

A Stable Neural Network-based Observer With Application to Flexible-joint Manipulators

مقدمه

- نداشتن یا پیچیده بودن مدل کلی سیستم حتی با تعریف نامعینی ← ناکارایی رویتگر های کلاسیک
- بازوی ریات انعطاف پذیر مدل پیچیده دارد و مدل دقیق آن هم در دسترس نیست.
- رویتگر خوب برای حالت دانستن فقط ورودی و خروجی سیستم ← شبکه عصبی
- درجه ای بالای غیرخطی سیستم ← استفاده از شبکه عصبی RBF بهتر است.
- استفاده از روش پس انتشار خطا (BP) برای آموزش شبکه عصبی ← باید تحلیل پایداری آموزش نیز انجام شود.
- برای مقاوم کردن پایداری آموزش ← به قانون آپدیت ها یک جمله ای اصلاحی تجربی (e-modification term) اضافه شود.

مقدمه

- شبکه غیر خطی نسبت به پارامتر است (NLPNN)
- فرض می کنیم هیچ شرط محکمی روی معادله‌ی خطای خروجی وجود ندارد.
- رویتگر کلی از نوع شبکه عصبی تطبیقی است برای هر سیستم عمومی غیرخطی چندمتغیره
- پایداری روش پس انتشار خطأ هم توسط تئوری مستقیم لیاپانوف تضمین می شود.

تعریف ریاضی مورد نیاز

- نرم بردار : $x \in R^n$
 - نرم طیفی ماتریس : $A \in R^{m \times n}$
 - نرم فروبنیوس :
 - ضرب داخلی مرتبط با نرم فروبنیوس :
 - فضای L_∞ یک سیگنال کراندار :
 - اگر $x(t) \in L_\infty$ سیگنال L_∞ نرم ، $x \in L_\infty$
- $$\|x\| = \sqrt{x^T x}$$
- $$\|A\|_s = \sqrt{\lambda_{\max} [A^T A]}$$
- $$\|A\|_F^2 = \text{tr} (A^T A) = \Sigma a_{ij}^2$$
- $$\langle A, B \rangle_F = \text{tr} (A^T B)$$
- $$x(t) \in L_\infty \text{ ess if } \sup_t |x(t)| < \infty$$
- $$\|x\|_{L_\infty} = \text{ess sup}_t |x(t)|$$

رویتگر عصبی-تطبیقی پیشنهاد شده

$$\dot{x}(t) = f(x, u)$$

(۶-۲)

$$y(t) = Cx(t)$$

$$\dot{x}(t) = Ax + g(x, u)$$

(۷-۲)

$$y(t) = Cx(t)$$

$$g(x, u) = f(x, u) - Ax$$

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x} + \hat{g}(\hat{x}, u) + G(y - C\hat{x})$$

(۸-۲)

$$\hat{y}(t) = C\hat{x}(t)$$

- مدل جامع سیستم چند متغیره غیرخطی:

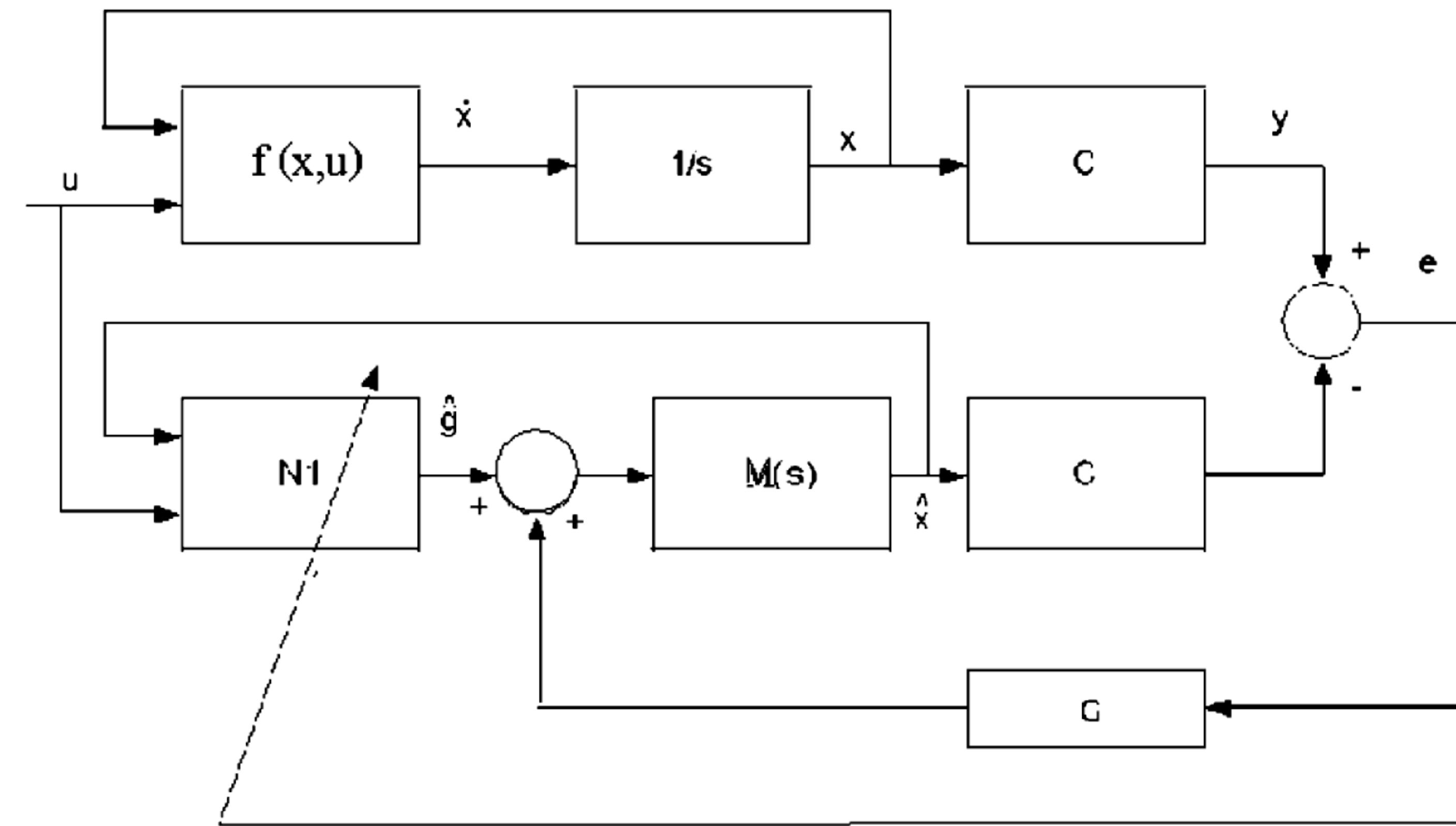
را از معادله (۶-۲) کم و اضافه می‌کنیم:

• هرویتز است و جفت (C, A) رویت پذیر هست.

- مدل رویتگر:

• طوری تعیین شود که $A - GC$ هرویتز باشد.

رویتگر عصبی-تطبیقی پیشنهاد شده



- ساختار کلی رویتگر پیشنهاد شده همراه با سیستم :

$$M(s) = (sI - A)^{-1} \quad : M(s) \quad \bullet$$

- $g(x, u)$: شبکه عصبی RBF برای تقریب N_1

رویتگر عصبی-تطبیقی پیشنهاد شده

- معادله‌ی تقریب شبکه عصبی با خطای تقریب: (۹-۲)

$$\bar{x} = \begin{bmatrix} x & , & u \end{bmatrix}^T$$

$$\sigma_i(V_i\bar{x}) = \frac{e}{1 + e^{-V_i\bar{x}}} - 1 \quad (10-2)$$

$$\|W\|_F \leq W_M \quad (11-2)$$

$$\|V\|_F \leq V_M \quad (12-2) \quad \|\sigma(V\bar{x})\| \leq \sigma_m \quad (13-2)$$

- تابع فعال‌سازی برای هر نورون لایه‌ی مخفی:

: خطای تقریب شبکه عصبی $\epsilon(x)$.

- کران‌های وزن‌ها و تابع فعال‌سازی :

رویتگر عصبی-تطبیقی پیشنهاد شده

• معادله‌ی $\hat{g}(\hat{x}, u) = \hat{W}\sigma(\hat{V}\hat{x})$ (بدون خطای تقریب) :

• مدل کلی رویتگر با جایگذاری رابطه‌ی خروجی شبکه عصبی :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x} + \hat{W}\sigma(\hat{V}\hat{x}) + G(y - C\hat{x}) \quad (15-2)$$

$$\hat{y}(t) = C\hat{x}(t)$$

• خطای تقریب رویتگر :

• معادلات خطای رویتگر :

$$\dot{\tilde{x}}(t) = Ax + W\sigma(V\bar{x}) - A\hat{x} - \hat{W}\sigma(\hat{V}\hat{x}) \quad (16-2)$$

$$\tilde{y}(t) = C\tilde{x}(t)$$

رویتگر عصبی-تطبیقی پیشنهاد شده

- از معادلات خطای رویتگر به صورت زیر می‌شوند :

$$\dot{\tilde{x}}(t) = A_c \tilde{x} + \tilde{W} \sigma(\hat{V} \hat{\tilde{x}}) + w(t) \quad (17-2)$$

$$\tilde{y}(t) = C \tilde{x}(t)$$

$$\tilde{W} = W - \hat{W} \quad (18-2)$$

$$A_c = A - GC \quad (19-2)$$

• ترم اغتشاش به صورتی که $w(t)$

$$w(t) = W[\sigma(V \bar{x}) - \sigma(\hat{V} \hat{\tilde{x}})] + \epsilon(x) \quad (20-2)$$

$$\|w(t)\| \leq \bar{w}$$

قانون آپدیت وزن‌ها

- آموزش با روش پس انتشار خطأ (BP)
- پایداری آموزش با روش مستقیم لیاپانوف
- تابع هزینه :

$$J = (\lambda/2) (\tilde{y}^T \tilde{y}) \quad (5-3)$$

• قانون کلی اصلاح شده‌ی BP برای وزن‌ها :

$$\dot{\hat{W}} = -\eta_1 \left(\frac{\partial J}{\partial \hat{W}} \right) - \rho_1 \|\tilde{y}\| \hat{W} \quad (6-3)$$

$$\dot{\hat{V}} = -\eta_2 \left(\frac{\partial J}{\partial \hat{V}} \right) - \rho_2 \|\tilde{y}\| \hat{V} \quad (7-3)$$

قانون آپدیت وزن‌ها

- خروجی‌های لایه‌ی مخفی و لایه‌ی خروجی به ترتیب:

$$\text{net}_{\hat{v}} = \hat{V} \hat{x} \quad (8-3)$$

$$\text{net}_{\hat{w}} = \hat{W} \sigma(\hat{V} \hat{x}) \quad (9-3)$$

- بدست آوردن مشتق تابع هزینه نسبت به وزن‌ها (اعمال قاعده‌ی زنجیره‌ای):

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{W}} = \frac{\partial J}{\partial \text{net}_{\hat{w}}} \cdot \frac{\partial \text{net}_{\hat{w}}}{\partial \hat{W}} \quad (10-3)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{V}} = \frac{\partial J}{\partial \text{net}_{\hat{v}}} \cdot \frac{\partial \text{net}_{\hat{v}}}{\partial \hat{V}}$$

قانون آپدیت وزن‌ها

• ادامه محاسبه‌ی مشتق‌های جزئی:

$$\begin{aligned}\frac{\partial J}{\partial \text{net}_{\hat{w}}} &= \frac{\partial J}{\partial \tilde{y}} \cdot \frac{\partial \tilde{y}}{\partial \hat{x}} \cdot \frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{w}}} = -\tilde{y}^T C \cdot \frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{w}}} \\ &= -\tilde{x}^T C^T C \cdot \frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{w}}}\end{aligned}\quad (11-۳)$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial J}{\partial \text{net}_{\hat{v}}} &= \frac{\partial J}{\partial \tilde{y}} \cdot \frac{\partial \tilde{y}}{\partial \hat{x}} \cdot \frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{v}}} = -\tilde{y}^T C \cdot \frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{v}}} \\ &= -\tilde{x}^T C^T C \cdot \frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{v}}}\end{aligned}$$

$$\frac{\partial \text{net}_{\hat{w}}}{\partial \hat{W}} = \sigma(\hat{V} \hat{x}) \quad (12-۳)$$

$$\frac{\partial \text{net}_{\hat{v}}}{\partial \hat{V}} = \hat{\bar{x}}$$

قانون آپدیت وزن‌ها

- با استفاده از روابط ۱۵-۲، ۸-۳ و ۹-۳ و مشتق گیری از آن‌ها نسبت به خروجی لایه‌ها:

$$\frac{\partial \dot{\hat{x}}(t)}{\partial \text{net}_{\hat{w}}} = A_c \frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{w}}} + I \quad (13-3)$$

$$\frac{\partial \dot{\hat{x}}(t)}{\partial \text{net}_{\hat{v}}} = A_c \frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{v}}} + \hat{W}(I - \Lambda(\hat{V}\hat{\hat{x}})) \quad \Lambda(\hat{V}\hat{\hat{x}}) = \text{diag} \left\{ \sigma_i^2 \left(\hat{V}_i \hat{\hat{x}} \right) \right\}, i = 1, 2, \dots, m$$

- معادلات بالا سیستم دینامیکی غیرخطی می‌باشند و به صورت Realtime راه‌کار خوبی نیستند.
- در نتیجه از تقریب استاتیکی گرادیان‌ها استفاده می‌شود به طوری که:

$$\frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{w}}} \approx -A_c^{-1} \quad (14-3)$$

$$\frac{\partial \hat{x}}{\partial \text{net}_{\hat{v}}} \approx -A_c^{-1} \hat{W}(I - \Lambda(\hat{V}\hat{\hat{x}}))$$

قانون آپدیت وزن‌ها

- با استفاده از روابط ۱۴-۳، ۱۱-۳، ۱۰-۳، ۱۲-۳، ۶-۳ و ۷-۳ قانون‌های یادگیری به صورت زیر نوشته می‌شوند:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{W}} = & -\eta_1 \left(\tilde{x}^T C^T C A_c^{-1} \right)^T (\sigma(\hat{V} \hat{x}))^T \\ & - \rho_1 \|C \tilde{x}\| \hat{W}\end{aligned}\tag{۱۵-۳}$$

$$\begin{aligned}\dot{\hat{V}} = & -\eta_2 \left(\tilde{x}^T C^T C A_c^{-1} \hat{W} (I - \Lambda(\hat{V} \hat{x})) \right)^T \hat{x}^T \\ & - \rho_2 \|C \tilde{x}\| \hat{V}\end{aligned}\tag{۱۶-۳}$$

قانون آپدیت وزن‌ها

- خطای وزن‌ها نسبت به مقدار ایده‌آل:

$$\dot{\hat{W}} = \eta_1 (\tilde{x}^T C^T C A_c^{-1})^T (\sigma(\hat{V} \hat{x}))^T + \rho_1 \|C \tilde{x}\| \hat{W} \quad (17-3)$$

- معادلات خطای قوانین پادگیری:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{V}} = & \eta_2 \left(\tilde{x}^T C^T C A_c^{-1} \hat{W} (I - \Lambda(\hat{V} \hat{x})) \right)^T \hat{x}^T \\ & + \rho_2 \|C \tilde{x}\| \hat{V} \end{aligned} \quad (18-3)$$

- برای کردن رابطه‌ی ۱۸-۳ به جای آن از رابطه‌ی زیر استفاده می‌کنیم:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{V}} = & \eta_2 \left(\tilde{x}^T C^T C A_c^{-1} \hat{W} (I - \Lambda(\hat{V} \hat{x})) \right)^T \text{sgn}(\hat{x})^T \\ & + \rho_2 \|C \tilde{x}\| \hat{V} \end{aligned} \quad (19-3)$$

قانون آپدیت وزن‌ها

- قوانين نهایی آپدیت وزن‌ها :

$$\dot{\hat{W}} = -\eta_1 \left(\tilde{y}^T C_1 A_c^{-1} \right)^T (\sigma(\hat{V}\hat{x}))^T - \rho_1 \|\tilde{y}\| \hat{W} \quad (20-3)$$

$$\begin{aligned} \dot{\hat{V}} = & -\eta_2 \left(\tilde{y}^T C_1 A_c^{-1} \hat{W} (I - \Lambda(\hat{V}\hat{x})) \right)^T \text{sgn}(\hat{x})^T \\ & - \rho_2 \|\tilde{y}\| \hat{V} \end{aligned} \quad (21-3)$$

- به جای C آمده است تا اگر تمام حالت‌ها در خروجی ظاهر نشدن، الگوریتم پس انتشار خطأ کند نشود.

تحلیل پایداری

$$L = \frac{1}{2} \tilde{x}^T P \tilde{x} + \frac{1}{2} \text{tr} (\tilde{W}^T \tilde{W}) + \frac{1}{2} \text{tr} (\tilde{V}^T \tilde{V}) \quad (22-3)$$

- تابع لیاپانوف:

$$A_c^T P + P A_c = -Q \quad (23-3)$$

- مشتق تابع لیاپانوف:

$$\dot{L} = \frac{1}{2} \dot{\tilde{x}}^T P \tilde{x} + \frac{1}{2} \tilde{x}^T P \dot{\tilde{x}} + \text{tr} (\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) + \text{tr} (\tilde{V}^T \dot{\tilde{V}}) \quad (24-3)$$

تحلیل پایداری

- با اعمال روابط ۱۷-۲ و ۱۹-۳ و ۲۳-۳ و ۲۴-۳ بر رابطه‌ی :

$$\begin{aligned}\dot{L} = & -\frac{1}{2}\tilde{x}^T Q \tilde{x} + \tilde{x}^T P (\tilde{W} \sigma(\hat{V} \hat{\bar{x}}) + w) \\ & + \text{tr} \left(\tilde{W}^T l_1 \tilde{x} \sigma(\hat{V} \hat{\bar{x}})^T + \tilde{W}^T \rho_1 \|C \tilde{x}\| (W - \tilde{W}) \right) \\ & + \text{tr} \left(\tilde{V}^T (I - \Lambda(\hat{V} \hat{\bar{x}}))^T \hat{W}^T l_2 \tilde{x} \text{sgn}(\hat{\bar{x}})^T \right. \\ & \left. + \tilde{V}^T \rho_2 \|C \tilde{x}\| (V - \tilde{V}) \right)\end{aligned}\quad (25-3)$$

$$l_1 = \eta_1 A_c^{-T} C^T C \quad , \quad l_2 = \eta_2 A_c^{-T} C^T C \quad (26-3)$$

تحلیل پایداری

- بر اساس کراندار بودن وزن ها و تابع فعال سازی و

$$\text{tr} \left(\tilde{W}^T (W - \tilde{W}) \right) \leq W_M \|\tilde{W}\| - \|\tilde{W}\|^2$$

$$\text{tr} \left(\tilde{V}^T (V - \tilde{V}) \right) \leq V_M \|\tilde{V}\| - \|\tilde{V}\|^2 \quad (27-3)$$

$$\text{tr} \left(\tilde{W}^T l_1 \tilde{x} \sigma(\hat{V} \hat{\hat{x}})^T \right) \leq \sigma_m \left\| \tilde{W}^T \right\| \|l_1\| \|\tilde{x}\| \\ : \|\hat{W}\| = \|W - \tilde{W}\| \leq W_M + \|\tilde{W}\|, 1 - \sigma_m^2 \leq 1$$

$$\text{tr} \left(\tilde{V}^T (I - \Lambda(\hat{V} \hat{\hat{x}}))^T \hat{W}^T l_1 \tilde{x} \text{sgn}(\hat{\hat{x}})^T \right) \\ \leq \|\tilde{V}\| \left(W_M + \|\tilde{W}\| \right) \|l_1\| \|\tilde{x}\| \quad (29-3)$$

تحلیل پایداری

- با استفاده از روابط ۲۷-۳ و ۲۹-۳ :

$$\begin{aligned}\dot{L} &\leq -\frac{1}{\zeta} \lambda_{\min}(Q) \|\tilde{x}\|^{\gamma} + \|\tilde{x}\| \|P\| \left(\|\tilde{W}\| \sigma_m + \bar{w} \right) \\ &+ \sigma_m \|\tilde{W}\| \|l_1\| \|\tilde{x}\| + \left(W_M \|\tilde{W}\| - \|\tilde{W}\|^{\gamma} \right) \rho_1 \|C\| \|\tilde{x}\| \\ &+ \|\tilde{V}\| \|l_2\| \left(W_M + \|\tilde{W}\| \right) \|\tilde{x}\| \\ &+ \rho_2 \|C\| \|\tilde{x}\| \left(V_M \|\tilde{V}\| - \|\tilde{V}\|^{\gamma} \right)\end{aligned}\tag{۳۰-۳}$$

$= F$

تحلیل پایداری

- باید برای $\|\tilde{x}\|$ کران بالا پیدا شود تا متشق تابع لیاپانوف مستقل از خطای وزن های شبکه عصبی منفی شود.

$$K_1 = (\|l_2\| / 2)$$

- K_1 را مثل رو برو تعریف می کنیم.

• F را از $\|\tilde{V}\|^2 \|\tilde{x}\|$ و $K_1^2 \|\tilde{W}\|^2 \|\tilde{x}\|$ کم و اضافه می کنیم:

$$\begin{aligned} F &= -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \|\tilde{x}\|^2 \\ &\quad + \left[\|P\|\bar{w} - (\rho_1\|C\| - K_1^2) \|\tilde{W}\|^2 \right. \\ &\quad + (\|P\|\sigma_m + \sigma_m \|l_1\| + \rho_1\|C\|W_M) \|\tilde{W}\| \\ &\quad + (\rho_2\|C\|V_M + \|l_2\| W_M) \|\tilde{V}\| \\ &\quad \left. - (\rho_2\|C\| - 1) \|\tilde{V}\|^2 - (K_1\|\tilde{W}\| - \|\tilde{V}\|)^2 \right] \|\tilde{x}\|. \end{aligned} \quad (31-3)$$

تحلیل پایداری

• K_1 و K_2 را نیز مثل رویرو تعريف می کنیم.

$$K_1 = \frac{\rho_1 W_M \|C\| + \sigma_m \|l_1\| + \|P\| \sigma_m}{2(\rho_1 \|C\| - K_1)} \quad (32-3)$$

$$K_2 = \frac{\rho_2 \|C\| V_M + \|l_2\| W_M}{2(\rho_2 \|C\| - 1)}$$

• از رابطه‌ی ۳۱-۳ عبارات $K_3^1 \|\tilde{x}\|$ و $K_3^2 \|\tilde{x}\|$ را کم و اضافه می کنیم:

$$\begin{aligned} F = & -\frac{1}{4} \lambda_{\min}(Q) \|\tilde{x}\|^4 \\ & + [\|P\|\bar{w} + (\rho_1 \|C\| - K_1^1) K_1^1 + (\rho_2 \|C\| - 1) K_2^1 \\ & \quad - (\rho_1 \|C\| - K_1^1) (K_1^1 - \|\tilde{W}\|)^2 - (\rho_2 \|C\| - 1) \\ & \quad \times (K_2^1 - \|\tilde{V}\|)^2 - (K_1^1 \|\tilde{W}\| - \|\tilde{V}\|)^2] \|\tilde{x}\|^2 \end{aligned} \quad (33-3)$$

تحلیل پایداری

در رابطه‌ی قبل، سه جمله‌ی آخر حتماً منفی است.



• اگر فرض کنیم $\rho_2 \geq (1/\|C\|)$ و $\rho_1 \geq (K_1^*/\|C\|)$

$$F \leq -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \|\tilde{x}\|^2 + \|\tilde{x}\| \times (\|P\|\bar{w} + (\rho_1\|C\| - K_1^*) K_1^* + (\rho_2\|C\| - 1) K_2^*) \quad (34-3)$$

• در نتیجه:

• با یک فاکتور گیری و جابجایی ساده در نامعادله‌ی بالا:

$$\|\tilde{x}\| > \frac{2(\|P\|\bar{w} + (\rho_1\|C\| - K_1^*) K_1^* + (\rho_2\|C\| - 1) K_2^*)}{\lambda_{\min}(Q)} = b \quad (35-3)$$

• این شرط منفی معین بودن L را تضمین می‌کند وقتی در بیرون توپ با شعاع b باشیم.

تحلیل پایداری

- توب سیکل حدی است.
- ناحیه‌ی داخلی توب به سمت سطح توب همگراست.
- با بیشتر شدن \dot{L} برای مقادیر کم $\|\tilde{x}\|$ باعث می‌شود \tilde{x} و L افزایش یابند.
- در ناحیه بیرونی توب هم \dot{L} منفی است.
- در نتیجه: خطای تقریب رویتگر \tilde{x} به صورت جهانی پایدار است.

تحلیل پایداری

$$\dot{\tilde{W}} = f_1(\tilde{x}, \hat{V}) + \rho_1 \|C\tilde{x}\| \hat{W}$$

(۳۶-۳)

$$= f_1(\tilde{x}, \hat{V}) + \alpha_1 W - \alpha_1 \tilde{W}$$

$$\dot{\hat{V}} = f_2(\tilde{x}, \hat{W}, \hat{V}) + \rho_2 \|C\tilde{x}\| \hat{V}$$

(۳۷-۳)

$$= f_2(\tilde{x}, \hat{W}, \hat{V}) + \alpha_2 V - \alpha_2 \tilde{V}$$

$$f_1(\tilde{x}, \hat{V}) = \eta_1 (\tilde{x}^T C^T C A_c^{-1})^T (\sigma(\hat{V} \hat{x}))^T$$

- در نتیجه معادله W مثل سیستم خطی با ورودی کراندار است.

$$f_2(\tilde{x}, \hat{W}, \hat{V}) = \eta_2 \left(\tilde{x}^T C^T C A_c^{-1} \hat{W} (I - \Lambda(\hat{V} \hat{x})) \right)^T \text{sgn}(\hat{x})^T$$

- در نتیجه معادله V پایدار است.

$$\alpha_1 = \rho_1 \|C\tilde{x}\|$$

- در نتیجه معادله \tilde{W} مثل سیستم خطی با ورودی کراندار است.

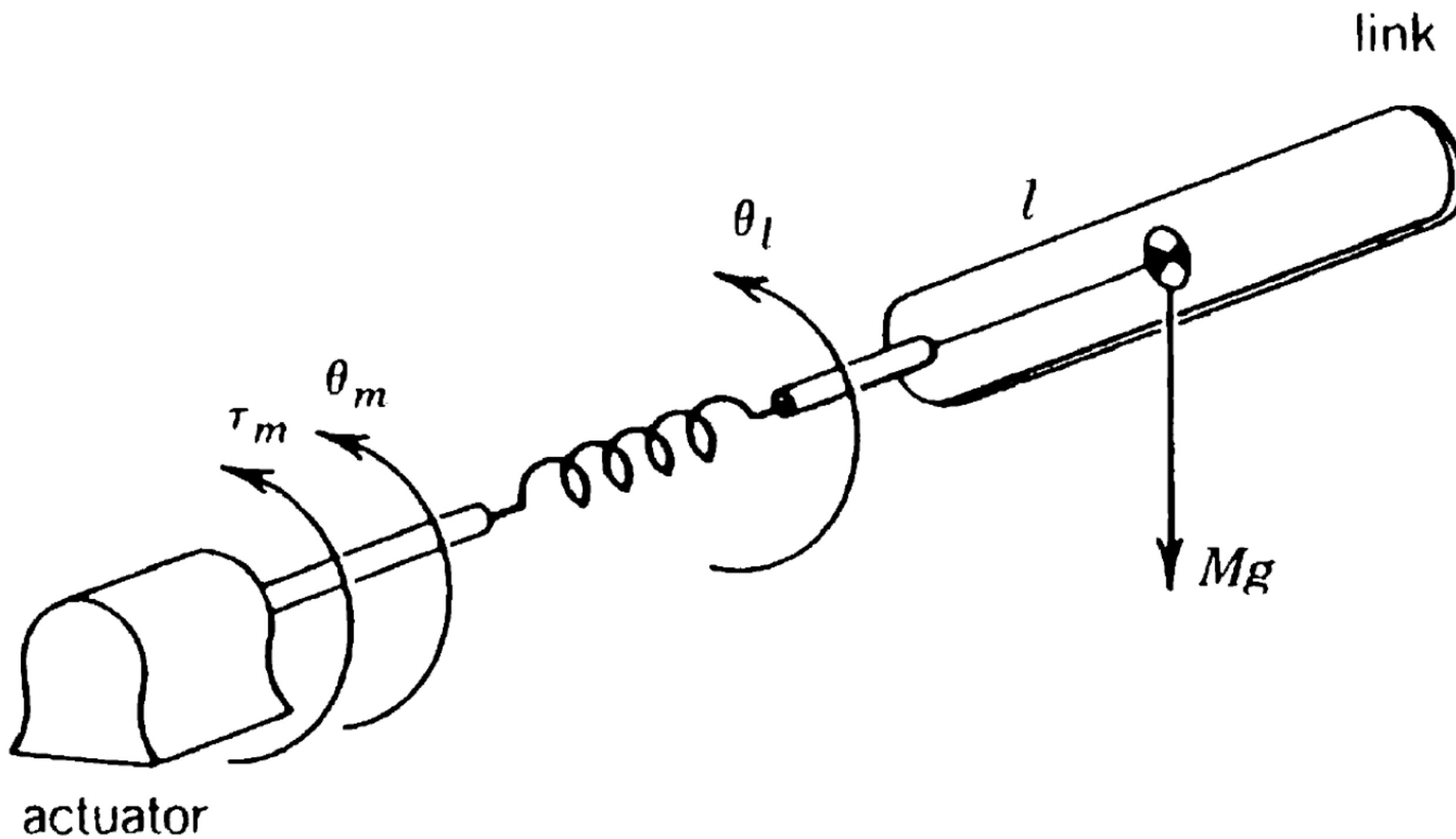
$$\alpha_2 = \rho_2 \|C\tilde{x}\|$$

- در نتیجه معادله V پایدار است.

تحلیل پایداری

- نکات آموزش :
- نرخ همگرایی باید بزرگ بگیریم تا همگرایی زودتر انجام شود.
- ولی آنقدر بزرگ هم نباشد که باعث فراجهش و نوسان بزرگ شود.
- ضرایب تعديل اگر افزایش یابند در پایداری سیستم بهبود ایجاد می شود.
- ولی اگر بیش از اندازه زیاد شوند می توانند باعث همگرایی زورس وزن ها شوند.
- ماتریس A باید خیلی پایدار باشد برای دقت بیشتر در رویتگر، ولی A^C زیاد پایدار نباشد چرا که معکوس آن در قانون آپدیت ظاهر می شود.

مدل بازوی ربات انعطاف‌پذیر



• معادلات دینامیک:

$$D_l(q_1)\ddot{q}_1 + C_l(q_1, \dot{q}_1) + g(q_1) + B_l\dot{q}_1 = \tau_s$$

$$J\ddot{q}_2 + \tau_s + B_2\dot{q}_2 = \tau$$

$$\tau_s = K(q_2 - q_1) + \beta(q_1, \dot{q}_1, q_2, \dot{q}_2)$$

شکل ۴-۱: شماتیک یک بازوی ربات انعطاف‌پذیر تک پیوندی مدل شده با فنر گردشی

مدل خطی بازوی ربات انعطاف پذیر

مدل خطی یک بازوی ربات انعطاف پذیر تک پیونده که در اینجا استفاده شده است به صورت روابط زیر می باشد.

$$\dot{x}_1 = x_2$$

$$\dot{x}_2 = -\frac{1}{J_l} \cdot (B_l \cdot x_2 + k \cdot (x_1 - x_3)) \quad (3-4)$$

$$\dot{x}_3 = x_4$$

$$\dot{x}_4 = -\frac{1}{J_m} \cdot (B_m \cdot x_4 - k \cdot (x_1 - x_3) - u) \quad (4-4)$$

که در آن،

$$k = 0.8 \quad , \quad J_m = 0.0004 \quad , \quad J_l = 0.0004 \quad , \quad B_m = 0.15 \quad , \quad B_l = 0.01$$

مدل غیرخطی بازوی ربات انعطاف پذیر

مدل غیر خطی یک بازوی ربات انعطاف پذیر تک پیونده که در اینجا استفاده شده است به صورت روابط زیر می باشد.

$$\dot{x}_1 = x_2$$

$$\dot{x}_2 = -\frac{k_s}{J_h}x_1 + \frac{k_m^r k_g^r}{R_m J_h}x_4 - \frac{k_m k_g}{R_m J_h}u - \frac{k_s}{J_l}x_1 + \frac{mgh}{J_l} \sin(x_1 + x_3) \quad (5-4)$$

$$\dot{x}_3 = x_4$$

$$\dot{x}_4 = \frac{k_s}{J_h}x_1 - \frac{k_m^r k_g^r}{R_m J_h}x_4 + \frac{k_m k_g}{R_m J_h}u$$

که در آن،

(6-4)

$$K_s = 1/61 \quad , \quad J_h = 0/0021 \quad , \quad m = 0/403 \quad , \quad g = -9/81 \quad , \quad h = 0/06 \quad ,$$

$$K_m = 0/00767 \quad , \quad K_g = 70 \quad , \quad J_l = 0/0059 \quad , \quad R_m = 2/6$$

شبیه سازی

- فایل parameters.m در متلب برای مقدار دهی پارامتر های اصلی :

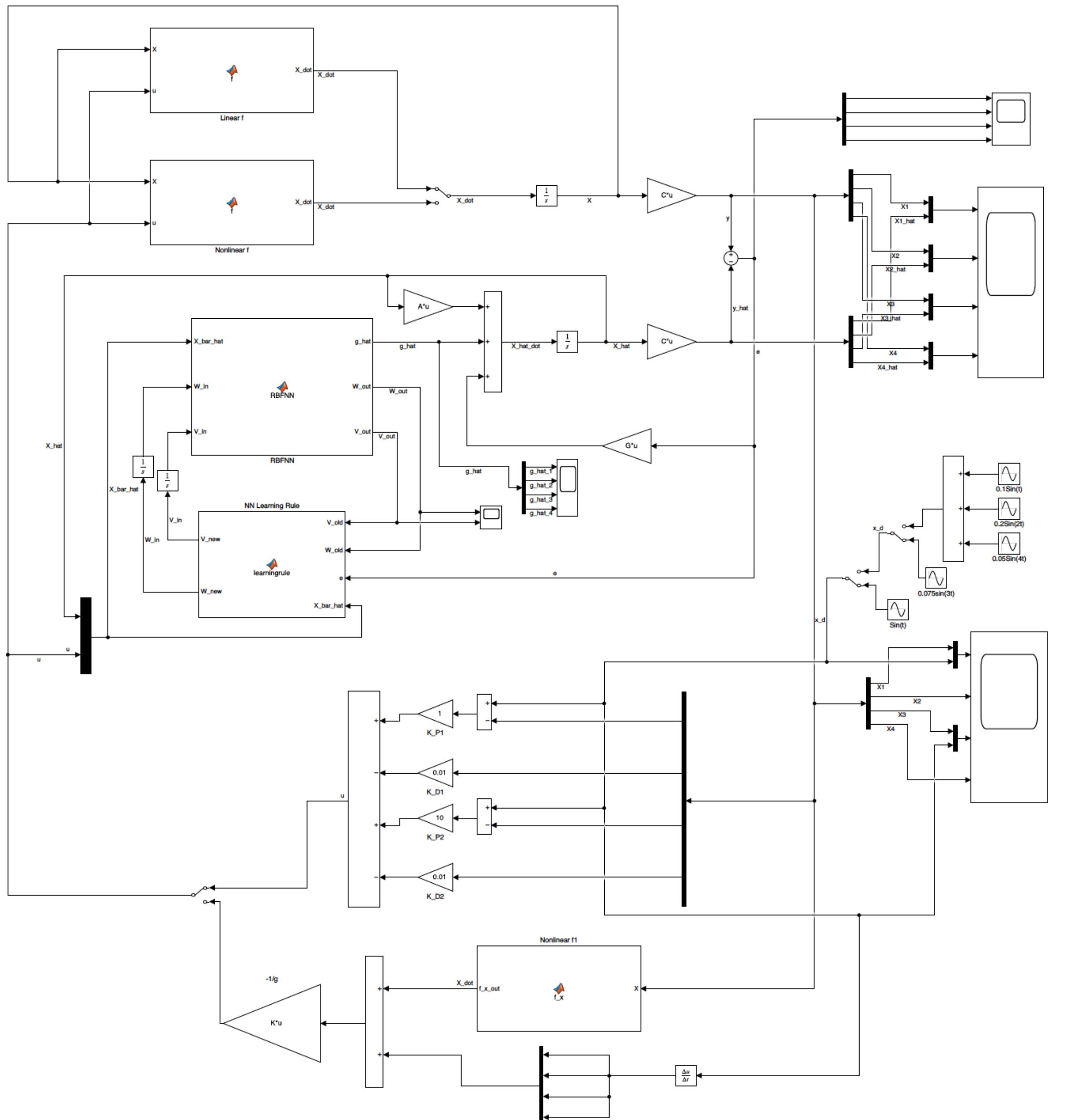
```
1  clear all;
2  clc;
3
4  eta1 = 1000;
5  eta2 = 1000;
6  rho1 = 1.5;
7  rho2 = 1.5;
8
9  A = [[-20 1;0 -20] zeros(2);zeros(2) [-20 1;0 -20]];
10 C = eye(4);
11 poles_desired = -6*[1 1 1 1];
12 G = place(A',C',poles_desired)';
13 Ac = A - G*C;
```



```
14
15  size_hiddenlayerneurons = 5;
16  size_systeminput = 1;
17  size_states = size(A,1);
18
19  W0 = 0.1*ones(size_states,size_hiddenlayerneurons);
20  V0 = 0.1*ones(size_hiddenlayerneurons,size_states +
    size_systeminput);
```

شبیه سازی

• مدل سیمولینک:



شبیه سازی

• تابع : RBFNN

```
1 function [g_hat,W_out,V_out] = RBFNN(X_bar_hat, W_in,V_in,
2 size_hiddenlayerneurons, size_systeminput)
3
4 m = size_hiddenlayerneurons; % number of hidden-
5 layer neurons
6 m_xu = size(X_bar_hat,1); % input size
7 m_u = size_systeminput; % system input size
8 n = m_xu - m_u; % output size
9
10
11 % creating the output of the RBF network :
12
13 output = zeros(n,1);
14
15 for outputindex = 1 : n
16
17 for neuronindex = 1 : m
18
19 output(outputindex,1) = output(outputindex,1) + W_in(
20
21 outputindex,neuronindex) * RBF(X_bar_hat,V_in(neuronindex
22 ,:));
23
24 end
25
26
27
28
29
30
31
```

```
end
g_hat = output;
W_out = W_in;
V_out = V_in;
end

function sigma_i = RBF(X_bar_hat,V_i)
sigma_i = 2/(1 + exp(-2*V_i*X_bar_hat)) - 1;
end
```

شبیه سازی

• تابع :

```

1 function [V_new,W_new] = learningrule(V_old, W_old, e,
2                                     X_bar_hat, Ac, C, size_hiddenlayerneurons, eta1, eta2, rho1
3                                     , rho2)
4
5
6 W_hat = W_old;
7 V_hat = V_old;
8
9 Lambda_arg = zeros(1,size_hiddenlayerneurons);
10 Sigma_hl = zeros(size_hiddenlayerneurons,1);
11 for m = 1 : size_hiddenlayerneurons
12
13     Lambda_arg(1,m) = (RBF(X_bar_hat,V_hat(m,:)))^2;
14     Sigma_hl(m,1) = RBF(X_bar_hat,V_hat(m,:));
15
16 end
17 Lambda = diag(Lambda_arg);
18
19 W_hat_dot = - eta1 * ((e' * C * inv(Ac))') * (Sigma_hl') -
20 rho1*norm(e,2)*W_hat;
21
22 V_hat_dot = - eta2 * ((e' * C * inv(Ac) * W_hat * (eye(
23 size_hiddenlayerneurons)-Lambda))') * (sign(X_bar_hat)') -
24 rho2*norm(e,2)*V_hat;
25
26
27 function sigma_i = RBF(X_bar_hat,V_i)
28
29 sigma_i = 2/(1 + exp(-2*V_i*X_bar_hat)) -1;
30
31 end

```

نتایج شبیه سازی

$$\sin(t)$$

• سیگنال مرجع ۱ :

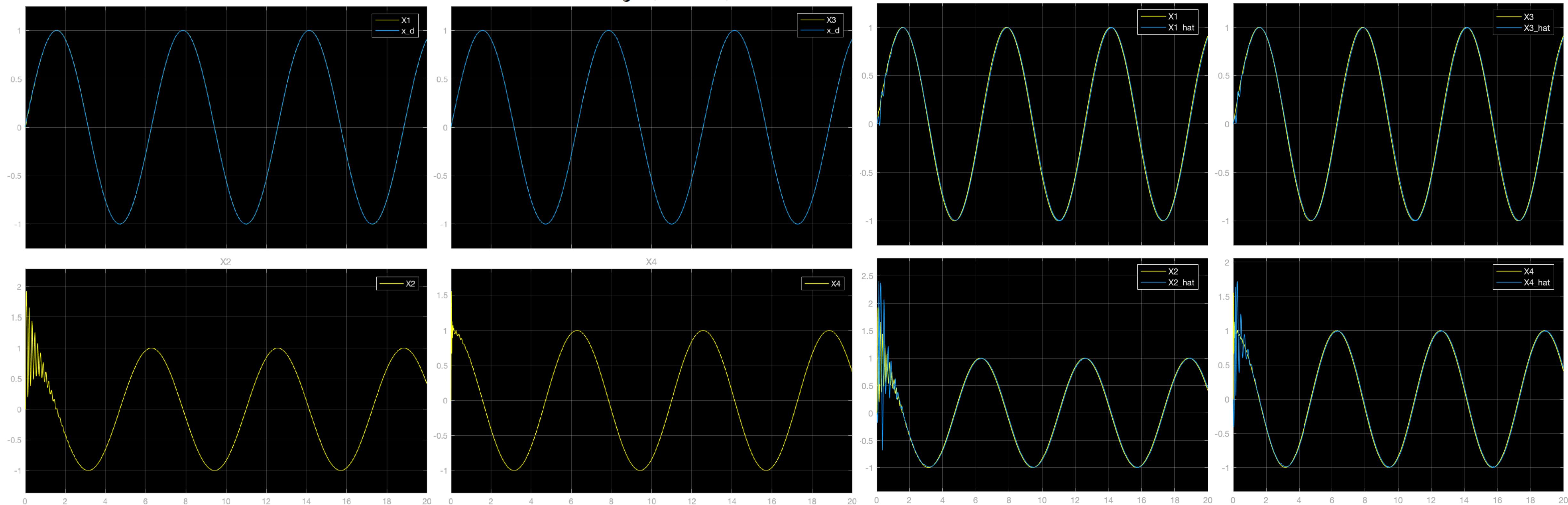
$$0.075 \sin(3t)$$

• سیگنال مرجع ۲ :

$$0.1 \sin(t) + 0.2 \sin(2t) + 0.5 \sin(4t)$$

• سیگنال مرجع ۳ :

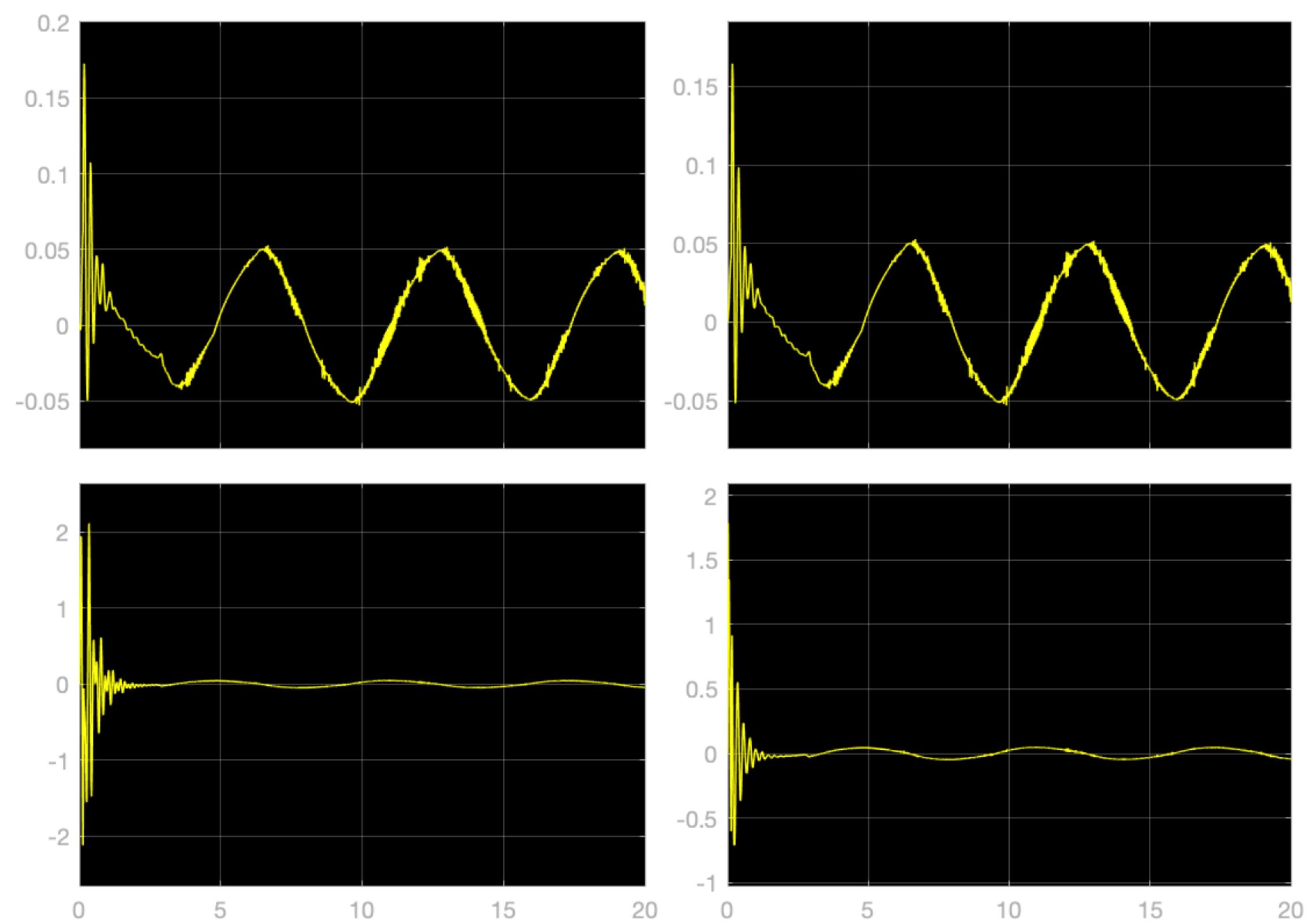
نتایج شبیه سازی



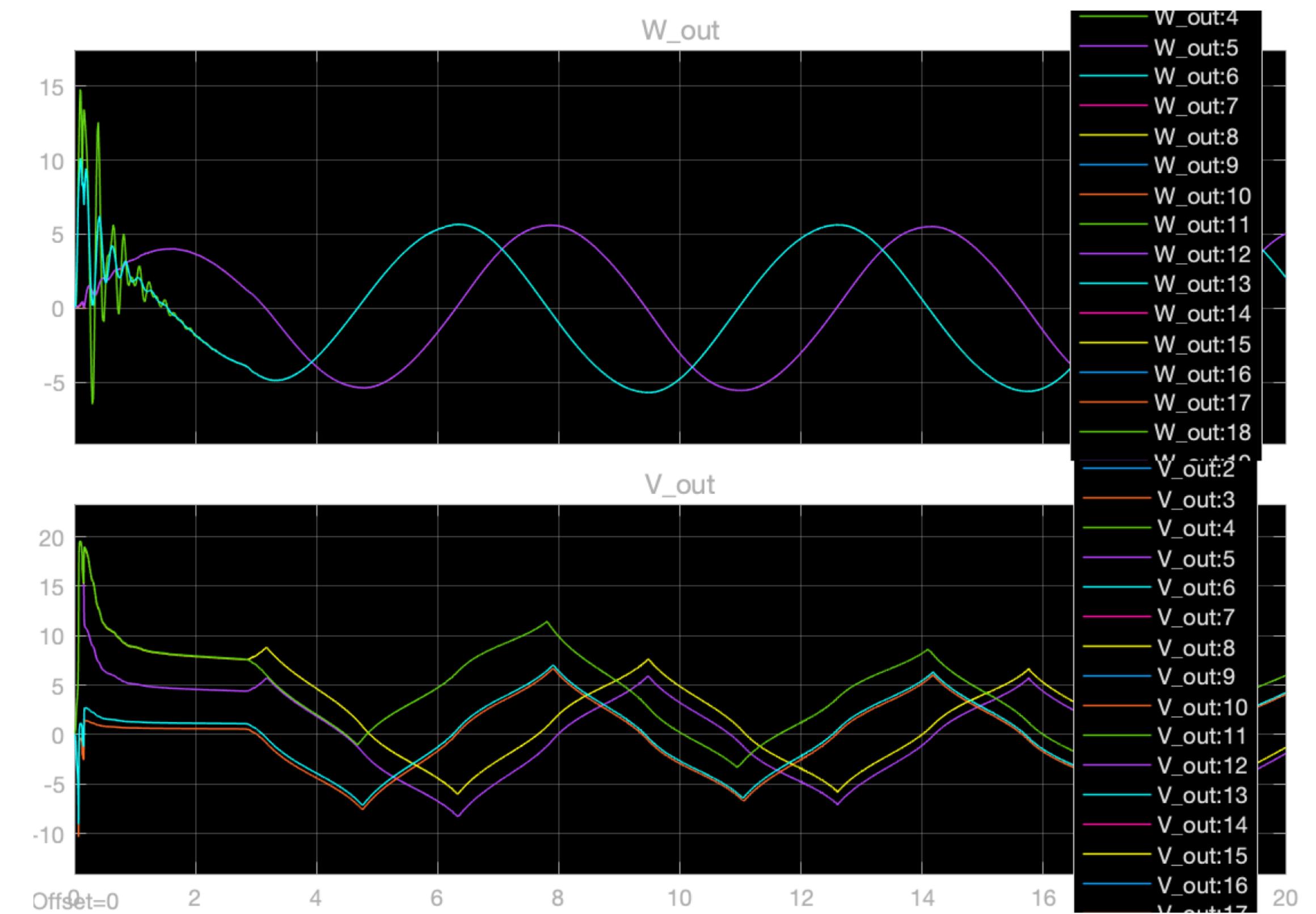
شکل ۲-۵: ردیابی حالت ها برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع ۱

شکل ۳-۳: ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیگنال مرجع ۱

نتایج شبیه سازی

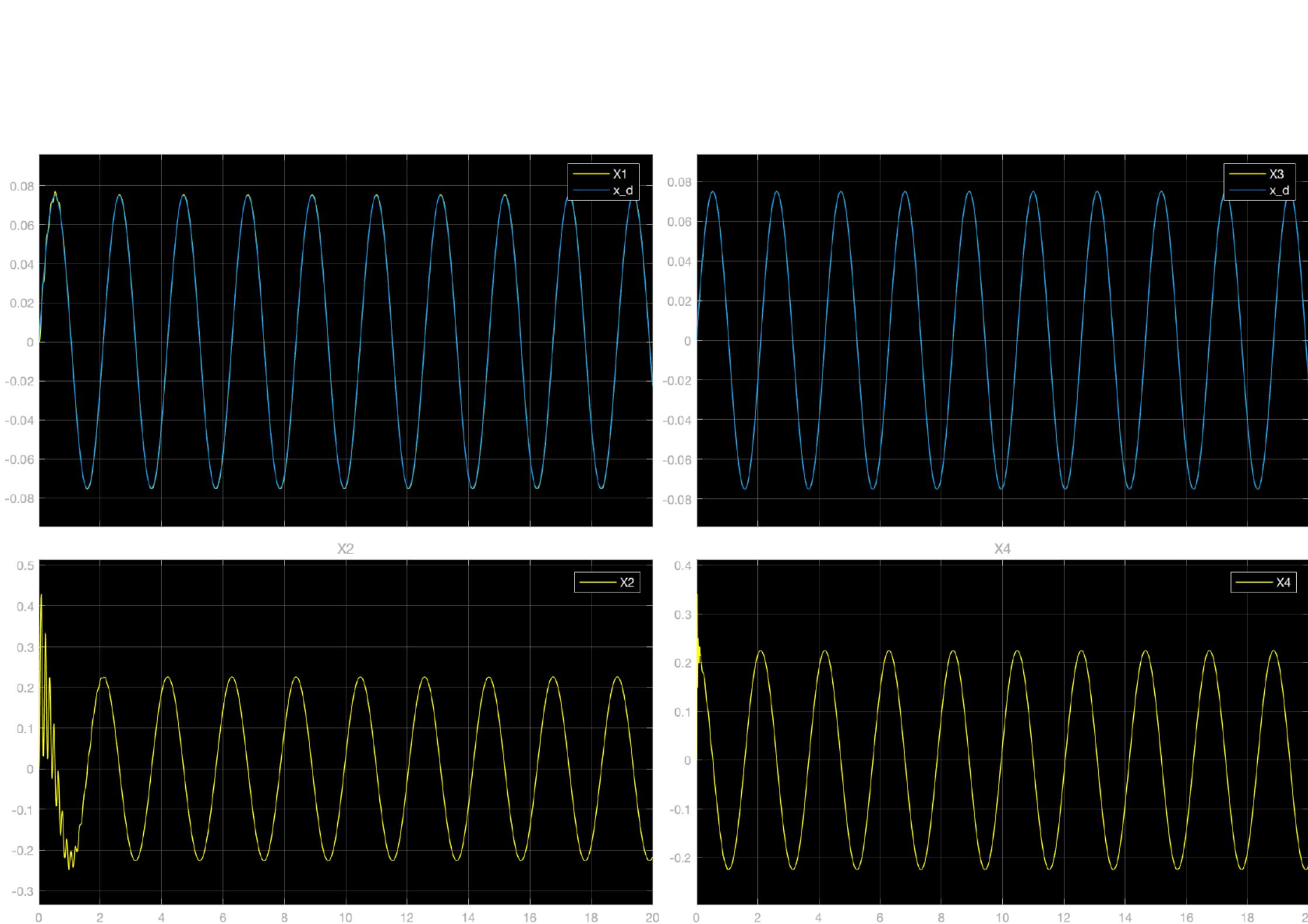


شکل ۵-۴: خطای ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع

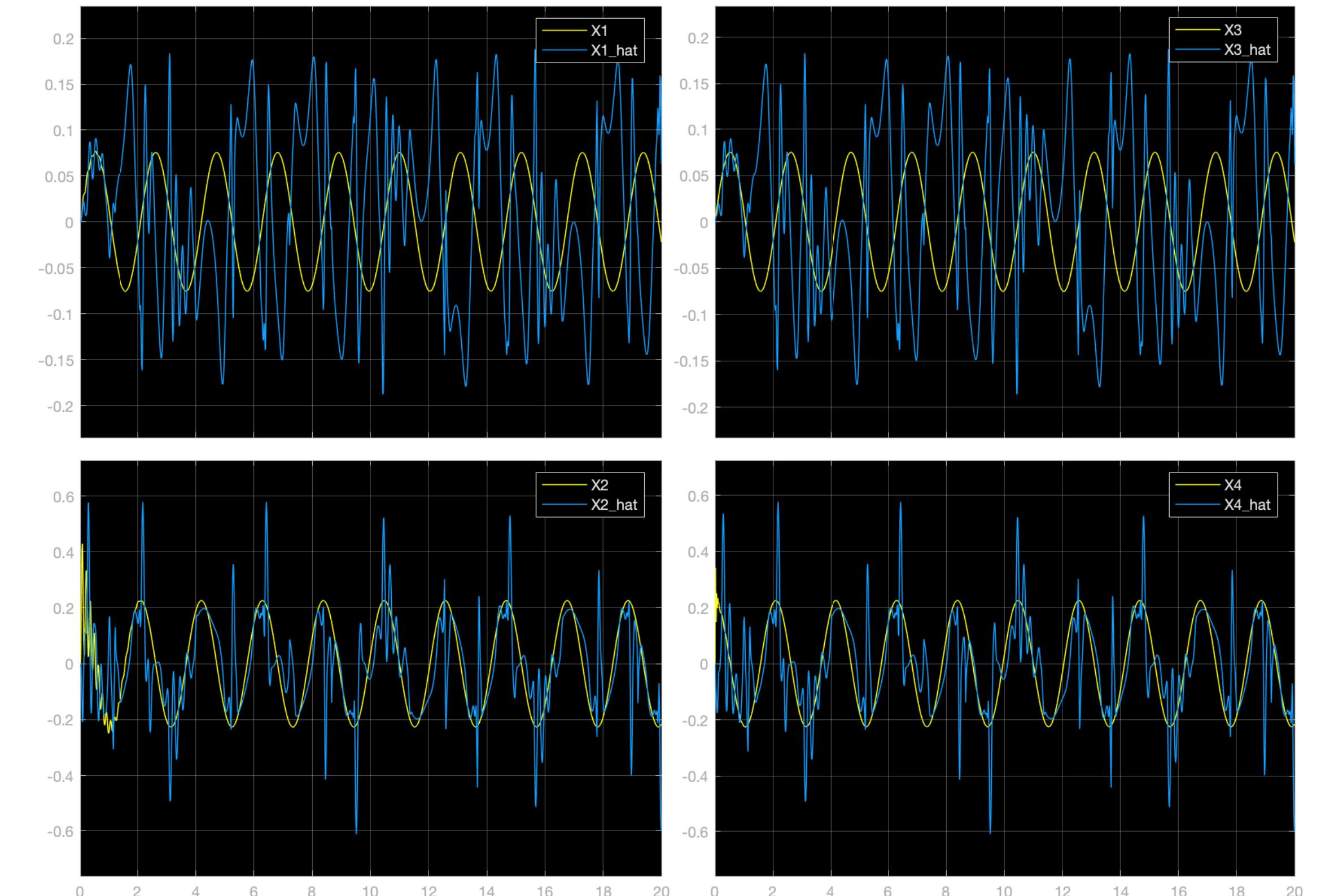


شکل ۵-۵: ردیابی وزن های رویتگر برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع ۱

نتایج شبیه سازی

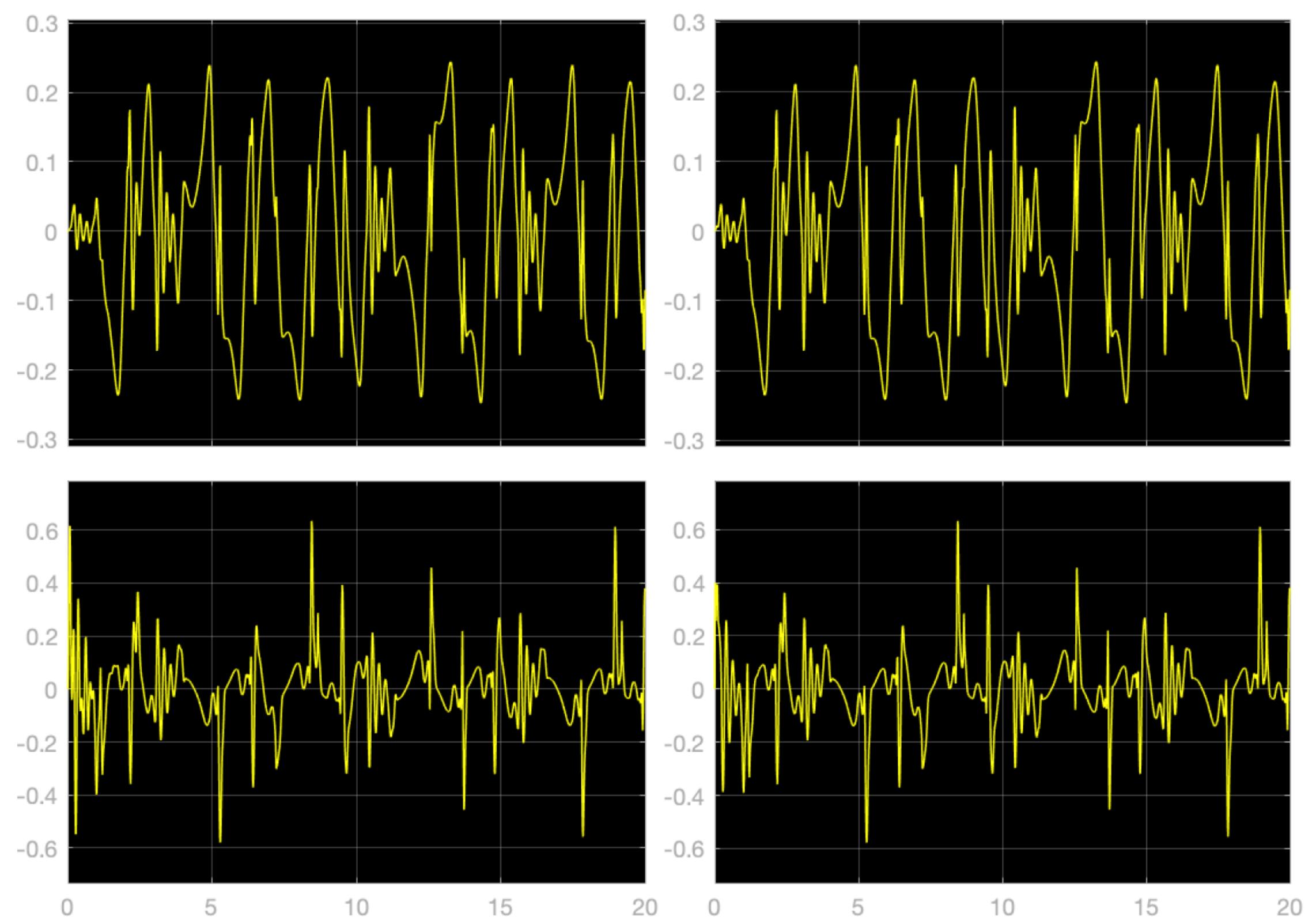


شکل ۵-۶: ردیابی حالت ها برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع ۲

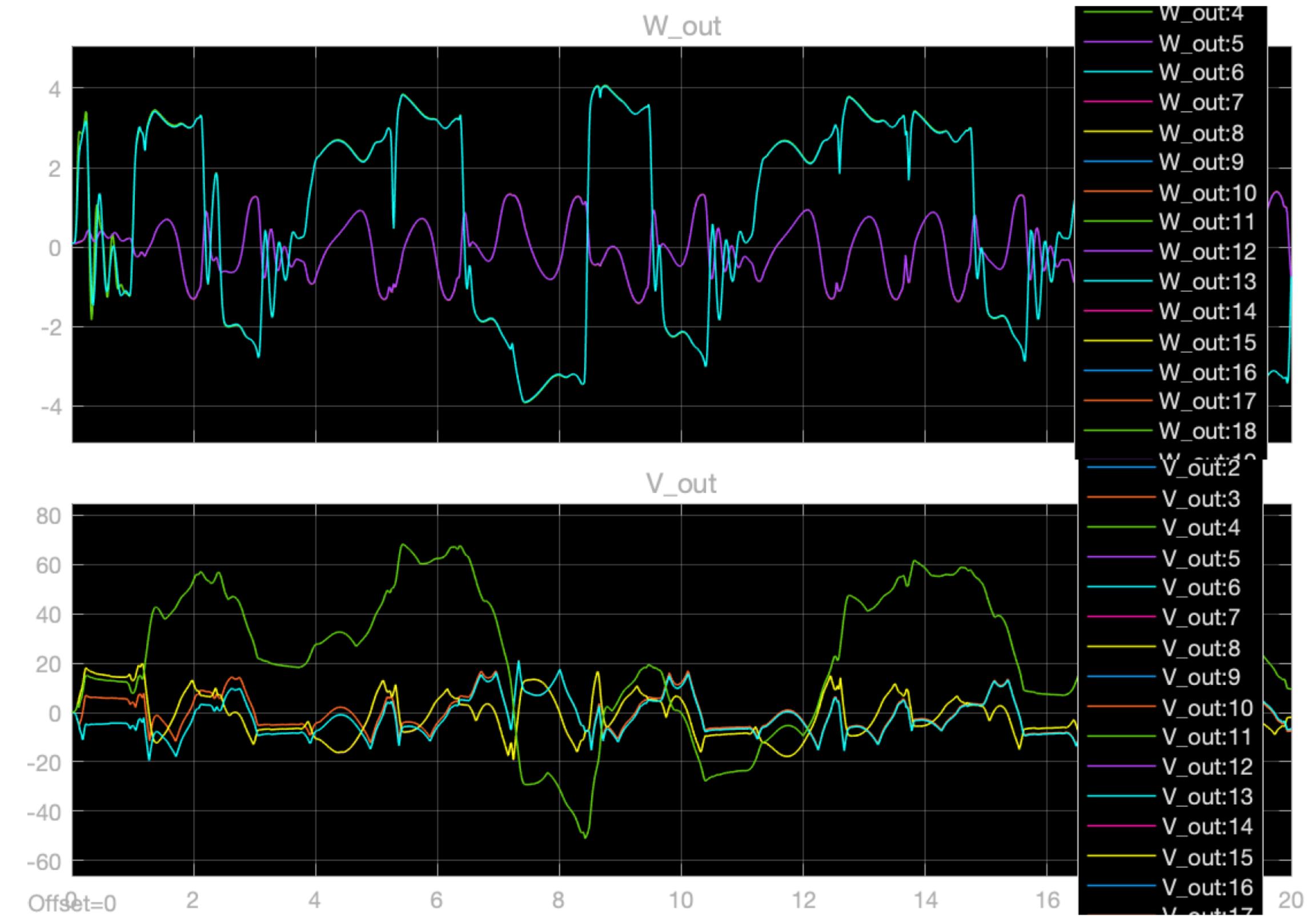


شکل ۵-۷: ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع ۲

نتایج شبیه سازی

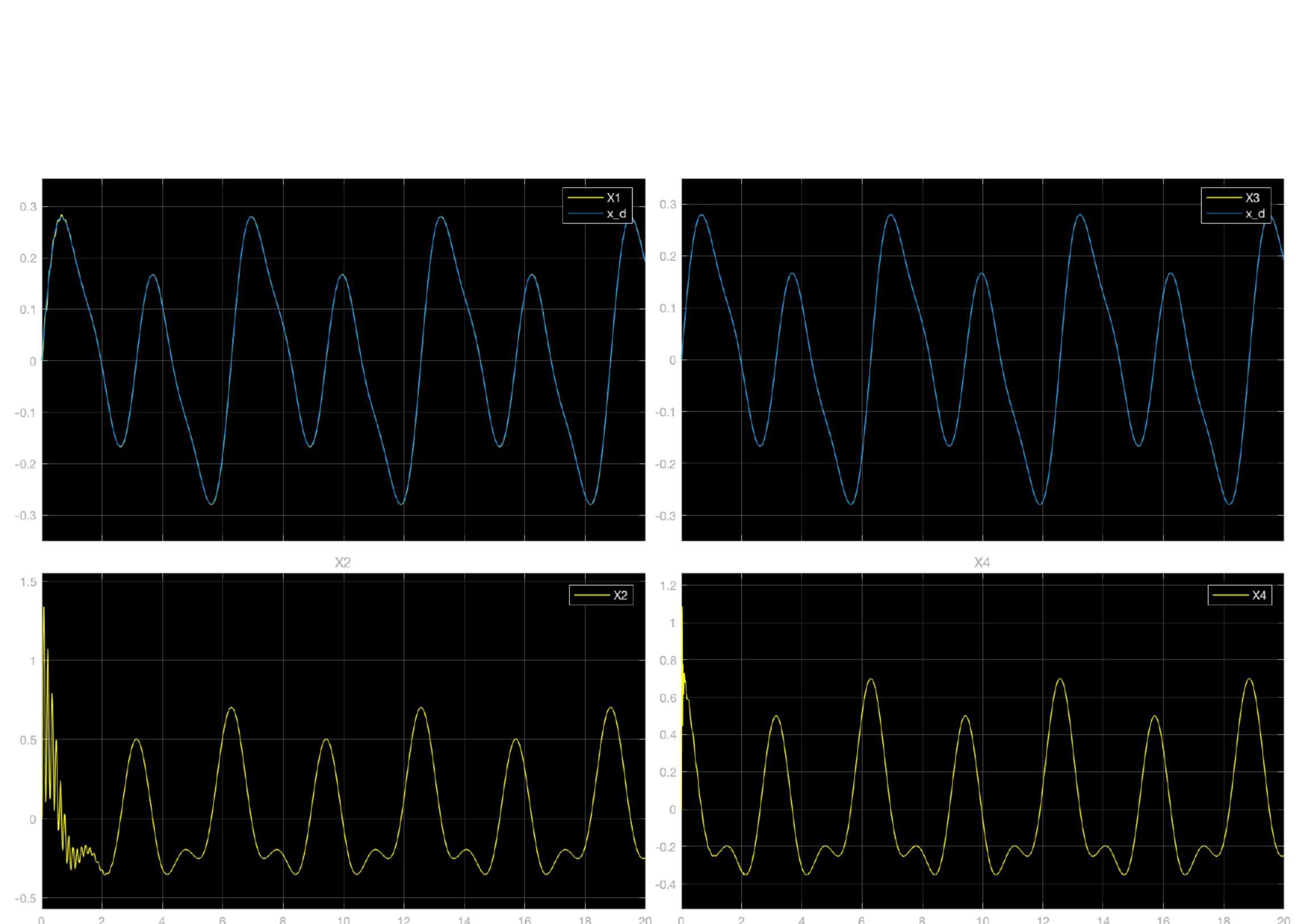


شکل ۵-۸: خطای ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع



شکل ۵-۹: ردیابی وزن های رویتگر برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع ۲

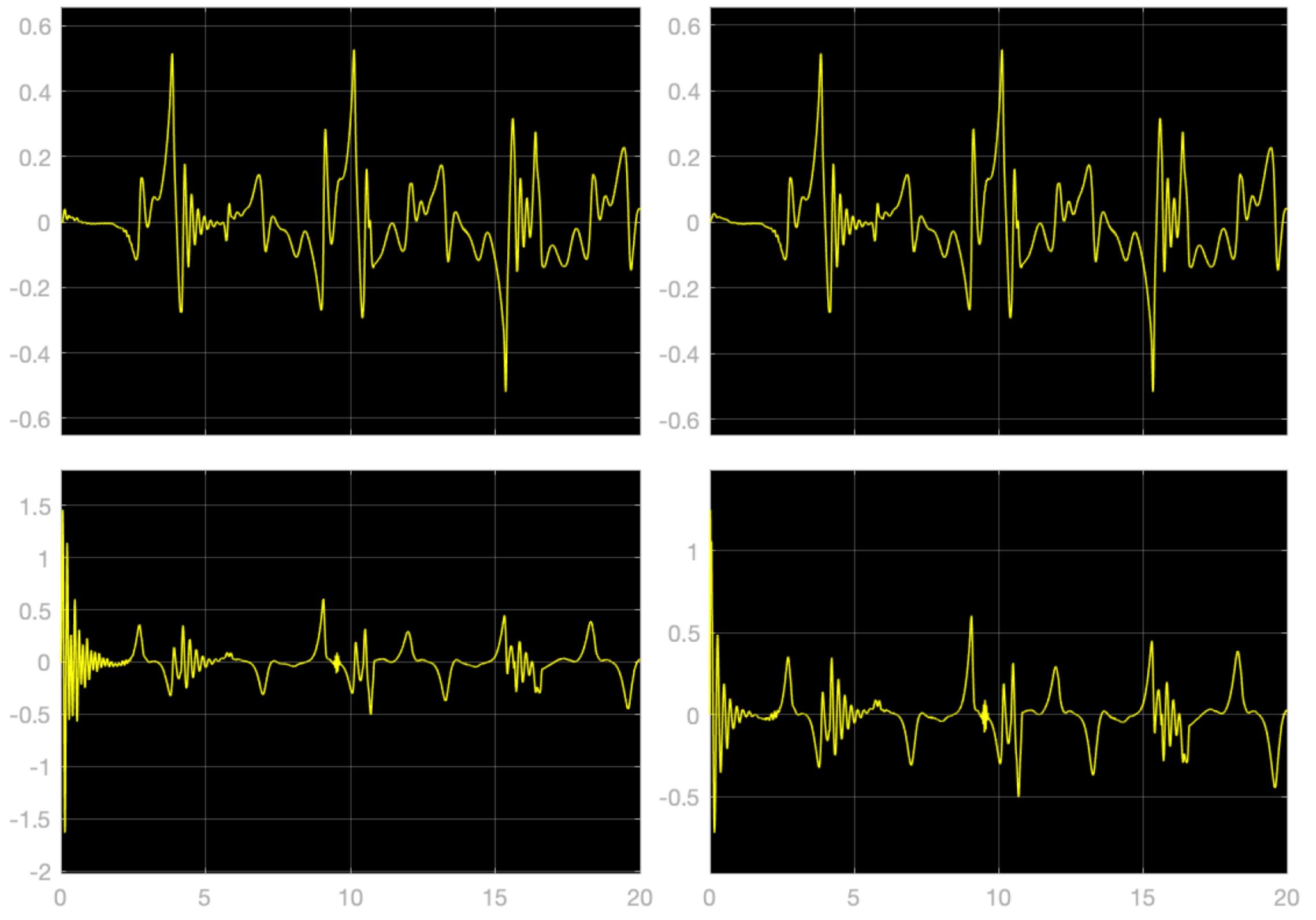
نتایج شبیه سازی



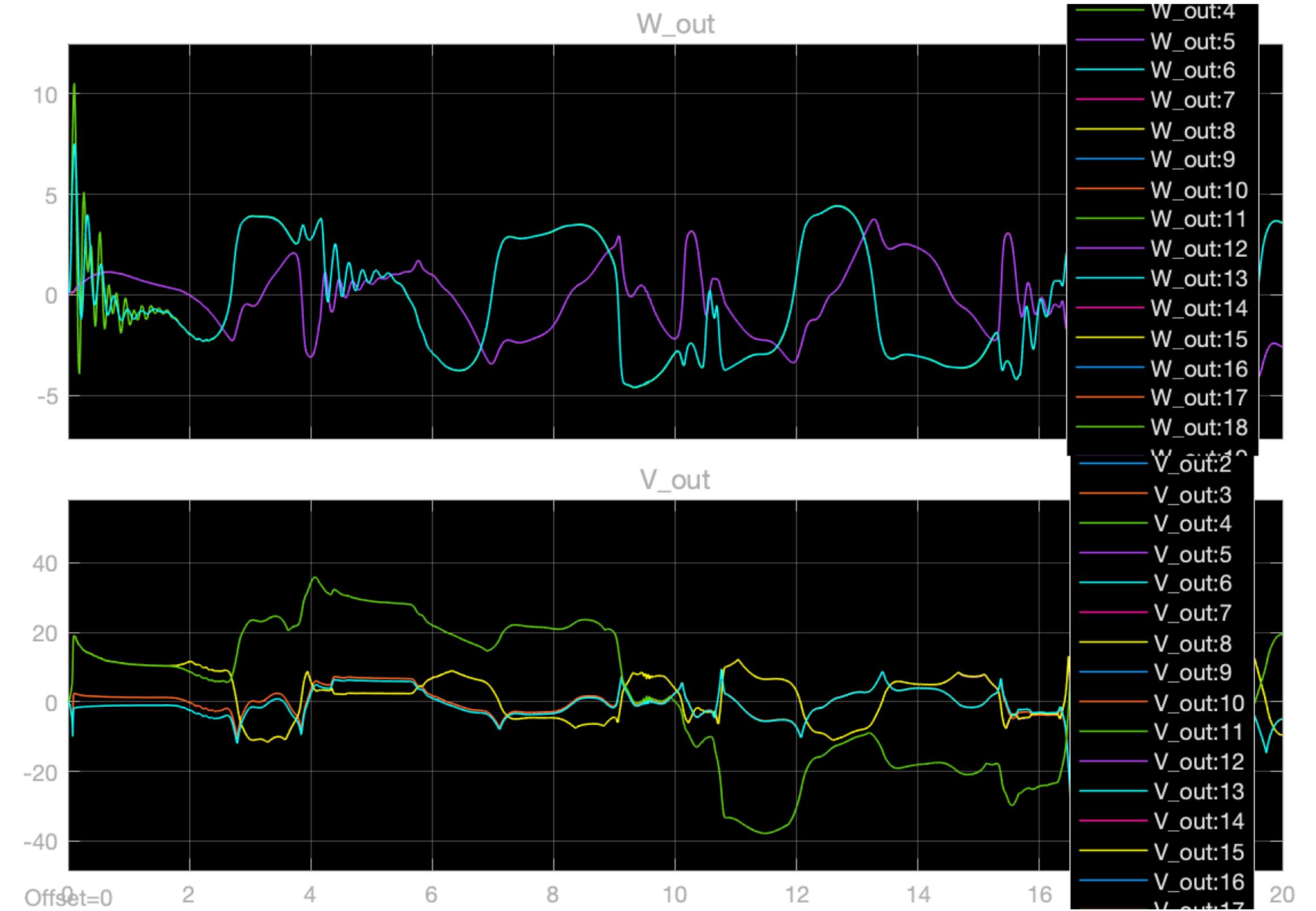
شکل ۵-۱۰: ردیابی حالت ها برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع ۳

شکل ۵-۱۱: ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع ۳

نتایج شبیه سازی

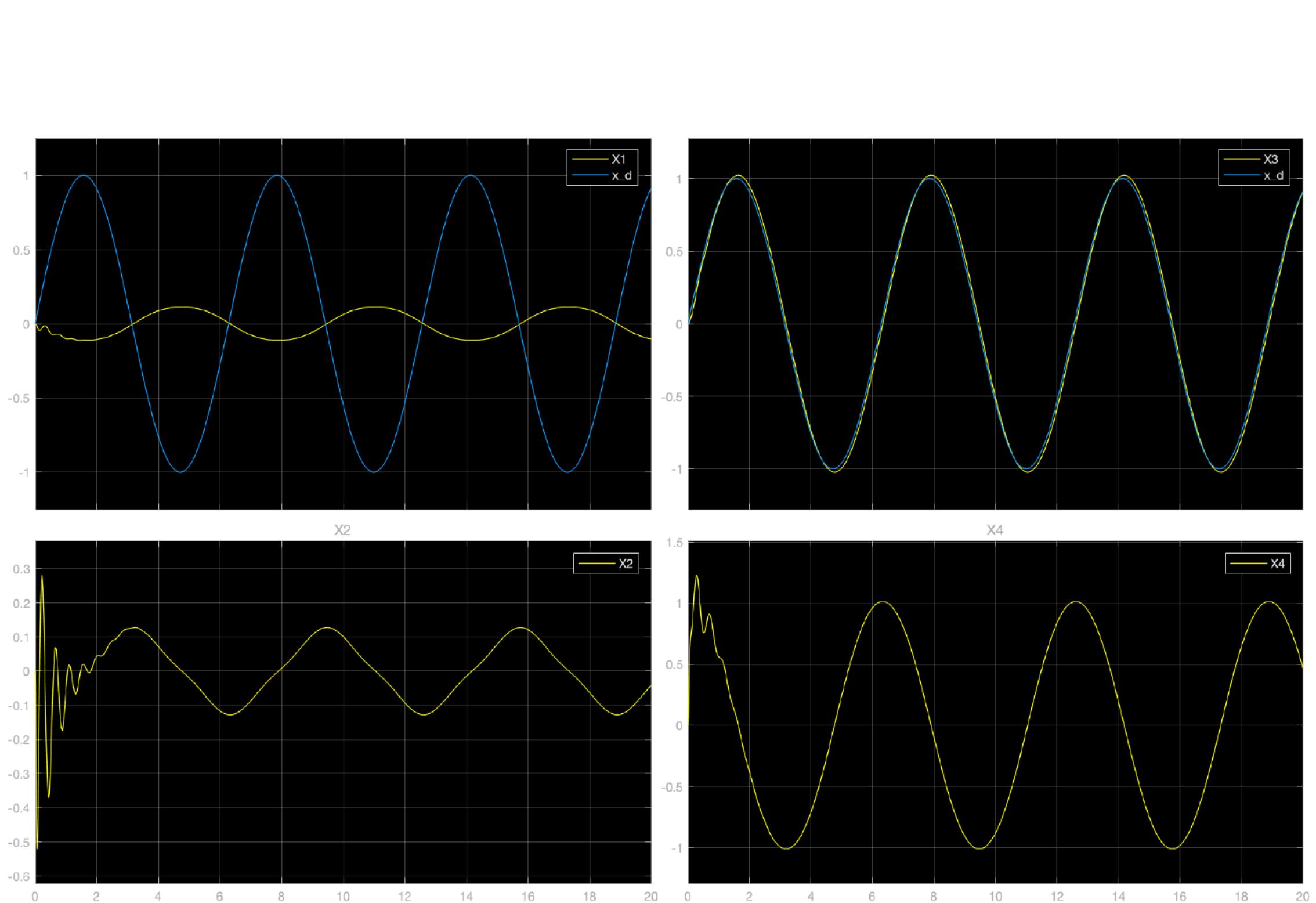


شکل ۱۲-۵: خطای ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع^۳

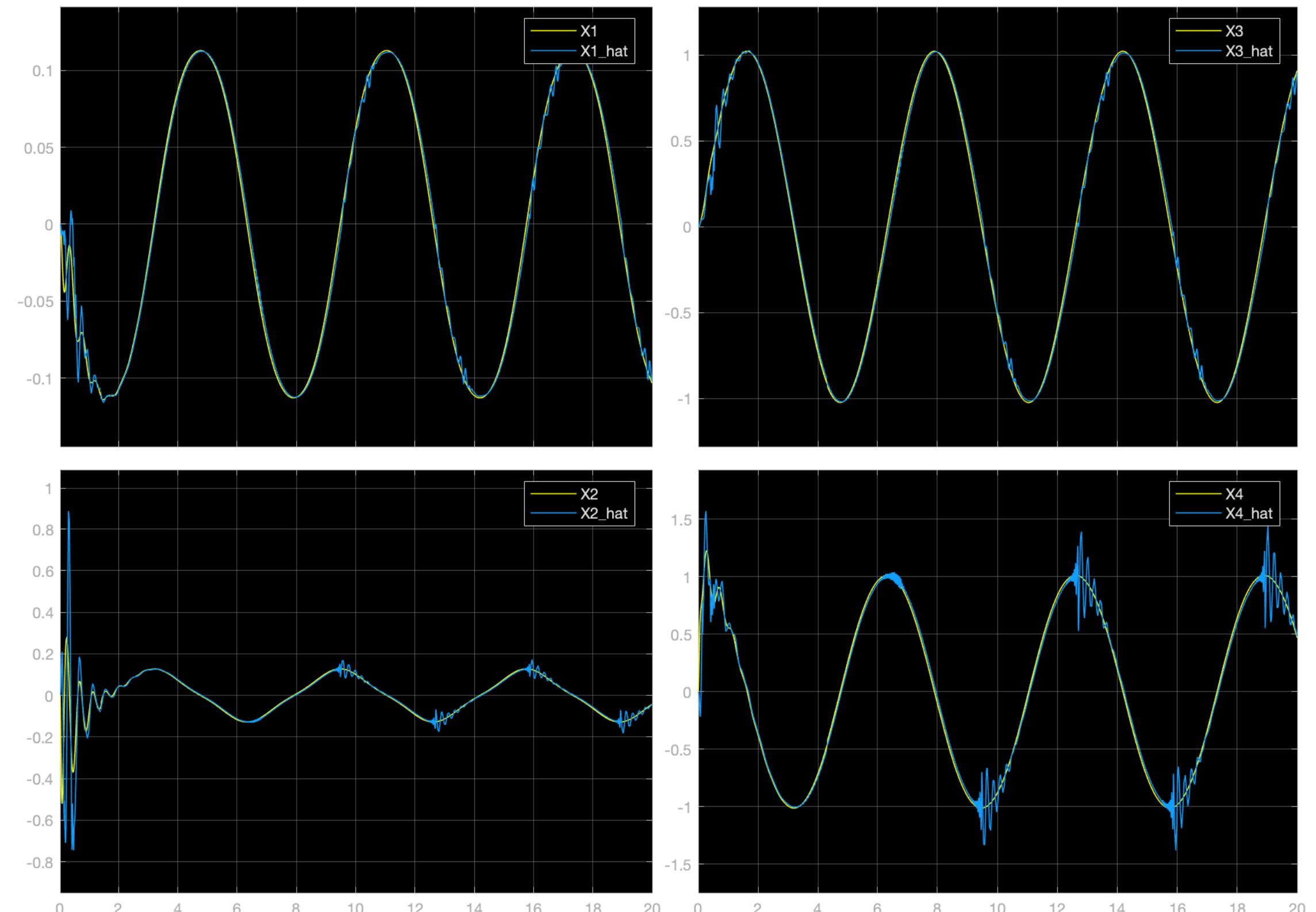


شکل ۱۳-۵: وزن های رویتگر برای سیستم اصلی خطی و سیگنال مرجع^۳

نتایج شبیه سازی

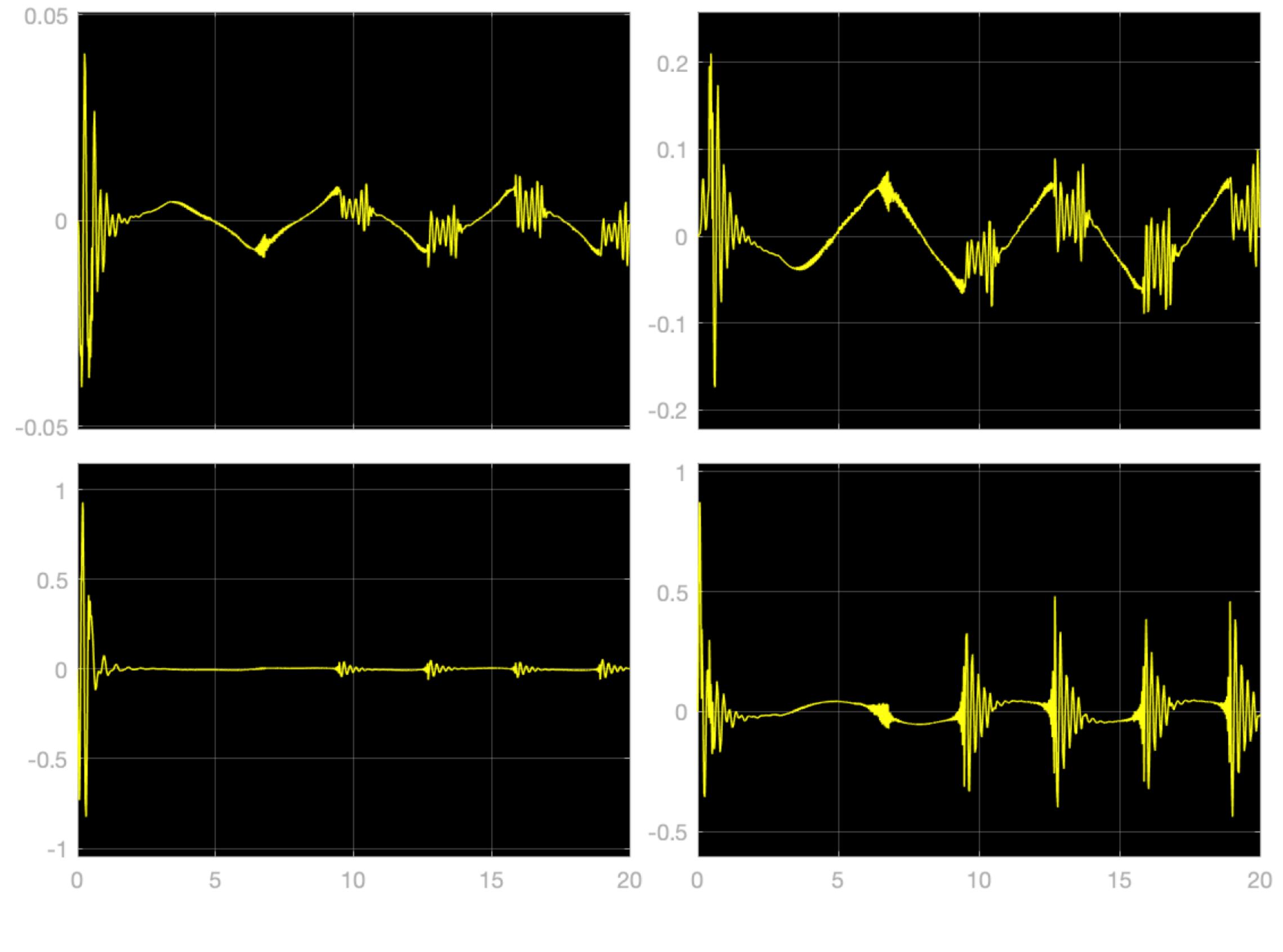


شکل ۵-۱۴: ردیابی حالت ها برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع ۱

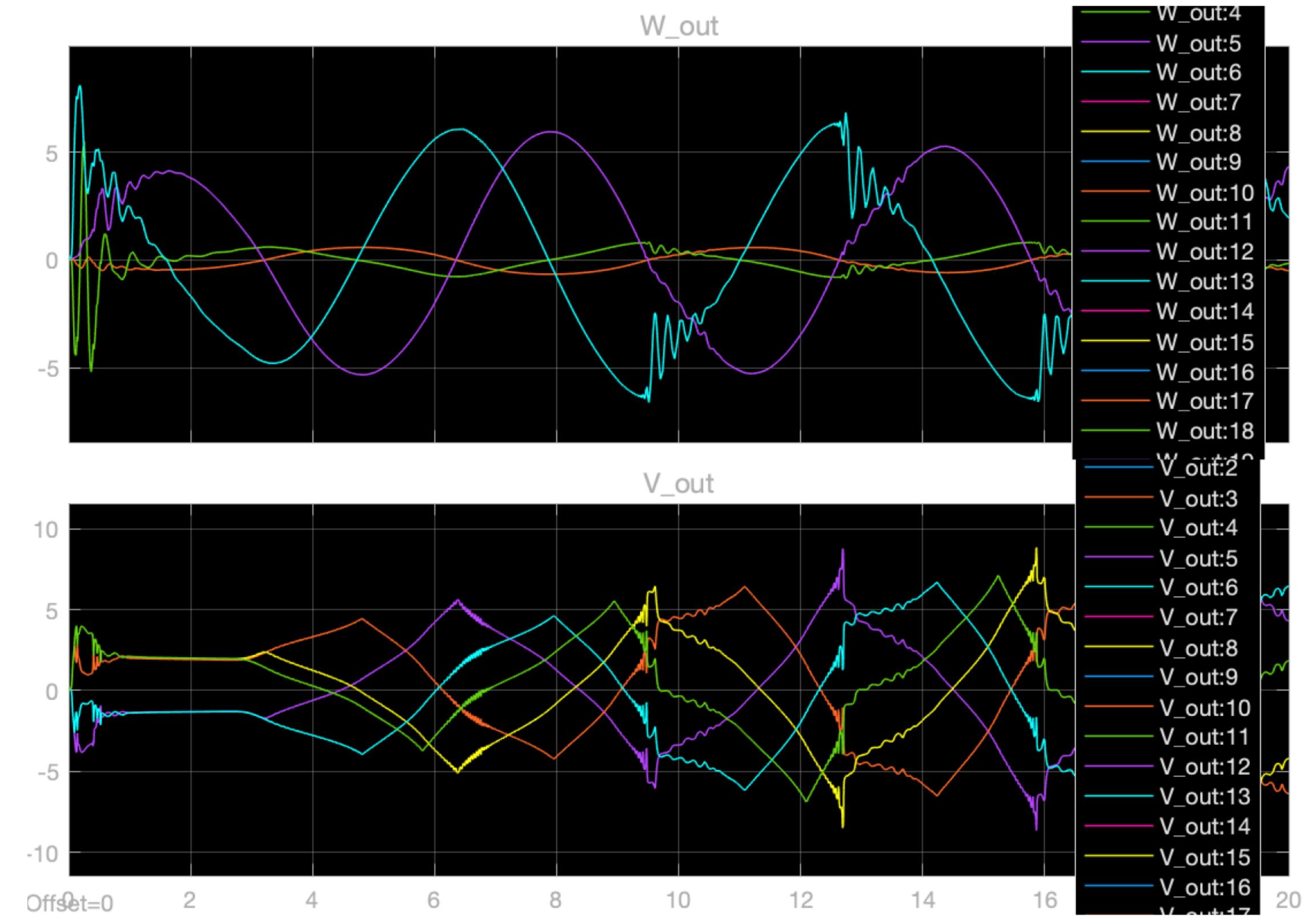


شکل ۵-۱۵: ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع

نتایج شبیه سازی

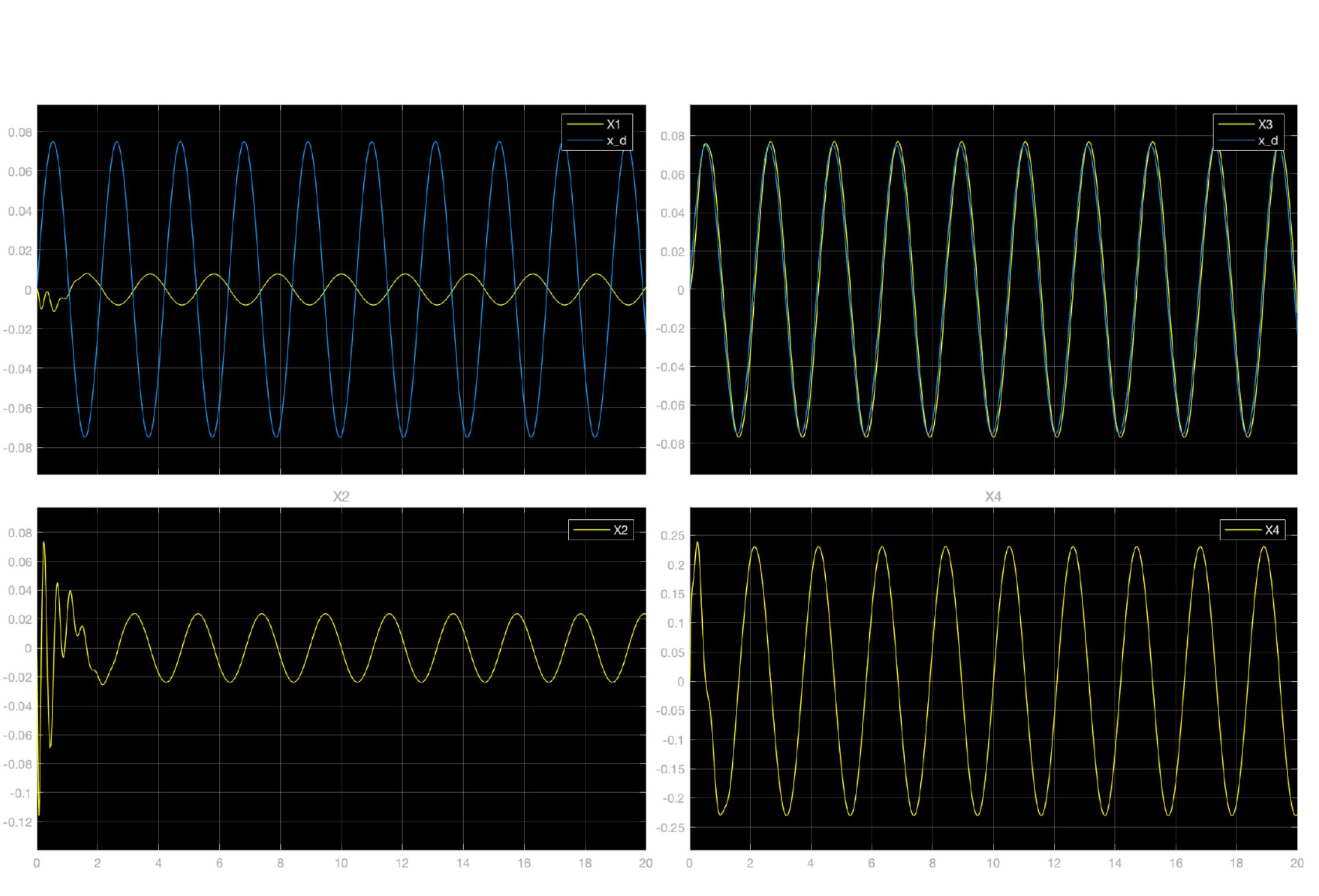


شکل ۵-۱۶: خطای رديابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال
مرجع ۱

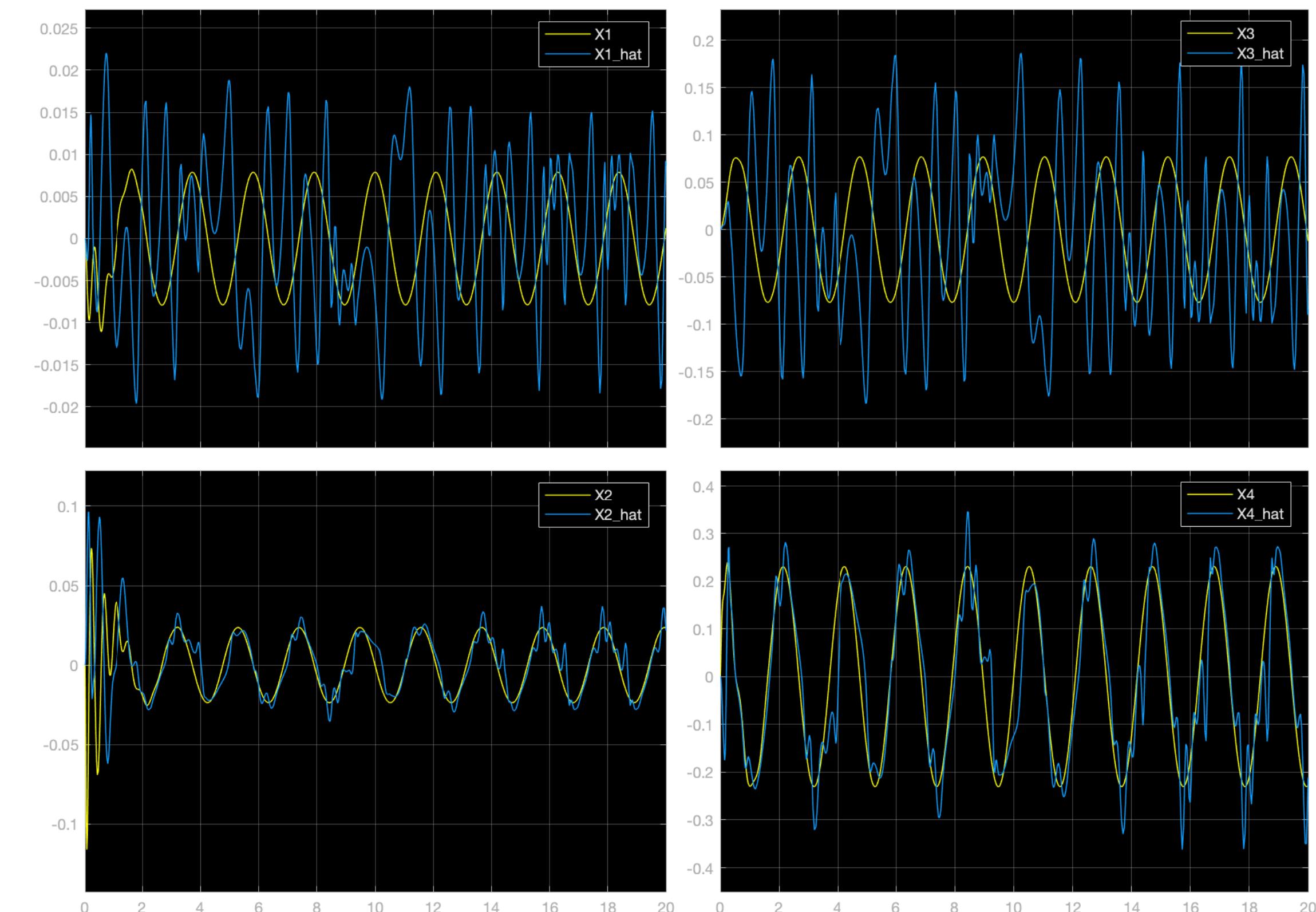


شکل ۵-۱۷: رديابی وزن های رویتگر برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع ۱

نتایج شبیه سازی

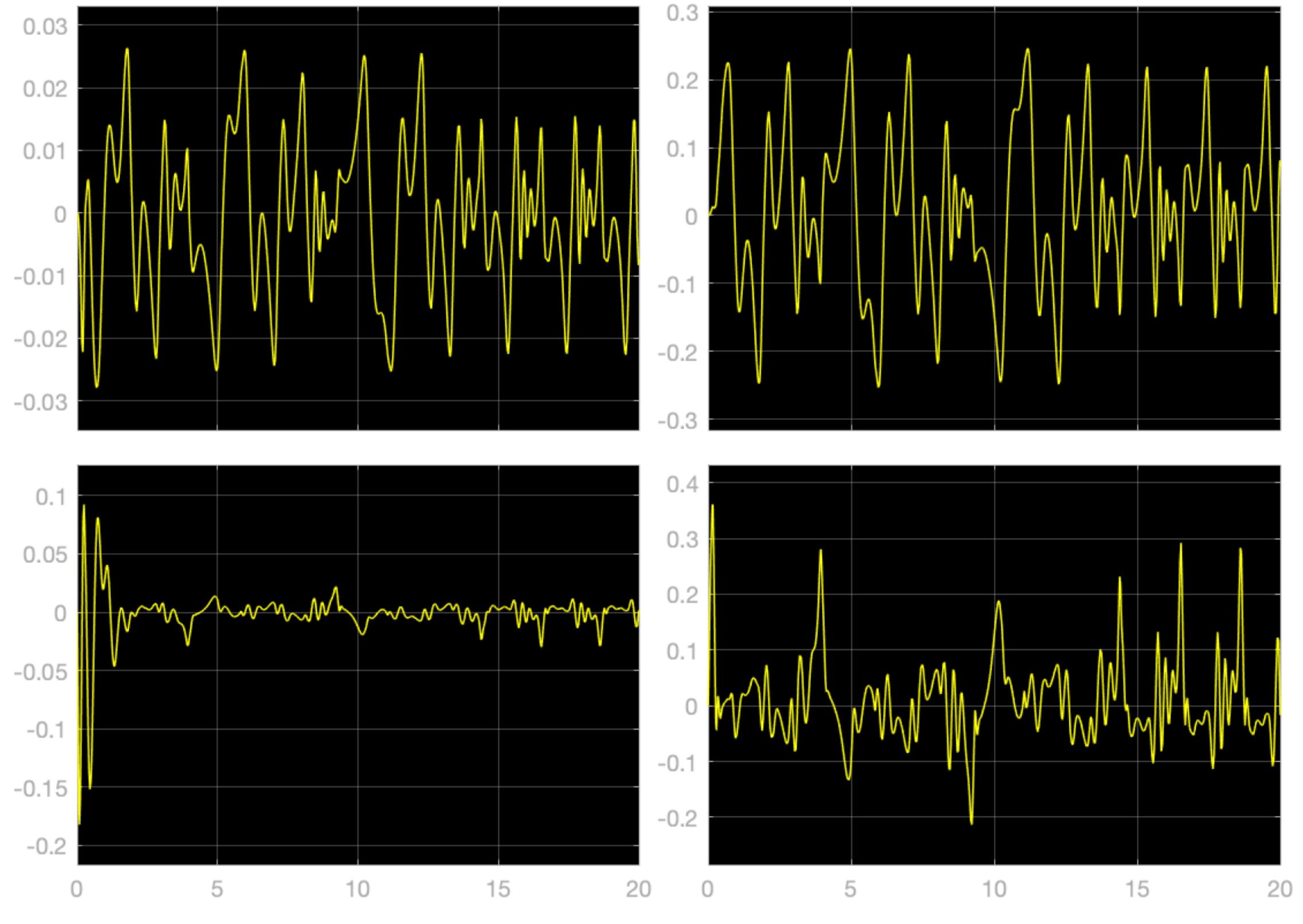


شکل ۱۸-۵: ردیابی حالت ها برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع ۲

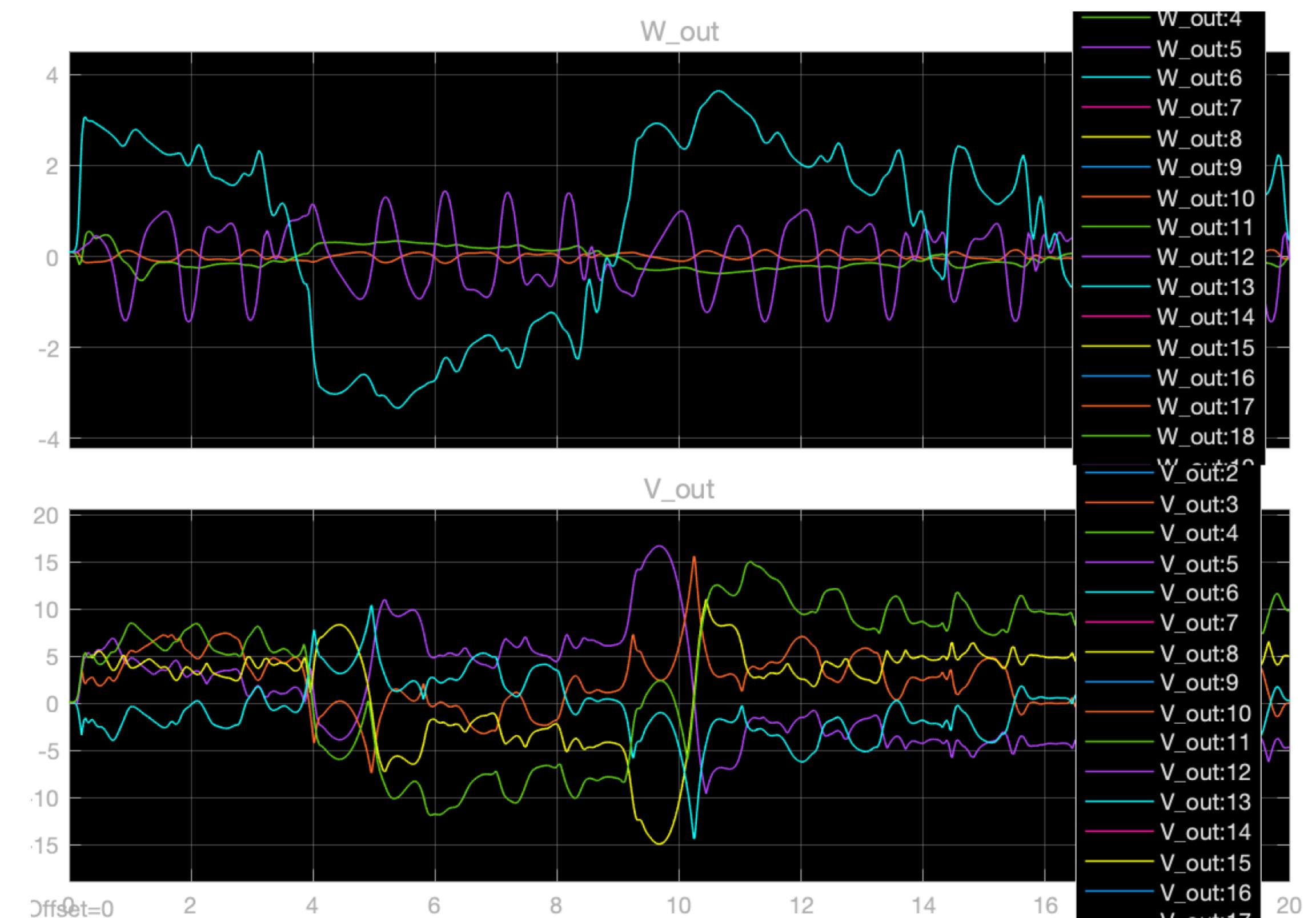


شکل ۱۹-۵: ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع

نتایج شبیه سازی

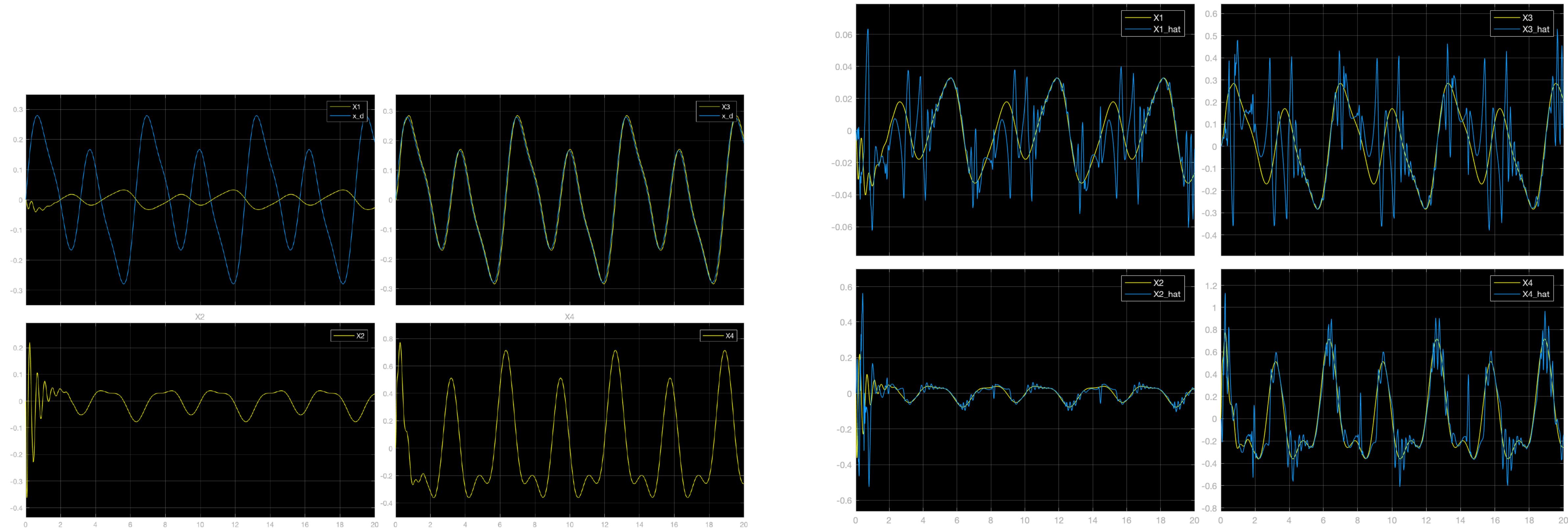


شکل ۵-۲۰: خطای ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع ۲



شکل ۵-۲۱: وزن های رویتگر برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع ۲

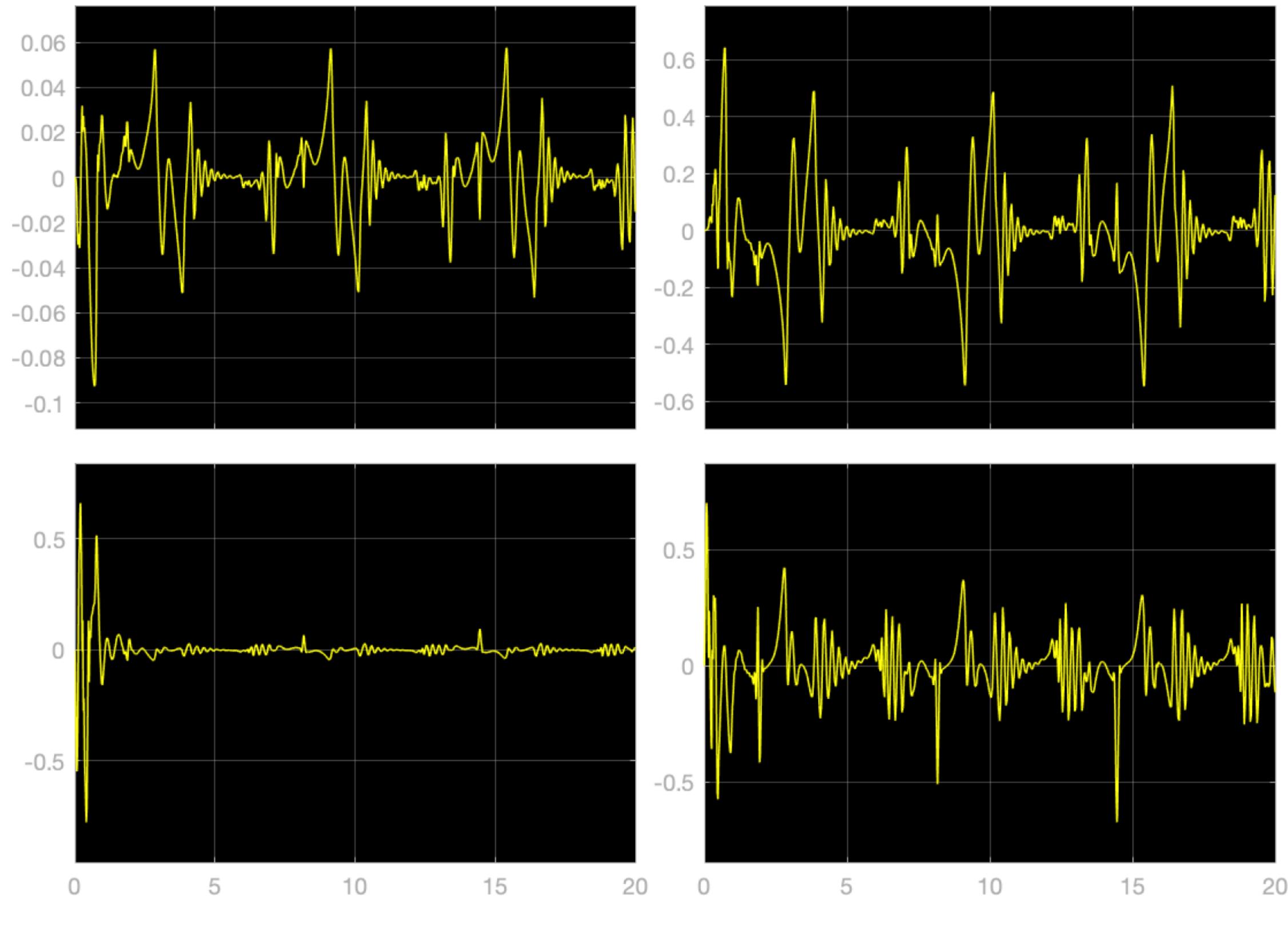
نتایج شبیه سازی



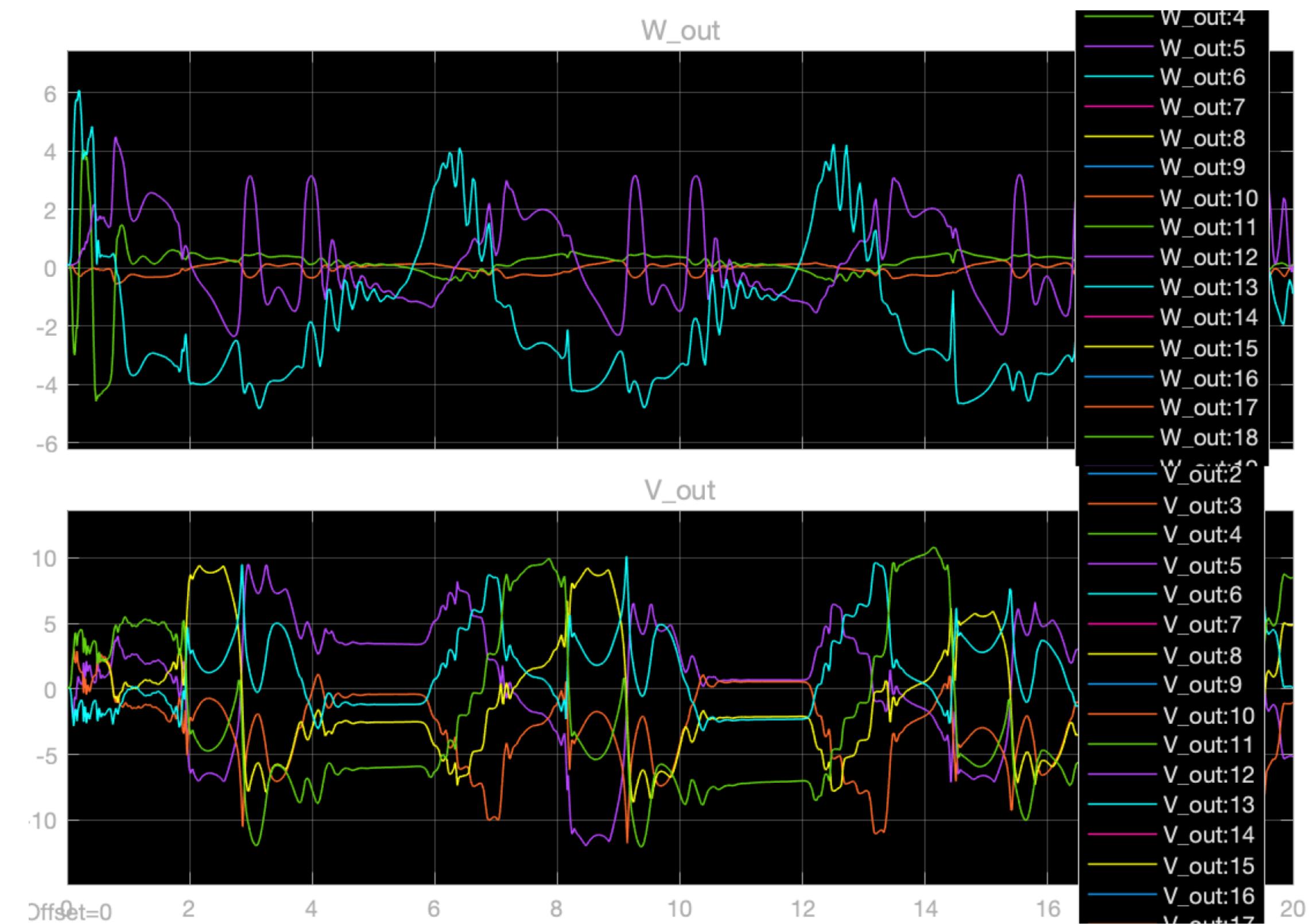
شکل ۵-۲۳: ردیابی حالت ها برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع^۳

شکل ۵-۲۴: ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع

نتایج شبیه سازی

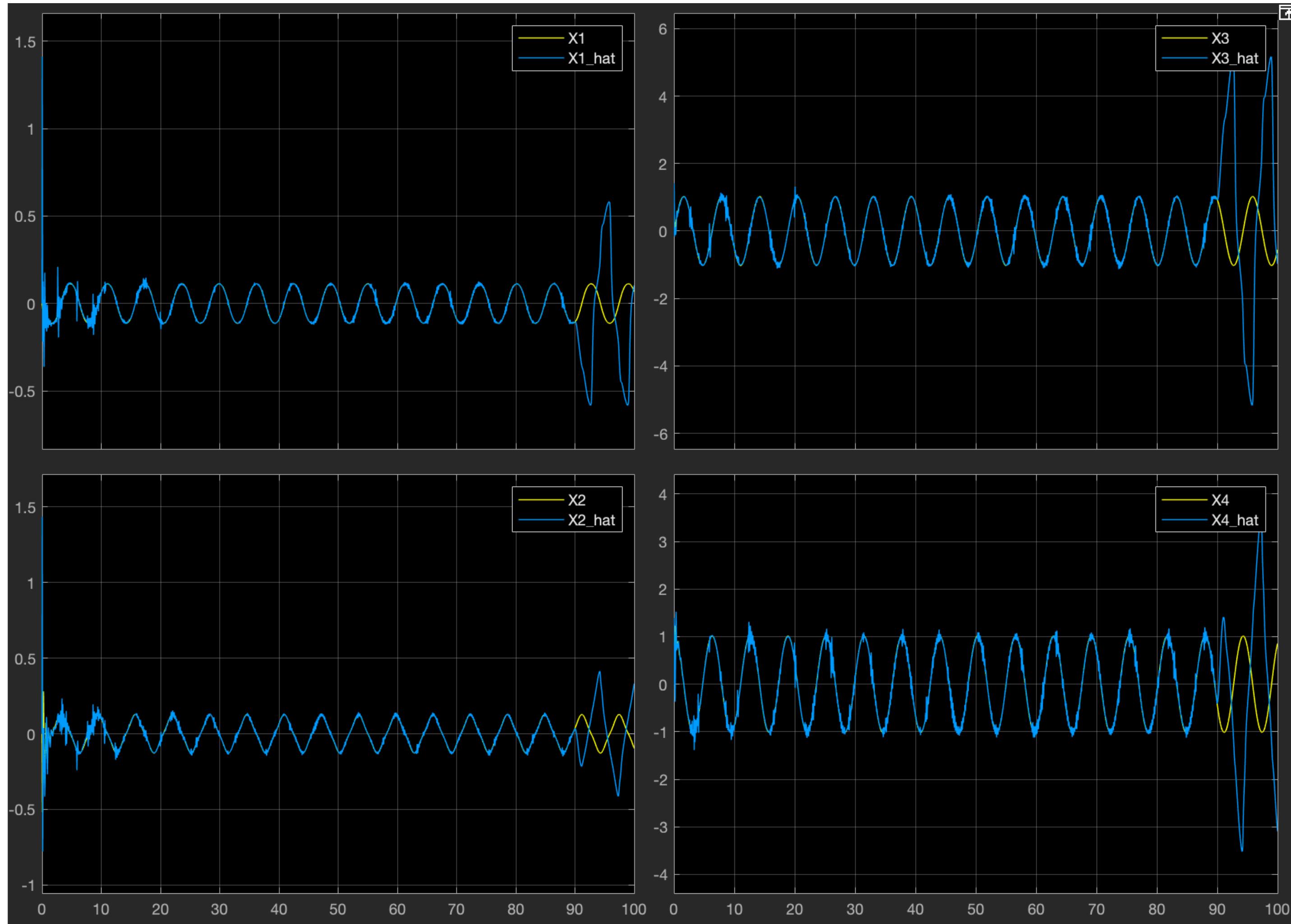


شکل ۵-۲۴: خطای ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال
مرجع ۳



شکل ۵-۲۵: ردیابی وزن های رویتگر برای سیستم اصلی غیرخطی و سیگنال مرجع ۳

نتایج شبیه سازی



- ردیابی حالت های رویتگر بر سیستم اصلی
- سیستم غیر خطی و سیگنال مرجع ۱
- ۹. ثانیه آموزش و ۱۰. ثانیه تست

Thank You

References

- [1] S. Nicosia, P. Tomei, and A. Tornambe, "An approximate observer for a class of nonlinear systems," *Syst. Control Lett.*, vol. 12, pp. 43–51, 1989.
- [2] S. Nicosia and A. Tornambe, "High-gain observer in the state and parameter estimation of robots having elastic joints," *Syst. Control Lett.*, vol. 13, pp. 331–337, 1989.
- [3] J.-J. E. Slotine and W. Li, *Applied Nonlinear Control*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1991.
- [4] P. B. Goldsmith, B. A. Francis, and A. A. Goldsberg, "Stability of hybrid position/force control applied to manipulators with flexible joints," *Int. J. Robot. Autom.*, vol. 14, no. 4, pp. 146–159, 1999.
- [5] J.-H. Park, S.-H. Huh, S.-H. Kim, S.-J. Seo, and G.-T. Park, "Direct adaptive controller for nonaffine nonlinear systems using self-structuring neural networks," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 16, no. 2, pp. 414–422, Mar. 2005.
- [6] G. A. Rovithakis, "Robust redesign of a neural network controller in the presence of unmodeled dynamics," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 15, no. 6, pp. 1482–1490, Nov. 2004.
- [7] M. S. Ahmed and S. H. Riyaz, "Dynamic observer- a neural net approach," *Intell. Fuzzy Syst.*, pp. 113–127, 2000.
- [8] Y. H. Kim, F. L. Lewis, and C. T. Abdallah, "Nonlinear observer design using dynamic recurrent neural networks," in *Proc. 35th IEEE Conf. Decision and Control*, Kobe, Japan, 1996, pp. 949–954.
- [9] A. S. Poznyak, E. N. Sanchez, O. Palma, and W. Yu, "Output trajectory tracking using dynamic neural networks," in *Proc. 39th IEEE Conf. Decision and Control*, Sydney, Australia, 2000, pp. 889–894.
- [10] J. A. R. Vargas and E. M. Hemerly, "Robust neural adaptive observer for MIMO nonlinear systems," in *Proc. IEEE Conf. Systems, Man, and Cybernetics*, Tokyo, Japan, 1999, pp. 1084–1089.
- [11] , "Neural adaptive observer for general nonlinear systems," in *Proc. Ameri. Control Conf.*, Chicago, IL, 2000, pp. 708–712.
- [12] N. Hovakimyan, A. J. Calise, and V. K. Madayastha, "An adaptive observer design methodology for bounded nonlinear processes," in *Proc. 41st IEEE Conf. Decision and Control*, Las Vegas, NV, Dec. 2002, pp. 4700–4705.

References

- [13] A. Alessandri, C. Cervellera, A. F. Grassia, and M. Sanguineti, "Design of observers for continuous-time nonlinear systems using neural networks," in Proc. Ameri. Control Conf., Boston, MA, Jun. 2004, pp. 2433–2438.
- [14] S. Battilotti and A. Santis, "Robust output feedback control of nonlinear stochastic systems using neural networks," IEEE Trans. Neural Netw., vol. 14, no. 1, pp. 368–378, Jan. 2003.
- [15] S. Tong and Y. Shi, "Observer-based adaptive neural control for nonlinear systems," in Proc. IEEE Int. Joint Conf. Neural Networks , Portland, OR, 2003, pp. 1255–1260.
- [16] H. A. Talebi, R. V. Patel, and M. Wong, "A neural network based observer for flexible-joint manipulators," in Proc. 15th IFAC World Congr. Automatic Control , Barcelona, Spain, 2002.
- [17] F. Abdollahi, H. A. Talebi, and R. V. Patel, "A stable neural network observer with application to flexible-joint manipulators," in Proc. 9th Int. Conf. Neural Information Processing, Singapore, 2002, pp. 1910–1914.
- [18] R. Hecht-Nielsen, "Theory of the backpropagation neural network," in Proc. IEEE Int. Joint Conf. Neural Networks , Washington, DC, 1989, pp. 593–605.
- [19] G. Cybenko, "Approximation by superposition of sigmoidal functions," Math. Control, Signals and Syst., pp. 303–314, Oct. 1989.
- [20] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks," IEEE Trans. Neural Netw., vol. 1, no. 1, pp. 4–27, Mar. 1990.
- [21] H. A. Talebi, R. V. Patel, and H. Asmer, "Neural network based dynamic modeling of flexible-link manipulators with application to the SSRMS," J. Robotic Syst., vol. 17, pp. 385–401, 2000.
- [22] J. M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems. St. Paul, MN: West Publishing Company, 1992.
- [23] M. W. Spong, "On the force control problem for flexible joint manipulators," IEEE Trans. Autom. Control, vol. 34, no. 1, pp. 107–111, Jan. 1989.
- [24] S. S. Ge and L. C. Woon, "Neural network control of flexible joint manipulators in constrained motion," Trans. Inst. Meas. Control, vol. 20, no. 1, pp. 37–46, 1998.

References

- [25] M. W. Spong, "Modeling and control of elastic joint robots," ASME J. Dyn. Syst., Meas. and Control, vol. 109, pp. 310–319, 1987.
- [26] Y. Z. Chang and R.W. Daniel, "On the adaptive control of flexible joint robots," Automatica, vol. 28, pp. 969–974, 1992.
- [27] V. Zeman, R. V. Patel, and K. Khorasani, "Control of a flexible-joint robot using neural networks," IEEE Trans. Contr. Syst. Technol., vol. 5, no. 4, pp. 453–462, Jul. 1997.
- [28] J. Y. Hung, "Control of industrial robots that have transmission elasticity," IEEE Trans. Indust. Electron., vol. 38, no. 6, pp. 421–427, Dec. 1991.
- [29] R. A. Al-Ashoor, R. V. Patel, and K. Khorasani, "Robust adaptive controller design and stability analysis for flexible-joint manipulators, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 23, no. 2, pp. 589–602, Mar. Apr. 1993.
- [30] M. Jankovic, "Observer based control for elastic joint robots," IEEE Trans. Robot. Automat., vol. 11, no. 4, pp. 618–623, Aug. 1995.
- [31] S. Nicosia, P. Tomei, and A. Tornambe, "A nonlinear observer for elastic robots," IEEE J. Robot. Automat., vol. 4, no. 1, pp. 45–52, Jan. 1988.
- [32] P. Tomei, "An observer for flexible joint robots," IEEE Trans. Autom. Control, vol. 35, no. 6, pp. 739–743, Jun. 1990.
- [33] M. Jankovic, "Exponentially stable observer for elastic joint robots," in Proc. 31st IEEE Conf. Decision and Control , Tucson, AZ, 1992, pp. 323–324.
- [34] M. Spong and M. Vidyasagar, Robot Dynamics and Control. New York: McGraw Hill, 1989.
- [35] A. De Luca and B. Siciliano, "An asymptotically stable joint PD controller for robot arms with flexible links under gravity," in Proc. 31st IEEE Conf. Decision and Control , Tucson, AZ, 1992, pp. 325–326.
- [36] F. Abdollahi, H. A. Talebi, and R. V. Patel, "A stable neural networkbased identification scheme for nonlinear systems," in Proc. Ameri. Control Conf. , Denver, CO, 2003, pp. 25–29.
- [37] F. Abdollahi, H. A. Talebi and R. V. Patel, "A stable neural network-based observer with application to flexible-joint manipulators," in IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 17, no. 1, pp. 118-129, Jan. 2006.
- [38] Groves, Kevin P. and A. Serrani. "Modeling and Nonlinear Control of a Single-link Flexible Joint Manipulator." (2004).