文章编号:1674-2974(2024)08-0155-10 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024186

基于混合模型的特种车辆转向泵马达性能评估

李乐 ,米雨欣 ,贾然 †
(北京信息科技大学 机电工程学院,北京 100192)

摘 要:为了实现转向泵马达运行性能的实时评估,首先构建了转向泵马达物理模型,该模型考虑了转向泵马达运行机理,通过求解泵马达外特性方程、液压回路平衡方程、内部流量计算方程等,实现内部不可测参数的初步评估与计算,进而获得各类参数对转向泵马达性能的影响机制.同时采用LSTM深度学习方法构建了转向泵马达数据驱动模型,学习并预测不同工况下转向泵马达容积效率的变化规律,并将其输入至物理模型形成转向泵马达性能评估混合模型,提高不同工况条件下转向泵马达性能评估的准确性及适用性.实例分析表明,该混合模型可实现复杂工况下转向泵马达高低压侧压力、流量、转速及转矩等参数的计算与评估,模型误差低于10%.

关键词:转向泵马达;混合模型;性能评估
中图分类号:TH137.31 **文献标志码**:A

Performance Evaluation of Special Vehicle Steering Pump Motor Based on Hybrid Model

LI Le, MI Yuxin, JIA Ran†
(Mechanical Electrical Engineering School, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: To realize real-time evaluation of the steering pump motor's operating performance, a physical model of the steering pump motor is firstly constructed in this paper, which considers the operating mechanism of the steering pump motor. By solving the pump motor's external characteristic equation, hydraulic circuit balance equation, and internal flow calculation equation, etc., the preliminary evaluation and calculation of the internal unmeasurable parameters can be realized. Then, the influence mechanism of various parameters on the performance of the steering pump motor is obtained. At the same time, LSTM deep learning method is used to build a data-driven model of the steering pump motor to learn and predict the variation rule of the volume efficiency of the steering pump motor under different working conditions. The volume efficiency is then input into the physical model to form a mixed model of steering pump motor performance evaluation, so as to improve the accuracy and applicability of steering pump motor performance evaluation under different working conditions. The example analysis shows that the hybrid

* **收稿日期**:2023-06-09
基金项目:国家自然科学基金资助项目(52175074), National Natural Science Foundation of China (52175074);国家"173"计划项目(MKF20210009);北京市教委科研计划科技一般项目(KM202311232006)
作者简介:李乐(1980—),女,河北张家口人,北京信息科技大学教授
† 通信联系人,E-mail:jiaran89@126.com

model can calculate and evaluate the internal and external parameters such as internal pressures, flow rate, speed and torque of the steering pump motor with high accuracy under complex working conditions, and the model error is less than 10%.

Key words: steering pump motor; hybrid model; performance evaluation

随着科技的进步和时代的变革,未来战场对特种车辆等高技术装备的可靠性要求越来越高.特种车辆作为陆战体系中关键的作战装备,其机动性是保证车辆战场存活的重要指标之一.转向泵马达作为特种车辆综合传动装置转向系统的关键部件,其工作状态的好坏直接决定了车辆的转向机动性能[1].同时,由于特种车辆运行工况复杂多变,建立适用于多种运行工况条件的转向泵马达性能评估模型,实现内部关键参数的计算与评估,有利于特种车辆转向系统健康状态评估、故障诊断与寿命预测等技术的发展[2-4].

国内外研究机构针对转向泵马达的性能评估模型构建及基于数据模型的工作性能预测方法开展了大量研究.高有山等[5]基于Simulation X软件建立了柱塞马达的机-液耦合动力学仿真模型,研究了导致柱塞马达压力脉动的内在机制,系统分析了不同参数对柱塞马达压力脉动程度的影响规律.其性能参数的误差值低于5%,得出了马达卸荷槽和腰形槽过渡区域有通流面积突变现象,容易产生局部压力脉冲现象的结论.许睿[6]构建了泵/马达机液耦合和摩擦学动力学耦合的系统模型,研究了压力脉动加剧、效率下降等性能退化现象的机理,提出柱塞泵效率下降的根本原因是油液有效体积弹性模量、库伦摩擦因数等系统参数的急剧变化等.

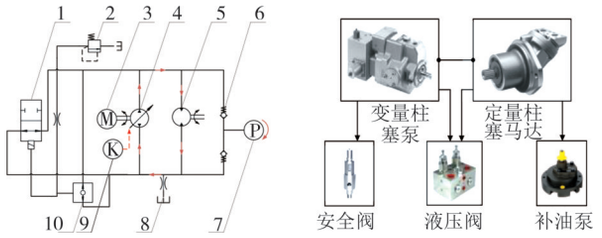
基于数据模型的工作性能预测法主要为统计理论法和神经网络法.其中神经网络法由于网络结构学习精度较高、算法清楚,同时具有非线性映射能力和优良的函数逼近特性,所以多被用于预测液压泵/马达的性能.魏晓良等[7]提出了一种结合长短时记忆(LSTM)和一维卷积神经网络(1D-CNN)的方法,对高速轴向柱塞泵的空化现象进行预测识别,试验结果表明该方法可以准确识别出4类不同的空化等级,准确率可达99%,具有良好的鲁棒性.崔建国等[8]结合长短时记忆(LSTM)神经网络和自回归积分滑动平均(ARIMA)模型建立了飞机液压泵性能趋势预测模型,提升预测精度的同时避免了陷入局部最小值的风险,效果明显优于单一的ARIMA与LSTM预测方法.

国内外学者构建转向泵马达性能评估模型时,主要针对稳态工况条件开展研究[9-11],通过建立转向泵马达动力学模型,采用稳态条件求解泵马达关键性能参数.然而,在变工况条件下,泵马达内部运行参数会发生复杂的变化,仅依靠单一的物理模型难以准确求解内部参数的变化规律,使得该类模型难以解决变工况条件下转向泵马达性能准确评估的问题[12].针对上述问题,本文提出构建转向泵马达性能评估混合模型,通过结合转向泵马达物理模型及基于深度学习方法的数据驱动模型,实现变工况条件下泵马达内部压力、流量和动态转矩等关键性能参数的实时评估,为其退化状态评估、故障诊断及数字孪生系统的构建奠定理论基础.

1 转向泵马达性能评估模型构建

1.1 转向泵马达结构及工作原理

本文研究的转向泵马达系统结构如图1(a)所示,主要由变量柱塞泵、定量柱塞马达、补油泵、溢流阀及多种液压阀组成.其工作原理如图1(b)所示,变量柱塞泵与定量柱塞马达形成闭式回路,当外部动力源带动柱塞泵输入轴转动时,柱塞泵进出油口分别形成低压侧及高压侧,两侧形成的压力差为马达输出轴转动提供动力,并将动力输出至车辆两侧转向轮,实现车辆的转向功能.当柱塞泵输入轴转动方向发生变化时,高低压侧随之进行自主切换,实现车辆不同方向的转向.



(a)工作原理图　　(b)系统结构图

1.开关阀; 2.高压溢流阀; 3.电机输入转速; 4.变量泵; 5.定量马达; 6.补油单向阀; 7.补油泵压力; 8.润滑流量; 9.转向操纵信号; 10.液压梭阀.

图 1　转向泵马达结构原理图

Fig.1　Steering-pump-motor structure schematic

1.2　混合模型框架

转向泵马达性能评估混合模型由物理模型和数据模型两部分共同组成,可实现复杂工况下泵马达内部工作参数与整体性能参数的准确计算.转向泵马达性能评估混合模型框架如图2所示.

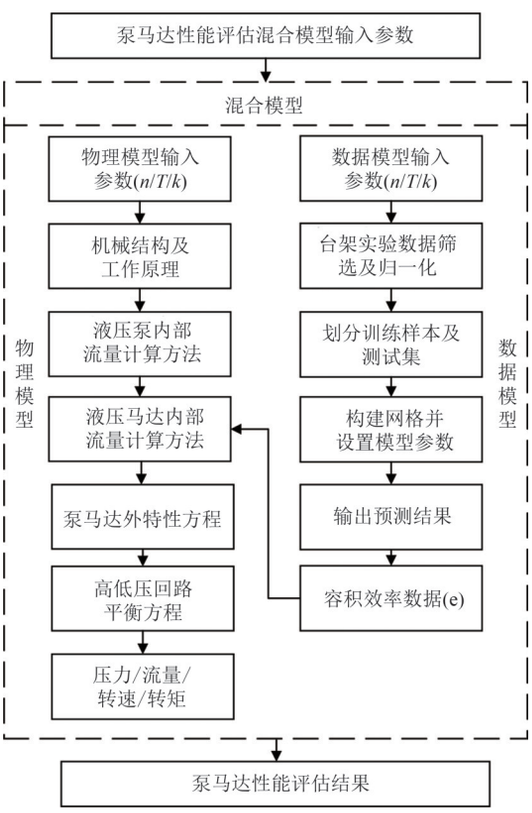


图 2　转向泵马达性能评估混合模型框架图

Fig.2　The flow chart of hybrid model of steering-pump-motor performance evaluation

首先选择模型输入参数,依据转向泵马达的机械结构与工作原理,模型输入参数包含多类外部控制参数(泵马达斜盘倾角、输入转速、输入转矩、油缸容积、泵马达排量和泄漏系数等)、负载参数及结构参数.物理模型构建部分,通过建立转向泵马达机械及液压系统的动力学模型,求解泵马达方程,实现其内部不可测参数及整体性能的初步评估与计算.同时,为了弥补泵马达部分参数数值及其在不同工况下变化规律无法准确获得,导致物理模型求解结果准确度较低的缺陷,构建基于LSTM深度学习方法的泵马达关键参数预测数据模型.首先,对转向泵马达台架试验数据进行筛选和归一化处理,并输入LSTM神经网络中对其进行训练,进而得到不同工况下泵马达关键参数预测模型.最终,将数据模型的计算结果输入物理模型,实现转向泵马达不同工况下内部工作参数的准确计算及整体性能的综合评估.

1.3　转向泵马达物理模型构建

转向泵马达性能参数的计算对特种车辆转向机动性的评估具有重要意义[13].基于转向泵马达工作机制的物理建模是实现变工况条件下系统性能参数准确计算及泵马达数字孪生模型构建的重要基础.以下对物理建模过程进行详细介绍.

1.3.1　转向泵马达流量

转向泵马达工作过程中,系统内的油液是实现动力传递的关键介质,而油液流量是表征动力传递性能的关键参数之一.而泵和马达的工作流量均受输入流量、内泄漏流量和外泄漏流量的共同影响.因此,变量泵的入口及出口流量可表征为:

$$Q_{\mathrm{Pi}} = \varepsilon V_{\mathrm{P\,max}} n_{\mathrm{P}} - C_{\mathrm{iP}}\left(P_{\mathrm{d}} - P_{\mathrm{r}}\right) + C_{\mathrm{eP}} P_{\mathrm{r}} \tag{1}$$

$$Q_{\mathrm{Po}} = \varepsilon V_{\mathrm{P\,max}} n_{\mathrm{P}} - C_{\mathrm{iP}}\left(P_{\mathrm{d}} - P_{\mathrm{r}}\right) - C_{\mathrm{eP}} P_{\mathrm{d}} \tag{2}$$

式中:Q_{Pi}为泵的输入流量(L/min);Q_{Po}为泵的输出流量(L/min);V_{Pmax}为变量泵的最大排量(L/r);C_{iP}为变量泵的内泄漏系数[L/(min·MPa)];C_{eP}为变量泵的外泄漏系数[L/(min·MPa)];ε为斜盘倾角;n_{P}为变量泵的输入转速(r/min);P_{d}为工作高压(MPa);P_{r}为工作低压(MPa).(公式中外泄漏流量前运算符号的差异源于系统内油液流动方向不同)

定量马达的入口和出口流量可表征为:

$$Q_{\mathrm{Mi}} = V_{\mathrm{M}} n_{\mathrm{M}} + C_{\mathrm{iM}}\left(P_{\mathrm{d}} - P_{\mathrm{r}}\right) + C_{\mathrm{eM}} P_{\mathrm{d}} \tag{3}$$

$$Q_{\mathrm{Mo}} = V_{\mathrm{M}} n_{\mathrm{M}} + C_{\mathrm{iM}}\left(P_{\mathrm{d}} - P_{\mathrm{r}}\right) - C_{\mathrm{eM}} P_{\mathrm{r}} \tag{4}$$

式中:Q_{Mi}为马达的输入流量(L/min);Q_{Mo}为马达的输出流量(L/min);V_{M}为马达排量(L/r);C_{iM}为马达的内泄漏系数[L/(min·MPa)];C_{eM}为马达的外泄漏系数

[L/(min·MPa)];n_M为马达的输入转速(r/min).

1.3.2 容积效率

转向泵马达内部工作油路的泄漏、润滑油路及各类阀组的流量需求均使得泵马达闭式回路中的油液产生一定的损失,总体表现为泵马达容积效率的下降.转向泵马达容积效率的理论计算方法如式(5)、式(6)所示.但该方法需准确计算出转向泵马达的内泄漏与外泄漏流量,这在实际工程中难以实现.同时,斜盘倾角对该公式的影响较大,而转向角度较小的情况下,受传感器精度限制,该参数的采集误差较大,会对容积效率计算结果的准确度产生很大影响.

$$\eta_{泵/马达}=\frac{q_{实际}}{q_{理论}}=\frac{n\varepsilon V_{max}-C_P\Delta P}{n\varepsilon V_{max}} \tag{5}$$

$$\eta_{泵马达}=\eta_{泵}\eta_{马达} \tag{6}$$

1.3.3 马达转速及转矩

马达转速是转向泵马达系统带动输出轴转动的速度,可通过泵的输入转速及转向泵马达系统容积效率计算:

$$n_M=\varepsilon n_P\eta_{PM} \tag{7}$$

式中:η_{PM}为泵马达容积效率.

马达转矩直接表征了转向泵马达系统带动输出轴转动的力,该值主要由高低压侧回路的压力差和马达排量共同决定:

$$T=\frac{(P_d-P_r)\times V}{2\pi} \tag{8}$$

式中:T为马达转矩(N·m);V为马达排量(L/r).

1.3.4 转向泵马达补油流量

为了补充转向泵马达工作过程中元件润滑及油液泄漏等引起的流量损失,保证闭式回路中油液流量的充足、稳定,转向泵马达系统中设置有补油泵,补油流量可表征为:

$$Q_C=K_C(P_a-P_r) \tag{9}$$

式中:Q_C为补油流量(L/min);K_C为单向阀流量压力梯度[L/(min·MPa)];P_a为补油压力(MPa).

1.3.5 转向泵马达高压溢流阀流量

高压溢流阀溢流流量与高压侧回路压力和溢流阀本身的性能参数密切相关,其计算方法为:

$$Q_R=K_R\cdot(P_d-P_s) \tag{10}$$

式中:Q_R为溢流流量(L/min);K_R为单向阀流量压力梯度[L/(min·MPa)];P_s为溢流阀开启压力(MPa).

1.3.6 流量平衡方程

为了求解转向泵马达内部的压力信息,需构建回路压力流量平衡方程.高压侧回路的流量平衡方程如式(11)所示:

$$Q_{Po}-Q_{Mi}-Q_R=\frac{V_{PM}}{\beta_e}\cdot\frac{dP_d}{dt} \tag{11}$$

式中:V_{PM}为高压管道中一个腔室的总容积(m^3);β_e为油液弹性模量(MPa).

低压侧回路的流量连续性方程如式(12)所示:

$$Q_{Mo}-Q_{Pi}-Q_C=\frac{V_{MP}}{\beta_e}\cdot\frac{dP_r}{dt} \tag{12}$$

式中:V_{MP}为低压管道中一个腔室的总容积(m^3).

通过联合求解式(11)、式(12),可获得转向泵马达内部压力、流量、输出转速和输出转矩等关键参数.由于不同工况条件下,泵马达的容积效率会发生变化,故模型求解过程中能否获得准确的容积效率是影响求解结果准确性的关键因素.因此,下文建立基于LSTM神经网络的容积效率预测模型,以实现不同工况条件下转向泵马达容积效率的准确获取.

1.4 转向泵马达变工况容积效率预测模型

1.4.1 模型构建原理

特种车辆运行过程中,车辆的运行工况复杂多变.不同转向工况下,转向泵马达容积效率也不断变化,难以直接分析数据的特征规律.而构建数据模型的神经网络法主要包含前馈神经网络(BP、CNN、FCNN等)和反馈神经网络(RNN、HNN、BAM等)等.其中前馈神经网络的结构简单,能够有效抽取高维数据的隐藏特征,适合处理静态数据和模式识别类问题.反馈神经网络可以学习到历史信息,更适合处理时间序列,其中HNN主要应用于图像存储与寻找最优解,BAM主要并行处理大规模数据.而在容积效率预测过程中,训练数据有较强的时序要求,LSTM网络作为一种新型的RNN能够满足该要求,其增加的记忆模块相比于传统的RNN,能使网络在梯度传播的过程中具有保存反馈误差的功能,不易陷入局部最优解,且可以对长序列中较远距离的信息建立联系.因此本文借助深度神经网络具有的非线性特征自适应和自学习能力,提出采用LSTM神经网络学习转向泵马达容积效率随工况的变化规律[14].LSTM神经网络的典型特征在于具有长时记忆功能,可以计算含有转向泵马达不同时间历程数据的单元状

态,有多少能保留至下一时刻,这能够将长时间序列中距离较远的容积效率数据关联起来,并学习车辆连续变工况条件下的泵马达容积效率的动态变化特征.

基于LSTM神经网络的泵马达容积效率预测模型原理图如图3所示.该模型能够对长时间复杂工况的泵马达试验数据进行训练,模型的输入为上一时刻的容积效率参数与转向泵马达输入转速、斜盘倾角等参数;模型内部的遗忘门、输入门和输出门不断根据输入数据修正权重,提高模型准确度,减少容积效率的预测误差.最终得到当前时刻的转向泵马达容积效率数值.

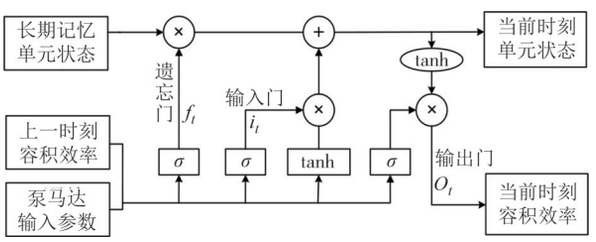


图3　LSTM神经网络原理图

Fig.3　LSTM neural network principle diagram

模型内部的遗忘门、输入门和输出门不断根据输入数据修正权重,提高模型准确度,减少容积效率的预测误差.输入门输出的构造公式为:

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma\left(W_i \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_i\right) \\ \widetilde{C_t} &= \tanh\left(W_C \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_C\right) \\ C_t &= f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \widetilde{C_t} \end{aligned} \tag{13}$$

遗忘门的构造公式为:

$$f_t = \sigma\left(W_{\mathrm{f}} \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_{\mathrm{f}}\right) \tag{14}$$

输出门的构造公式为:

$$\begin{aligned} O_t &= \sigma\left(W_{\mathrm{o}} \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_{\mathrm{o}}\right) \\ h_t &= O_t \cdot \tanh\left(C_t\right) \end{aligned} \tag{15}$$

式中:$\sigma(z)$和$\tanh(z)$分别是Sigmoid和tanh激活函数;h_{t-1}为上一时刻神经元的短时记忆输出,x_t为本时刻神经元的输入,C_{t-1}为上一时刻神经元的长时记忆输出状态.

1.4.2　模型构建与训练

为确定数据模型的输入参数,应结合转向泵马达实际运行特征开展分析.泵的泄漏系数与转向泵马达高低压回路的压差有关,随着高低压侧压差的增大,转向泵马达泄漏系数增大,而高低压侧回路的压差主要受车辆行驶过程中的负载影响,表现为转向泵马达的输入转矩影响泄漏系数.在压差相同的情况下,泵的泄漏系数随输入转速的增大而增大.因此输入转速和输入转矩是计算泄漏系数的重要参数,也是影响容积效率的两个关键指标.同时,车辆转向过程中方向盘的转角即液压泵的斜盘倾角也会对转向泵马达的容积效率造成影响.因此表征容积效率的关键参数有输入转速、输入转矩和斜盘倾角等.

构建转向泵马达变工况容积效率预测模型是实现转向泵马达高准确度性能预测的基础.该模型构建主要分为以下3个步骤.

首先,为了消除不同类型传感器检测精度的差异对容积效率预测结果的影响,对转向泵马达试验数据进行筛选和归一化处理,并将上述数据按照8:2的比例分为训练集和测试集.其中,各类传感器数据筛选条件及归一化方法如表1所示.

表1　传感器数据筛选条件及归一化方法

Tab.1　Sensor data filtering and normalization methods

参数名称	筛选条件	归一化方法
斜盘倾角	>0.5	线性归一化
输入转速/(r·min^{-1})	0~3 000	线性归一化
输入转矩/(N·m)	0~3 000	线性归一化
容积效率	0~1	线性归一化

其次,构建LSTM深度学习网络、设置模型参数,并依据筛选后的试验数据对该模型进行训练.为获取最优的网络结构和预测效果,设置不同的模型参数(学习率、神经元个数、层数和终止时间等)进行训练并对比训练结果.学习率是影响模型稳定性的关键参数,过高的学习率会使得模型难以收敛,而过低的学习率会延长训练时间且容易陷入局部最小化.为避免出现该类现象,设置学习率初始值为0.005,经过100轮训练后再乘以因子0.2来降低学习率,以确保模型的稳定收敛.训练过程中用均方根误差(RMSE)描述误差,计算如式(16)所示,最终取得的效果如表2所示.参考不同模型参数的训练结果,为确保训练过程的准确性,最终设置LSTM网络的神经元个数为16,神经网络层数为4,终止条件为RMSE低于0.025.

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}\left[Y_i - f\left(x_i\right)\right]^2} \tag{16}$$

最后,设置好模型参数并训练容积效率预测模型,将测试集数据输入模型中,可得到不同工况下转

表 2 不同模型参数对应的 RMSE

Tab.2 RMSE corresponding to different model parameters

神经网络层数	神经元个数		
	16	32	64
2	0.025	0.028	0.032
3	0.026	0.027	0.024
4	0.022	0.023	0.022

向泵马达容积效率的计算结果,并与测试集数据进行对比,计算模型误差值.评估误差值用到的损失函数为 LSTM 网络的 RMSE 函数(均方根误差),模型训练过程的性能指标变化情况如图 4 所示.

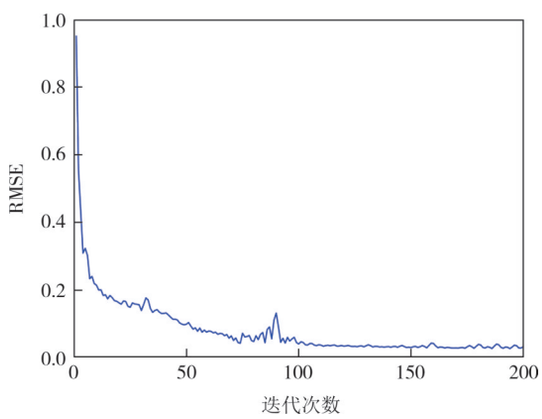


图 4 训练过程中的 RMSE 变化

Fig.4 RMSE change process during training

数据模型能够实现不同工况下容积效率的计算,将其计算结果输入物理模型中构成混合模型,共同计算即可得到转向泵马达的关键性能参数,实现转向泵马达的性能评估.

2 性能评估实例分析

为验证转向泵马达性能评估混合模型计算结果的准确度,开展不同工况的转向泵马达性能测试实验,获取多工况下的台架试验数据,对不同工况下容积效率及内部关键参数的评估效果进行验证.

2.1 试验系统及方案

2.1.1 试验系统的构成

转向泵马达性能测试试验台结构如图 5 和图 6 所示,主要由输入电机、扭矩仪、转向泵马达、加载电机和多种传感器构成.输入电机为实验系统提供动力并实现被试件输入转速的调整与控制;扭矩仪用于测试转向泵马达的输入/输出转速及转矩;加载电机用于模拟转向泵马达运行中的真实负载.

转向泵马达为某军用履带车辆变速箱转向系统

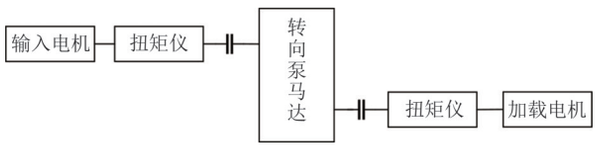


图 5 转向泵马达性能测试试验台结构图

Fig.5 The structure diagram of the steering-pump-motor experimental system

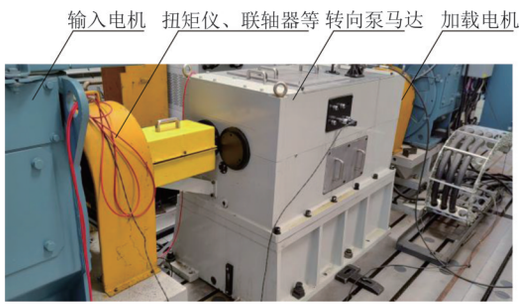


图 6 转向泵马达性能测试试验台

Fig.6 Steering-pump-motor experimental system

大排量联体泵马达,其基本参数如表 3 所示.

表 3 转向泵马达基本参数

Tab.3 Basic parameters of steering-pump-motor

额定转速/($r\cdot min^{-1}$)	额定压力/MPa	额定功率/kW	排量/($L\cdot r^{-1}$)
2 500	50	500	0.28

2.1.2 试验过程

试验过程共进行转向泵马达两个典型工况的测试,结合特种车辆中转向泵马达的工作特征,试验时长设定为 60 h.通过对不同工况条件下转向泵马达性能参数的采集与分析,验证转向泵马达性能评估混合模型的准确度.转向泵马达性能测试试验主要步骤如下.

①将试验系统内的油液温度调整至 80 ℃±10 ℃.

② 调整转向泵马达斜盘倾角至中位(不发生转向)并保持稳定.

③ 将转向泵马达输入电机转速设定为 1 000 $r\cdot min^{-1}$、2 000 $r\cdot min^{-1}$,并以固定速率调整转向泵马达斜盘倾角,使其在全角度范围内线性变化,并在极限角度位置停留一段时间.

④逐步升高载荷至 500 N·m、1 000 N·m、1 500 N·m、2 000 N·m、2 500 N·m,待系统运行稳定后记录试验数据.

⑤重复试验步骤②~④,分 10 个循环运行.试验过程中得到的压力、转速、转矩等参数均作为混合模型有效性验证的依据.

2.2　试验与仿真对比验证

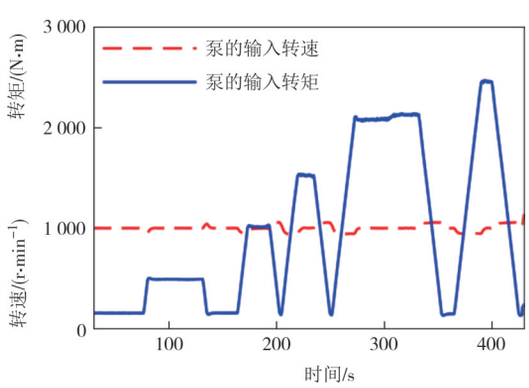
2.2.1　试验数据

在车辆转向过程中,行驶状态分别处于工况 1 和工况 2 时的主要输入参数如表 4 所示,具体变化曲线如图 7 所示.

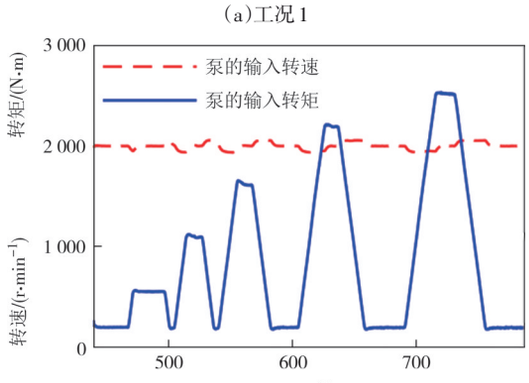
表 4　转向泵马达主要输入参数

Tab.4　Main input parameters of steering-pump-motor

工况	序号	输入转速/(r·min^{-1})	输入转矩/(N·m)	归一化的斜盘倾角
工况 1	1	1 001.10	152.54	1
	2	1 000.88	153.52	1
	3	1 001.95	153.91	1
	…	…	…	…
	4 000	1 012.56	2 461.33	1
工况 2	1	2 004.43	195.74	1
	2	2 004.70	197.36	1
	3	2 004.50	199.17	1
	…	…	…	…
	4 000	1 998.93	2 527.82	1



(a)工况 1



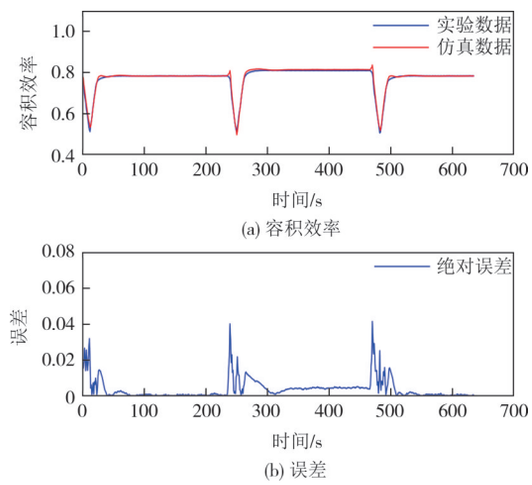
(b)工况 2

图 7　转向泵马达输入参数曲线

Fig.7　Steering-pump-motor input parameter curves

2.2.2　容积效率预测模型计算结果

依据不同工况的试验数据,验证容积效率预测模型的准确性,结果如图 8、图 9 所示.2 种工况下试验值与预测值的误差均不超过 5%,容积效率预测模型适用于多种工况.

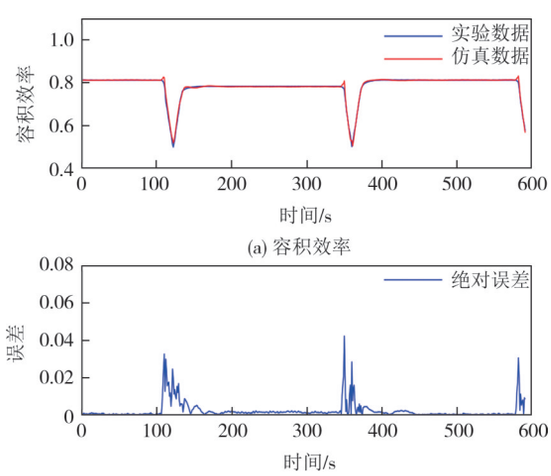


(a) 容积效率

(b) 误差

图 8　工况 1 容积效率预测模型仿真结果

Fig.8　Simulation results of volumetric efficiency prediction model in working condition1



(a) 容积效率

(b) 误差

图 9　工况 2 容积效率预测模型仿真结果

Fig.9　Simulation results of volumetric efficiency prediction model in working condition 2

2.2.3　工况 1 混合模型计算结果

转向泵马达处于工况 1 时的模型的计算结果如图 10 所示.其中,转向泵马达输出功率、工作压力的试验数据与仿真结果对比如图 10(a)、(b)所示.可见,转向泵马达物理模型及混合模型的仿真结果均与实验数据具有趋势一致性,但由于转向泵马达物理模型无法准确考量变工况下泵马达容积效率的变化规律,因此其仿真结果仍呈现出较大的误差;而混合模型结果准确度得到了大幅提升,其压力的平均绝对百分比误差(MAPE)为 8.11%,输出功率的 MAPE 为 5.18%.

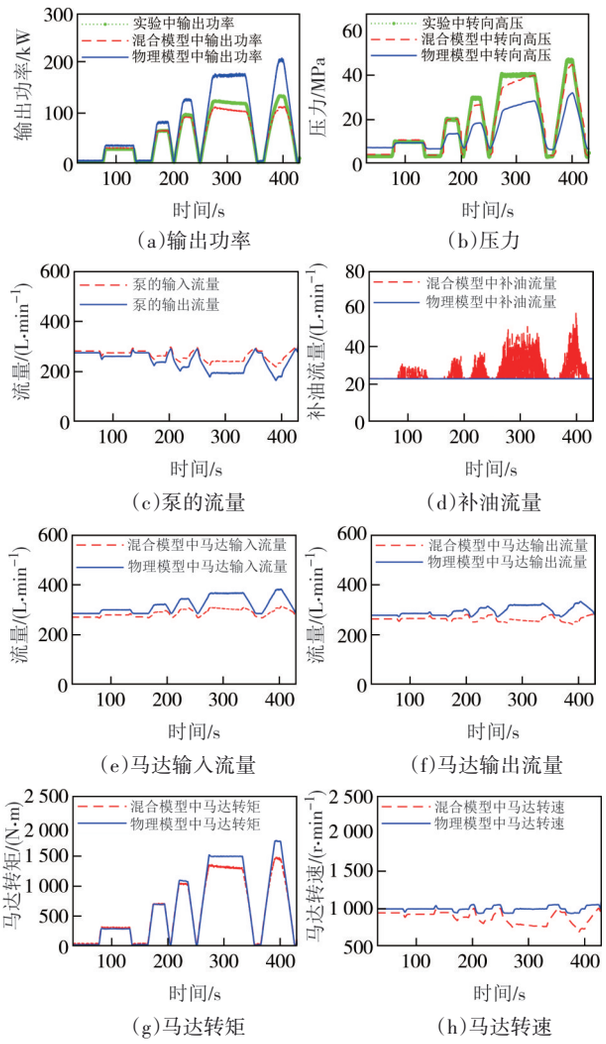


图 10 转向泵马达工况 1 仿真结果

Fig.10 Simulation results of steering-pump-motor in working condition 1

依据该混合模型可对转向泵马达内部关键部位的流量信息进行评估,其泵的流量、补油流量、马达输入流量及马达输出流量分别如图 10(c)~(f)所示.可见,在考虑不同工况下转向泵马达容积效率的动态变化时,物理模型及混合模型输出结果存在较明显的差异.转向泵马达输出参数的仿真结果如图 10(g)、(h)所示,物理模型与混合模型结果的差异随转矩的增大而增大.工况 1 中输入转矩初始值约为 150 N·m,当该数值增大 403% 时,物理模型与混合模型结果的差异增大 19.79%,油泵的容积效率下降 20.43%,回路压力随之增大 475.19%,转向泵马达的输出转速减少 21.67%.

2.2.4 工况 2 混合模型计算结果

转向泵马达处于工况 2 时的模型的计算结果如图 11 所示,转向泵马达输出功率、工作压力的试验数据与仿真结果对比如图 11(a)、(b)所示,压力的 MAPE 为 8.37%,功率的 MAPE 为 10.86%.泵的流量、马达的输入、输出流量与低压侧回路的补油流量如图 11(c)~(f)所示.转向泵马达输出转速与输出转矩的仿真结果如图 11(g)、(h)所示.工况 2 中输入转矩初始值约为 200 N·m,当该数值增大了 356.63% 时,油泵的容积效率下降 15.79%,回路压力随之增大 468.90%,转向泵马达的输出转速减少 14.06%.工况 2 的输入转速较大,因此相应的输出转速、功率与转向泵马达内部流量较大.

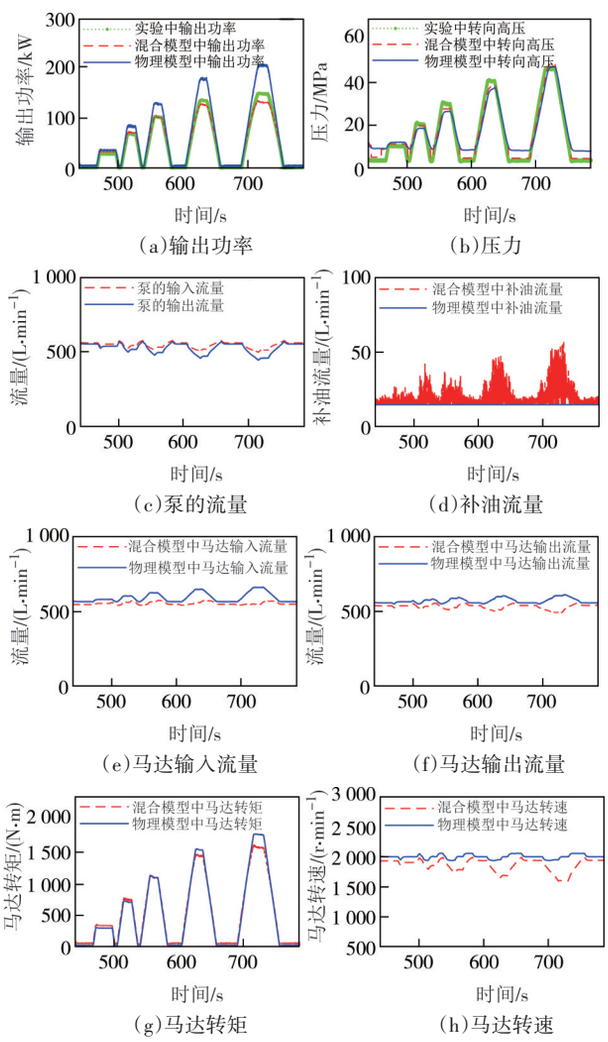


图 11 转向泵马达工况 2 仿真结果

Fig.11 Simulation results of steering-pump-motor in working condition 2

2.2.5 变工况下转向泵马达泄漏流量评估

转向泵马达内部的流量泄漏是影响其容积效率及工作性能的本质因素,根据混合模型的计算,可以得到转向泵马达泄漏流量随压力差变化曲线,如图 12 所示,泵的泄漏流量与转向泵马达高低压回路

的压差与输入转速有关.转向泵马达系统的负载增大,高低压侧回路的压差增大,会引起转向泵马达泄漏流量增大.当输入转速稳定在 1 000 r/min,压差为 10 MPa 时,泄漏流量约为 5.65 L/min,当压差增大 130.57%,泄漏流量增大 150.75%.同时当压差一定,转向泵马达的输入转速增大时,其泄漏流量也随之增大.在压差处于 30 MPa,转速增大 180% 时,泄漏流量增大 106.25%.因此,转向泵马达的泄漏流量受高低压侧回路压力差和输入转速的共同影响,当转向泵马达高低压侧压力差增大 139.81%,输入转速增大 180% 时,其泄漏流量增大 463.60%.

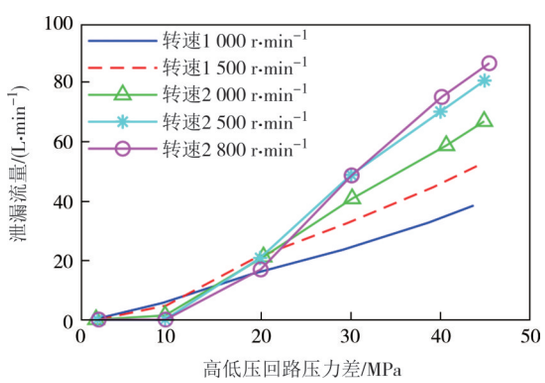


图 12　转向泵马达泄漏流量随压力差变化曲线

Fig.12　Steering-pump-motor leakage flow variation curve with differential pressure

3　结 论

为了实现转向泵马达运行性能的实时评估,本文结合转向泵马达运行机理及动态工况特征,构建了转向泵马达性能评估物理-数据混合模型,实现了变工况条件下转向泵马达的工作性能参数评估.取得主要结论如下:

1)基于转向泵马达机械结构,分析力矩方程、流量连续性方程、负载力平衡方程等外特性方程,基于柱塞泵与柱塞马达的工作原理设置模型参数,构建特种车辆转向泵马达高准确度的物理模型.

2)针对不同工况下转向泵马达容积效率变化而导致模型预测结果不准确的问题,构建了 LSTM 容积效率预测模型,研究了主要性能指标容积效率的评估方法,模型准确度较高,实现了不同工况下容积效率参数的预测,为转向泵马达退化状态评估奠定基础,数据模型的误差低于5%.

3)特种车辆转向泵马达混合模型的构建,实现了复杂工况下转向泵马达内部关键性能参数的准确计算,包括高低压侧回路压力、转向泵马达内部各液压元件的入口出口流量、输出转速和输出转矩等,模型精度约为90%,为转向泵马达退化评估、故障诊断及数字孪生系统的构建奠定基础.

参考文献

[1]　张瑞增,龚建伟,陈慧岩,等. 硬质路面条件下履带车辆转向模型分析及验证[J]. 兵工学报,2023,44(1):233-246.
ZHANG R Z, GONG J W, CHEN H Y, et al. Turning model for tracked vehicles on hard ground: analysis and verification [J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(1): 233-246. (in Chinese)

[2]　DONG J, ZHAO S D, WANG Z K, et al. Failure mechanism tracing of the crankshaft for reciprocating high-pressure plunger pump[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 141: 106595.

[3]　杜善霄,周俊杰,荆崇波,等. 斜盘式轴向柱塞泵伺服变量特性[J]. 兵工学报,2023,44(1):193-202.
DU S X, ZHOU J J, JING C B, et al. Servo variable displacement characteristics of swash plate axial piston pump [J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(1): 193-202. (in Chinese)

[4]　曾根,王伟达,盖江涛,等. 双侧电机耦合驱动履带车辆斜坡转向控制策略[J]. 兵工学报,2021,42(10):2189-2195.
ZENG G, WANG W D, GAI J T, et al. Steering on ramp control strategy of double motor coupling drive transmission for tracked vehicle[J]. Acta Armamentarii, 2021, 42(10): 2189-2195. (in Chinese)

[5]　高有山,权龙,黄家海,等. 轴向柱塞液压马达机械液压耦合仿真分析[J]. 农业机械学报,2016,47(5):395-400.
GAO Y S, QUAN L, HUANG J H, et al. Simulation analysis of axial piston hydraulic motors by mechanical coupling with hydraulic [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 395-400. (in Chinese)

[6]　许睿. 轴向柱塞泵/马达全耦合动力学建模及性能退化机理分析[D]. 西安:西安建筑科技大学,2017.
XU R. Full coupled dynamic modeling and performance degradation mechanism analysis of axial piston pump/motor[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2017. (in Chinese)

[7]　魏晓良, 潮群, 陶建峰, 等. 基于LSTM和CNN的高速柱塞泵故障诊断[J]. 航空学报, 2021, 42(3): 423876.
WEI X L, CHAO Q, TAO J F, et al. Cavitation fault diagnosis

method for high-speed plunger pumps based on LSTM and CNN [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(3): 423876.(in Chinese)

[8] 崔建国,李鹏程,崔霄,等. 基于ARIMA-LSTM的飞机液压泵性能趋势预测方法[J]. 振动·测试与诊断,2021,41(4):735-740.
CUI J G, LI P C, CUI X, et al. Aircraft hydraulic pump performance trend prediction method based on ARIMA-LSTM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(4): 735-740.(in Chinese)

[9] 王少萍,耿艺璇,石存. 失效物理与数据调制融合的航空液压泵寿命估计[J]. 航空学报,2022,43(10):527347.
WANG S P, GENG Y X, SHI C. Life estimation of aircraft hydraulic pump based on failure physics and data driven [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(10): 527347.(in Chinese)

[10] 杨敬,王翔宇,权龙,等. 一种新型的装载机电驱泵控液压转向系统[J]. 北京理工大学学报,2020,40(2):182-188.
YANG J, WANG X Y, QUAN L, et al. A novel of pump controlled electric-hydraulic steering system for wheel loaders[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2020, 40(2): 182-188.(in Chinese)

[11] 石志标, 刘江, 高峰, 等. 基于新型双功率流差速转向机构的履带车辆转向性能[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2019, 50(4):864-872.
SHI Z B, LIU J, GAO F, et al. Steering performance of tracked vehicle based on mechanical differential steering mechanism with twin driving [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2019, 50(4): 864-872.(in Chinese)

[12] 唐宏宾,傅政,邓习树,等. 工程机械柱塞泵变载荷工况故障诊断方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2021,49(2):110-119.
TANG H B, FU Z, DENG X S, et al. Fault diagnosis method of piston pump in construction machinery under variable load condition [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2021, 49(2): 110-119.(in Chinese)

[13] ZHANG Y, QIU M H, LIU X X, et al. Research on characteristics of tracked vehicle steering on slope [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 3592902.

[14] 张驰, 郭媛, 黎明. 人工神经网络模型发展及应用综述[J]. 计算机工程与应用,2021,57(11):57-69.
ZHANG C, GUO Y, LI M. Review of development and application of artificial neural network models [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(11): 57-69.(in Chinese)