

## EX1 BP 神经网络系统辨识

### 1、BP 神经网络系统辨识

假设系统真实模型为：

$$y(k+1) = \frac{y(k) - y(k-1)}{\sqrt{1 + y(k)^2}} + u(k)^3$$

拟应用 BP 神经网络进行系统辨识，选择串-并联模式，请自行选择网络结构，样本点数并比较不同的结构和样本点数的辨识结果。(BP 算法需自己编程实现，不能使用神经网络工具箱)

采用单隐藏层 BP 网络进行系统辨识，BP 网络反向传播模型见 EX1\_BP.m

设制隐藏层节点数为 10，训练  $10^4$  轮时，获得以下结果：

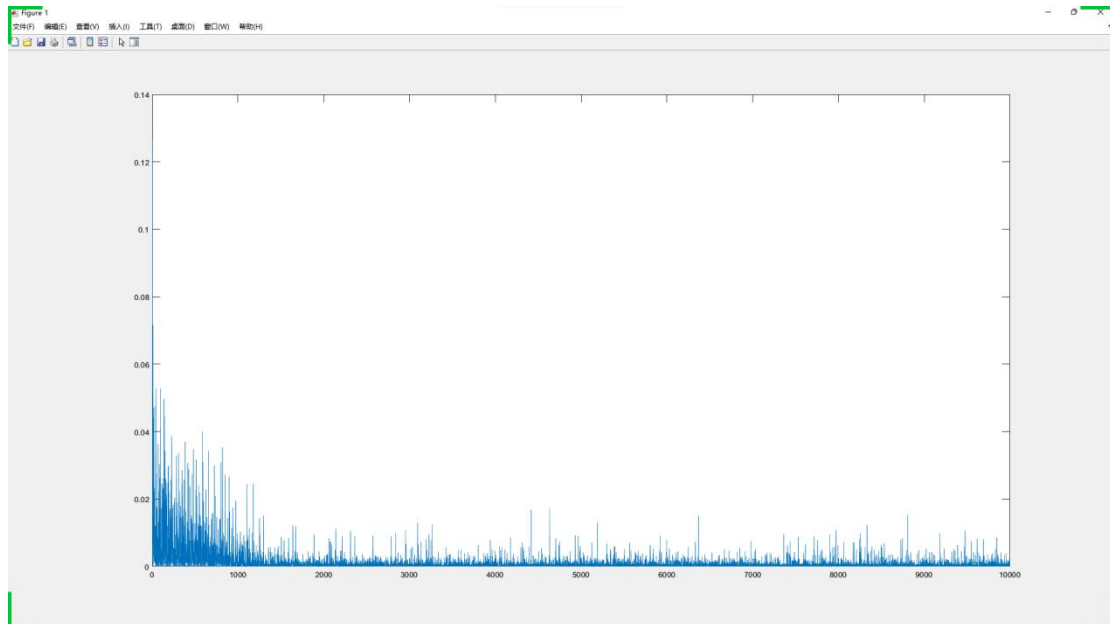


图 1 隐藏层节点数为 10 损失函数 见 EX1\_BP.m (下同)

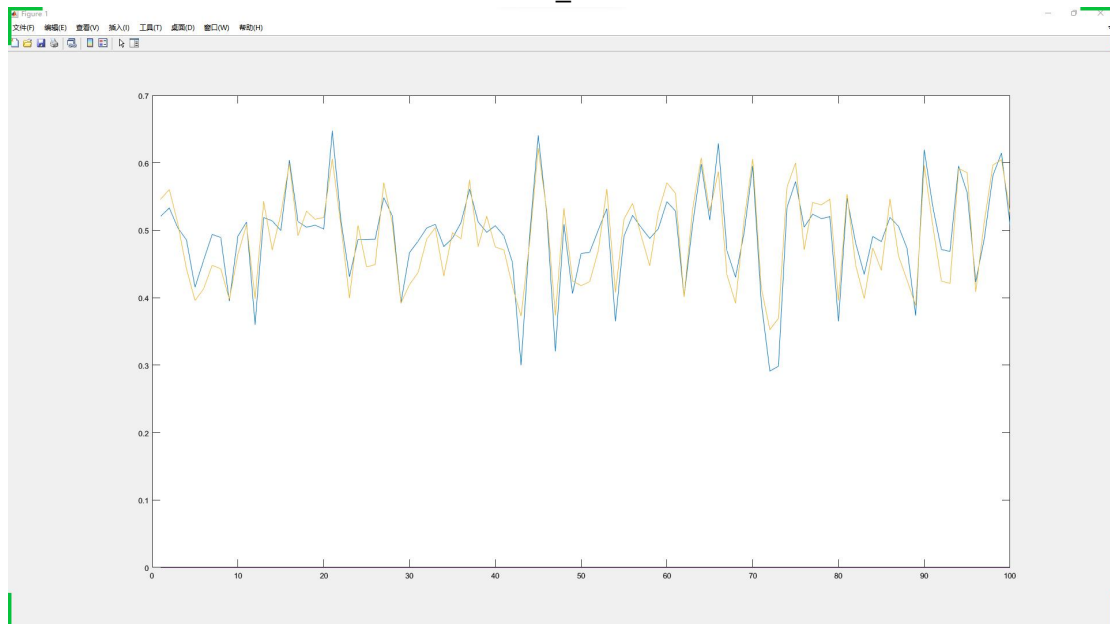


图 2 隐藏层节点数为 10 真实系统与辨识系统比较 黄-真实系统 蓝-辨识系统 见 EX1\_check.m (下同)

## ZJU 2022 FALL 研究生课：智能控制 HW4 神经网络控制

设制隐藏层节点数为 50，训练  $10^5$  轮时，获得以下结果：

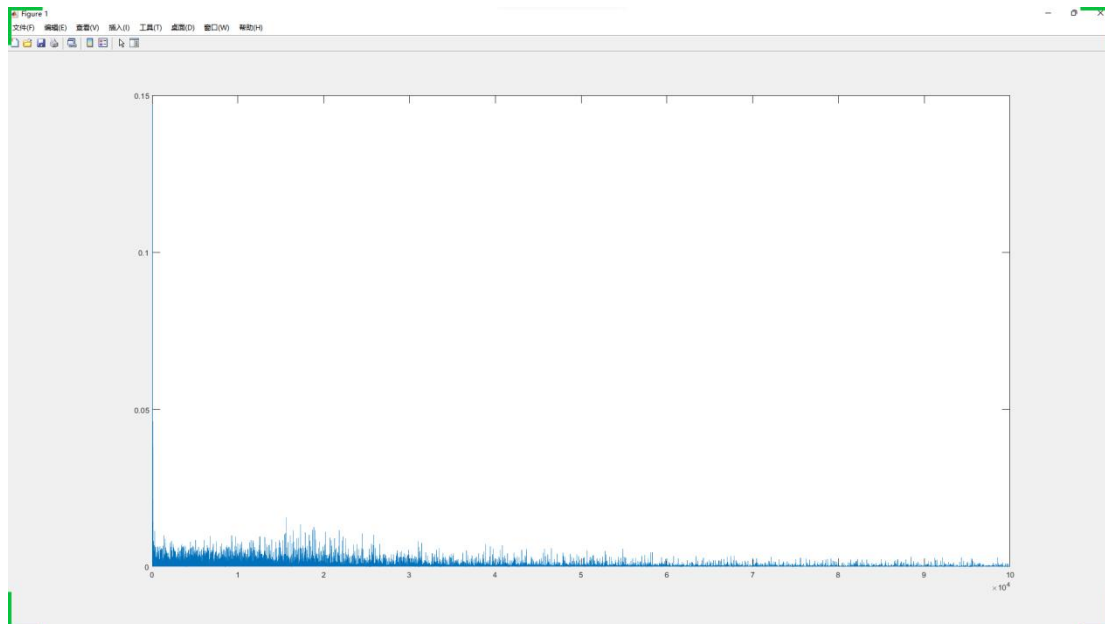


图 3 隐藏层节点数为 50 损失函数

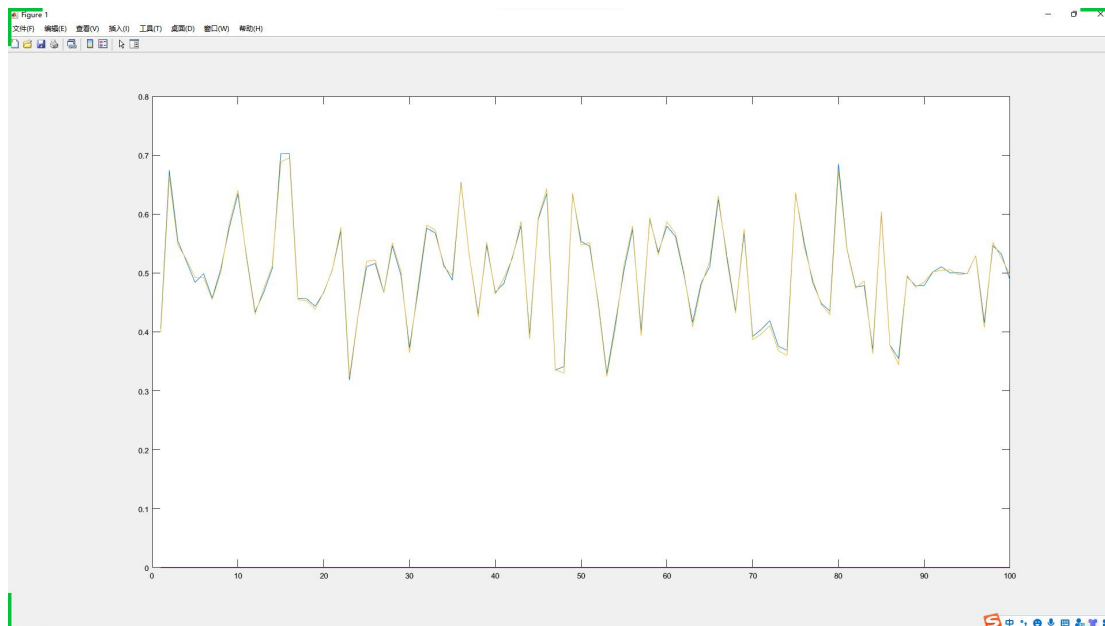


图 4 隐藏层节点数为 50 真实系统与辨识系统比较 黄-真实系统 蓝-辨识系统

## ZJU 2022 FALL 研究生课：智能控制 HW4 神经网络控制

设制隐藏层节点数为 250，训练  $10^6$  轮时，获得以下结果：

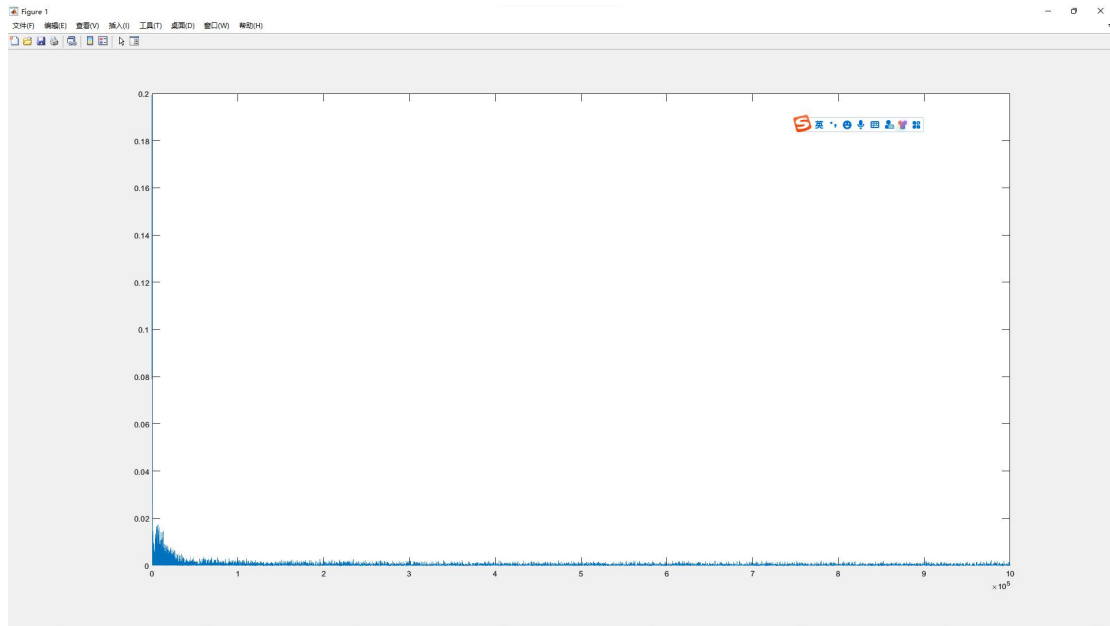


图 5 隐藏层节点数为 250 损失函数

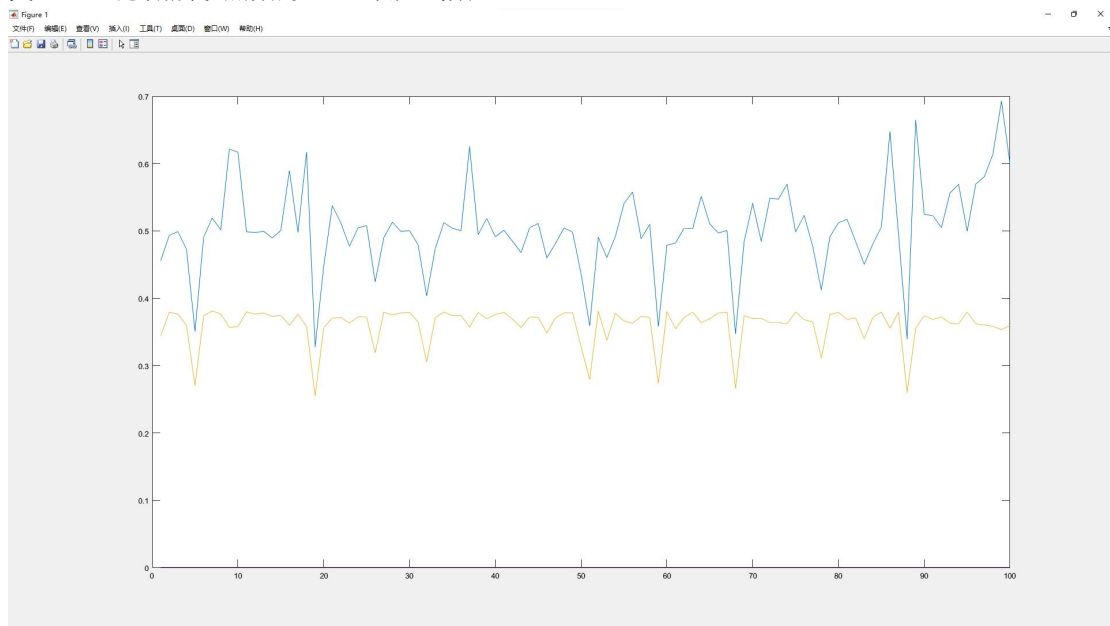


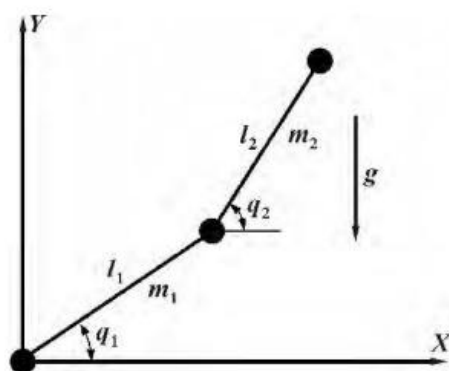
图 6 隐藏层节点数为 10 真实系统与辨识系统比较 黄-真实系统 蓝-辨识系统

由以上三则设制不同的隐藏层节点数的 BP 网络表现可知：在隐藏层节点数为 10 时，网络特化性不足，其训练得到模型与真实模型输出存在一些偏差；当隐藏层节点数为 250 时，网络泛化性不足，其训练得到的模型与真实模型输出出入极大；当隐藏层节点数为 50 时，获得了比较好的辨识效果，其模型已经储存在 EX1\_BPN\_model.mat 中。

## EX2 神经网络控制器设计

## 2、神经网络控制器设计

如图所示为双关节机械臂简图。



$q_1$  代表机械臂 1 角位移,  $q_2$  代表机械臂 2 角位移,  $m_1$  代表机械臂 1 的质量,  $m_2$  代表机械臂 2 的质量,  $l_1$  代表机械臂 1 的长度,  $l_2$  代表机械臂 2 的长度,  $g$  代表重力加速度。

两关节机械臂系统 (不考虑摩擦力) 的动力学方程为:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + \tau_d(q, \dot{q}, t) = \tau \quad (1)$$

$M(q)$  代表  $n \times n$  阶正定惯性矩阵,  $C(q, \dot{q})$  代表  $n \times n$  阶惯性矩阵,  $G(q)$  代表  $n \times 1$  阶惯性向量,  $q$  代表关节角位移量,  $\dot{q}$  代表角速度矢量,  $\ddot{q}$  代表角加速度矢量,  $\tau_d(q, \dot{q}, t)$  代表外部干扰矩阵,  $\tau$  代表输入控制矩阵。

其中:

$$M(q) = \begin{pmatrix} p_1 + p_2 + 2p_3 \cos q_2 & p_2 + p_3 \cos q_2 \\ p_2 + p_3 \cos q_2 & p_2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$C(q, \dot{q}) = \begin{pmatrix} -p_3 \dot{q}_2 \sin q_2 & -p_3 (\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \sin q_2 \\ p_3 \dot{q}_1 \sin q_2 & 0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$G(q) = \begin{pmatrix} p_4 g \cos q_1 + p_5 g \cos(q_1 + q_2) \\ p_5 g \cos(q_1 + q_2) \end{pmatrix} \quad (4)$$

## ZJU 2022 FALL 研究生课：智能控制 HW4 神经网络控制

其中参数  $p_1 = (m_1 + m_2)l_1^2$ ,  $p_2 = m_2l_2^2$ ,  $p_3 = m_2l_1l_2$ ,  $p_4 = (m_1 + m_2)l_1$ ,  $p_5 = m_2l_2$ ,

$l_1 = 1.8m$ ,  $l_2 = 1.4m$ ,  $m_1 = 2.7kg$ ,  $m_2 = 2.1kg$ ,  $g = 9.8m/s^2$ 。

机械臂期望运动轨迹为  $q_1 = q_2 = 0.8 \cos(\pi t)$ ，系统初始状态为  $q(0) = (0, 0)^T$ 。请设计神经网络控制方案，通过控制两个关节的输入力矩  $\tau = (\tau_1, \tau_2)^T$  使得系统可以按照期望轨迹运动，分别考虑两种情况：

(1) 在没有外界扰动的情况， $\tau_d(q, \dot{q}, t) = 0$ 。

(2) 在存在外界扰动的情况， $\tau_d(q, \dot{q}, t) = \begin{pmatrix} 30 \cos(\pi t) \\ 60 \cos(\pi t) \end{pmatrix}$ 。

在 MATLAB 中进行仿真，给出  $q_1, q_2$  的实际轨迹与期望轨迹的变化曲线，以及输入力矩

$\tau_1, \tau_2$  的变化曲线。

思路：使用配置好的 PID 的输入（即偏差、偏差的积分、偏差的倒数）输出（即控制量）作为训练集分别训练两个神经网络，应用于两个关节的控制

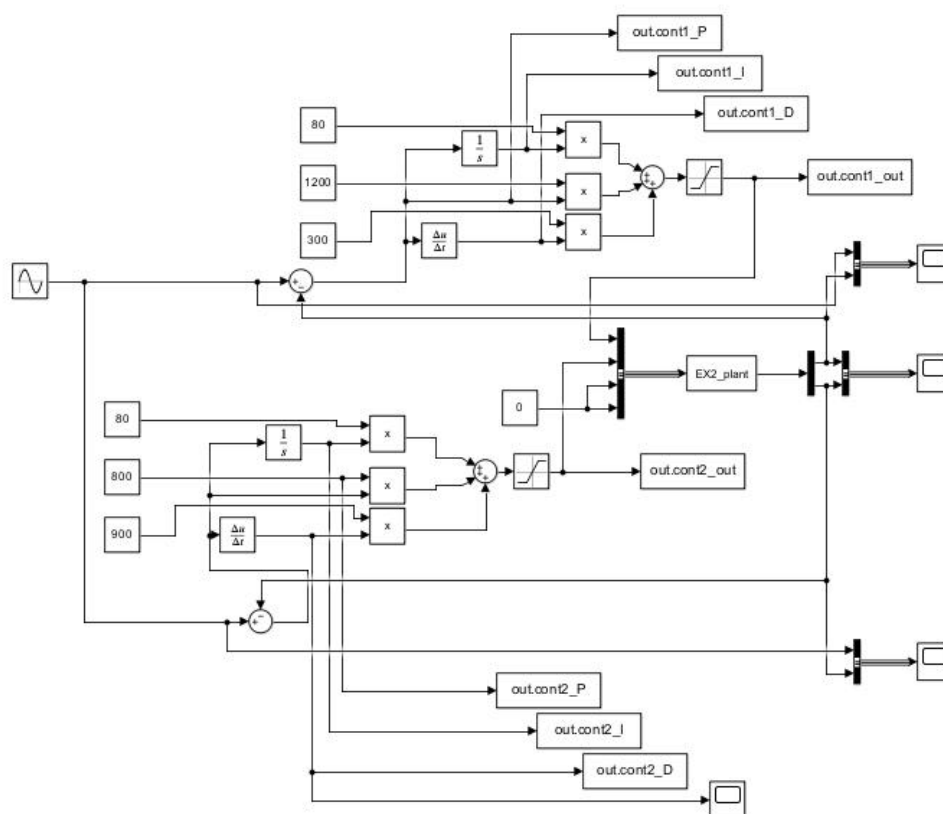


图 7 训练数据生成仿真模型 见 EX2\_Simu.slx

## ZJU 2022 FALL 研究生课：智能控制 HW4 神经网络控制

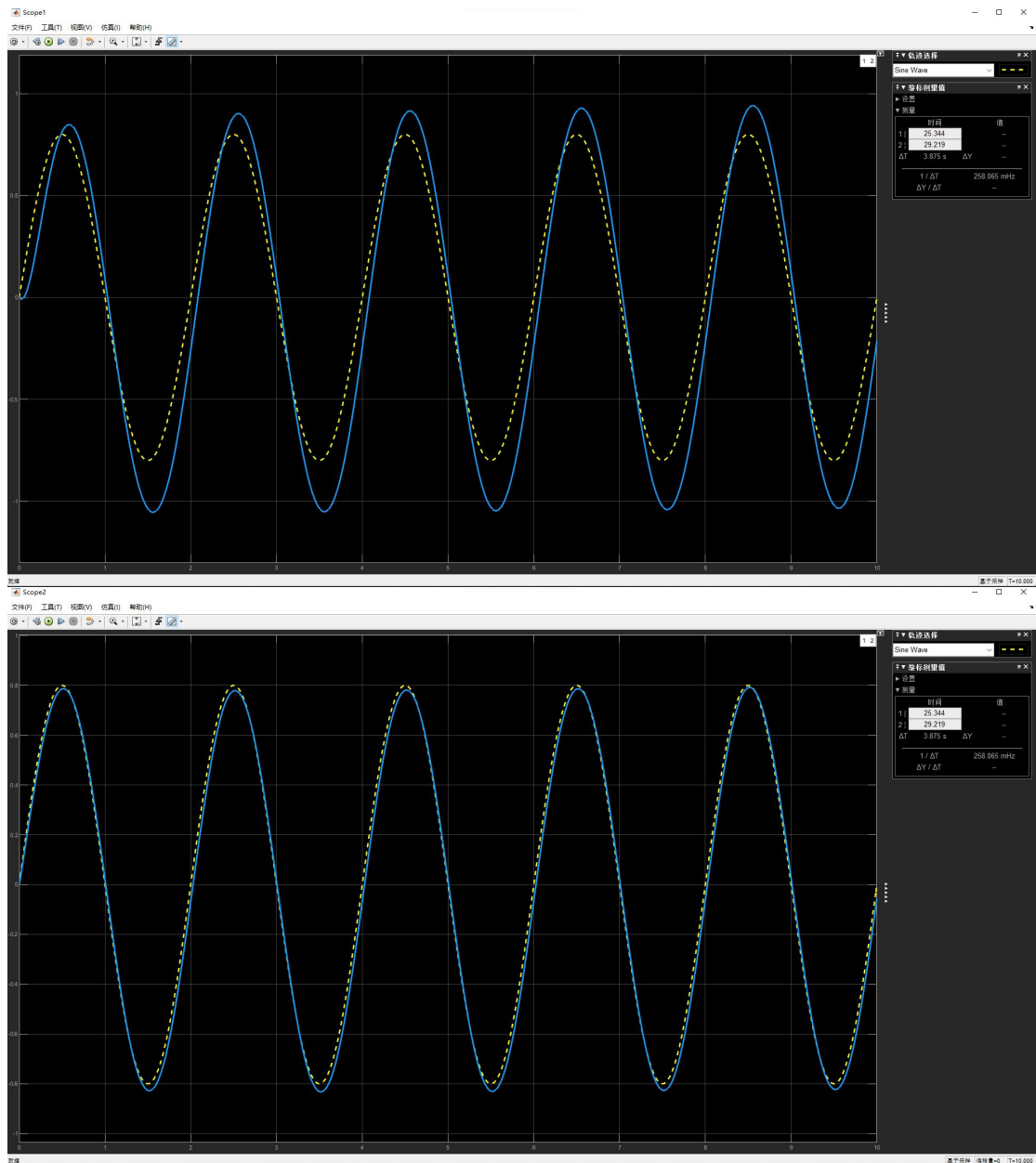


图 8 PID 控制器控制下的系统输出 黄虚-期望输出 蓝实-实际输出

## ZJU 2022 FALL 研究生课：智能控制 HW4 神经网络控制

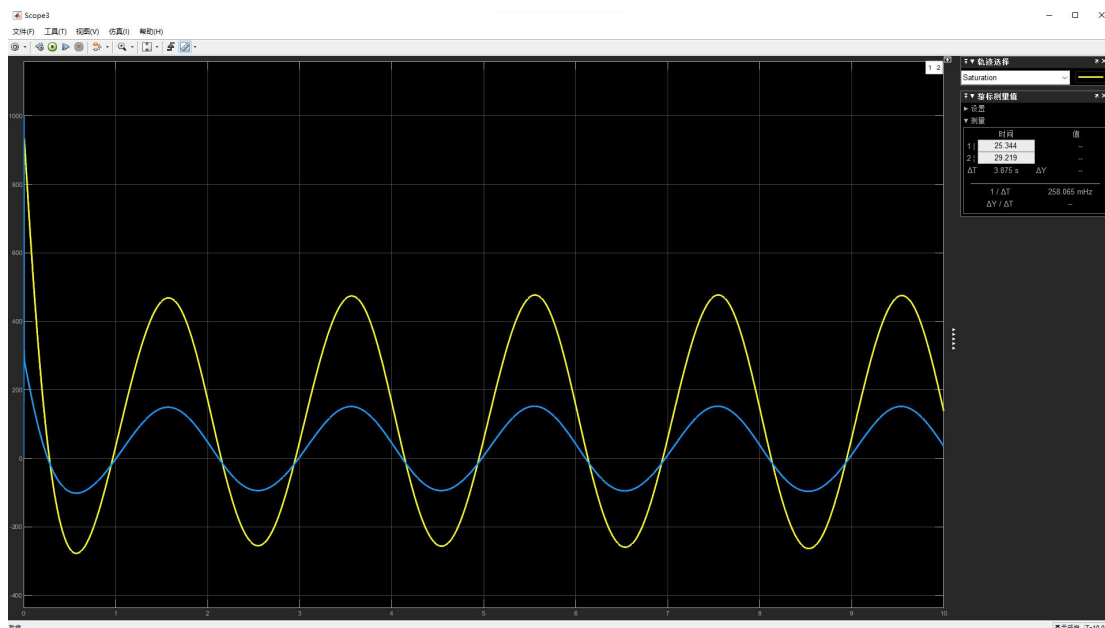


图 9 PID 控制器控制下两个关节的力矩输出 黄实-关节 1 力矩 蓝实-关节 2 力矩

脚本 EX2\_dataManagement.m 可以整理仿真数据为可用的数据集

之后可以使用神经网络拟合模块利用这一数据集训练神经网络

训练模型为单隐藏层，隐藏层节点数均为 20，训练得到模型的可以输出至 Simulink 模块作为控制器

(1) 在没有外界扰动的情况， $\tau_d(q, \dot{q}, t) = 0$ 。

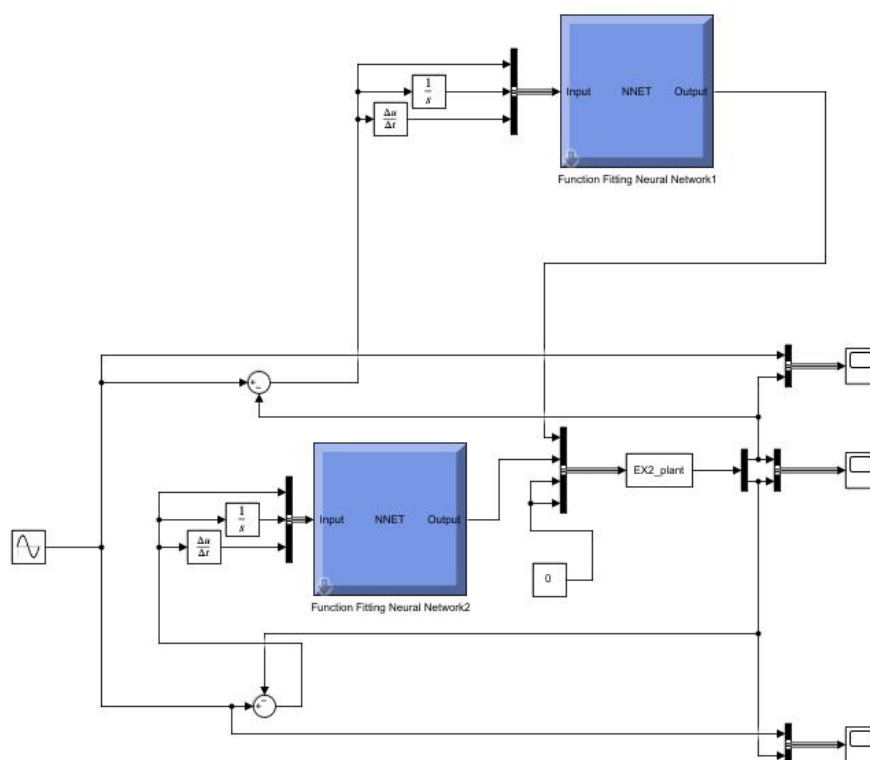


图 10 神经网络控制系统无干扰仿真模型



## ZJU 2022 FALL 研究生课：智能控制 HW4 神经网络控制

在没有干扰的情况下，上述系统控效果为：

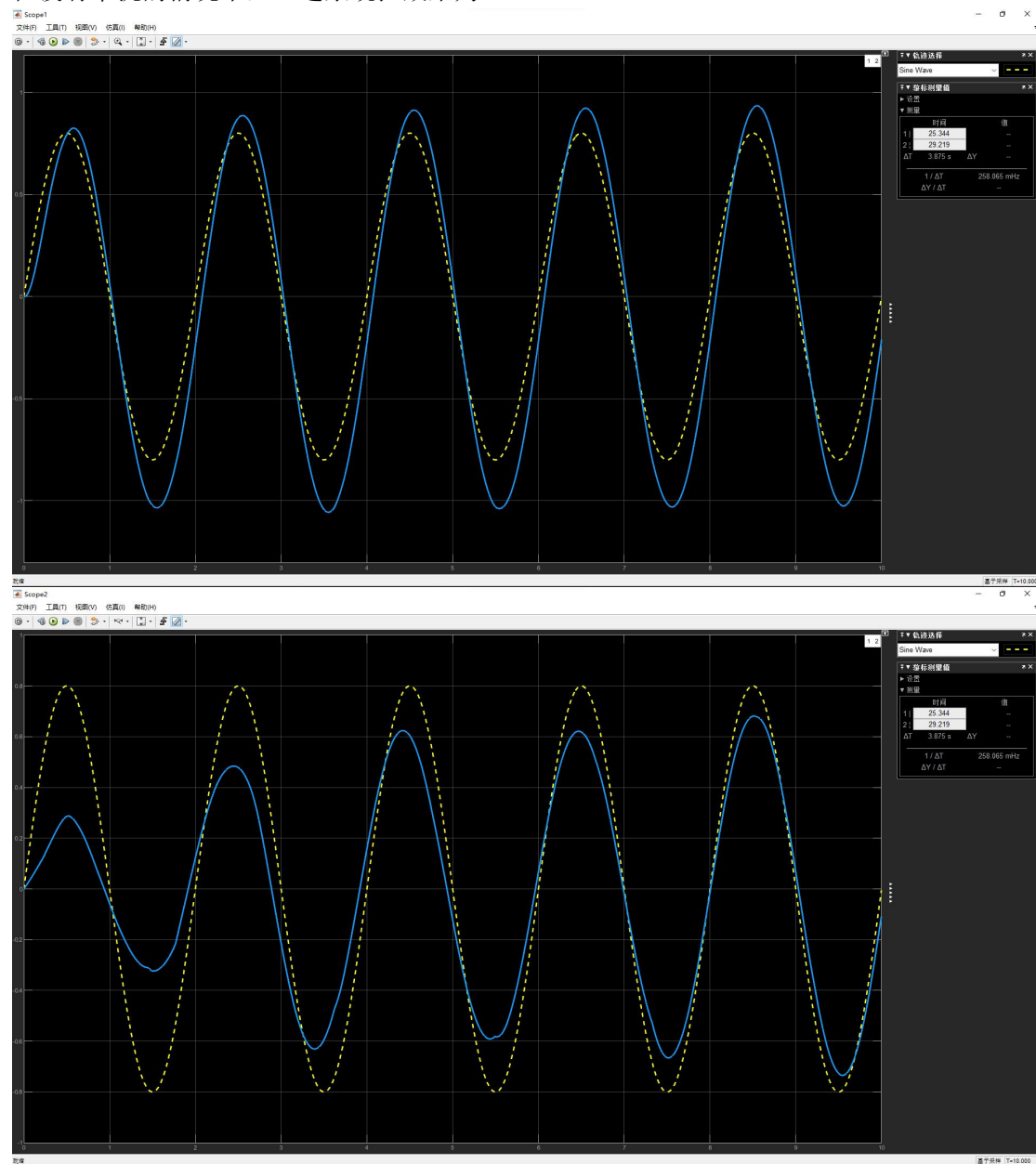


图 11 神经网络控制器控制下的系统输出 黄虚-期望输出 蓝实-实际输出



## ZJU 2022 FALL 研究生课：智能控制 HW4 神经网络控制

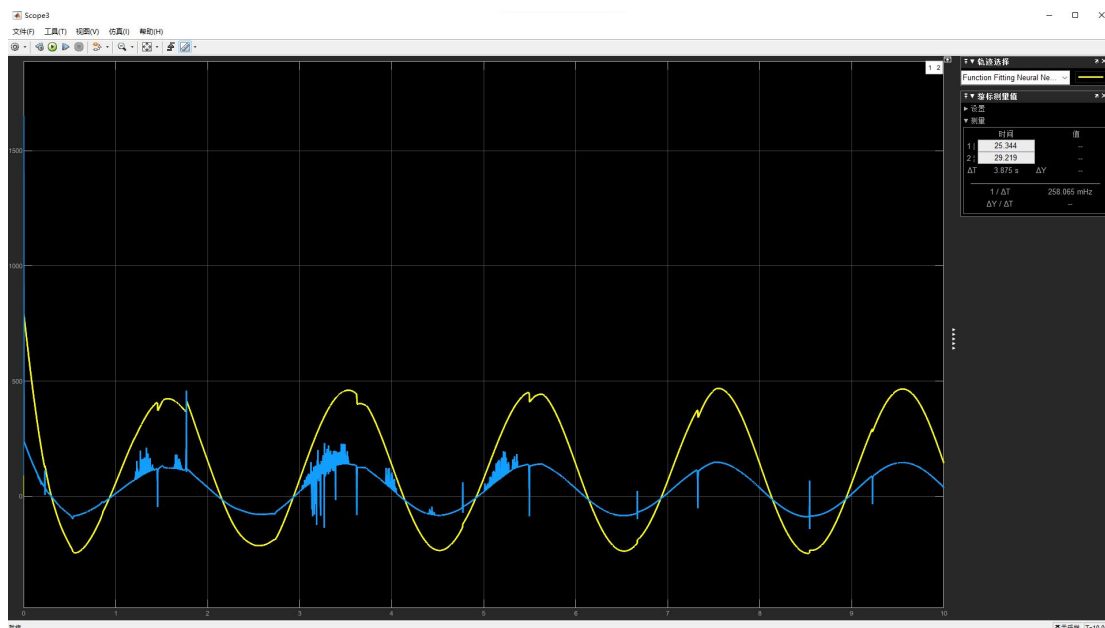


图 12 神经网络控制器控制下两个关节的力矩输出 黄实-关节 1 力矩 蓝实-关节 2 力矩

相比之下，从系统输出可以看出，关节 1 的神经网络控制效果和 PID 控制基本一致令人比较满意，关节 2 瞬态响应过程时间相对较长，并不是十分理想。从控制器力矩输出来看，神经网络控制器与 PID 控制器相比整体区别不大，但关节 2 控制器输出存在很多不稳定的突变也影响了关节 1 控制器的输出，关节 2 控制器在控制过程开始时的极限值也略大于 PID 控制器设制的饱和值，但对整体响应影响不大。

$$(2) \text{ 在存在外界扰动的情况, } \tau_d(q, \dot{q}, t) = \begin{pmatrix} 30 \cos(\pi t) \\ 60 \cos(\pi t) \end{pmatrix}。$$

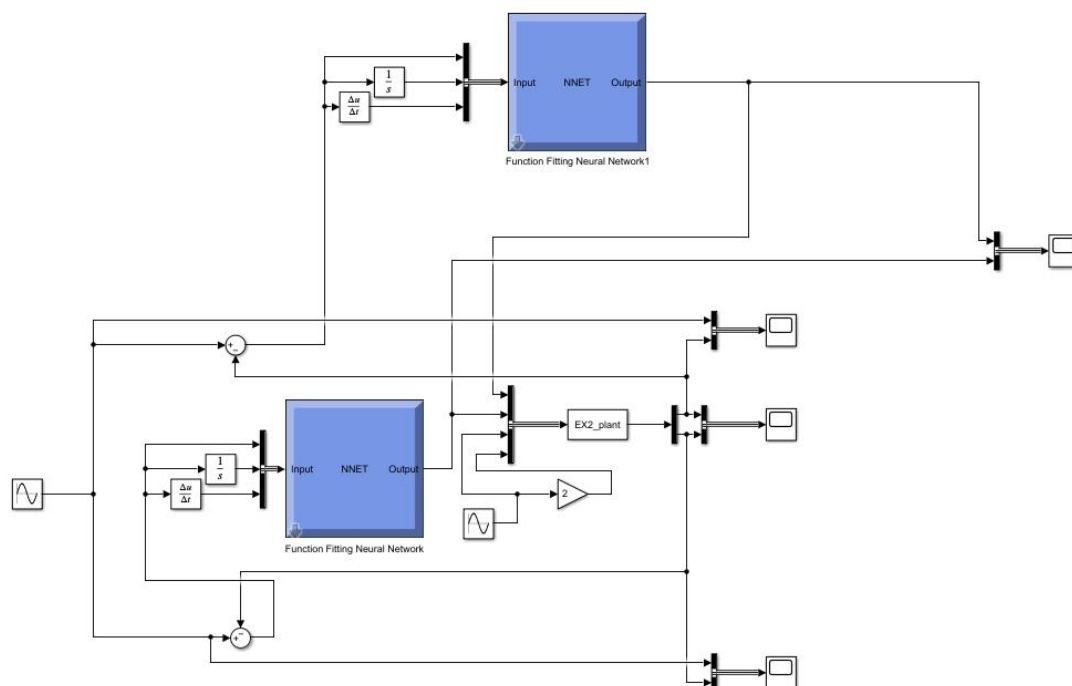


图 13 神经网络控制系统无干扰仿真模型 见 EX2\_Simu\_NNController.slx

## ZJU 2022 FALL 研究生课：智能控制 HW4 神经网络控制

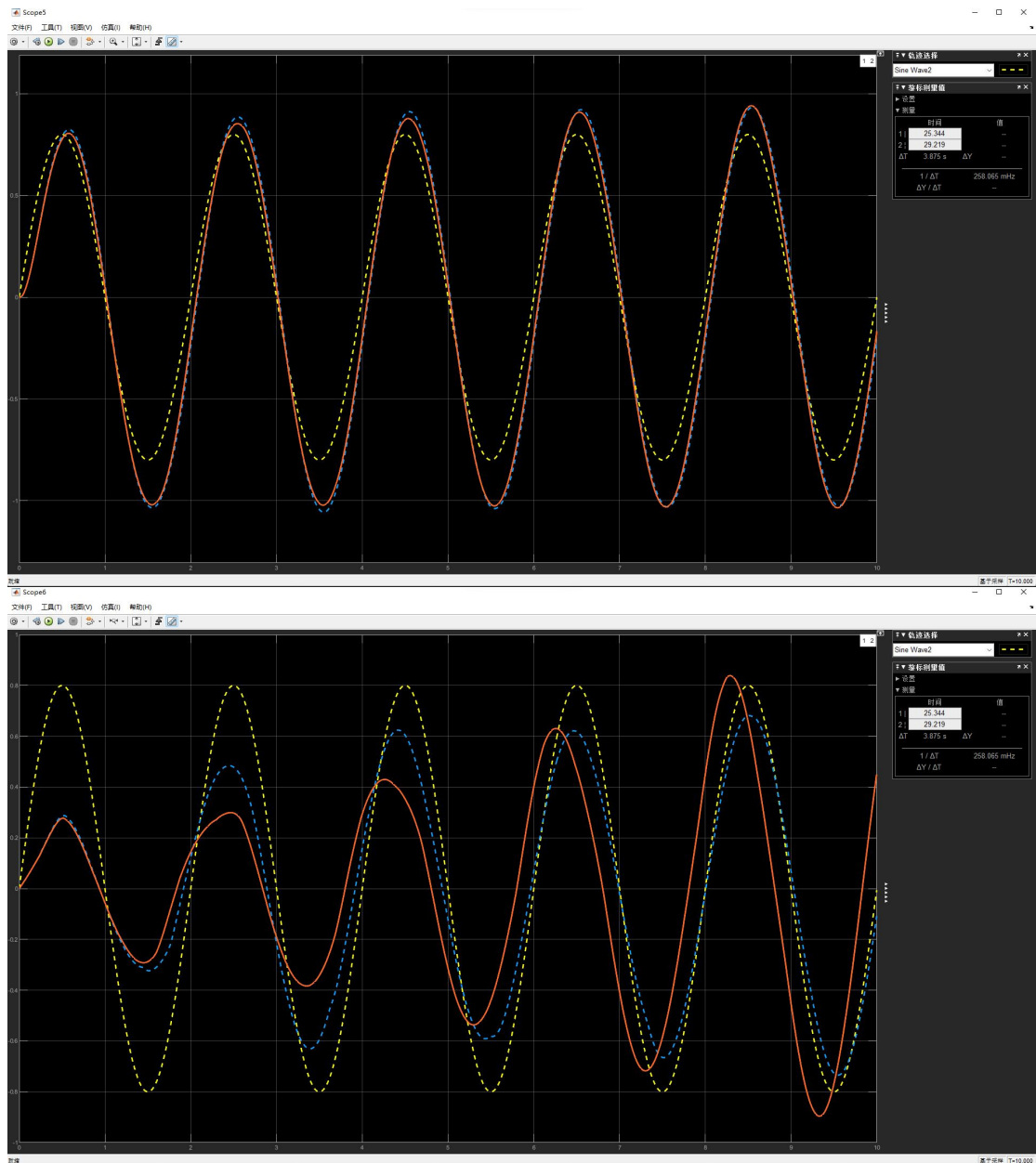


图 14 神经网络控制器控制下系统输出 黄虚-期望输出 蓝虚-无干扰输出 橙实-有干扰输出

## ZJU 2022 FALL 研究生课：智能控制 HW4 神经网络控制

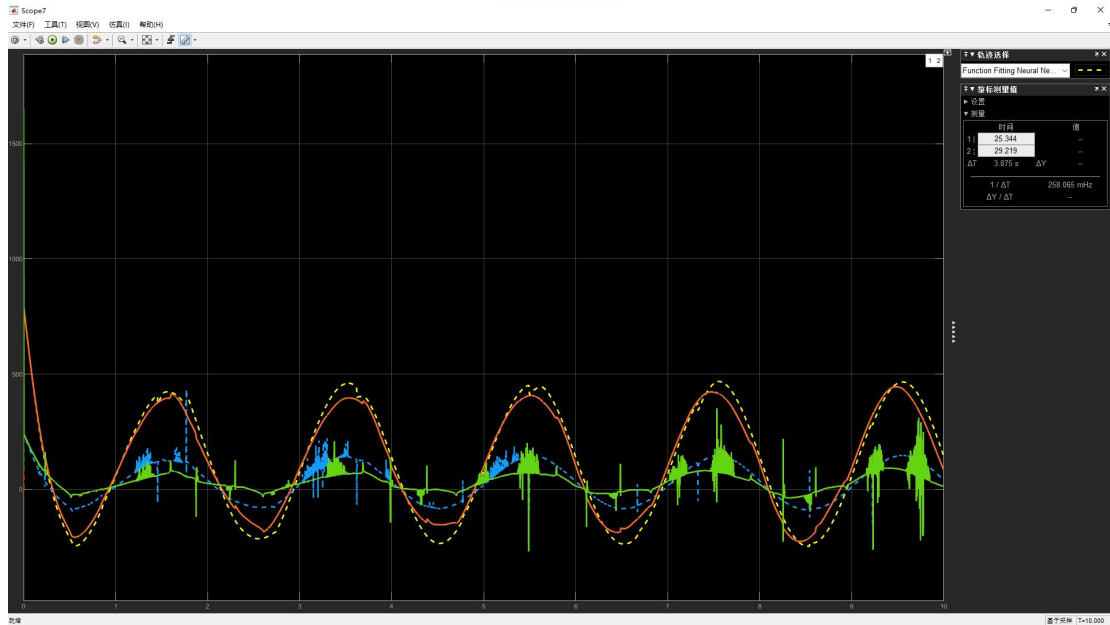


图 15 神经网络控制器控制下两个关节的力矩输出 黄虚-无干扰关节 1 力矩 蓝虚-无干扰关节 2 力矩 橙实-有干扰关节 1 力矩 绿实-有干扰关节 2 力矩

相比之下，从系统输出来看，干扰力矩并没有给关节 1 的输出产生明显影响，但是却明显使得关节 2 的暂态过程时间增加并产生了一个提前相位。从力矩输出来看，干扰力矩整体上减少了控制器力矩输出。