) = \overline{L}_{uz,L}(\omega_r) \sin(rl_0\pi/M) - \overline{Q}_{uz,L} \cos(rl_0\pi/M) \\ S_{uz,L}^*(j\omega_r) = L_{uz,L}^*(\omega_r) - j\underline{Q}_{uz,L}^*(\omega_r) \\ S_{u,L}^*(\omega_r) = \overline{S}_{u,L}(\omega_r) \end{cases}$$
 (3.6.15)



(7) 求频率响应估计:

$$\begin{cases} \|G(j\omega_{r})\| = \sqrt{L_{uz,L}^{*^{2}}(\omega_{r}) + Q_{uz,L}^{*^{2}}(\omega_{r})} / S_{u,L}^{*}(\omega_{r}) \\ \theta(\omega_{r}) = ArgG(j\omega_{r}) = -tg^{-1}[Q_{uz,L}^{*}(\omega_{r}) / L_{uz,L}^{*}(\omega_{r})] \\ r = 0,1,2,\cdots,M \end{cases}$$
(3.6.16)



第三章 结束