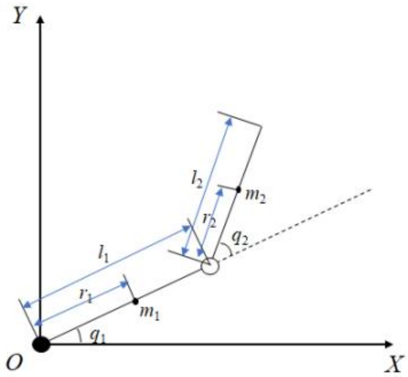
智能控制报告

4.神经网络辨识

3220101111 洪晨辉

一、问题分析

神经网络辨识是一种利用神经网络技术对动态系统进行建模、分析和特性预测的方法。其主要目的是通过神经网络对未知系统的输入和输出数据进行学习，建立一个能够准确反映系统行为的数学模型。具体来说，它是一种基于数据驱动的系统辨识方法，尤其适用于复杂、非线性、难以用传统方法描述的系统。本报告力图为一典型的非线性系统（机械臂）建立神经网络辨识模型，以解决该类难以建模的分析预测任务。



如上，考虑一简单的 RR 机械臂，其经典的动力学方程表示有：

$$\boldsymbol{M}(q)\ddot{q}+\boldsymbol{C}(q,\dot{q})\dot{q}+\boldsymbol{G}(q)=\boldsymbol{\tau}$$

其中，三矩阵数据由机械臂固有参数指定：

h1	0.0308
h2	0.0106
h3	0.0095
h4	0.2086
h5	0.0631
g	9.81

分别等于：

$$\boldsymbol{M}(q)=\begin{pmatrix} h_1+h_2+2h_3\cos q_2 & h_2+h_3\cos q_2 \\ h_2+h_3\cos q_2 & h_2 \end{pmatrix}$$

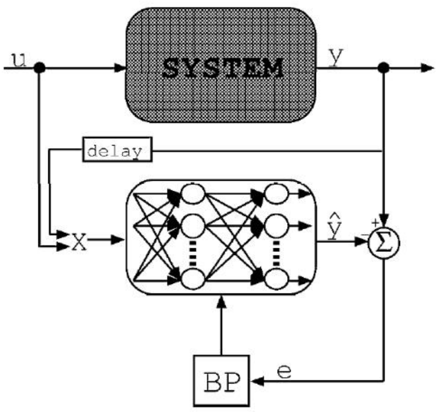
$$\boldsymbol{C}(q,\dot{q})=\begin{pmatrix} -h_3\sin q_2\dot{q}_2 & -h_3\sin q_2(\dot{q}_1+\dot{q}_2) \\ h_3\sin q_2\dot{q}_1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{G}(q)=\begin{pmatrix} h_4 g\cos q_1+h_5 g\cos(q_1+q_2) \\ h_5 g\cos(q_1+q_2) \end{pmatrix}$$

此类非线性模型明显难以描述，为神经网络辨识方法张本。

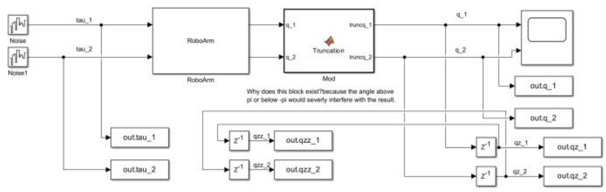
二、算法设计

本例利用多层静态神经网络进行系统辨识。具体地，采用串并联模式，将力矩$\boldsymbol{\tau}$、当前时刻角度$\boldsymbol{q}(k)$及之前的$\boldsymbol{q}(k-1)$，$\boldsymbol{q}(k-2)$输入神经网络（因为本例的系统动力学方程显然是二阶的），预测得下一时刻之角度$\boldsymbol{q}(k+1)$。结构如下：

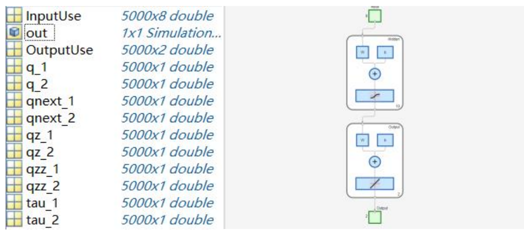


当然，此报告为网络简洁性，抛弃了反向传播层，以便更好检验神经网络能力。

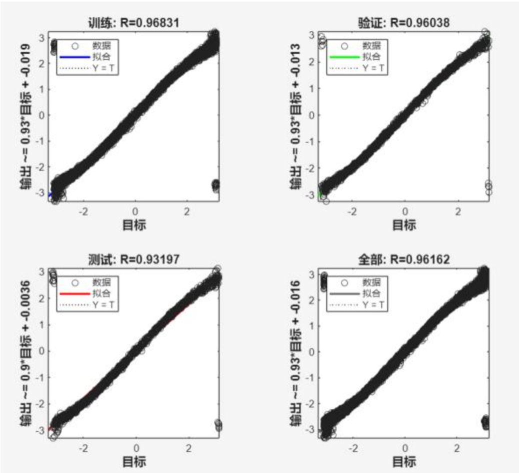
为在 Simulink 中实现辨识任务，首先需得到真实动力学方程组成的系统的数据。通过给予模型特定功率的白噪声的方法，得到输入、输出数据



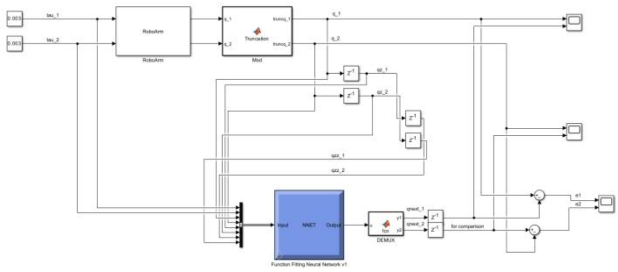
合成输入（八特征）、输出（二特征）数据集，进行训练：



例如，5000 组数据，经由 Levenberg-Marquardt 法训练具有十层隐藏层的简单神经网络，得到如下尚可的训练结果：

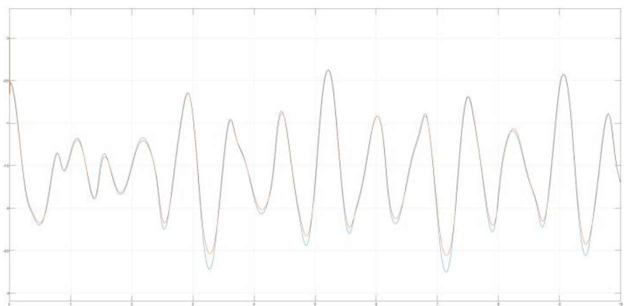


并最终给予训练得的神经网络与真实系统相同输入，比对两者输出，以验证训练结果。

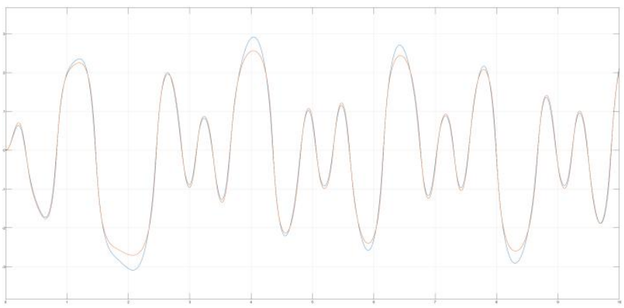


三、结果表现

以二中所训练得到的神经网络与系统进行对比，首先设置$\boldsymbol{\tau} = (0.003,0.003)^T$，且角度初值为$\boldsymbol{q}(\mathbf{0}) = (-\frac{\pi}{6},0)^T$，其角度曲线对比为：

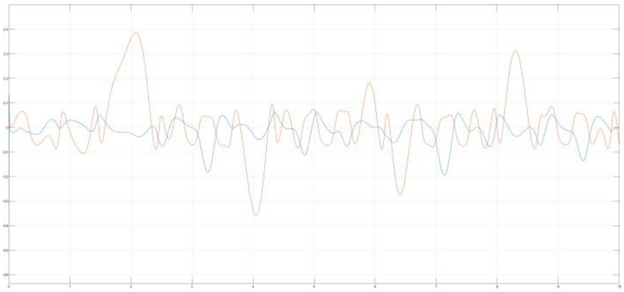


q_1



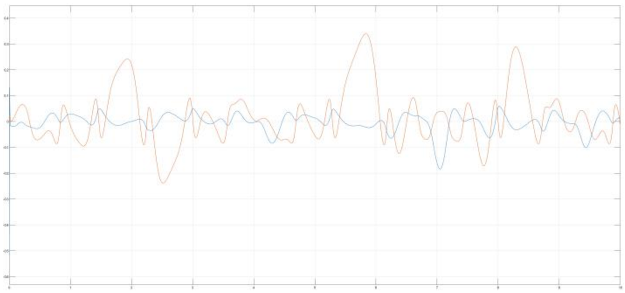
q_2

其曲线令人惊异地符合。误差为：



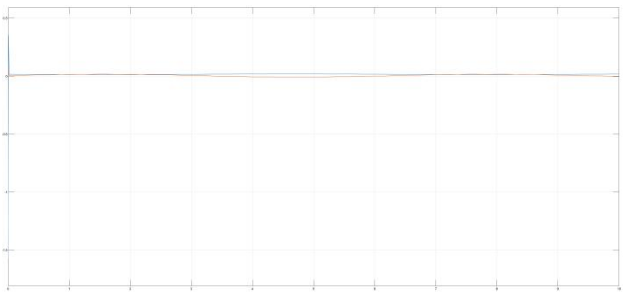
其误差最大值约有 22°，显然为角度较大之部分数据集较少之故。

改换输入，使得$\boldsymbol{\tau} = (0.008,0.003)^T$，其符合的也较好，尽管同样的问题仍然存在。



误差

尝试别的情况。将输入改为正弦（譬如，$\boldsymbol{\tau} = (0.004\sin t\,, 0.06\sin t\,)^T$），角度初值改为$\boldsymbol{q}(\mathbf{0}) = (-\frac{\pi}{2},0)^T$。得到误差：



近乎消失。两者除有部分波动外，几乎完全一致。至此，可基本认为，神经网络成功完成了辨识任务。

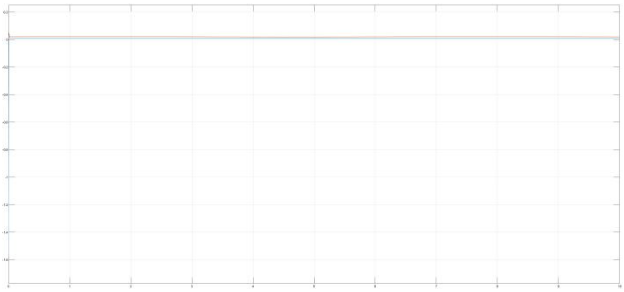
四、后记——神奇问题

...吗？事实上，该方案仍然有不完满的地方。

1. 角度大时，较大的误差

这基本上可认为为此部分数据集缺失导致。解决方法较为简单，增加数据集。事实上，如果数据足够多，理论上可以处理各种边界情况。这里简单地增加了一组通过改变噪声功率而得的数据，训练成新的神经网络，再次验证正弦的情况，得到误差

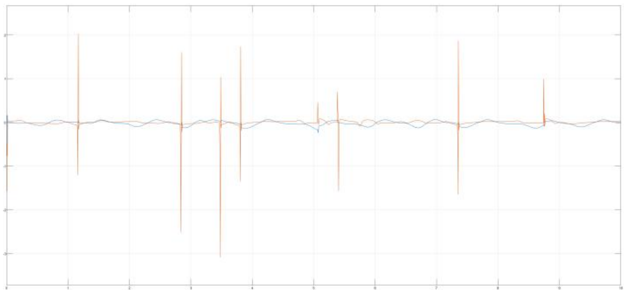
如下：



波动完全消失。此效果得到倍增。

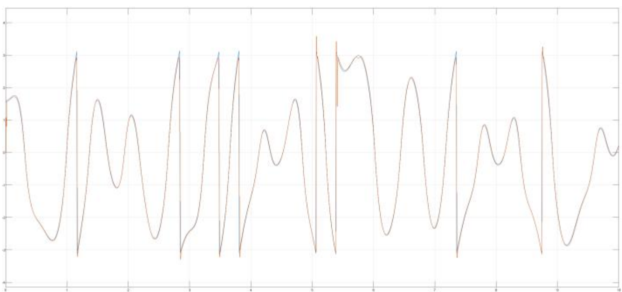
2. 奇怪的尖峰

增大阶跃输入！改$\boldsymbol{\tau} = (0.1,0.05)^T$，初始值为$\boldsymbol{q}(\mathbf{0}) = (-\frac{\pi}{6},\frac{\pi}{2})^T$，理论上差别不会太大，对吧？



……

这些尖刺产生在角度越过π，产生天地突变时。但其实，当我们拉出其角度变化曲线对比图时，发现就形状而言，其差别并不算太大。这说明其尖峰为单个值输出未跟上总体曲线的结果。



为什么输出有突变？这是人为干预的结果。在数据采集阶段时，理论上角度只会采集到$[-\pi,\pi)$的结果。然而，在系统方程实际求解时，角度基于连续性会偏离该定义域，来到其之外，而这完全合理($\pi + \theta = -\pi + \theta$)。因此，需要将数据手动处理至该定义域中，是而出现天地突变。这类数据会较为污染神经网络训练的结果，从而出现“跟不上”这一问题。尽管喂一些尖峰会达到更好的效果，但更优的解决方案是抛弃这一训练模式，直接输入原始数据进行处理。