文章编号:1674-2974(2024)10-0058-09 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024199

特种车辆传动主轴运行载荷实时评估方法研究

贾然[1],刘勇[2],王立勇[1†],周如意[3],马富康[2],李建[2]
(1. 北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室,北京 100192;
2. 中北大学 能源动力工程学院,山西 太原 038507;
3. 中国北方车辆研究所 传动系统技术部,北京 100072)

摘 要:为提升履带装甲车辆综合传动装置疲劳损伤的快速计算能力及其剩余寿命的准确评估性能,提出一种满足多工况条件的传动主轴运行载荷实时评估模型.提取特种车辆典型运行工况的特征参数,并采用K均值聚类及支持向量机方法实现特种车辆典型运行工况的实时判别;构建基于卷积-长短期记忆神经网络的多工况传动主轴运行载荷实时评估模型,采用贝叶斯算法对模型中学习率、神经网络隐含层单元数等超参数进行优化,以提高传动主轴运行载荷评估的准确性;依据特种车辆典型工况下的运行数据开展模型实例验证.结果表明,在换挡工况、转向工况及爬坡工况下,模型对传动主轴运行载荷评估结果的平均绝对百分比误差分别为0.150、0.014、0.006(5°坡工况)及0.004(10°坡工况),表明了本文模型在变工况条件下综合传动装置传动主轴运行载荷评估的有效性.

关键词:传动装置;主轴;变工况;载荷评估
中图分类号:TP212.1 **文献标志码**:A

Research on Real-time Evaluation Methods for Main Shaft Running Load of Special Vehicle Transmission

JIA Ran[1], LIU Yong[2], WANG Liyong[1†], ZHOU Ruyi[3], MA Fukang[2], LI Jian[2]
(1. The Ministry of Education Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Beijing Information Science and Technical University, Beijing 100192, China;
2. School of Energy and Power Engineering, North University of China, Taiyuan 038507, China;
3. Transmission System Technology Department, China North Vehicle Research Institute, Beijing 100072, China)

Abstract: To facilitate the rapid calculation of fatigue damage and accurate assessment of the remaining life of the integrated transmission system, a real-time evaluation model for the running load of the transmission main shaft under multiple operating conditions is proposed. The model first extracted characteristic parameters of typical operating conditions for special vehicles and realizeed real-time discrimination of these conditions using K-means clustering and support vector machine methods. Then, a transmission main shaft load evaluation model based on convolutional neural networks-long short-term memory was constructed. Bayesian algorithm was employed to

* **收稿日期**:2023-06-28
基金项目:机电系统测控北京市重点实验室开放课题资助项目(KF20222223203), Open-topic Project of Beijing Key Laboratory of Measurement and Control of Mechanical and Electrical System(KF20222223203)
作者简介:贾然(1989—),男,河北保定人,北京信息科技大学副研究员,博士
† 通信联系人,E-mail:wly_bistu@126.com

optimize hyperparameters, such as learning rate and network depth, aiming to improve the accuracy of the transmission main shaft load evaluation. Finally, the model was validated through experimental data collected under typical operating conditions of special vehicles. The results show that under shifting, steering, and climbing conditions, the average relative errors of the model's load evaluation for the transmission main shaft are 0.150, 0.014, 0.006 (5-degree slope), and 0.004 (10-degree slope), respectively, indicating the effectiveness of the model in assessing the load of the integrated transmission system under variable operating conditions.

Key words: transmissions; main shafts; variable working condition; load evaluation

以坦克装甲车辆、自行火炮、步兵战车等为代表的履带式特种车辆是实现我国陆军现代化建设和保障国家战略安全的重要军用装备.综合传动装置是实现特种车辆动力传递、保证特种车辆机动性能的核心部件.其工作环境的不确定性、路面负载的随机性、驾驶员操作指令的动态变化,使得综合传动装置内部部件的载荷具有载荷域宽、变动频繁、强随机性、非对称交变等动态特征.传动主轴是综合传动装置内部实现动力传递的关键零件之一,其运行载荷的时序变化特征直接关系着传动主轴的疲劳损伤演化历程,同时也是引起传动主轴及综合传动装置性能劣化及寿命衰减的重要因素.因此,开展传动主轴运行载荷实时评估方法研究对实现综合传动内部各类关键部件运行载荷的表征、综合传动装置损伤程度及服役状态的评估具有重要意义.

当前机械设备的运行载荷评估方法主要包含两种:直接载荷监测法及基于机理模型的载荷评估方法.其中直接载荷监测法通过传感器直接测量零部件所承受的动态扭矩信息[1-2].但综合传动装置内部空间的限制以及传动元件的高速旋转,使得难以采用传感器直接对传动主轴的载荷进行实时检测,因此车载传动部件的实时扭矩测量仍是目前该领域的一项关键技术难点[3].基于机理模型的载荷评估方法通过建立机械系统动力学模型,仿真求解设备不同运行状态下的载荷信息[4].近年来,国内外学者在机械系统动载荷测量与分析、载荷谱编制与关键部件动态特性等方面开展了大量研究[5-7].覃凌云等[8]基于履带车辆负重轮动载荷理论估算模型及履带车辆多体动力学模型,分别开展行驶速度、路面不平度及履带板参数对负重轮动载荷的影响分析.巫发明等[9]针对风力发电机传动系统动态载荷识别算法开展了深入研究,基于多体动力学刚柔耦合方法建立了传动链动态载荷特性模型,并提出了传动链扭转振动与负载转矩特性相结合的低速轴扭动载荷识别算法.杨子涵等[10]提出了基于峰值过阈值模型的大功率拖拉机传动轴载荷时域外推方法,结果表明,该方法可获得研究对象任意里程的载荷时域序列,同时可极大程度保留实测载荷循环的次序,为台架载荷谱加载试验提供更加真实可靠的数据支持.李晓祥等[11]以装载机变速器传动轴为研究对象,提出了一种面向典型换挡工况重构的参数化试验载荷模型,基于小波变换级数分解的方法将传动轴所受非平稳随机载荷数据分解为非平稳的确定性分量与平稳的随机性分量,进而进行参数化表达与构建.

随着深度学习理论的快速发展,数据驱动的多尺度载荷评估方法逐渐成为该领域研究的重点方向之一[12].目前,深度学习方法以其强大的非线性建模能力被越来越多地用于机械设备重要参数的评估,包括预测设备的温度、压力、载荷等参数,进而通过结合传感器数据和其他设备参数,提高设备参数估计的准确性和可靠性[13].于燕南等[14]将优化算法和机器学习技术应用于在役起重机的载荷谱回归预测,建立了载荷谱预测模型.徐格宁等[15]提出粒子群优化相关向量机(Particle Swarm Optimization-Relevance Vector Machine, PSO-RVM)方法用于起重机当量载荷谱预测,该方法通过使用粒子群优化算法优化核函数构造和核参数的选择,构建预测模型并应用到起重机当量载荷谱预测中.深度学习理论的应用可极大地提升机械装备多尺度状态评估的准确性,也为特种车辆复杂传动系统的载荷监测与评估提供新途径.

本文针对综合传动装置内部传动元件动态载荷难以直接获取,导致综合传动装置疲劳损伤与剩余寿命难以实时、有效评价的难题,开展变工况下综合传动装置传动主轴运行载荷实时评估方法研究.通过建立基于卷积-长短期记忆神经网络(Convolutional

Neural Networks-Long Short-Term Memory, CNN-LSTM)方法的多工况传动主轴运行载荷实时评估模型,实现特种车辆换挡工况、转向工况和爬坡工况下传动主轴运行载荷的实时评估,为综合传动装置内部关键元件疲劳损伤的快速计算奠定了基础.

1 传动主轴运行载荷实时评估模型

1.1 传动主轴运行载荷实时评估模型框架

传动主轴运行载荷实时评估模型框架如图1所示.该模型的核心思想为:通过学习综合传动不同运行工况下车载传感器的数据,同时考虑不同工况下车载传感器数据的时序特征,建立多类型传感器数据与传动主轴运行载荷间的非线性映射关系,实现传动主轴运行载荷实时评估.该模型首先对车载传感器数据进行分割,并基于K均值聚类及支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类算法建立综合传动装置运行工况在线判别模型,以获取带有典型运行工况标签的车载传感器数据片段.同时为了提高不同运行工况数据片段的分类效果,采用粒子群算法优化SVM中的惩罚因子C和径向基函数网络(Radial Basis Function Network, RBF)中的核函数参数γ,保证模型分类性能的同时提高模型的泛化能力.其次,将车载数据片段输入至CNN中,提取数据微观静态特征,进而将这些特征输入至LSTM,考虑传动主轴载荷变化的时序特征,学习数据中的时间依赖性.引入贝叶斯算法(BO)优化CNN的学习率及LSTM层数,从而最大限度地提升模型性能.最终,采用全连接层结构,依据不同种类的车载数据,实现传动主轴运行载荷数据的快速估计.

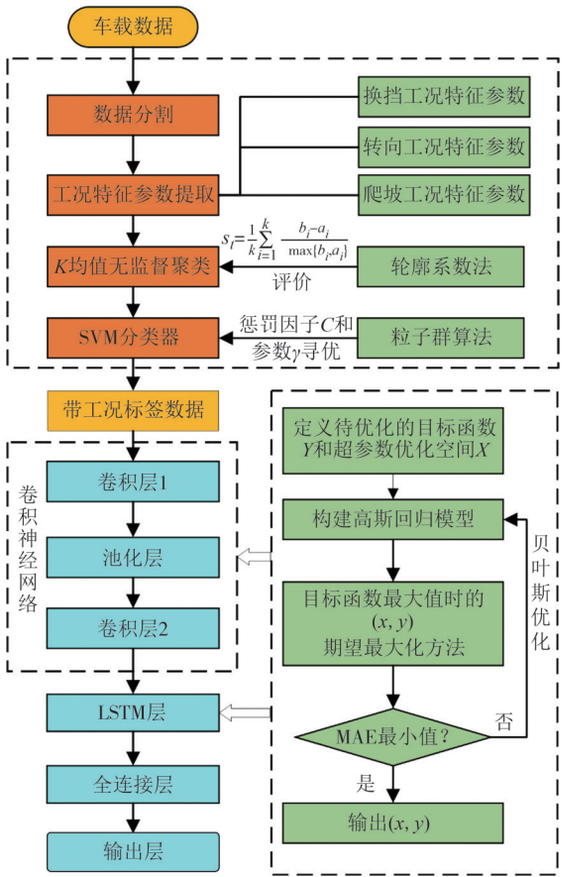


图1 传动主轴运行载荷实时评估模型

Fig.1 Real-time evaluation model for running load of transmission main shaft

1.2 基于K均值聚类-支持向量机的工况在线判别

由于综合传动装置运行工况复杂多变,为了保障不同工况下传动主轴运行载荷评估结果的准确性,首先建立综合传动装置运行工况判别模型,对综合传动装置典型工况(换挡工况、转向工况和爬坡工况)进行自主判别.依据综合传动工作原理,分别设置不同工况下的特征参数集,如表1所示.

表1 不同工况特征参数集

Tab.1 Characteristic parameter sets of different working conditions

运行工况	特征参数	参数说明
换挡工况	换挡离合器油压/MPa	$P_i(i=1,2,\cdots,n)$
	平均冲击度/(m·s^{-3})	$J_m=\frac{\sum_{i=1}^{N}J_i}{N}$ J_i为各时刻换挡冲击度
转向工况	泵马达高低压测压差/MPa	ΔP_{P_M}
	零轴转速/(r·min^{-1})	V_0
爬坡工况	平均坡度	$\beta_m=\frac{\sum_{i=1}^{N}(a_i-a)}{N}$ a_i为车辆实际行驶加速度,a为同工况下车辆在水平路面的加速度

由于车载传感器数据具有数据量大且无直接工况标注信息,因此,基于综合传动装置在上述不同运行工况下的物理特征,采用无监督K均值聚类将数据集分成不同的类别,进而使用SVM算法将这些类别的数据作为训练数据,以构建实现不同工况数据片段有效分类的超平面.

SVM算法通过引入核函数将低维空间中的样本点映射到高维空间,并在高维空间中构建线性可分的超平面,实现样本点的非线性分类.具体而言,设样本空间X内含有样本点x_i,其分类归属类别为y_j,

则支持向量机的非线性分类问题可以表示为:

$$\max_{\alpha}\sum_{i=1}^{m}\alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}\alpha_i\alpha_j y_i y_j K(x_i,y_j)$$
$$\text{subject to}\sum_{i=1}^{m}\alpha_i\alpha_j=0,0\leqslant\alpha_i\leqslant C,i=1,2,\cdots,m \tag{1}$$

式中:α为对偶问题中的拉格朗日乘子;m为样本数;C为惩罚因子;$K(x_i,y_j)$是算法采用的核函数.

在高维空间中,样本点被投影到一个超平面上,可采用式(2)对超平面内的样本进行分类.

$$f(x)=\text{sign}(\sum_{i=1}^{m}\alpha_i y_i K(x_i,x)+b) \tag{2}$$

式中:b为阈值.

此外,核函数的选取是影响SVM算法分类效果的重要因素,常用的核函数包括线性核函数、多项式核函数、径向基函数等多种.为了保证对特种车辆工况数据进行较好的分类,本文模型中采用了RBF核函数,该核函数可以将样本点映射到无限维空间中且具有良好的性质,核函数如式(3)所示.

$$K(x_i,x_j)=\exp(-\gamma\left\|x_i-x_j\right\|^2) \tag{3}$$

式中:γ为控制核函数形状的参数.

在支持向量机算法的求解过程中,惩罚因子和核函数参数γ是影响模型分类效果的两个重要超参数.其中,惩罚因子主要用于平衡模型的拟合能力和泛化能力.惩罚因子越大,模型会更加关注正确分类,对训练集拟合得更好,但泛化能力可能会受到影响.惩罚因子越小,错误分类的惩罚越轻,模型则更加关注泛化能力,但可能会导致过渡拟合.核函数参数γ主要用于调整数据映射空间中的分类边界形状.参数值越大,分类边界越复杂,可能导致过拟合;参数值越小,分类边界越简单,则可能导致欠拟合.因此,提出采用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对SVM算法中的惩罚因子C和核函数参数γ进行优化,以提高运行工况在线判别模型的有效性.

PSO算法通过建立一组粒子的群体,每个粒子代表一个潜在的解,每个粒子根据自身历史最优位置和整个群体历史最优位置进行调整,从而不断更新自身位置和速度,直至在解空间中得到全局最优解.在算法计算时,对于第i个粒子,其位置x_i和速度v_i的更新分别如式(4)和式(5)所示.

$$v_{i,t+1}=wv_{i,t}+c_1r_{1,i}(p_{\text{best }i,t}-x_{i,t})+c_2r_{2,i}(g_{\text{best }i,t}-x_{i,t}) \tag{4}$$

$$x_{i,t+1}=x_{i,t}+v_{i,t+1} \tag{5}$$

式中:$v_{i,t+1}$表示第i个粒子在时间t+1的速度;$x_{i,t+1}$表示第i个粒子在时间t+1的位置;$p_{\text{best }i,t}$表示第i个粒子在时间t时的最优位置;$g_{\text{best }i,t}$表示全局最优位置;w为惯性权重因子;c_1和c_2为加速常数;$r_{1,i}$和$r_{2,i}$为[0,1]之间的随机数.

使用粒子群算法优化支持向量机算法中的惩罚因子C和核函数参数γ,进而利用得到的最优参数值提高特种车辆工况判别模型的效果.

1.3　卷积-长短期记忆神经网络

卷积神经网络和长短期记忆神经网络在机械系统运行状态评估领域均具有广泛的应用.由于CNN具有优秀的静态特征提取功能,而LSTM擅长处理序列数据中的动态特征,因此,提出CNN-LSTM模型实现不同工况下传动主轴运行载荷的实时评估.该模型框架由两个卷积层、一个池化层、一个LSTM网络及两个全连接层共同组成.其中每个卷积层均由一个一维卷积算子构成,其通道数分别为32和64,且在每个卷积层中激活函数均选择Relu函数.进而构建LSTM神经网络模型,并将第二卷积层的输出作为该网络的输入.最后设置两个全连接层,比率设为0.2,最终输出传动主轴运行载荷的实时评估数据.

模型中学习率和模型结构是影响模型训练效率及性能的两个重要超参数,因此,提出利用贝叶斯优化算法对模型的学习率及LSTM隐藏单元数进行优化,以提高载荷评估模型的整体性能.其中,模型超参数优化空间分别设置为:学习率(0.001, 0.1),LSTM隐含层数(32, 256).CNN-LSTM网络结构参数如表2所示:

表2　CNN-LSTM 网络结构参数

Tab.2　Structure parameters of the CNN-LSTM network

网络层	各层操作参数	输出
输入层	6×1大小数据	(6,1)
卷积层1	3×3卷积核,步长为1	(4,32)
池化层	2×2最大池化层,步长为1	(2,32)
卷积层2	2×3卷积核,步长为1	(1,64)
LSTM层	激活函数=硬限制线性单元	(1,64)
全连接层1	64隐藏神经元	64
全连接层2	8隐藏神经元	8
输出层	1×1输出数据	1

1)卷积神经网络.卷积层是CNN模型中的关键步骤,其通过卷积操作提取传动主轴输入数据的局部特征,同时通过共享卷积核参数,可大幅减少模型

训练参数的数量,降低模型的复杂度.卷积操作可以表示为:

$$O_{i,k}=\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{c=0}^{C-1}I_{i+m,c}\times W_{m,c,k}+b_k \tag{6}$$

式中:$O_{i,k}$表示对输入数据进行一次卷积操作后输出特征的第i处、第k个通道的值;$I_{i+m,c}$表示输入数据的第$i+m$处、第c个通道的值;$W_{m,c,k}$表示卷积核的第m处、第c个通道与第k个通道的权重;b_k为偏置项.

采用卷积操作提取数据局部特征时会存在部分冗余信息,而池化操作则可实现数据特征的降维和特征压缩.本模型中选择最大池化方法,其计算方法可表示为:

$$O_{i,k}=\max_{m=0}^{M-1}I_{i+m,k} \tag{7}$$

式中:$O_{i,k}$表示输出特征的第i处、第k个通道的值;$I_{i+m,k}$表示输入特征的第$i+m$处、第k个通道的值.

2)LSTM 神经网络.特种车辆运行过程中,其运行工况的动态变化使得传动主轴承受的载荷呈现出复杂的变化规律.为了实现不同工况条件下传动主轴运行载荷的实时有效评估,提出采用LSTM神经网络学习复杂的动态工况变化与主轴运行载荷间的变化规律.

LSTM 神经网络基本结构如图2所示,其由4个关键部分组成,分别为:输入门、遗忘门、输出门和细胞单元.LSTM单元接收当前时刻CNN提取的特征信息作为输入x_t和上一时刻的隐状态h_{t-1},然后通过输入门、遗忘门和输出门对输入特征进行控制,并更新记忆单元c_t和当前时刻的隐状态h_t.LSTM通过4部分协同工作,可以学习到主轴运行载荷和工况特征之间的长期依赖关系,并根据当前时刻的输入特征、上一个时刻的隐藏状态和细胞状态来预测下一个时刻的输出.

LSTM神经网络构造流程可表示为:

首先,计算输入门i_t,它用于控制网络的输入,公式如下:

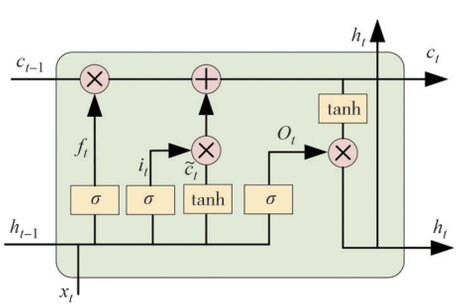


图2 LSTM神经网络基本结构

Fig.2 Structure of the LSTM neural network

$$i_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{xi}}x_t+\boldsymbol{W}_{\mathrm{hi}}h_{t-1}+\boldsymbol{W}_{\mathrm{ci}}c_{t-1}+b_{\mathrm{i}}) \tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{W}_{\mathrm{xi}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{hi}}$和$\boldsymbol{W}_{\mathrm{ci}}$分别表示输入、隐状态和记忆单元到输入门的权重矩阵;b_{i}表示输入门的偏置项;σ表示sigmoid激活函数.

其次,计算遗忘门f_t,它用于控制需要保留的前期的特征信息,公式如下:

$$f_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{xf}}x_t+\boldsymbol{W}_{\mathrm{hf}}h_{t-1}+\boldsymbol{W}_{\mathrm{cf}}c_{t-1}+b_{\mathrm{f}}) \tag{9}$$

式中:$\boldsymbol{W}_{\mathrm{xf}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{hf}}$和$\boldsymbol{W}_{\mathrm{cf}}$分别表示输入、隐状态和记忆单元到遗忘门的权重矩阵;b_{f}表示遗忘门的偏置项.

然后,计算记忆单元c_t,它用于存储当前时刻的信息,公式如下:

$$\tilde{c}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_{\mathrm{xc}}x_t+\boldsymbol{W}_{\mathrm{hc}}h_{t-1}+b_{\mathrm{c}}) \tag{10}$$

$$c_t=f_tc_{t-1}+i_t\tilde{c}_t \tag{11}$$

式中:$\boldsymbol{W}_{\mathrm{xc}}$和$\boldsymbol{W}_{\mathrm{hc}}$分别表示输入和隐状态到记忆单元的权重矩阵;$b_{\mathrm{c}}$表示记忆单元的偏置项.

最后,计算输出门o_t和当前时刻的隐状态h_t,公式如下:

$$o_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{xo}}x_t+\boldsymbol{W}_{\mathrm{ho}}h_{t-1}+\boldsymbol{W}_{\mathrm{co}}c_t+b_{\mathrm{o}}) \tag{12}$$

$$h_t=o_t\tanh(c_t) \tag{13}$$

式中:$\boldsymbol{W}_{\mathrm{xo}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{ho}}$和$\boldsymbol{W}_{\mathrm{co}}$分别表示输入、隐状态和记忆单元到输出门的权重矩阵;b_{o}表示输出门的偏置项.

在网络训练过程中,使用反向传播算法和随时间反向传播算法来计算梯度,然后使用梯度下降等优化算法来更新网络参数.LSTM网络的反向传播过程可以看作对前向传播过程的逆向计算,即根据损失函数的梯度从输出端向输入端逐层传播,并更新网络参数.

3)贝叶斯优化方法.为了提高载荷评估模型的整体性能,同时尽量降低模型复杂度及计算量,利用贝叶斯优化算法对模型的学习率及LSTM隐藏单元数进行优化.该算法通过不断探索和利用函数的输入-输出映射关系,在有限的采样次数内找到目标函数的全局最优解.其核心思想是在每次采样时,利用高斯过程模型对目标函数进行建模,根据模型预测的信息来选择下一次采样点,并逐步更新模型,从而不断逼近全局最优解.

在对结构参数进行优化时,选择期望最大化方法(Expected Improvement,EI)作为优化策略.该策略在已知模型的条件下,通过计算当前最优解的期望提高来指导搜索过程,从而快速找到最优解.对于待优化参量x(包含模型学习率及LSTM隐藏单元数),期望的计算方法为:

$$E(x) = E[\max(f(x) - f(\boldsymbol{x}^+), 0)] \tag{14}$$

式中:$f(x)$是目标函数在x处的取值;$\boldsymbol{x}^+$是当前已知最优解的参数向量.

算法的优化目标是找到使期望最大的模型结构参数向量$\boldsymbol{x}$,即:

$$\boldsymbol{x}^* = \arg\max_x E(x) \tag{15}$$

当期望达到最大值时,即意味着在x点处采样可以带来最大的期望提高,因此,$\boldsymbol{x}^*$是当前最优解的有力竞争者.通过不断迭代,该算法可以逐步逼近最优解,使传动主轴运行载荷评估模型整体呈现较好的性能.

1.4 模型训练与优化

为了保证传动主轴运行载荷实时评估模型的有效性,需提供综合传动装置不同运行工况下的车载传感器数据,对模型进行训练.为确定模型的输入参数,对综合传动装置物理结构、工作原理以及各传感器数据相关性进行综合分析可得,在车辆行驶过程中,发动机转速、油门开度、挡位、主轴转速、涡轮转速及行驶加速度与传动主轴运行载荷的关联度最高,因此选取该6个参数为模型的输入参数.模型输出为传动主轴运行载荷.由于特种车辆在实际服役过程中,难以直接采集到传动主轴运行载荷数据,因此传动主轴运行载荷数据由综合传动装置时变工况动力学模型求解获得(动力学模型虽可以实现不同工况下综合传动装置内部元件载荷的计算,但由于模型复杂、所需的求解时间较长,难以实现元件运行载荷的实时评估).将上述输入的车载数据与计算得到的主轴运行载荷数据作为本文主轴运行载荷评估模型的训练数据集,实现综合传动装置主轴运行载荷的实时快速计算.

为了提高模型计算性能,对传动主轴运行载荷评估模型进行了优化.模型优化过程中,根据待优化参数的初始化数据拟合得到高斯过程回归模型,选择下一个最有可能使性能指标最优的学习率和LSTM空间隐藏单元数组合,并使用平均绝对误差的负值($-R_{MAE}$)作为模型性能评价指标,进而逐步缩小参数空间,直到找到最优的超参数组合.以综合传动装置换挡工况实验数据为例验证模型优化效果,传动主轴运行载荷评估模型超参数寻优迭代过程如表3所示.可见,参数优化过程中,第3次、第9次和第11次超参数选择均使模型性能得到优化,但在第12次迭代后达到最优解.

表3　传动主轴运行载荷评估模型超参数寻优迭代过程

Tab.3　The optimization iterative process of hyper-parameters of real-time evaluation model for running load of transmission main shaft

迭代次数	$-R_{MAE}$	学习率	LSTM隐含层单元数
1	0.036	0.063	149
2	0.038	0.081	153
3	**0.009**	**0.016**	**42**
4	0.029	0.015	162
5	0.019	0.067	37
6	0.020	0.049	63
7	0.006	0.029	36
8	0.020	0.075	242
9	**0.004**	**0.015**	**251**
10	0.019	0.042	192
11	**0.003**	**0.011**	**198**
12	**0.003**	**0.008**	**189**

以下对不同传动主轴运行载荷模型评估结果的误差进行对比分析.模型运算所采用的计算平台信息为:CPU:Intel(R) Core(TM) i7-8586U @ 1.8 GHz,显卡:Inter(R) UHD Graphics 620.模型计算过程中输入数据采用30 s的实车采集数据,数据采样率为20 Hz,将数据输入至不同的计算模型中,所得结果如表4所示.由表4可见,基于CNN的主轴运行载荷评估模型虽然所需的时间最短,但各类误差均较大,其平均绝对误差(R_{MAE})、均方根误差(R_{RMSE})及平均绝对百分比误差(R_{MAPE})分别为545.51 N·m、593.15 N·m及0.427;CNN-LSTM模型所需时间相较于CNN模型增长了34.4%,但主轴运行载荷评估效果得到大幅提升,平均绝对百分比误差为0.215;在采用BO算法对CNN-LSTM模型进行优化后,主轴运行载荷评估结果又得到了进一步增强,平均绝对百分比误差降低至0.150,所需的计算时间也相对降低.同时考虑模型各类评估误差与运行时间,采用贝叶斯方法对CNN-LSTM模型进行优化后,其对传动主轴运行载荷评估性能的提高取得了明显的效果,同时计算时间满足综合传动装置主轴运行载荷的实时性要求.

表4　各模型主轴运行载荷评估性能对比分析

Tab.4　Comparison and analysis of running load performance evaluation for various models of main shaft

模型	R_{MAE}/(N·m)	R_{RMSE}/(N·m)	R_{MAPE}	计算时间/ms
CNN	545.51	593.15	0.427	128.4
CNN-LSTM	270.79	237.62	0.215	172.6
CNN-LSTM -BO	105.41	124.91	0.150	154.3

2 多工况主轴运行载荷评估

为了验证基于CNN-LSTM-BO模型对传动主轴运行载荷的评估性能,分别对综合传动装置换挡工况、转向工况及爬坡工况下传动主轴运行载荷评估模型性能进行实例验证.

2.1 换挡工况载荷计算与分析

换挡工况实验数据采样长度为3 h,采样间隔0.05 s,采样点数为216 000. 设置训练数据集与测试数据集的比率为8∶2,并将数据集输入CNN-LSTM-BO模型. 为了分析不同换挡工况下传动主轴运行载荷特征,对原始数据中传动主轴运行载荷进行初步统计分析,结果如表5所示. 由表5可知,换挡工况下主轴运行载荷变化范围较大,其本质原因在于:换挡工况下,传动系统内部元件工作状态的切换使得传动主轴扭矩发生瞬间变化,并产生一定的冲击.

表5 换挡工况下主轴扭矩数据统计表

Tab.5 Statistical analysis of transmission main shaft torque data under gear shift conditions **N·m**

数据集	最大值	中位数	最小值	均值	标准差
完整数据集	9 550.6	4 088.0	−4 961.7	4 754.2	2 223.1
训练集	9 550.1	4 087.7	−4 961.7	4 728.2	2 222.7
测试集	9 550.6	4 088.9	−4 960.7	4 718.0	2 223.4

为了验证模型中工况判别对模型计算效果的影响,分别将同样长度的未进行工况划分的原始数据以及工况划分后的数据输入CNN-LSTM-BO模型进行训练,并对模型输出结果进行对比分析,结果如图3所示. 可见,在对工况进行划分后,模型输出的主轴运行载荷准确度明显提高. 两种模型对主轴运行载荷性能评估误差统计如表6所示. 通过在模型中嵌入工况判别方法,可使模型输出结果的平均绝对百分比误差由0.400降低至0.150. 与未进行工况划分的情况对比,模型输出结果的R_{MAE}降低了86.32%,R_{RMSE}降低了87.96%,R_{MAPE}降低了62.5%.

2.2 直驶和转向工况载荷计算与分析

转向工况实例验证中数据采样长度为1 h,采样间隔0.05 s. 对完整数据集中所包含的直驶和转向工况数据分别进行统计分析,结果分别如表7和表8所示. 可见,转向工况下传动主轴扭矩的均值、最值及变化范围相较于直驶工况均较小.

为了验证模型对转向工况下传动主轴运行载荷评估的有效性,将转向工况条件下的原始数据输入

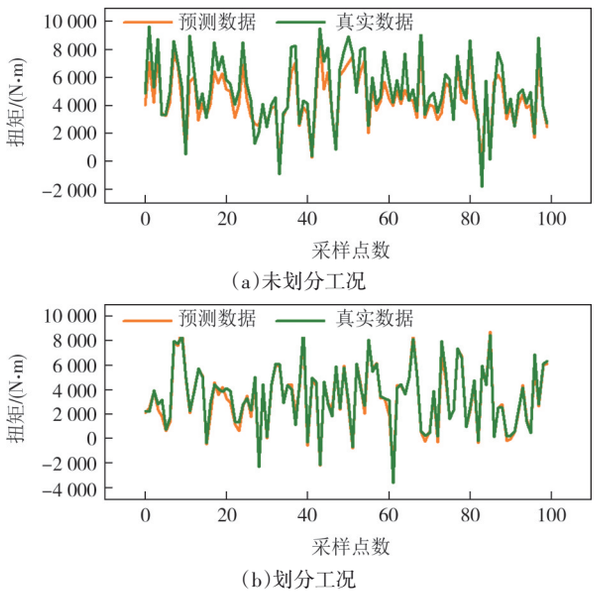


图3 换挡工况下传动主轴运行载荷评估结果

Fig.3 The running load evaluation results of transmission main shaft under gear shift conditions

表6 主轴运行载荷性能评估误差统计表

Tab.6 Error statistics table of running load performance evaluation for main shaft

模型	R_{MAE}/(N·m)	R_{RMSE}/(N·m)	R_{MAPE}
CNN-LSTM-BO(未划分工况)	770.7	1 037.6	0.400
CNN-LSTM-BO(划分工况)	105.4	124.9	0.150

表7 直驶工况下主轴扭矩数据统计表

Tab.7 Statistical analysis of transmission main shaft torque data under straight driving condition **N·m**

数据集	最大值	中位数	最小值	均值	标准差
完整数据集	9 719.0	4 151.0	1 288.8	4 573.1	727.4
训练集	9 719.0	4 151.2	1 297.4	4 173.8	703.0
测试集	9 719.0	4 150.6	1 288.8	4 171.4	781.7

表8 转向工况下主轴扭矩数据统计表

Tab.8 Statistical analysis of transmission main shaft torque data under steering condition **N·m**

数据集	最大值	中位数	最小值	均值	标准差
完整数据集	5 554.7	4 152.9	1 969.6	4 082.8	459.1
训练集	5 554.7	4 152.9	1 969.6	4 083.6	456.2
测试集	5 444.2	4 152.6	2 036.0	4 080.9	466.0

CNN-LSTM-BO主轴载荷计算模型,所得结果如图4所示,可见模型针对转向工况条件下传动主轴运行载荷的评估结果与真实数据具有较好的一致性. 同时,对模型输出结果的计算误差进行统计,结果如

表9所示.可见,载荷评估模型输出结果的整体误差较小,可满足转向工况下综合传动装置传动主轴运行载荷的实时评估.

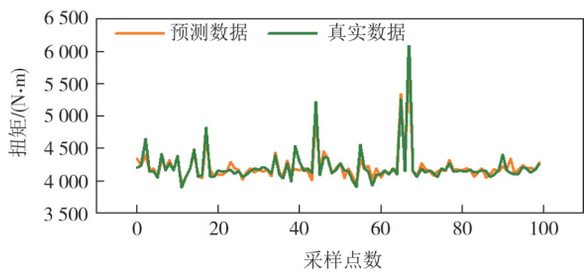


图4　转向工况下传动主轴运行载荷评估结果

Fig.4　The running load evaluation results of transmission main shaftunder steering condition

表9　转向工况下主轴转矩评估误差统计表

Tab.9　The statistics of shaft torque evaluation error under steering condition

模型	R_{MAE}/(N·m)	R_{RMSE}/(N·m)	R_{MAPE}
CNN-LSTM-BO	61.074	89.060	0.014

2.3　爬坡工况载荷计算与分析

爬坡工况实例验证中,数据集中分别包含了坡度均值为5°和10°的实车传感数据.对完整数据集中所包含的不同坡度工况数据分别进行统计分析,结果分别如表10和表11所示.可见,随着特种车辆爬坡坡度的增加,主轴扭矩的极值及变化范围均有所增加.

表10　5°坡工况下主轴扭矩数据统计表

Tab.10　The statistical analysis of main shaft torque data under a 5-degree slope condition　　N·m

数据集	最大值	中位数	最小值	均值	标准差
完整数据集	11 712.0	6 849.0	1 593.0	6 853	612.0
训练集	11 485.0	6 849.0	1 593.0	6 849	611.2
测试集	11 712.0	6 850.0	1 719.0	6 864	613.7

表11　10°坡工况下主轴扭矩数据统计表

Tab.11　The statistical analysis of main shaft torque data under a 10-degree slope condition　　N·m

数据集	最大值	中位数	最小值	均值	标准差
完整数据集	13 857.0	9 504.0	2 303.0	9 491	639.2
训练集	13 857.0	9 504.0	2 303.0	9 493	631.2
测试集	13 799.0	9 502.0	2 303.0	9 488	657.5

为了验证模型对爬坡工况下传动主轴运行载荷评估的有效性,将不同爬坡工况条件下的原始数据输入至CNN-LSTM-BO模型,所得结果如图5所示,同时对模型输出结果的计算误差进行统计,结果如表12所示.可见,爬坡工况的载荷评估模型误差最小,其中5°爬坡工况载荷计算的R_{MAE}为42.431 N·m,R_{RMSE}为73.347 N·m,R_{MAPE}为0.006;10°爬坡工况载荷计算的R_{MAE}为42.323 N·m,R_{RMSE}为70.957 N·m,R_{MAPE}为0.004.

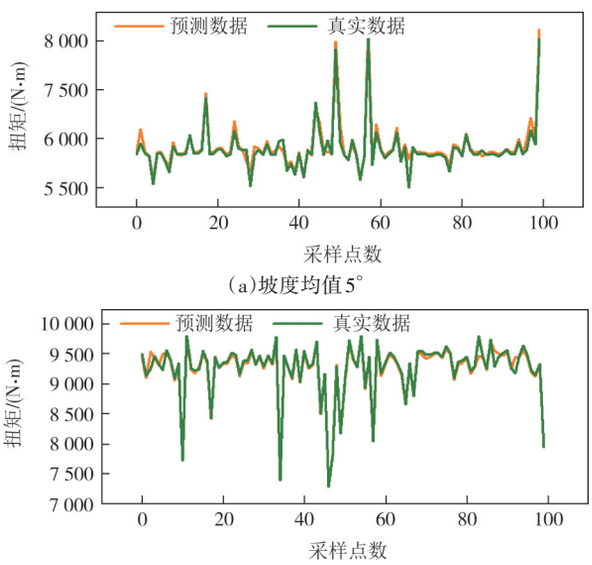


图5　爬坡工况下传动主轴运行载荷评估结果

Fig.5　The running load evaluation results of transmission main shaft under climbing condition

表12　爬坡工况下主轴转矩评估误差统计表

Tab.12　The statistics of shaft torque evaluation error under climbing condition

模型	R_{MAE}/(N·m)	R_{RMSE}/(N·m)	R_{MAPE}
CNN-LSTM-BO (5°爬坡工况)	42.431	73.347	0.006
CNN-LSTM-BO (10°爬坡工况)	42.323	70.957	0.004

3　结 论

针对变工况条件下综合传动装置传动主轴运行载荷难以实时、准确评估的问题,构建了基于CNN-LSTM-BO模型的综合传动装置主轴运行载荷评估模型,并基于实例数据对模型性能进行了验证.所取得的主要结论如下:

1)提出了特种车辆换挡工况、转向工况和爬坡工况的典型特征参数,并基于K均值聚类-支持向量机半监督学习算法实现了上述典型工况的在线判别,为不同工况条件下传动主轴运行载荷的准确评估奠定基础.

2)构建了基于CNN-LSTM-BO算法的传动主轴运行载荷评估模型.模型通过贝叶斯方法对CNN学习率及LSTM层数进行优化,可显著提高模型输出结果的准确性.相较于传统的CNN载荷评估模型及未进行超参数优化的CNN-LSTM模型,CNN-LSTM-BO模型输出结果的平均绝对百分比误差有了显著降低.

3)对特种车辆不同工况条件下传动主轴运行载荷评估结果进行了实例验证,结果表明:在换挡工况、转向工况及爬坡工况下,CNN-LSTM-BO模型对传动主轴运行载荷评估结果的平均绝对百分比误差分别为0.150、0.014、0.006(5°坡工况)及0.004(10°坡工况),验证了模型对变工况条件下综合传动装置传动主轴载荷的实时计算的有效性.

参考文献

[1] 王成, 孙雪岩, 侯威,等. 履带车辆传动系统主轴抗疲劳结构设计研究[J]. 车辆与动力技术,2021(1):43-48.
WANG C, SUN X Y, HOU W, et al. Research on anti fatigue structure design of drive shaft of power split transmission [J]. Vehicle & Power Technology,2021(1):43-48.(in Chinese)

[2] 徐宜, 王敏, 李建东, 等. 履带车辆传动轴三工况动态扭矩实时测试[J]. 车辆与动力技术,2018(3):50-54.
XU Y, WANG M, LI J D, et al. Real time testing of dynamic torque of tracked vehicle transmission shaft under three working conditions[J]. Vehicle & Power Technology, 2018(3): 50-54.(in Chinese)

[3] 赵礼辉, 王震, 冯金芝, 等. 基于用户大数据的电动汽车驱动系统可靠性试验循环工况构建方法[J]. 机械工程学报,2021,57(14):129-140.
ZHAO L H, WANG Z, FENG J Z, et al. Construction method for reliability test driving cycle of electric vehicle drive system based on users' big data[J]. Journal of Mechanical Engineering,2021,57(14):129-140.(in Chinese)

[4] 闫祥海,周志立,贾方. 拖拉机动力输出轴动态转矩载荷谱编制与验证[J]. 农业工程学报,2019,35(19):74-81.
YAN X H, ZHOU Z L, JIA F. Compilation and verification of dynamic torque load spectrum of tractor power take-off [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019,35(19):74-81.(in Chinese)

[5] 徐保荣,王涛,梁梓. 基于操纵动作预测的履带车辆载荷谱编制方法与流程[J]. 兵工学报,2022,43(2):252-259.
XU B R, WANG T, LIANG Z. Generating method and process of load spectra for tracked vehicles based on prediction of manipulating action[J]. Acta Armamentarii, 2022, 43(2): 252-259.(in Chinese)

[6] LI H L. Multivariate time series clustering based on common principal component analysis [J]. Neurocomputing, 2019, 349: 239-247.

[7] XU K, LIU F S, LIU D Z. A multifield loads evaluation method for offshore wind turbines considering multivariate coherence effect[J]. Ocean Engineering, 2023, 280: 114586.

[8] 覃凌云, 杨书仪, 陈哲吾, 等. 路面激励下的履带车辆负重轮动载荷研究[J]. 振动·测试与诊断,2021,41(4):652-659.
QIN L Y, YANG S Y, CHEN Z W, et al. Road wheels' dynamic load of tracked vehicle under road excitation [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(4): 652-659.(in Chinese)

[9] 巫发明,李晔,杨从新,等. 风电机组传动链动态载荷识别算法及验证[J]. 振动·测试与诊断,2022,42(4):664-670.
WU F M, LI Y, YANG C X, et al. Dynamic load identification algorithm and verification of wind turbine drive train[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(4): 664-670.(in Chinese)

[10] 杨子涵, 宋正河, 尹宜勇,等. 基于POT模型的大功率拖拉机传动轴载荷时域外推方法[J]. 农业工程学报,2019,35(15):40-47.
YANG Z H, SONG Z H, YIN Y Y, et al. Time domain extrapolation method for load of drive shaft of high-power tractor based on POT model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2019,35(15):40-47.(in Chinese)

[11] 李晓祥, 王安麟, 付志翼. 面向典型换挡工况重构的参数化试验载荷模型[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2020, 52(1):43-49.
LI X X, WANG A L, FU Z Y. Parameterized test load model for typical shifting condition reconstruction [J]. Journal of Harbin Institute of Technology,2020,52(1):43-49.(in Chinese)

[12] AHN H, HA Y J, KIM K H. Load evaluation for tower design of large floating offshore wind turbine system according to wave conditions[J]. Energies,2023,16(4):1862.

[13] 陈健, 唐俊遥,朱生光,等. 深度堆栈自编码网络在船舶重量估算中的应用[J]. 计算机工程,2019,45(5):315-320.
CHEN J, TANG J Y, ZHU S G, et al. Application of deep stack autoencoder network in ship weight estimation [J]. Computer Engineering,2019,45(5):315-320.(in Chinese)

[14] 于燕南, 戚其松, 董青,等. 起重机载荷谱回归预测的LSSVM模型优化研究[J]. 振动与冲击,2022,41(12):215-228.
YU Y N, QI Q S, DONG Q, et al. A study on optimization of the LSSVM model for crane load spectrum regression prediction[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(12): 215-228.(in Chinese)

[15] 徐格宁, 张魏唯, 董青, 等. 基于粒子群优化相关向量机的起重机当量载荷谱预测方法[J]. 机械设计与研究,2018,34(1):188-193.
XU G N, ZHANG W W, DONG Q, et al. Equivalent load spectrum prediction method of crane based on relevance vector machine optimized by particle swarm optimization[J]. Machine Design & Research,2018,34(1):188-193.(in Chinese)