基于微分神经网络的混动变速器离合器及液压系统模型降阶方法研究

石兴磊　杨磊　张安伟　周文太　贾院　陈毅

（广州汽车集团股份有限公司汽车工程研究院，广州 511434）

【欢迎引用】石兴磊，杨磊，张安伟，等．基于微分神经网络的混动变速器离合器及液压系统模型降阶方法研究[J]．汽车文摘，2026(4)：17-22.

【Cite this paper】SHI X L, YANG L, ZHANG A W, et al. Research on Model Order Reduction Applied on Clutch and Hydraulic System of Hybrid Electric Vehicles' Transmission Based on Differential Neural Network[J]. Automotive Digest (Chinese), 2026(4): 17-22.

【摘要】为了提高混合动力变速器离合器和液压系统模型的计算速度，采用神经微分方程（NODEs）对物理模型进行降阶。首先，利用伪随机数方法生成模型输入并获得仿真结果。随后，提取系统状态变量的时间序列数据作为样本训练神经微分方程模型。物理模型和NODEs模型的比较结果表明，后者具有出色的精度和泛化能力，并显著提升计算速度。

关键词：模型降阶；微分神经网络；液压系统；离合器；混合动力汽车

中图分类号：U462.3　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19822/j.cnki.1671-6329.20240132

Research on Model Order Reduction Applied on Clutch and Hydraulic System of Hybrid Electric Vehicles' Transmission Based on Differential Neural Network

Shi Xinglei, Yang Lei, Zhang Anwei, Zhou Wentai, Jia Yuan, Chen Yi

(Guangzhou Automobile Group Co., Ltd. Automotive Research and Design Center, Guangzhou 511434)

【Abstract】 To enhance the computational speed of the hybrid transmission clutch and hydraulic system model, this paper employs the Neural Ordinary Differential Equations (NODEs) to reduce the order of the physical model. Initially, a pseudo-random number method is utilized to generate model inputs and obtain simulation results. Subsequently, the time-series data of system state variables are extracted as samples to train the NODEs model. The comparison between the physical model and the NODEs model reveals that the latter possesses excellent precision and generalization capabilities, significantly enhancing computational speed.

Key words: Model order reduction, Differential neural network, Hydraulic system, Clutch, Hybrid electric vehicles

0　引言

模型降阶是一种旨在降低模型计算复杂度或存储需求，同时确保其在容许误差范围内保持期望保真度的技术[1]。该技术被广泛应用于加速系统级仿真、硬件在环仿真以及虚拟传感器开发中。

动态系统建模方法主要分为3类：黑盒模型、灰盒模型及白盒模型[2]。白盒模型基于物理机理建立完备的微分方程模型，运行机理完备，要求对复杂的物理系统深刻的理论分析。因此，该建模方法需要强大的专业知识及理论背景，且得到的物理模型运算速度慢，无法做到在控制器上进行实时计算。黑盒模型基于时序变量预测算法，利用测试或仿真数据生成模型。其内部运行机理未知，可以在无法利用物理原理构建模型时发挥优势。黑盒模型的内部参数不存在物理意义，且需要使用覆盖全面的工况数据训练模型，提升模型泛化能力。灰盒模型介于白盒和黑盒之间，针对一个动态系统的部分模块使用黑盒方法降阶加速，其他的模块保持物理原理建模特性，从而在计算速率与物理可解释性之间

取得平衡。

神经微分方程(Neural Ordinary Differential Equations, NODEs)是一种基于数据驱动的灰盒降阶建模方法[3]。其核心思想是使用神经网络来近似描述系统隐藏状态变量的微分方程,并用黑箱微分方程求解器计算网络输出。该方法具备内存效率高、支持自适应计算、连续标准化流等优点,适用于监督学习、密度估计、时间序列建模等应用场景。

本文采用微分神经网络方法对某插电式混合动力汽车离合器及液压系统的物理模型进行降阶。首先,采用伪随机数方法生成模型输入仿真模型得到仿真计算结果。然后,提取系统状态变量时序数据作为训练数据输入微分神经网络模型进行训练。最后,将实测转速控制曲线分别输入至物理模型和训练完成的微分神经网络模型,并记录计算结果进行对比,用以验证微分神经网络模型的预测精度和泛化能力。

1 离合器及液压物理模型

串并联式混动系统既能优化发动机燃油经济性,也具备保证高效传输的优势,是目前最主流的混合动力构型之一。在该系统中,离合器及液压系统是实现串、并联模式切换的关键部件,其动态特性直接影响整车行驶的平顺性与驾驶品质[4-5]。因此,对液压系统及离合器进行精确建模方法,对于整车开发前期的控制策略设计以及满足液压系统性能要求具有重要意义。本章以某型号混动变速器的液压系统为例,基于AMESim软件建立离合器及液压系统物理模型,并通过对比仿真结果与试验数据验证模型的准确性。

1.1 液压系统

混动变速器中用于控制换挡部分的液压系统原理如图1所示。系统主要由离合器、活塞、复位弹簧、控制油泵、液压油滤清器及储油腔等部件组成。通过控制油泵的旋转方向,实现离合器的接合与分离。

当控制油泵正向旋转时,油泵从变速器油底壳吸油。液压油经滤清器过滤后,在流经节流孔时产生压力,进入离合器活塞腔。随着活塞腔逐渐被液压油填充,活塞与摩擦片、钢片之间的轴向间隙(空行程)被消除,活塞腔内部压力迅速上升至目标压力值,从而压紧摩擦片与钢片,完成离合器的接合过程。

当控制油泵反向旋转时,油泵从离合器活塞腔吸油,并将其排回油底壳。直到离合器活塞腔内部残余油液排空,活塞被复位弹簧推回初始位置,摩擦片与钢片之间恢复间隙,液压离合器分离完成。

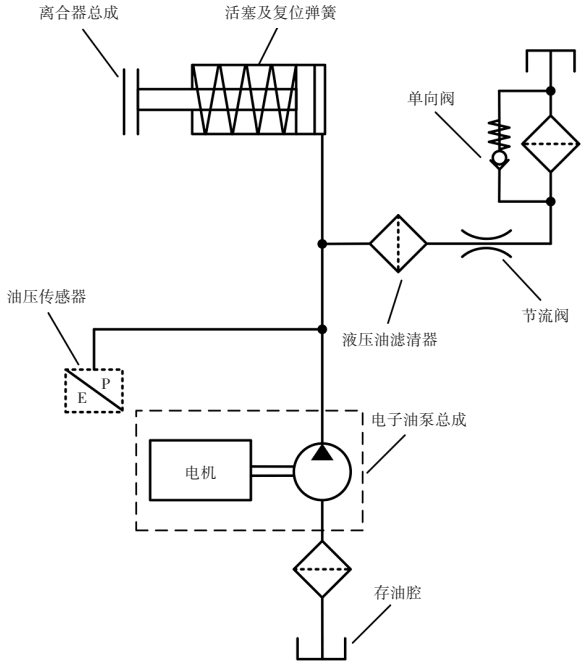


图1 混动变速器的液压系统原理

1.2 离合器与液压系统仿真模型

基于上述液压系统原理,首先对控制油泵、液压离合器结构特征与工作原理进行分析,然后基于AMESim仿真软件进行液压系统建模,实现离合器充油、放油,液压系统仿真模型如图2所示。

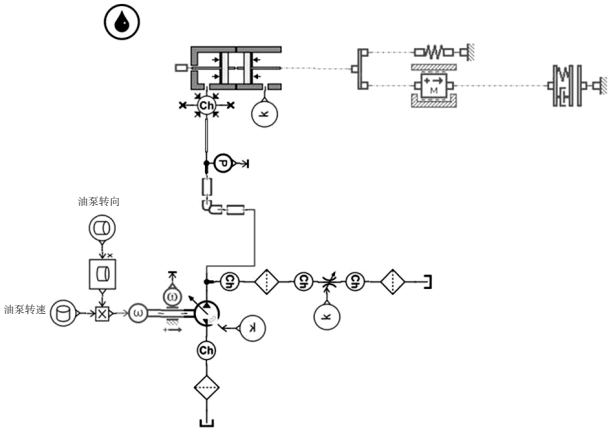
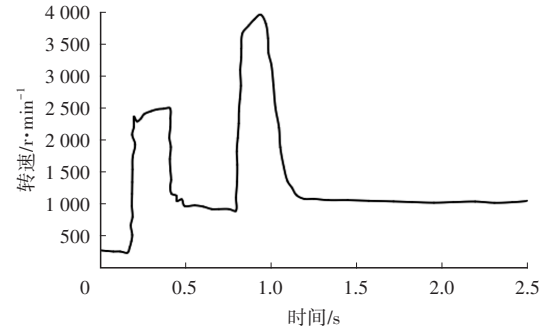
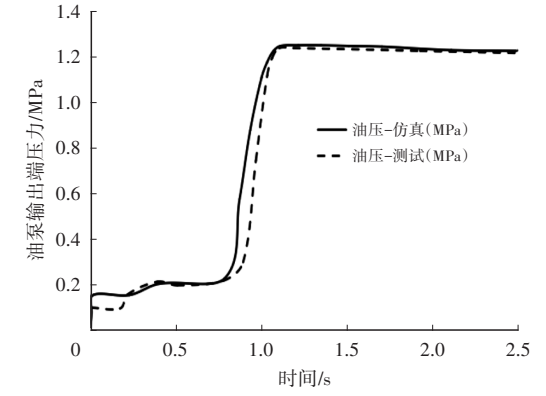


图2 混动变速器的液压系统仿真模型

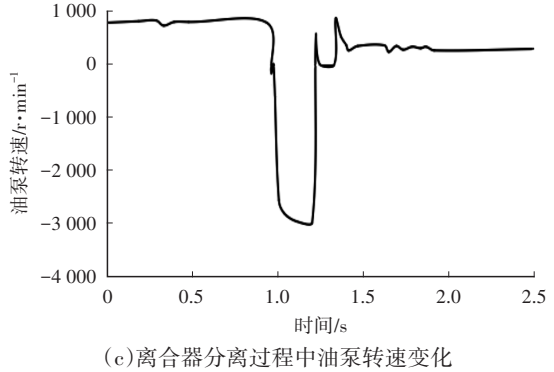
为验证仿真模型的精度,以试验过程中的油泵转速变化数据作为仿真输入,利用图2所示模型计算得到活塞腔的油压仿真结果,并与试验过程中油压传感器采集到的压力变化数据进行对比。如图3所示,仿真结果与测试结果的油压变化曲线趋势一致,说明仿真模型能够精确计算离合器动态过程的压力,具有较高的精度。



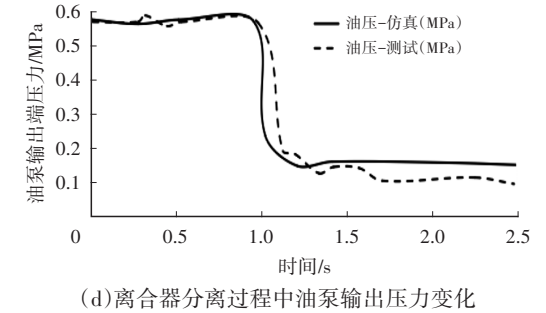
(a)离合器结合过程中油泵转速变化



(b)离合器结合过程中油泵输出压力变化



(c)离合器分离过程中油泵转速变化



(d)离合器分离过程中油泵输出压力变化

图3　模型仿真结果与试验结果对比

2　基于微分神经网络算法的模型降阶

基于实际液压和机械系统原理,搭建了精度可靠的液压离合器控制模型,可以精确计算离合器动态过程各内部量的变化,进而能够分析液压系统及离合器硬件物理性能,并进行软件控制策略虚拟功能验证与参数标定。然而,若将该模型用于硬件在环(Hardware-in-the-Loop, HiL)仿真或部署至控制器硬件以实现虚拟传感功能,其计算速率难以满足实时性要求[6-7]。

因此,本章对上述基于AMEsim仿真平台搭建的离合及液压系统物理模型进行降阶,在保证计算精度的前提下提升仿真速度。具体方法如下:首先,采用伪随机数方法生成模型输入仿真模型得到仿真计算结果;然后,提取系统状态变量时序变化数据作为样本输入微分神经网络模型进行学习训练,得到降阶模型。

2.1　离合器及液压系统状态空间方程

根据现代控制理论,多数物理系统可由一阶矩阵微分方程描述(即状态方程)[8],其表达了各状态分量之间随时间的相互的以及受控制输入的影响信息,具体为:

$$\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{X}}{\mathrm{d}t}=F(\boldsymbol{X}(t),\boldsymbol{U}(t),\alpha) \tag{1}$$

式中:$\boldsymbol{X}(t)$,$\boldsymbol{U}(t)$,α分别表示控制系统的状态、输入变量以及内部参数。

为应用微分神经网络方法对离合器及液压系统进行建模,首先需要分析该系统状态空间的状态量和输入,建立黑盒状态空间模型。将液压系统模型表示为状态空间框图,如图4所示。

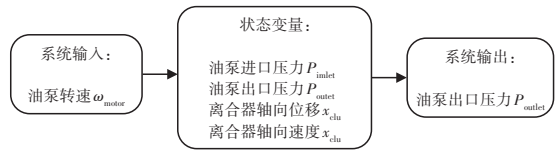


图4　液压系统状态空间示意

由图4可知,为准确描述离合器和液压回路系统工作状态,状态空间表达式应该包含4个状态变量,即:电子油泵进出口压力,离合器主动盘轴向位移及速度,它们的变化受系统输入油泵转速控制。以微分方程组形式描述系统状态空间。

$$\begin{cases}\dfrac{\mathrm{d}P_{op_inlet}}{\mathrm{d}t}=f_1\left(P_{opinlet}(t),P_{opoutlet}(t),x_{clu}(t),v_{clu}(t),\omega_{motor}(t)\right)\\ \dfrac{\mathrm{d}P_{op_inlet}}{\mathrm{d}t}=f_2\left(P_{opinlet}(t),P_{opoutlet}(t),x_{clu}(t),v_{clu}(t),\omega_{motor}(t)\right)\\ \dfrac{\mathrm{d}P_{op_inlet}}{\mathrm{d}t}=f_3\left(P_{opinlet}(t),P_{opoutlet}(t),x_{clu}(t),v_{clu}(t),\omega_{motor}(t)\right)\\ \dfrac{\mathrm{d}P_{op_inlet}}{\mathrm{d}t}=f_4\left(P_{opinlet}(t),P_{opoutlet}(t),x_{clu}(t),v_{clu}(t),\omega_{motor}(t)\right)\end{cases} \tag{2}$$

式中:ω_{motor}为油泵电机转速,是整个动态系统的输入;$P_{opinlet}$、$P_{opoutlet}$分别为电子油泵进口压力和出口压力;x_{clu}、v_{clu}分别为离合器主动盘轴向位移及速度;f_1~f_4为描述系统各状态变量和对应导数间关系的函数。

使用矩阵函数$H(\boldsymbol{X},\boldsymbol{U})$替换$f_1$~$f_4$,可以将式(2)写

成矩阵形式：

$$\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{X}}{\mathrm{d}t}=H(\boldsymbol{X}(t),\boldsymbol{U}(t)) \tag{3}$$

其中，

$$\boldsymbol{X}(t)=(P_{\mathrm{opinlet}}(t),P_{\mathrm{opoutlet}}(t),x_{\mathrm{clu}}(t),v_{\mathrm{clu}}(t)) \tag{4}$$

$$\boldsymbol{U}(t)=\omega_{\mathrm{motor}}(t) \tag{5}$$

微分神经网络是神经网络和状态空间理论结合的产物，核心思想是用神经网络结构替代状态空间函数。因此，在微分神经网络方法中不用列写式(3)右侧导函数$H(\boldsymbol{X}(t),\boldsymbol{U}(t))$的详细表达式，只需要使用神经网络模型$NN(\boldsymbol{X}(t),\boldsymbol{U}(t),\boldsymbol{\theta})$替代，如图5所示。通过训练迭代神经网络参数阵列$\boldsymbol{\theta}$，可以使微分神经网络模型逐渐逼近物理模型输出。

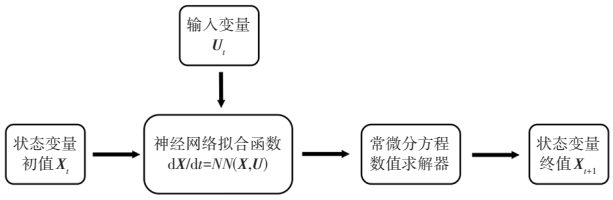


图5　微分神经网络原理

本文搭建的神经网络结构$NN(\boldsymbol{X}(t),\boldsymbol{U}(t),\boldsymbol{\theta})$，如图6所示，设置4层网络，其中隐藏层数为2，每个隐藏层均含96个神经元，输入层、隐藏层、输出层之间全连接，激活函数均采用tan函数。

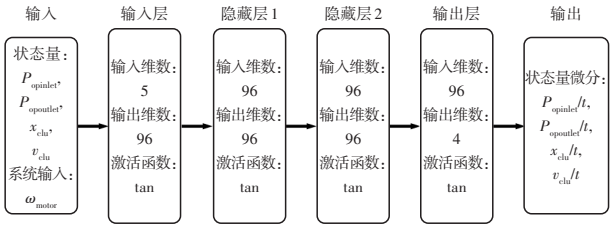


图6　神经网络结构示意

2.2　训练样本集生成

数据驱动的动态系统模型需要使模型训练中能够学习到尽可能多的工况，以提升模型泛化能力[2]。由物理模型描述可知，离合器及液压系统输入为电子泵转速ω_{motor}。因此，为获得全面的转速输入样本集，首先以转速变化量和转速稳定时间作为搜索变量，并设置变化范围及颗粒度，如表1所示。

表1　油泵转速样本集搜索变量

变量名	最大值	最小值	颗粒度
转速变化量/r·min^{-1}	4 000	−4 000	50
转速稳定时间/s	3	0.5	0.5

采用伪随机数生成器[9]，基于2个搜索变量生成500个随机点，如图7所示。然后，设定转速初值为0 r·min^{-1}，最大值为6 000 r·min^{-1}，最小值为0 r·min^{-1}，进一步得到500 s转速控制曲线，如图8所示。

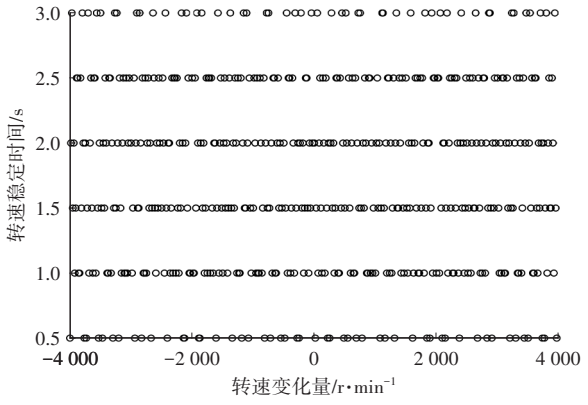


图7　油泵转速样本点

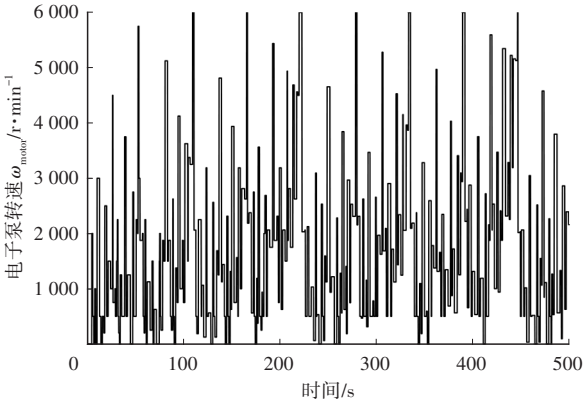


图8　油泵转速输入变化曲线

最后，将转速变化曲线输入图2所示仿真模型，仿真输出结果时间步长设定为0.1 s，计算各状态量随时间变化的曲线如图9所示。

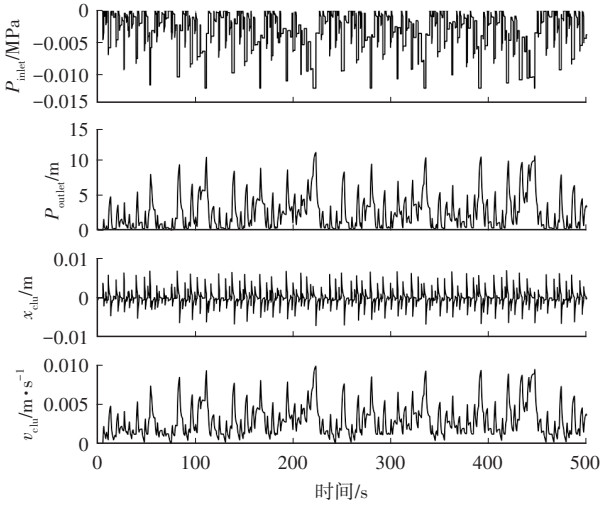


图9　系统状态量变化曲线

2.3　神经网络参数训练

在微分神经网络算法中，传统神经网络的残差连接被替换成了常微分方程，通过微分方程数值求解器求解该常微分方程，并将输出状态代入损失函数，再计算相应的损失函数梯度，损失函数如式(6)所示[3,10]。

$$L(\boldsymbol{X}(t_1)) = L\left(\boldsymbol{X}(t_0) + \int_{t_0}^{t_1} NN(\boldsymbol{X}(t'),\boldsymbol{U}(t'),\boldsymbol{\theta})\mathrm{d}t'\right) \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{X}(t)$为t时刻的状态变量；NN为微分神经网络函数；$\boldsymbol{\theta}$为网络参数，即网络层的权重和偏置。

本文使用伴随灵敏度方法计算梯度，为了最小化损失函数L，需要计算L关于网络参数$\boldsymbol{\theta}$的梯度$\partial L/\partial \boldsymbol{\theta}$。

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\theta}}(t_0) = -\int_{end}^{t_0} \mathrm{d}t' a(t) \frac{\partial f(\boldsymbol{X}(t'),t')}{\partial \boldsymbol{\theta}} \tag{7}$$

式中：伴随状态$a(t) = \partial L$，表示损失函数L依赖于状态量X的变化率。

从而，利用梯度下降法即可不断更新参数$\boldsymbol{\theta}$，最小化损失函数L，使$NN(\boldsymbol{X}(t),\boldsymbol{U}(t),\boldsymbol{\theta})$逼近状态空间导函数$H(\boldsymbol{X}(t),\boldsymbol{U}(t))$。

根据式(7)，利用MATLAB深度学习工具箱编写搭建微分神经网络模型及参数训练脚本，输入训练样本集(图7、图8)对网络模型进行训练。训练参数设定如表2所示。

表2　神经网络训练参数

参数名称	数值
样本数/个	500
学习率	0.005
最大迭代次数/次	300
批大小/个	200
参数标准化	True
预测时间长度/s	4
微分方程求解器	ODE45

启动迭代优化程序，完成后损失函数最小值为4.23，迭代过程如图10所示。

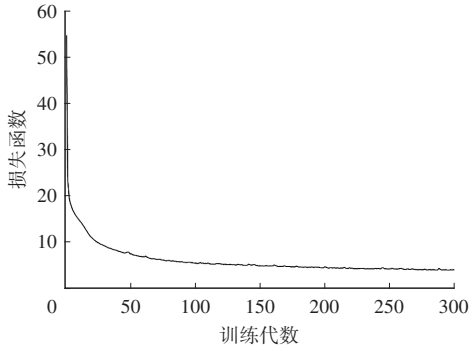
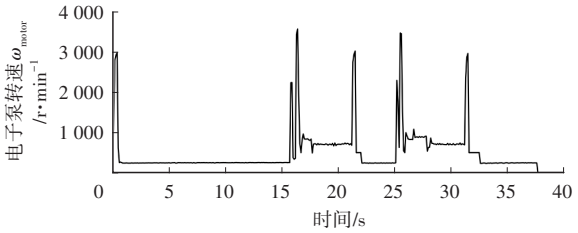


图10　模型训练过程损失函数变化

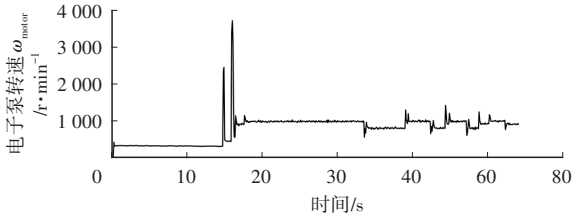
3　微分神经网络模型验证

3.1　模型精度验证

为验证模型的精度和泛化能力，选择了2条实测的转速控制曲线作为模型输入，如图11所示。



(a)试验工况1



(b)试验工况2

图11　试验工沉油泵转速输入曲线

将控制曲线分别输入AMEsim物理仿真模型和训练完成的神经网络模型，对比计算结果。如图12、图13所示，微分神经网络模型计算得到的物理值能够较准确地预测出物理仿真模型中状态量的变化趋势，说明微分神经网络模型具备较好的精度及泛化能力。

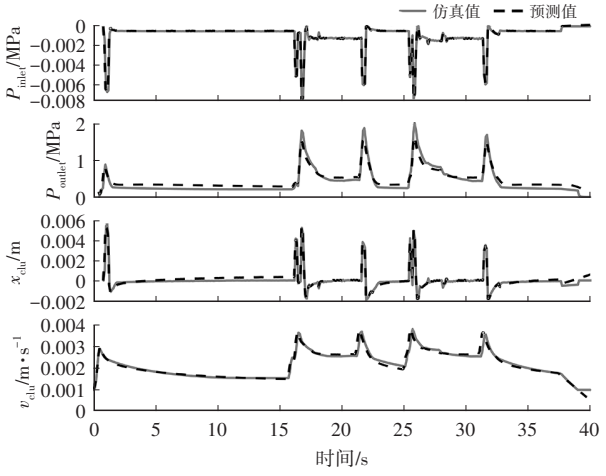


图12　工况1仿真与预测结果对比

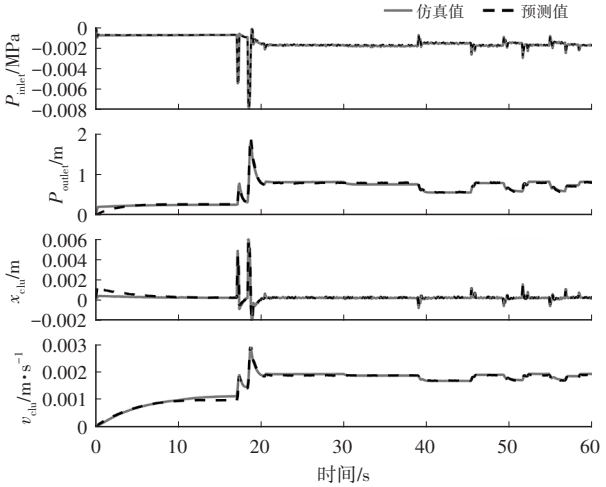


图13　工况2仿真与预测结果对比

3.2 计算速度

表3对比了物理模型和微分神经网络模型的耗时情况。相比物理模型，微分神经网络降阶模型使计算速度提升超70倍，每秒仿真运算对应的真实时间达到毫秒级，满足硬件在环仿真和虚拟传感器等应用的实时性要求。

表3 物理模型与降阶模型计算速度对比

工况	物理模型计算时间/s	降阶模型计算时间/s	速度提升/倍
工况1	89.247	1.234	72.32
工况2	116.985	1.533	76.31

4 结束语

为提升离合及液压系统物理模型的计算速度，采用微分神经网络方法进行模型降阶。利用伪随机数生成器得到控制转速输入至仿真模型计算，得到的系统状态变量仿真结果作为训练样本输入微分神经网络模型进行训练。为验证训练完成的微分神经网络模型性能，将实际转速控制曲线分别输入至物理模型和微分神经网络模型计算并记录结果进行对比。结果表明相微分神经网络模型能够准确地预测各状态量的变化，具备较好的精度及泛化能力。另一方面，模型每秒计算所需真实时间仅为毫秒级，计算速度相比物理模型显著提高。

参 考 文 献

[1] CLOUGH R W, WILSON E L. Dynamic Analysis of Large Structural Systems with Local Nonlinearities[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 1979, 17(1): 107-129.

[2] 刘文正, 张文嘉, 杨佳然, 等. 基于微分神经网络灰盒模型的信息物理系统虚拟建模[C]// 2021中国仿真大会论文集, 2021.

[3] CHEN R T Q, AMOS B, NICKEL M. Ordinary Differential Equations[M]// Mathematical Methods in the Earth and Environmental Sciences. Cambridge: Cambridge University Press, 2019: 289-405.

[4] VAN BERKEL K, VELDPAUS F, HOFMAN T, et al. Fast and Smooth Clutch Engagement Control for a Mechanical Hybrid Powertrain[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(4):1241-1254.

[5] 李华聪, 李吉. 机械/液压系统建模仿真软件AMESim[J]. 计算机仿真, 2006, 23(12): 294-291.

[6] 曾琪婷, 王超, 鲍日湧, 等. 基于自适应精度法的硬件在环仿真技术研究[J]. 交通工程, 2023, 23(3): 35-43.

[7] SHANG C, YANG F, HUANG D, et al. Data-Driven Soft Sensor Development Based on Deep Learning Technique[J]. Journal of Process Control, 2014, 24(3): 223-233.

[8] YUAN X. BP Neural Network Optimization Model Based on Nonlinear Function Transformation Approach[C]// International Conference on Intelligent Transportation. IEEE, 2015.

[9] 肖化昆. 系统仿真中任意概率分布的伪随机数研究[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(1): 4.

[10] 赖启平, 肖谭南, 李东晟, 等. 基于微分神经网络的风电机群低电压穿越特性建模[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(12): 2546-2556.

（责任编辑 **明慧**）