



传递函数辨识

相关辨识法

**最小二乘**

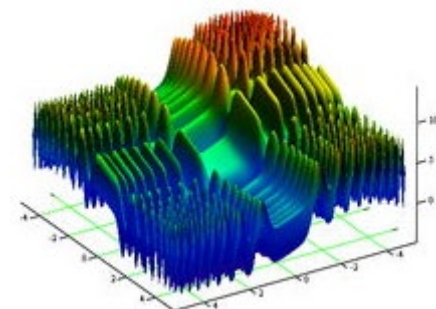
**模型结构辨识**

遗传算法

粒子群优化

TS模糊

神经网络



同济大学汽车学院 卓桂荣

# 研究生课程：系统辨识

# 1、辨识的步骤

辨识就是利用所观测到的含有噪声的输入输出数据，按照所选择的原则，从一类模型中确定一个与所测系统拟合得最好的模型。

1. 明确辨识目的
2. 利用先验知识，初步确定模型的结构
3. 试验设计
4. 数据采集和预处理
5. 模型结构辨识
6. 模型参数辨识
7. 模型检验和确认



**1、明确辨识目的。**首先要明确模型应用的最终目的，由它决定模型的类型、精度要求以及所采用的辨识方法。

**2、利用先验知识，初步确定模型的结构。**在进行系统辨识之前，要尽可能多掌握一些系统的先验知识，如系统线性或非线性、时变或非时变、比例和积分特性、时间常数、过渡过程时间、截止频率、时滞、噪声特性、工作环境条件等。

**3、试验设计。**选择试验信号（幅度、频带）、采样时间、辨识时间（数据长度）、输入输出数据记录等。根据系统运行情况选择开环或闭环辨识、在线或离线辨识。

**4、数据采集和预处理。**输入输出数据中常含有直流成分或低频成分，用任何辨识方法都难以消除它们对辨识精度的影响。数据中的高频成分对辨识也有不利影响。因此，对输入输出数据可进行零均值化和剔除高频成分的预处理。处理得好，能显著提高辨识精度。零均值化可采用差分法和平均法等方法，剔除高频成分可采用低通滤波器。



**5、模型结构辨识。**在假定模型结构的前提下，利用辨识方法确定模型结构参数，如阶次、纯时延等。

**6、模型参数辨识。**在模型结构确定之后，选择估计方法，利用测试数据估计模型中的未知参数。

**7、模型检验和确认。**从各个不同的侧面检验模型是否可靠，检验模型的标准应该是模型的实际应用效果，最后验证所确定的模型是否恰当地表示了被辨识的系统。

如果所确定的系统模型合适，则辨识过程就完成了。否则，还必须改变系统的验前模型结构，并且重新执行建模过程，直到获得一个满意的模型为止。



## 2、用M序列辨识系统的步骤

用M序列作为输入测试信号辨识系统的脉冲响应函数以前,需要做好一些准备工作,这包括进行必要的预备试验以选择M序列的参数,利用专用仪器或借助于数字计算机产生所需的M序列,给系统以预激励等,然后,就可以开始观测数据,正式进行辨识试验.用M序列辨识系统的步骤大致可归纳如下:

- (1)通过预备试验粗估系统的特性
- (2)选择M序列的参数
- (3)设计试验方案
- (4)给系统以预激励
- (5)辨识



# (1)通过预备试验粗估系统的特性

为选择M序列的参数,要求粗略地估计出系统的过渡过程时间 $T_s$ 和最高工作频率(或截止频率) $f_M$ 。这些信息可以根据系统运行中积累的经验予以粗略估计,或通过系统的结构数据和物理定律作大致的估算,也可以从简单的试验中获得。

例如,通过阶跃响应可以近似地确定过渡过程时间 $T_s$ 。为了估计截止频率,可以借助于专用仪器或在线计算机给系统施加不同周期的低频信号,用仪表监视系统的输出响应。当输入信号的周期减小到某一数值,系统对此激励不再产生反应时,这个周期的倒数就可以作为系统的截止频率 $f_M$ 的近似值。



## (2)选择M序列的参数

选择 $\Delta$ 和 $N_p$ ，选择测试信号的原则之一，是要求测试信号的频谱能完全覆盖待辨识的系统的全部重要工作频率。为满足这个要求，往往需要用短的时钟周期 $\Delta$ 。但是，当信号振幅 $a$ 受到限制时，过宽的频率范围就会减少重要频率区间的有效功率。因为M序列的激励功能与 $\sigma^2$ 成正比，与 $N_p$ 成反比，在序列的周期 $T_p(=N_p\Delta)$ 一定的条件下，与 $\Delta$ 成正比。

然而就许多工业系统而言，它们往往具有低通滤波器的特性，即具有平坦的频率响应和陡峭的截止频率。对于这些具有有限频谱宽度的系统，选择测试信号的办法却非常简单。例如，若系统的最高的重要工作频率(或截止频率)为 $f_M$ ，则根据M序列的有效频率谱宽度，可以按照下述原则选择 $\Delta$ 和 $N_p$ ，即

$$\frac{1}{3\Delta} \geq f_M \quad \text{或} \quad \Delta \leq 0.3 \frac{1}{f_M} \quad \text{和} \quad \frac{1}{N_p \Delta} \leq f_M \quad \text{或} \quad N_p \geq \frac{1}{f_M \Delta}$$



此外,还可以根据 $(N_p - 1)\Delta > T_s$  的原则确定 $N_p$ , 即

$$N_p = (1.2 \sim 1.5) \frac{T_s}{\Delta}$$

以上选择 $N_p$ 和 $\Delta$ 的原则, 只考虑了M序列的覆盖频率。然而在噪声较强的场合, 在输入振幅 $a$ 受到限制的条件下, 为了提高输入的信噪比, 这时要求选择短的序列长度 $N_p$ , 和宽的采样周期 $\Delta$ , 这与前面的选择原则是矛盾的。因此,  $N_p$ 和 $\Delta$ 的选择, 往往是一个折衷过程。

选择测试信号的幅值 $a$ , 最大幅值 $a$ 可以通过预备试验选择, 使它既能保证系统运行于线性区, 又能保证产品的质量。因为M序列的激励功率与 $a^2$ 成正比,  $a$ 较大时, 在一定的输入信号功率下, 就有可能选择较小的 $\Delta$ , 使M序列的自相关函数更接近 $\delta$ 函数, M序列的有效频率宽度也得到增加。另一方面 $a$ 增大后也增加信噪比, 这样往往能在最短的试验时间内, 获得好的辨识结果。





## (4)给系统以预激励

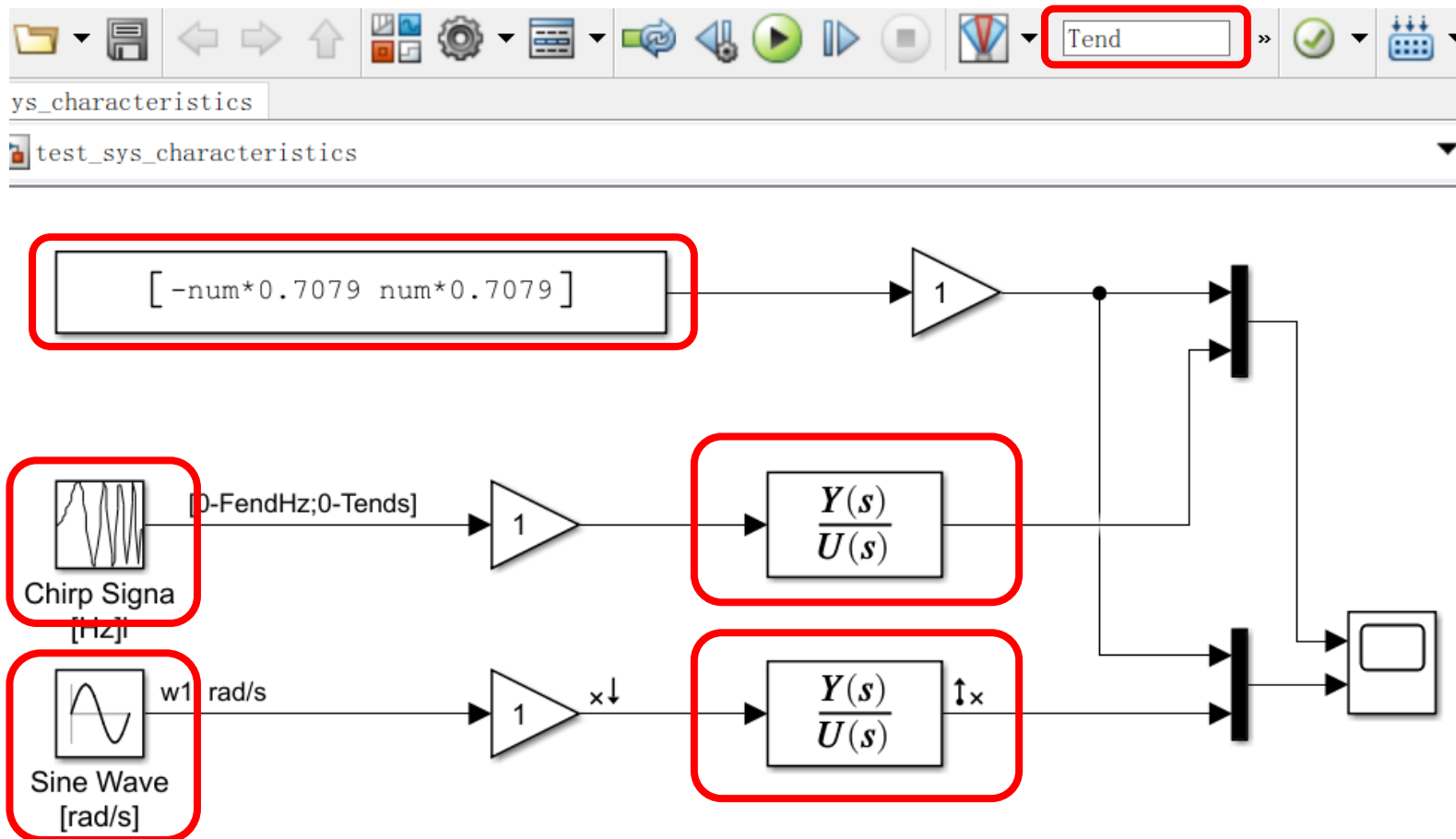
为选择M序列的参数，要求粗略地估计出系统的过渡过程时间 $T_s$ 和在推导维纳-何甫方程时，作了一个基本假设,那就是系统的输入 $u(t)$ 和输出 $z(t)$ 应为平稳随机过程。由于系统本身存在惯性,当系统被输入信号激励的初期，常受到非零初始条件的影响,使得输出 $z(t)$ 是非平稳的。根据线性系统理论，非零初始条件的影响经过一个过渡过程时间 $T_s$ 就能消除，随后输出 $z(t)$ 便达到由 $u(t)$ 激起的强制过程。因此从M序列的第二个周期开始,可认为 $z(t)$ 就像 $u(t)$ 那样，也是一平稳随机过程。

为此在辨识试验中，应预先给系统施加一个周期的伪随机信号,即所谓预激励，然后，利用从第二个周期开始量测到的输出数据进行系统辨识。



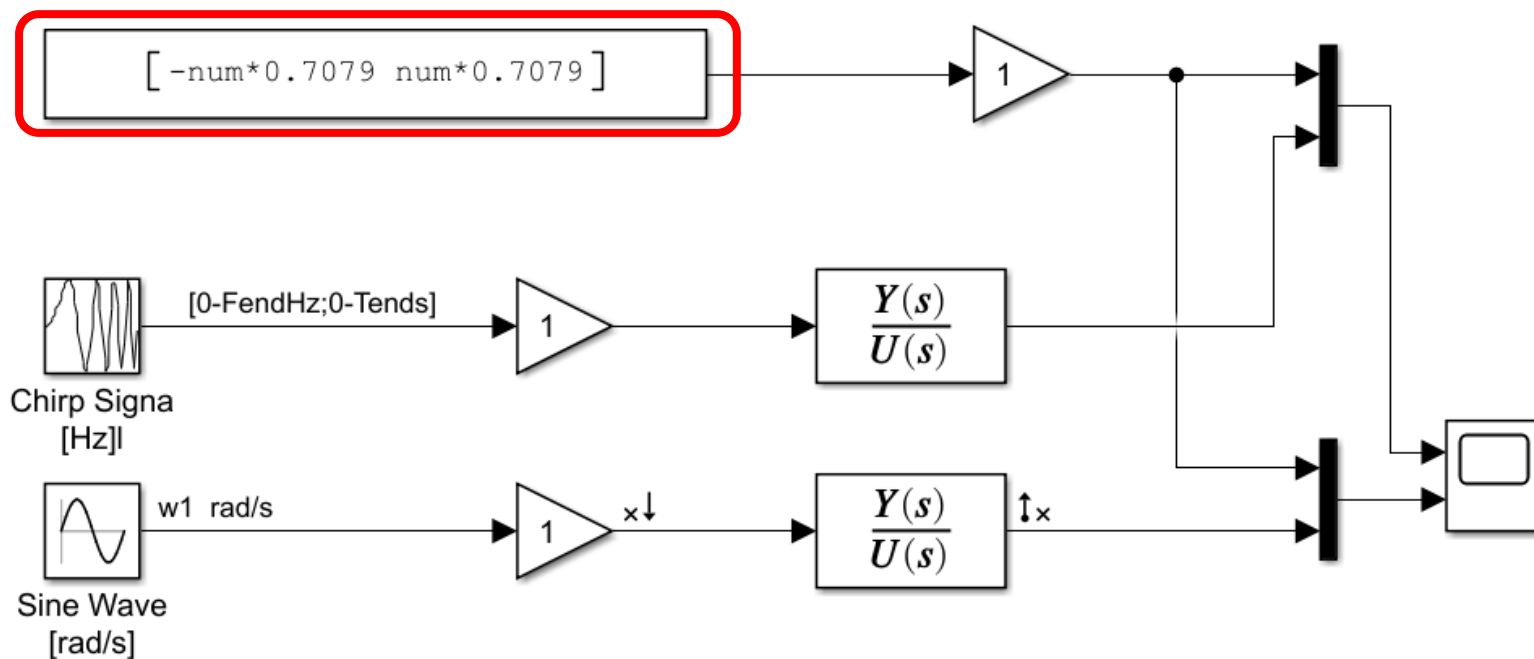
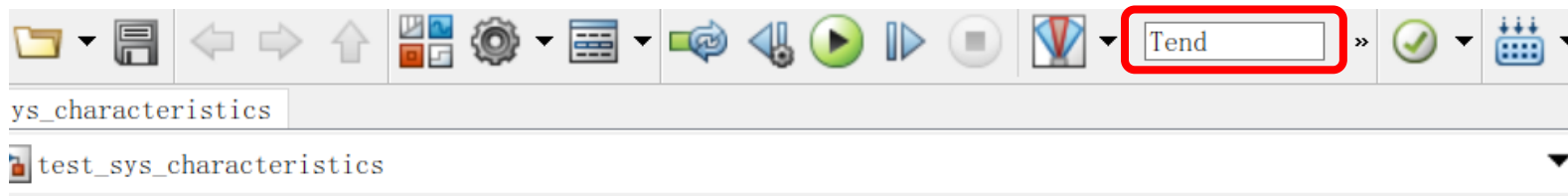
# 3、时域分析计算截止频率

test\_sys\_characteristics.slx



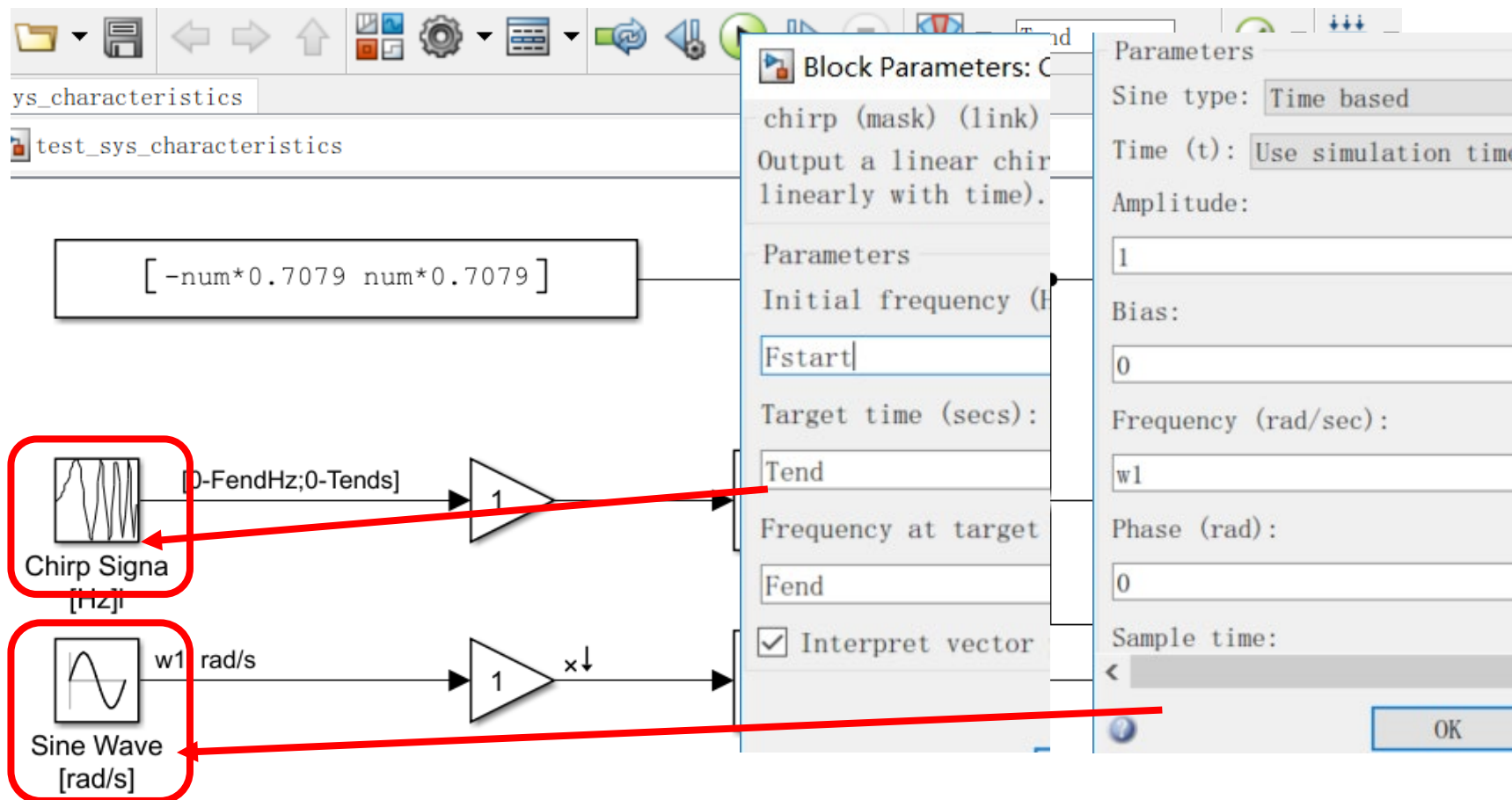
# 3、时域分析计算截止频率

test\_sys\_characteristics.slx



# 3、时域分析计算截止频率

test\_sys\_characteristics.slx

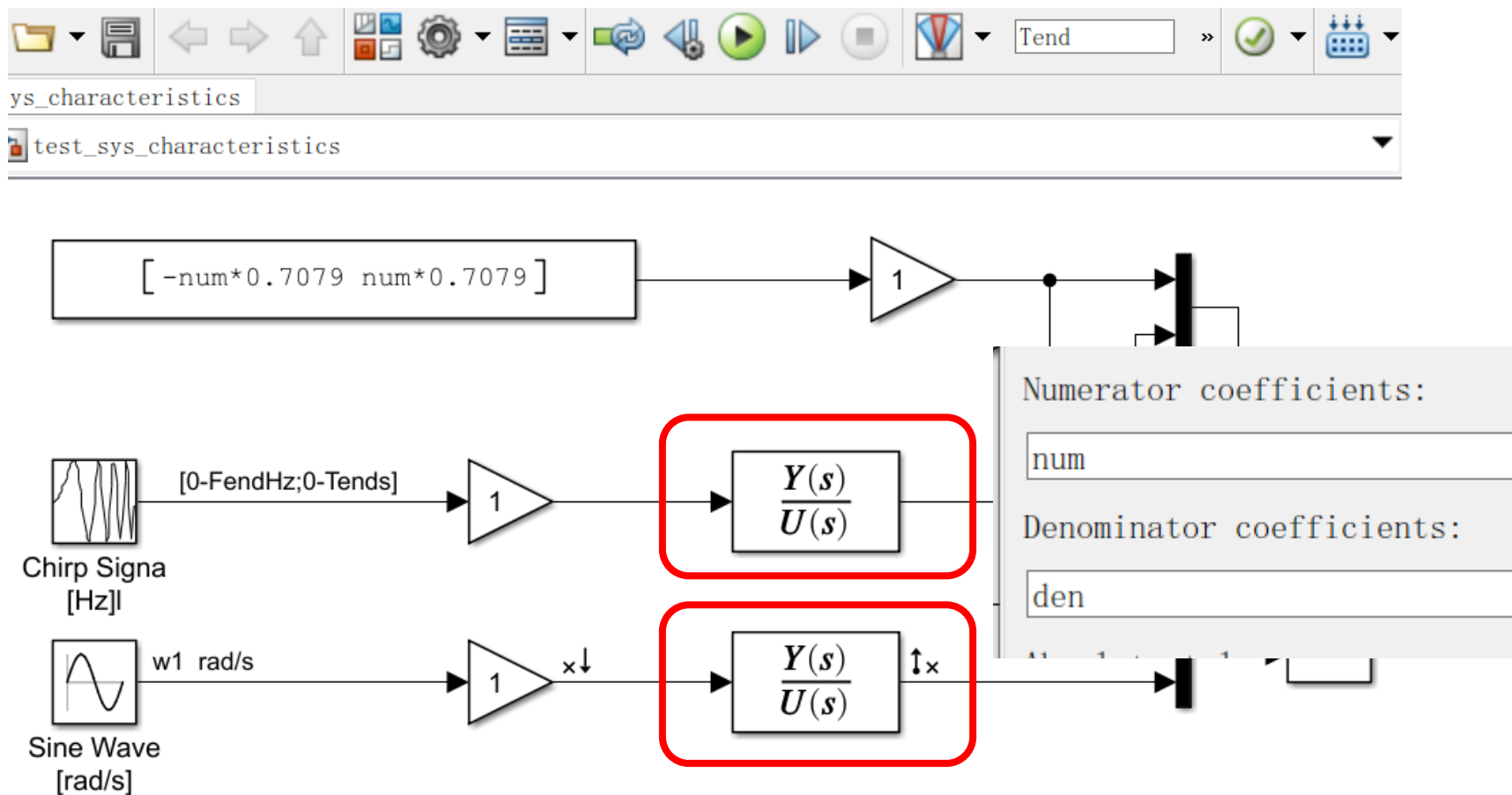


微信群：20180093系统辨识



# 3、时域分析计算截止频率

test\_sys\_characteristics.slx



# 3、时域分析计算截止频率

test\_Tfm.m

% 系统参数

num=[1]; den=[1 1]; % 一阶

sys = tf(num,den);

% 设置起止频率

ts=0.001; % s 采样间隔

Tend=40; % s 仿真时间和扫频结束时间

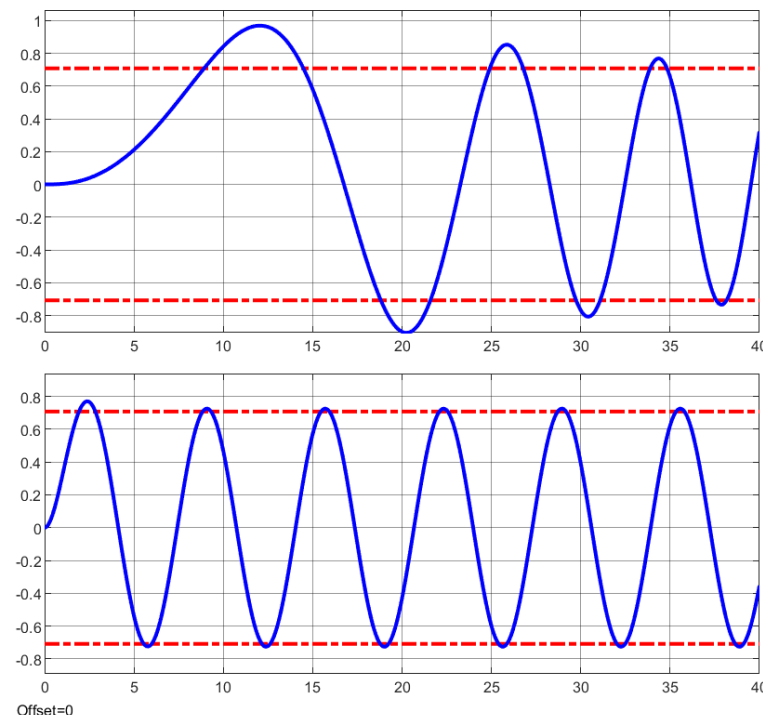
Fstart=0; % s 扫频开始频率

Fend=0.16; % Hz 扫频结束频率

fmax=0.151; % Hz

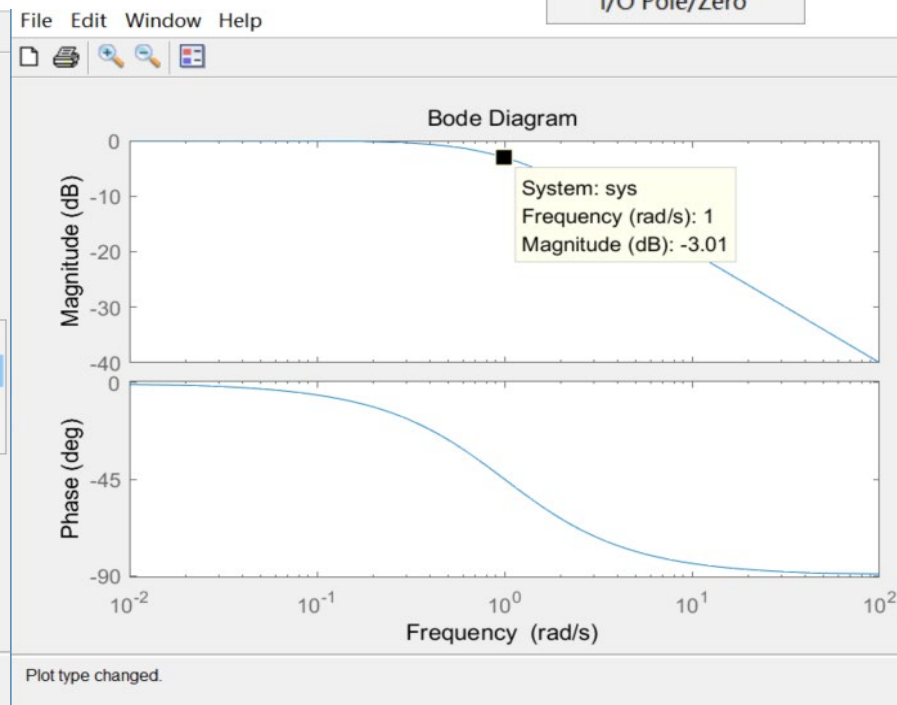
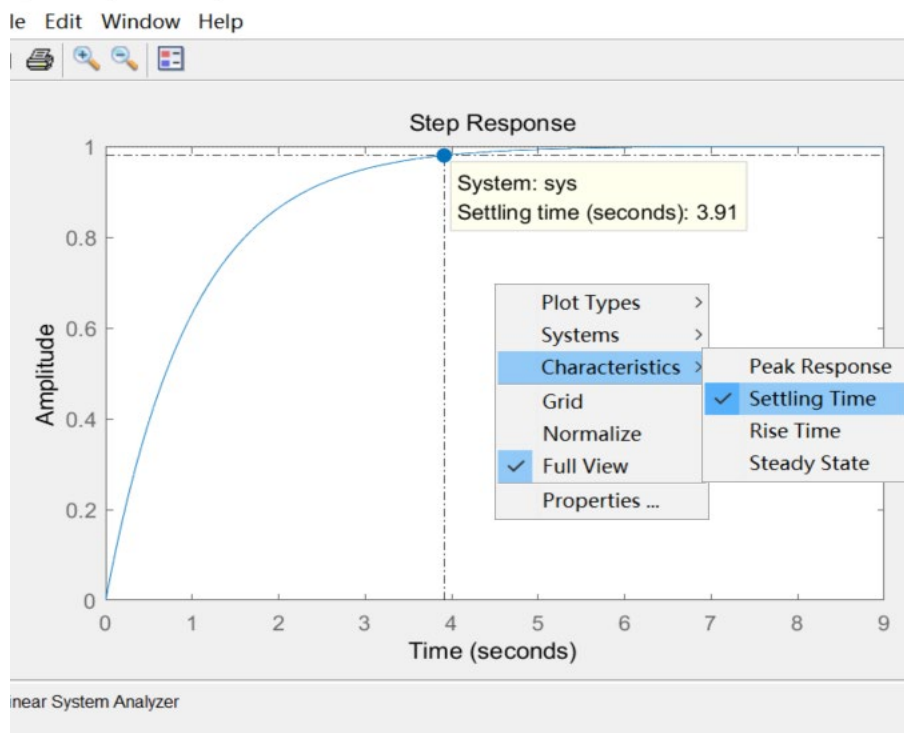
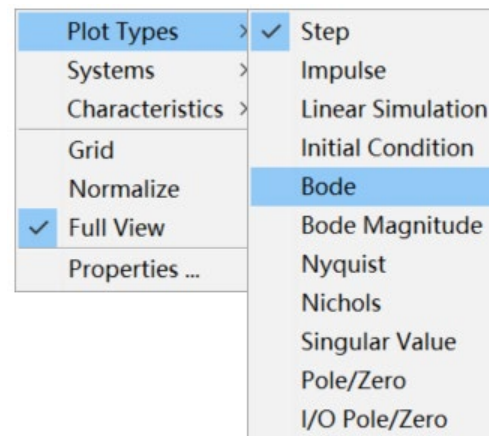
w1=fmax\*2\*pi; % 截止频率 rad/s=hz\*2pi

sim('test\_sys\_characteristics.slx' );



# 4、step,bode

% 打开LTI窗口进行系统特性分析  
ltiview(sys)



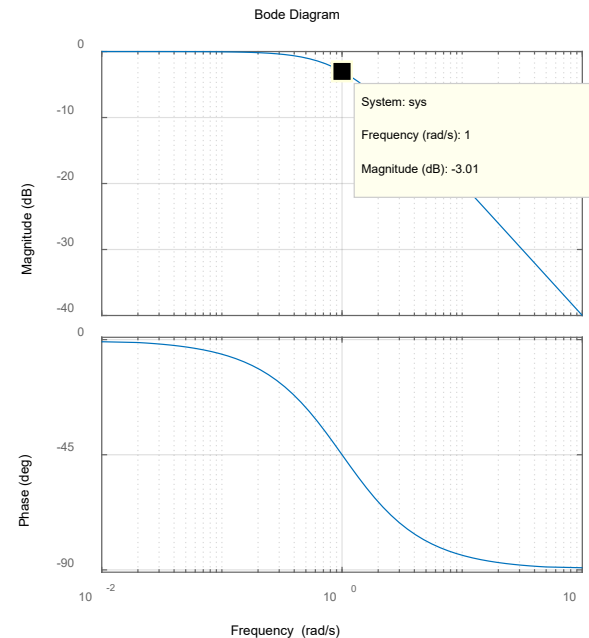
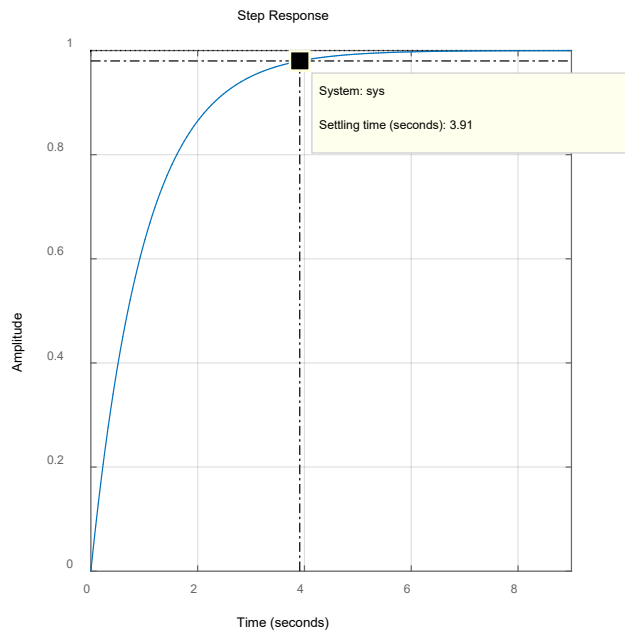
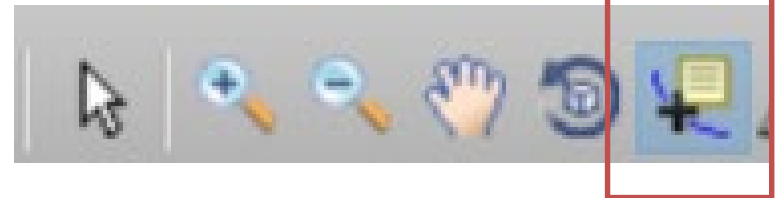
微信群：20180093系统辨识



# 4、step,bode

%% 从图上获取

```
subplot 121; step(sys); grid on;  
subplot 122; bode(sys); grid on;
```





## 4、 step,bode

%% 时域分析：获取阶跃响应的过渡时间

```
tmp = stepinfo(sys);  
Ts=tmp.SettlingTime
```

Ts =

3.9121

%% 从图上取-3dB

```
[mag,ph,w]=bode(sys);  
mag = 20*log10(squeeze(mag)); % dB  
w0=spline(mag,w,mag(1)-3) % rad/s
```

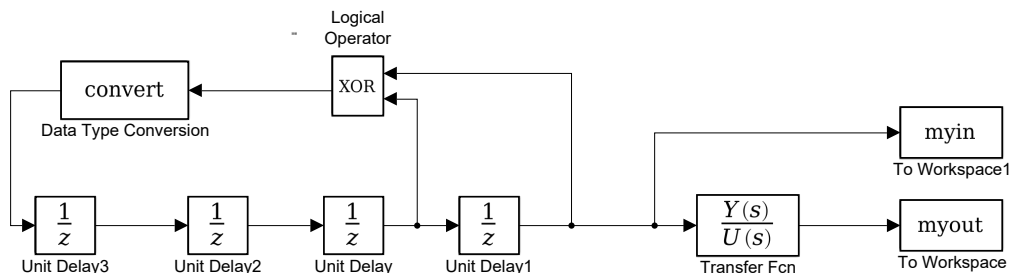


# 5、M序列移位寄存器的连接方式

周期长度 $N_p = 2^N - 1$	状态异或运算	寄存器的级数 $N$
7	$x_1(k+1) = x_2(k) \oplus x_3(k)$	$N = 3$
15	$x_1(k+1) = x_3(k) \oplus x_4(k)$	$N = 4$
31	$x_1(k+1) = x_3(k) \oplus x_5(k)$	$N = 5$
63	$x_1(k+1) = x_5(k) \oplus x_6(k)$	$N = 6$
127	$x_1(k+1) = x_4(k) \oplus x_7(k)$	$N = 7$
255	$x_1(k+1) = x_2(k) \oplus x_3(k) \oplus x_4(k) \oplus x_8(k)$	$N = 8$
511	$x_1(k+1) = x_5(k) \oplus x_9(k)$	$N = 9$
1023	$x_1(k+1) = x_7(k) \oplus x_{10}(k)$	$N = 10$
2047	$x_1(k+1) = x_9(k) \oplus x_{11}(k)$	$N = 11$



# 6、辨识



%%

```
sim('mysys.slx');
```

```
Q=iddata(myout,myin,M_d);
```

```
ident
```

% 将在GUI中的操作复制下来，写在脚本文中  
% 去均值，去第一个周期，划分辨识和检验数据

%% ident

```
NN = struc(1:10,1:10,1:10);
```

```
Loss_fun = arxstruc(Qde,Qdv,NN);
```

```
order = selstruc(Loss_fun);
```

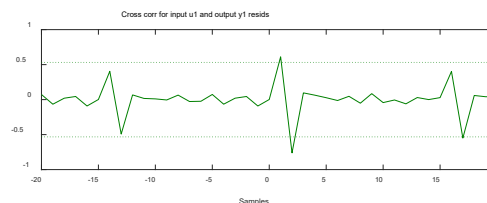
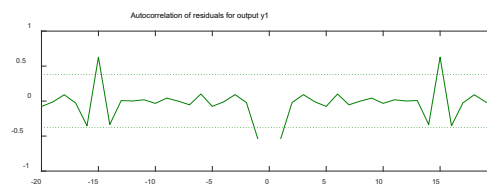
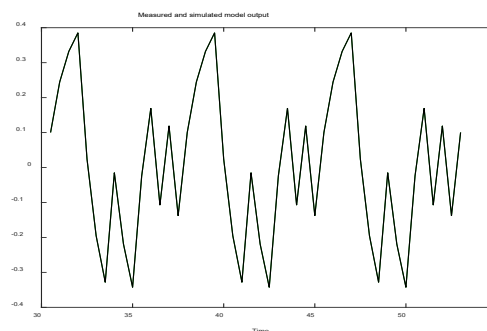
```
% order = selstruc(Loss_fun,'aic')
```

```
% order_aic = selstruc(Loss_fun,0)
```

```
Model = arx(Qde,order) % AR模型
```

```
compare(Qdv,Model); %预测输出与实际输比较
```

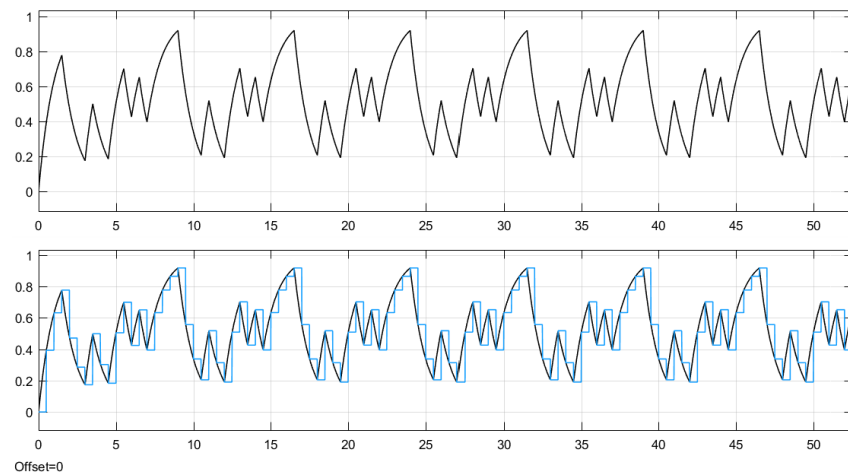
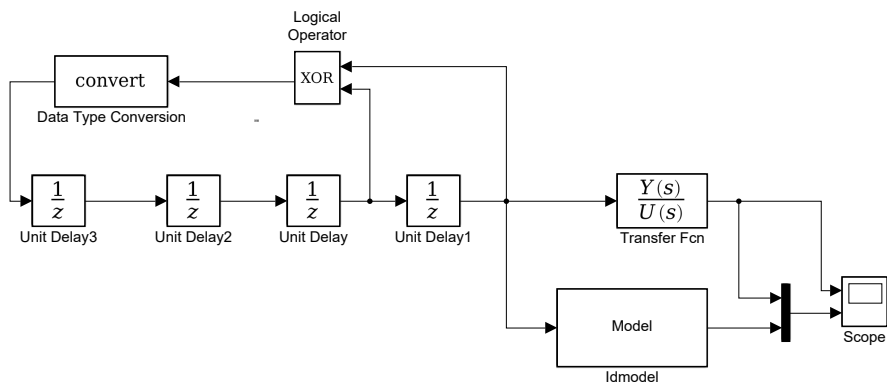
```
resid(Model,Qde); %模型预测误差及相关分析
```



微信群：20180093系统辨识



# 7、校验





# 谢谢!

13818737434



[zhuoguirong@tongji.edu.cn](mailto:zhuoguirong@tongji.edu.cn)

