

# سیتمهای کنترل مدرن

## فصل دوم: مدلسازی

مدرس:

دکتر عادل اکبری مجید



### رویکردهای مدلسازی

- مدلسازی بر اساس اصول فیزیکی
- کلاسیک: تابع انتقال
- مدرن: معادلات حالت (کالمن)
- شناسایی سیستم





اگر پاسخ یک سیستم خطی به ورودی  $(t_i - t) \delta(t - t_i)$  برابر ( $g(t, t_i)$ ) باشد، خروجی این سیستم به ورودی  $u(t)$  برای  $t > t_0$  صورت زیر به دست می آید:

$$y(t) = f(u(t), t) = \int_{t_0}^t g(t, \tau) u(\tau) d\tau$$

$$y(t) = \int_{t_0}^t g(t-\tau)u(\tau)d\tau$$

اگر سیستم نا متغیر با زمان هم پاشد داریم:

که در آن (۱) پاسخ ضربه سیستم است.

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

تبدیل لاپلاس پاسخ ضربه را تابع انتقال می‌گویند.

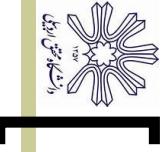
$$g(s) = \mathbb{L}[g(t)] \quad ; \quad y(s) = g(s)u(s)$$

تابع انتقال سیستم  $D$  وردی،  $d$  خروجی:

$$Y(s) = \mathbf{G}(s)\mathbf{U}(s)$$

$$\mathbf{G}(s) = \begin{pmatrix} g_{11}(s) & g_{12}(s) & \cdots & g_{1p}(s) \\ g_{21}(s) & & & \\ \vdots & & & \\ g_{q1}(s) & \cdots & g_{qp}(s) \end{pmatrix}$$

# معادلات حالت



اگر متغیرهای حالت یک سیستم متناهی باشد (lumped) در این صورت می توان آنرا به صورت معادلات حالت توصیف کرد.

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = f(\mathbf{X}(t), \mathbf{U}(t), t)$$

$$\mathbf{Y}(t) = g(\mathbf{X}(t), \mathbf{U}(t), t)$$

- اگر سیستم خطی باشد:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{X}}(t) &= \mathbf{A}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{B}(t)\mathbf{U}(t) \\ \mathbf{Y}(t) &= \mathbf{C}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{D}(t)\mathbf{U}(t)\end{aligned}$$

- اگر سیستم خطی نا متغیر با زمان باشد:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{X}}(t) &= \mathbf{A}\mathbf{X}(t) + \mathbf{B}\mathbf{U}(t) \\ \mathbf{Y}(t) &= \mathbf{C}\mathbf{X}(t) + \mathbf{D}\mathbf{U}(t)\end{aligned}$$

## معادلات حالت



### نکات:

۱. حالتها می توانند متغیرهای فیزیکی یا ریاضی باشند.
۲. توصیف حالت سیستم منحصر به فرد نیست.
۳. حالتها باید مستقل از هم باشد.
۴. بعد بردار حالت را بعد سیستمه می گویند.
- رابطه تابع انتقال و معادلات حالت

$$\mathbf{G}(s) = \mathbf{C}(s\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1}\mathbf{B} + \mathbf{D}$$

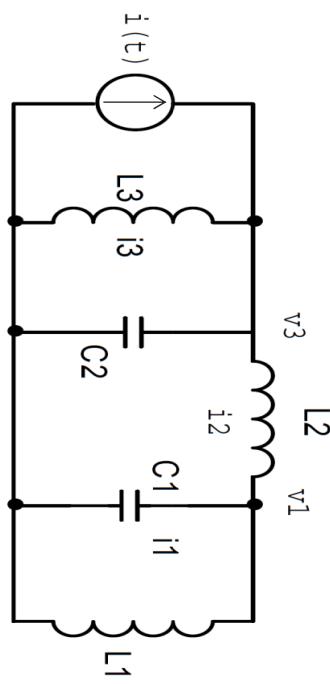
: realization (reconstruction)

?????

○ تحقق (realization)



$$\begin{aligned}
 v_1(t) &= L_1 \frac{di_1}{dt} \\
 v_2(t) &= L_2 \frac{di_2}{dt} + v_1(t) \\
 v_2(t) &= L_3 \frac{di_3}{dt} \\
 i_2(t) &= c_1 \frac{d}{dt} v_1(t) + i_1(t) \\
 i(t) &= i_3(t) + C_2 \frac{d}{dt} v_2(t) + i_2(t)
 \end{aligned}$$

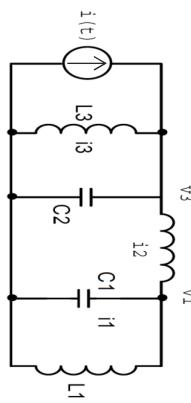
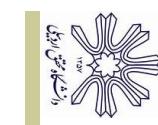


$$\begin{aligned}
 L_3 i_3(t) &= L_2 i_2(t) + L_1 i_1(t) \\
 i(t) &= i_3(t) + C_2 \frac{d}{dt} v_2(t) + i_2(t)
 \end{aligned}$$

○ جریان سلفها به هم وابسته است:

$$L_3 i_3(t) = L_2 i_2(t) + L_1 i_1(t)$$

## مدلسازی بر اساس اصول فیزیکی: مدار الکتریکی



$$x_1(t) = v_1(t) \quad x_3(t) = i_1(t)$$

$$x_2(t) = v_2(t) \quad x_4(t) = i_2(t)$$

○ با انتخاب

$$x_1(t) = v_1(t) \quad x_3(t) = i_1(t)$$

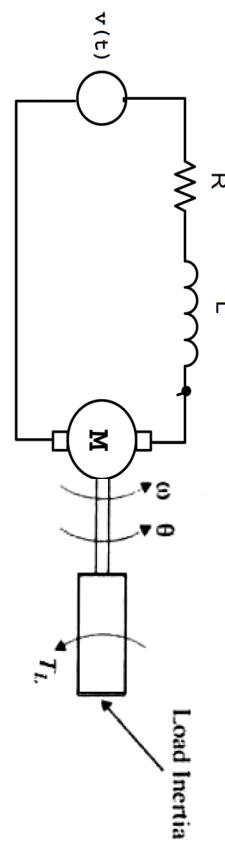
$$x_2(t) = v_2(t) \quad x_4(t) = i_2(t)$$

○ اوریه:

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{v}_1 \\ \dot{v}_2 \\ \dot{i}_1 \\ \dot{i}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{1}{C_1} & \frac{1}{C_1} \\ 0 & 0 & -\frac{L_1}{L_3 C_2} & -\frac{L_2 + L_3}{L_3 C_2} \\ \frac{1}{L_1} & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{L_2} & \frac{1}{L_2} & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ i_1 \\ i_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \frac{1}{C_2} u(t) \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$y(t) = [1 \quad 0 \quad 0 \quad 0] \mathbf{x}(t)$$

# مدلسازی بر اساس اصول فیزیکی: سرورموتور



$$T(t) = K_a i_a(t)$$

$$E_{emf}(t) = K_b \omega(t)$$

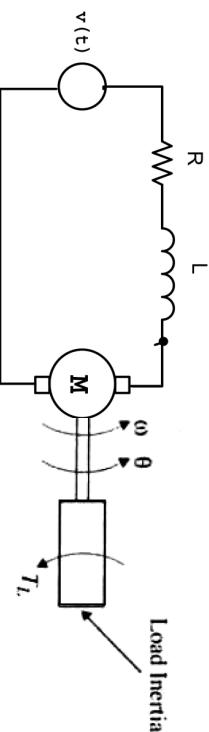
$$v(t) - E_{emf}(t) = R i_a(t) + L \frac{di_a(t)}{dt}$$

$$T(t) - T_L(t) - v\omega(t) = J\dot{\omega}(t)$$

$$\omega(t) = \dot{\theta}(t)$$



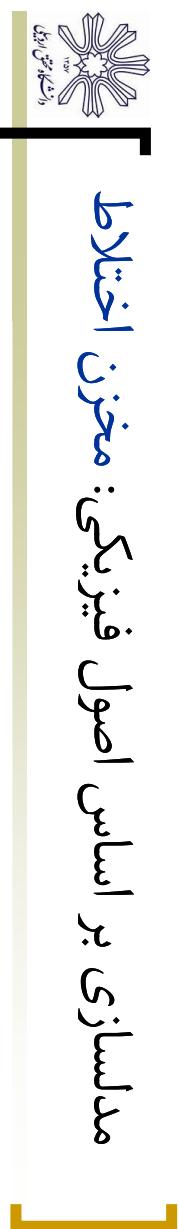
## مدلسازی بر اساس اصول فیزیکی: سرورموتور



با انتخاب  $x_1(t) = i_a(t)$ ,  $x_2(t) = \omega(t)$ ,  $x_3(t) = \theta(t)$  ○ آوریم:

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_a \\ \dot{\omega} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{K_b}{L} & 0 \\ \frac{K_a}{J} & -\frac{V}{J} & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ \omega \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{J} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v(t) \\ T_L(t) \end{bmatrix}$$

# مدلسازی بر اساس اصول فیزیکی: مخزن اختلاط



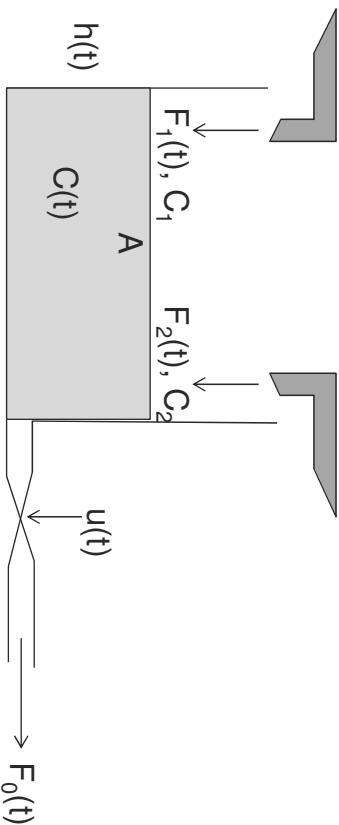
$$\frac{dV(t)}{dt} = F_1(t) + F_2(t) - F_0(t)$$

$$\frac{d}{dt}(V(t)C(t)) = C_1F_1(t) + C_2F_2(t) - C(t)F_0(t)$$

$$F_0(t) = ku(t)\sqrt{h(t)}, \quad k \propto \sqrt{\rho g}$$



مدلسازی بر اساس اصول فیزیکی: مخزن اختلاط



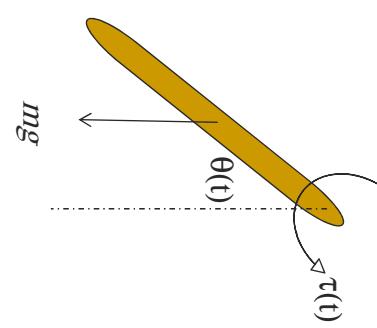
$$\dot{h}(t) = \frac{1}{A}(F_1(t) + F_2(t) - Ku(t)\sqrt{h(t)})$$

$$\dot{C}(t) = \frac{1}{Ah(t)}(F_2(t)C(t) + F_1(t)C(t) + C_1F_1(t) - C_2F_2(t))$$

# مدل‌سازی بر اساس اصول فیزیکی: آونگ فعال



$$\tau(t) + mg \frac{l}{2} \sin \theta(t) - b \dot{\theta}(t) = J \ddot{\theta}(t)$$

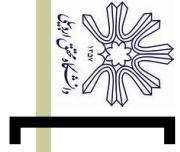


با انتخاب  $x_1(t) = \dot{\theta}(t)$ ,  $x_2(t) = \theta(t)$  داریم:

$$\dot{x}_1(t) = -\frac{b}{J}x_1(t) + \frac{mg}{2J} \sin x_2(t) + \frac{1}{J}\tau(t)$$

$$\dot{x}_2(t) = x_1(t)$$

نقطه تعادل و نقطه کار



$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{X}}(t) &= f(\mathbf{X}(t), \mathbf{U}(t)) \\ \mathbf{Y}(t) &= g(\mathbf{X}(t), \mathbf{U}(t))\end{aligned}$$

برای یک سیستم با معادلات

$$\mathbf{0} = f(\mathbf{X}^*, \mathbf{U}^*)$$

نقطه تعادل: (○ نقطه تعادل با ورودی):

$$\begin{aligned}\mathbf{0} &= f(\mathbf{X}^*, \mathbf{U}^*) \\ \mathbf{Y}^* &= g(\mathbf{X}^*, \mathbf{U}^*)\end{aligned}$$

## نقطه تعادل و نقطه کار



$$\dot{x}_1(t) = (x_1(t))^2 - 2x_1(t)x_2(t) + u(t)$$

$$\dot{x}_2(t) = x_1(t) - x_2(t) - 1$$

$$y(t) = x_1(t) + \sqrt{u(t)}$$

مثال:

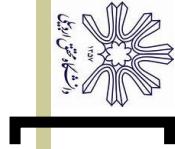
$$\mathbf{X}^* = (0 \quad -1) \quad \mathbf{X}^* = (2 \quad 1)$$

$$\textcircled{O} \text{ نقاط تعادل: } (1 \quad 0)$$

$$\mathbf{X}^* = \left( \begin{array}{cc} \frac{25}{8} & \frac{17}{8} \end{array} \right) \quad u^* = \left( \frac{15}{8} \right)^2 \quad : y^* = 5$$

■ مثال: آونگ فعال

## شناسایی سیستم: انتخاب مدل



$$\hat{y}(t) = [\varphi_1(t) \quad \varphi_2(t) \quad \dots \quad \varphi_n(t)] [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \dots \quad \theta_n]^T$$

$$= \Phi^T(t) \boldsymbol{\theta}$$



شناخت

$\varphi_i(t)$ : رگرسور (توابعی از ورودیها . خروجیها گذشته)

$\theta_i$ : پارامترهای تخمین

■ مثالها:

$$\hat{y}(t) = \theta_1 u(t) + \theta_2 (u(t))^2$$

$$\hat{y}(t) = \theta_1 u(t) + \theta_2 u(t-1) + \theta_3 u(t-3)$$

$$\hat{y}(t) = \theta_1 y(t-1) + \theta_2 u(t-1)$$

## شناسایی سیستم: تخمین حداقل مربعات



تابع هدف:

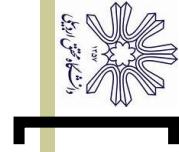
$$\begin{aligned} Y(t) &= [y(1) \quad y(2) \quad \dots \quad y(t)]^T \\ \hat{Y}(t) &= [\hat{y}(1) \quad \hat{y}(2) \quad \dots \quad \hat{y}(t)]^T \\ e(t) &= Y(t) - \hat{Y}(t) \end{aligned}$$

$$\min_{\theta} V(t, \theta) = \frac{1}{2} e(t)^T e(t) = \frac{1}{2} \|e(t)\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^t (Y(i) - \hat{Y}(i))^2$$

پاسخ:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(t) &= (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y \\ \Phi^T &= [\Phi_1 \quad \Phi_2 \quad \dots \quad \Phi_t] \end{aligned}$$

شناشایی سیستم: تخمین حداقل مربعات



مثال:

$$\hat{y}(t) = \theta_1 y(t-1) + \theta_2 u(t-1) + \theta_3 u(t)$$

t	0	1	2	3	4	5	6
u(t)	0	0.33	0.66	1	1	1	1
y(t)	0	0.25	0.64	1.15	1.08	1.02	1.02

$y(t-1) \quad u(t-1) \quad u(t)$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0.00 & 0.00 & 0.33 \\ 0.25 & 0.33 & 0.66 \\ 0.64 & 0.66 & 1.00 \\ 1.15 & 1.00 & 1.00 \\ 1.08 & 1.00 & 1.00 \\ 1.02 & 1.00 & 1.00 \end{bmatrix} \quad t=1, 2, 3, 4, 5, 6$$

$$Y = \begin{bmatrix} 0.25 \\ 0.64 \\ 1.15 \\ 1.08 \\ 1.02 \\ 1.02 \end{bmatrix} \quad \hat{\theta}(t) = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y = \begin{bmatrix} -0.0247 \\ 0.098 \\ 0.9891 \end{bmatrix}$$

## شناسایی سیستم: حداقل مربعات



[ ]

■ حداقل مربعات وزن دار

$$\min_{\theta} V(t, \theta) = \frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{w} \mathbf{e}$$

○ تابع هدف:

$$\hat{\theta}(t) = (\Phi^T \mathbf{w} \Phi)^{-1} \Phi^T \mathbf{w} \mathbf{Y}$$

○ پاسخ:

■ نکته: ماتریس  $\mathbf{V}^{-1}$  را ماتریس کوواریانس می‌گویند.

■ نکته: معکوس پذیر بودن کوواریانس را شرط تحریک می‌گویند.

■ شناسایی سیستم: حداقل مربعات بازگشتی

[ ]

■ در اکثر موارد کاربردی شناسایی به صورت online مدد نظر است.

○ RLS

○ معادلات حداقل مربعات بازگشتی

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \mathbf{K}(t)(\mathbf{Y}(t) - \Phi(t)\hat{\theta}(t-1))$$

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t)\Phi(t) = \mathbf{P}(t-1)\Phi(t)\left(I + \Phi(t)^T \mathbf{P}(t-1)\Phi(t)\right)^{-1}$$

$$\mathbf{P}(t) = \left(I - \mathbf{K}(t)\Phi(t)^T\right)\mathbf{P}(t-1)$$



■ مثال:

$$\hat{y}(t) = \theta_1 y(t-1) + \theta_2 u(t-1) + \theta_3 u(t)$$

t	0	1	2	3	4	5	6
u(t)	0	0.33	0.66	1	1	1	1
y(t)	0	0.25	0.64	1.15	1.08	1.02	1.02

$$t=1, \quad P(0)=100, \quad \theta(0)=\begin{bmatrix} 0.2 & 0.3 & 0.5 \end{bmatrix}^T$$

$$K(1)=100[0 \ 0 \ 0.33]\left(I+[0 \ 0 \ 0.33] \times 100 \times [0 \ 0 \ 0.33]^T\right)^{-1}=\begin{bmatrix} 0 & 0 & 2.7754 \end{bmatrix}^T$$

$$P(1)=\left(I-\begin{bmatrix} 0 & 0 & 2.7754 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.33 \end{bmatrix}^T\right)\times 100=8.41 \\ \theta(1)=\begin{bmatrix} 0.2 & 0.3 & 0.5 \end{bmatrix}^T+\begin{bmatrix} 0 & 0 & 2.7754 \end{bmatrix}^T(0.25-\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.33 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0.2 & 0.3 & 0.5 \end{bmatrix}^T) \\ =\begin{bmatrix} 0.2 & 0.3 & 0.7359 \end{bmatrix}$$

شناشایی سیستم؛ حداقل مربعات بازگشتی

■ مثال:

$$\hat{y}(t) = \theta_1 y(t-1) + \theta_2 u(t-1) + \theta_3 u(t)$$

t	0	1	2	3	4	5	6
u(t)	0	0.33	0.66	1	1	1	1
y(t)	0	0.25	0.64	1.15	1.08	1.02	1.02

$$t=2, \quad P(1)=8.41, \quad \theta(1)=\begin{bmatrix} 0.2 & 0.3 & 0.7359 \end{bmatrix}^T$$

$$K(2)=8.41[0.25 \ 0.33 \ 0.66]\left(I+[0.25 \ 0.33 \ 0.66] \times 8.41 \times [0.25 \ 0.33 \ 0.66]^T\right)^{-1}=$$

$$[0.3444 \ 0.4546 \ 0.9092]^T=\begin{bmatrix} 0.3444 & 0.4546 & 0.9092 \end{bmatrix}^T$$

$$P(2)=\left(I-\begin{bmatrix} 0.3444 & 0.4546 & 0.9092 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0.25 & 0.33 & 0.66 \end{bmatrix}^T\right)^{-1}=1.3776$$

$$\theta(2)=\left[0.2 \ 0.3 \ 0.7359\right]^T+\begin{bmatrix} 0.3444 & 0.4546 & 0.9092 \end{bmatrix}^T\left(0.64-[0.25 \ 0.33 \ 0.66][0.2 \ 0.3 \ 0.7359]^T\right)=[0.2018 \ 0.3024 \ 0.7407]$$

## شناسایی سیستم: حداقل مربعات بازگشتی



نکات:

- عبارت  $(\mathbf{Y}(t) - \Phi(t)^T \hat{\boldsymbol{\theta}}(t-1))$  تقریبی از خطای تخمین است.
- اگر  $\boldsymbol{\theta} = \mathbf{0}$  به مقادیر واقعی میل کند:  $\mathbf{K} \rightarrow 0$  و  $\mathbf{e} \rightarrow 0$
- اگر تخمین صرفا همگرا باشد:  $\mathbf{0} \rightarrow \mathbf{0}$
- ماتریس کواریانس در ابتدا بزرگ است و با همگرا شدن الگوریتم کوچکتر می شود. بزرگ بودن این ماتریس با  $tr(\mathbf{P})$  سنجیده می شود.
- بزرگ بودن ماتریس نشان دهنده تغییرات زیاد روی پارامترها است.

## شناسایی سیستم: فاکتور فراموشی



- اگر بعد از همگرایی، تغییراتی در پارامترها رخ دهد به دلیل کوچک شدن کواریانس فهمیده نمی شود.
- راه حل:

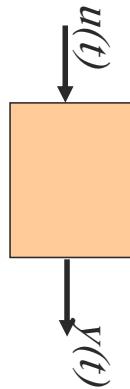
$$V(\boldsymbol{\theta}, t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \chi^{t-i} (\mathbf{Y}(i) - \hat{\mathbf{Y}}(i))^2$$

$$\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) &= \hat{\boldsymbol{\theta}}(t-1) + \mathbf{K}(t)(\mathbf{Y}(t) - \Phi(t)\hat{\boldsymbol{\theta}}(t-1)) \\ \mathbf{K}(t) &= \mathbf{P}(t)\Phi(t) = \mathbf{P}(t-1)\Phi(t)\left(\mathbf{I} + \Phi(t)^T \mathbf{P}(t-1)\Phi(t)\right)^{-1} \\ \mathbf{P}(t) &= \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\Phi(t)^T\right) \frac{\mathbf{P}(t-1)}{\lambda}\end{aligned}$$



## شناسایی سیستم‌های دینامیکی خطی

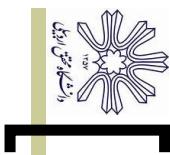
مدل سیستم دینامیکی



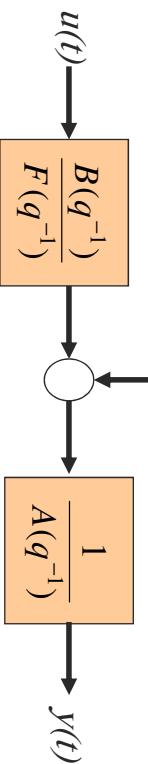
$$q^{-1}\{p(t)\} = p(t-1)$$

$$G(q^{-1}) = \frac{y(t)}{u(t)} = \frac{b_0 + b_1 q^{-1} + \dots + b_m q^{-m}}{1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_n q^{-n}} = \frac{B_d(q^{-1})}{A_d(q^{-1})}$$

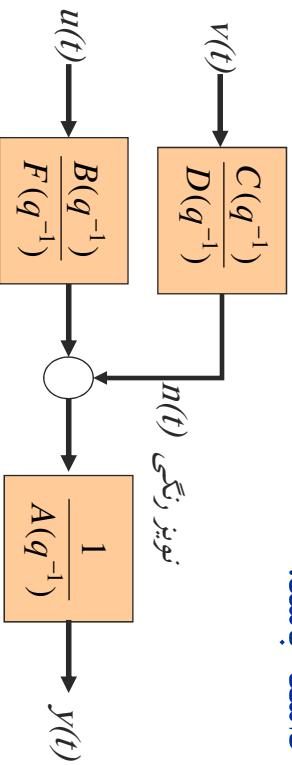
### شناسایی سیستمهای دینامیکی خطی



- اثر نویز : اثر نویز را فقط در خروجی نمیتوان در نظر گرفت. چون نویز در در طول سیستم انتشار پیدا کرده است.



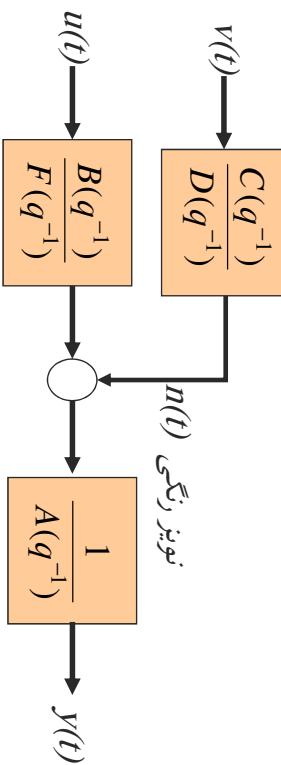
- اگر خود نویز دینامیک داشته باشد:



اگر  $A(q^{-1}) = 1$  یعنی نویز جمع پذیر با خروجی فرض شده است.

$$\frac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})} = 1 \quad \text{اگر نویز نباشد سیستم قطعی (deterministic) است.}$$

اگر نویز نداشته باشد، پیش بینی سری زمانی داریم.

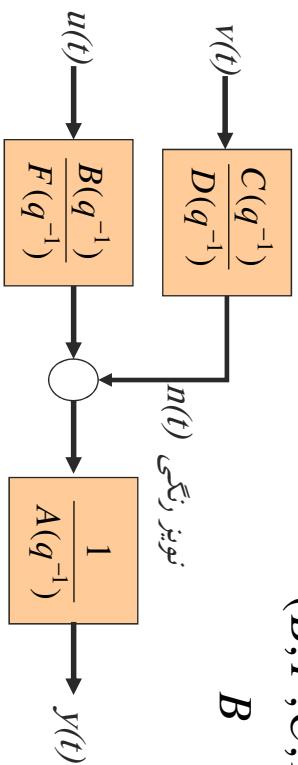


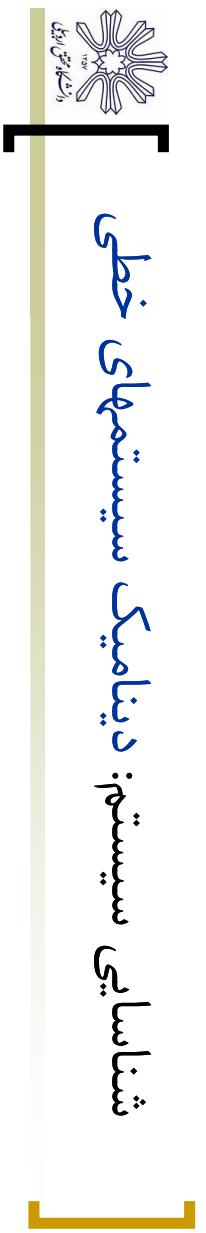
## شناسایی سیستمهای دینامیکی خطی



وضعیت‌های مختلف مدل:

$(A, B, D)$	$\rightarrow$	$ARARX$
$(A, B)$	$\rightarrow$	$ARX$
$(A, B, C)$	$\rightarrow$	$ARMAX$
$(B, F)$	$\rightarrow$	$OE$
$(B, F, C, D)$	$\rightarrow$	$BJ$
$B$	$\rightarrow$	$FIR$





نکته ۱: نگاشت بین حوزه  $Q$  و  $S$  (زمان نمونه برداری  $T$ )

$$s = \frac{2}{T} \frac{1 - q^{-1}}{1 + q^{-1}}$$

- روش تبدیل دوخطی

- نکته ۲: در تمامی کسرها، درجه صورت مساوی یا یکی کمتر از درجه مخرج انتخاب می شود.

- نکته ۳: برای در نظر گرفتن تاخیر نمونه گیری معمولاً  $b_0 = 0$  فرض می شود.

- نکته ۴: هم دینامیک سیستم و هم دینامیک نویز را از درجات پایین شروع می کند و کم کم افزایش می دهد.

## شناسایی سیستم: انتخاب سیگنال تحریک



$$\text{مثال: اگر به سیستم زیر فرکانس‌های ۲ تا ۱۰۰۰ (بهیم هیچ مدل تحریک نمی شود.)}$$

$$\rightarrow \frac{1}{(s+1)(s+10^4)}$$

- ورودی های مناسب: ضربه و نویز سفید
- مشکلات ساخت و تحمل فرکانس بالای سیستم.
- روشهای کاربردی تر: سینوسی با فرکانس متغیر و سینگنال PRBS

پالس مرتعی با عرض پالسهای متفاوت  
که عرض آنها یک فرآیند تصادفی با توزیع یکنواخت است.

PRBS: Pseudo Random Binary Signal  $\Rightarrow$