doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S2.041

基于胎侧弯曲应变的农用轮胎状态估计方法研究

孙 瑞[1] 杨 杰[2] 苏巨桥[2] 何志祝[1] 朱忠祥[1] 李 臻[1]
（1. 中国农业大学工学院，北京 100083；2. 贵州轮胎股份有限公司技术中心，贵阳 550201）

摘要：针对农用轮胎垂向载荷获取困难以及传统模型估算精度低等问题，提出了一种基于胎侧弯曲应变的农用轮胎状态估计方法，根据轮胎胎侧受垂向载荷后的弯曲应变规律，设计了一套集成高精度胎侧弯曲应变传感器、胎温胎压传感器的轮胎状态估计系统。搭建弯曲应变信息采集试验平台并开展多种典型工况测试试验，获取非道路轮胎滚动过程中不同胎压、速度以及负荷下胎侧的应变信号，建立了其滚动过程中轮辋胎侧弯曲应变、胎温、胎压数据集。对应变信号进行降噪、筛选与特征提取获取周期应变曲线与周期特征，构建了多特征加权载荷预测网络与轮速预测网络，对轮胎垂向载荷与速度进行精确且实时估计。结果显示，多特征加权载荷预测网络平均相对误差为1.26%，均方根误差为18.42 kg，相对于传统浅层BP神经网络平均相对误差降低27.17%，均方根误差降低26.32%；速度预测网络平均相对误差为1.16%，均方根误差为0.10 km/h，相较于BP神经网络平均绝对误差与均方根误差分别降低24.18%与16.67%。通过10折交叉验证试验，证明载荷预测与速度预测网络具有良好的泛化能力。研究表明，提出的基于胎侧弯曲应变的农用轮胎状态估计方法，实现了对农用轮胎垂向载荷与速度等状态信息准确估测。

关键词：农用轮胎；状态估计；弯曲应变；多特征融合；卷积神经网络
中图分类号：U481 **文献标识码：**A **文章编号：**1000-1298(2024)S2-0402-09

State Estimation Method of Agricultural Tire Based on Sidewall Bending Strain

SUN Rui[1] YANG Jie[2] SU Juqiao[2] HE Zhizhu[1] ZHU Zhongxiang[1] LI Zhen[1]
(1. *College of Engineering, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*
2. *Technology Center, Gui Zhou Tyre Co., Ltd., Guiyang* 550201, *China*)

Abstract: The typical characteristics of agricultural tires include large load fluctuations, special pattern shapes, harsh working environments, and significant tire body vibration. These features make it difficult to accurately obtain the vertical load of the tire in practical operations. However, vertical load has a significant impact on the performance of agricultural machinery and is a key factor in evaluating and optimizing the efficiency and stability of agricultural machinery operations. A state estimation method for agricultural tires based on sidewall bending strain is proposed to address the difficulties in obtaining vertical loads and the low estimation accuracy of traditional models. A tire state estimation system that integrated high-precision sidewall bending strain sensors, tire temperature and pressure sensors was designed based on the bending strain law of the tire sidewall under vertical load. A bending strain information collection experimental platform was established and various typical working condition testing experiments were conducted through the platform. Strain signals of tire sidewall under different tire pressures, speeds, and loads during the rolling process of non-road tires were obtained. A dataset was established for the bending strain, tire temperature, and tire pressure of the wheel rim sidewall during its rolling process. After denoising, screening, and feature extraction, the periodic strain curve and periodic features were extracted from the strain signal. Furthermore, a multi feature weighted vertical load prediction network (MVL-Net) and speed prediction network based on deep neural network (SDNN) were constructed to accurately and real-time estimate the vertical load and speed of the tire. A dataset of strain signals and tire temperature

收稿日期：2024-07-18 修回日期：2024-09-15
基金项目：国家重点研发计划青年科学家项目(2022YFD2000300)、国家自然科学基金面上项目(52175259)和拼多多-中国农业大学研究基金项目(PC2023B01005)
作者简介：孙瑞(1990—)，男，博士生，主要从事农机装备地面力学研究，E-mail: sunrui_901026@163.com
通信作者：李臻(1988—)，男，副教授，博士生导师，主要从事农机装备智能传感与控制技术研究，E-mail: zhenli@cau.edu.cn

and pressure was established, and a multi-feature weighted vertical load prediction network (MVL-Net) and speed prediction network based on deep neural network (SDNN) were constructed. The prediction results showed that the mean relative error (MRE) of the MVL-Net was 1.26%, and the root mean square error (RMSE) was 18.42 kg, which was 27.17% and 26.32% lower than that of the BP network, respectively. The MRE of the SDNN was 1.16%, and the RMSE was 0.10 km/h, which was 24.18% and 16.67% lower than that of the BP network, respectively. Ten-fold cross validation experiments were conducted, and the results showed that the MVL-Net and SDNN had good generalization ability. Research result showed that the proposed state estimation method of agricultural intelligent tire based on sidewall bending strain can achieve accurate prediction of state information such as vertical load and rotational speed of agricultural tires.

Key words: agricultural tires; state estimation; bending strain; multi-feature fusion; convolutional neural network

0　引言

轮胎作为农用车辆承载与驱动的核心[1]，其工作状态直接影响整车动力性能[2]、通过能力[3]和牵引效率[4]。随着传感技术的发展，智能轮胎技术因其能够实时监测轮胎状态而成为研究前沿热点[5]。智能轮胎超越了传统橡胶复合材料的范畴，通过内置的多样化传感器实时采集胎温、胎压、载荷及速度等关键参数，为车辆结构设计与优化控制策略提供了基础数据支撑[6]。国内外学者们基于多类传感器[7-10]实现了对轮胎侧偏角[11-12]、摩擦因数[13]、轮胎力[14-15]等状态信息的估计。在轮胎状态信息中，垂向载荷尤为重要，对于确保驾驶安全、评估车辆性能、指导轮胎选择和使用具有重要意义[16]。获取轮胎垂向载荷分布，可预防轮胎脱离路面、过载等问题，提高车辆平顺性、通过性、操纵稳定性和燃油经济性[17]，同时延长轮胎使用寿命，降低事故风险。然而，传统测量方法存在结构复杂、设备昂贵及参数获取困难等诸多问题，智能轮胎技术为垂向载荷估计提供了新思路。目前，智能轮胎技术研究集中于道路轮胎，农用轮胎与普通道路轮胎的负荷状况、工作环境以及花纹结构存在较大差异[18]，因此亟需开发适用于农用车辆的智能轮胎。

近年来，人工神经网络在智能轮胎系统信号解析领域的应用逐渐成熟，为农用智能轮胎状态估计开辟了新路径。人工神经网络简化了复杂轮胎模型的构建过程，仅聚焦于输入与输出之间的映射关系，适用于处理农用轮胎复杂且难以精确描述的非线性行为[19]。在智能轮胎状态估计方面，黄小靖等[20]基于胎内MEMS加速度传感器获取轮胎径向加速度等基础实时数据，并从中提取特征信息来表征轮胎垂向载荷，实现了轮胎垂向力估计。王岩等[21]基于支持向量机算法，提出了用于预测轮胎路面间附着系数的智能轮胎状态估计方法。CIRO等[22]基于三轴应变传感器获取轮胎滚动过程中胎面应变信息，构建有监督的神经网络模型，估计了轮胎垂向力与纵向力。XU等[23]采用三轴加速度传感器获取轮胎内衬层的加速度，构建基于高斯回归算法的机器学习模型，对轮胎力等状态进行了估计。刘卫东等[24]基于MEMS三轴加速度传感器，开发了智能轮胎硬件采集系统，通过CNN-LSTM双通道融合神经网络模型实时准确地获取车辆路面附着系数，为车辆运动控制提供了关键数据支持。目前用于载荷估算的特征信号提取位置集中于轮胎胎面的内衬层，但相较于胎面而言，胎侧弯曲应变更为稳定，受路面冲击、震动影响较小。

本文以农用轮胎为研究对象，获取胎侧受垂直载荷后的弯曲应变信息，基于弯曲应变传感器、胎温传感器以及胎压传感器开发农用轮胎状态估计系统，搭建试验平台，以获取不同工况下胎侧弯曲应变信号与胎温胎压信号；通过数据降噪、数据筛选、周期划分与特征提取对应变信号进行处理，得到周期应变曲线与周期特征值，构建数据集；建立多特征加权载荷预测网络，根据输入信号特征，选择卷积层与全连接层处理多特征输入，学习特征权重进行特征融合；以周期特征为输入，建立基于深度网络的轮速预测网络，以实现速度预测。将平均相对误差与均方根误差作为评价指标，对垂向载荷与速度预测精度进行验证。

1　农用轮胎状态估计系统设计与试验

在传统轮胎结构模型中，轮胎胎侧弯曲变形通常被简化[25]。然而，在实际轮胎滚动过程中，胎侧在接地区域内会发生一定程度的弯曲变形，并且这种形变会随着载荷的增加而逐渐增大，如图1所示。通过弯曲应变传感器获取胎侧弯曲应变，分析胎侧弯曲应变程度，进而反演轮胎载荷以及速度等状态信息。因此，基于弯曲应变传感器设计了农用轮胎状态估计系统。

1.1　农用轮胎状态估计系统构建

农用轮胎状态估计系统由胎侧弯曲应变采集单元、胎温胎压采集单元、信号放大与采集、无线传输模块以及电源模块构成，系统结构如图2所示。

胎侧弯曲应变感知采用商用弯曲应变传感器完成，其规格参数如表1所示，胎侧弯曲应变越大，传感器输出电压越大。

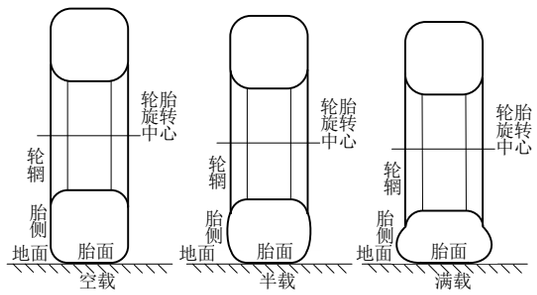


图1 胎侧弯曲应变示意图

Fig. 1 Schematic of sidewall bending strain

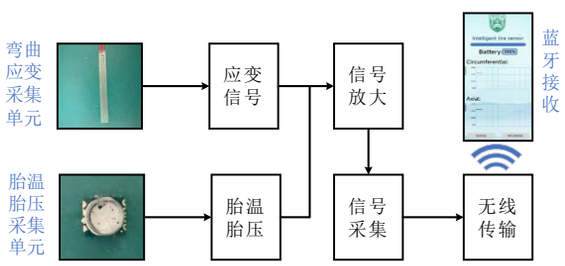


图2 农用轮胎状态估计系统

Fig. 2 Agricultural tire state estimation system

表1 应变片规格参数

Tab. 1 Specification parameters of strain gauges

参数	数值/类型
基长×基宽/(mm×mm)	57.0×5.0
基底材料	玻璃纤维复合膜
栅长×栅宽/(mm×mm)	50.0×4.2
敏感栅材料	康铜
温度/℃	−20~80
应变片电阻/Ω	120±0.3
滞后/(μm·m^{-1})	1.2
蠕变/(μm·m^{-1})	2
漂移/(μm·m^{-1})	0.5

信号采集与无线传输单元由直流稳压模块、信号放大模块、蓝牙信号传输模块及射频天线构成，如图3所示，可进行传感器信号采集与传输，采用蓝牙无线传输避免了线束布置以及轮毂穿孔。胎温胎压测量单元由轮胎内置温度压力传感器以及电源模块构成，可测量滚动过程中轮胎温度与胎压。电源模块由可无线充电的锂电池构成，避免频繁拆卸轮胎。

1.2 试验平台搭建

为获取轮胎滚动过程中胎侧应变信号，搭建如图4所示的轮辋应变采集试验系统，试验平台由轮胎转鼓试验台、14.9R26型农用轮胎、胎侧应变采集装置、电源模块、胎温胎压采集装置和数据采集与传输装置构成，可进行不同胎压、负荷和速度下胎侧应变信号采集。

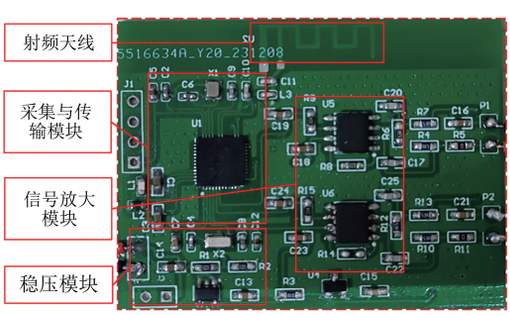


图3 信号采集与无线传输装置

Fig. 3 Signal acquisition and wireless transmission device

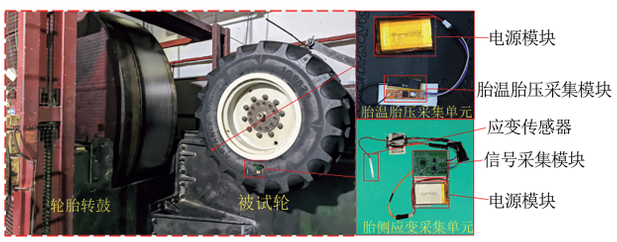


图4 轮胎试验平台

Fig. 4 Tire testing platform

试验时，将轮胎安装在转鼓试验台上，通过液压加载系统对轮胎加载不同的负荷，通过转鼓带动轮胎转动，模拟轮胎滚动过程。同时，采集不同胎压、速度以及载荷作用下轮胎胎侧应变信号。具体试验工况设置如表2所示，轮胎应变采集试验工况设置为载荷800~2 000 kg，胎压为140~210 kPa，速度为5~9 km/h，单个工况测试时间为3 min。

表2 试验工况设置

Tab. 2 Test condition setting

参数	数值
胎压/kPa	140、160、180、200、210
速度/(km·h^{-1})	5、6、7、8、9
载荷/kg	800、1 000、1 200、1 400、1 600、1 800、2 000

1.3 试验结果分析

在轮胎滚动过程中，其接地区域内胎侧会经历显著的弯曲变形。由于胎侧不断进入和离开接地区域，导致传感器产生周期性的弯曲响应，胎侧弯曲应变信号特征响应如图5所示。图5a为在相同胎压与速度条件下，不同负荷对胎侧弯曲应变传感器响应信号的影响。结果显示，随着载荷逐渐增大，应变曲线峰值呈上升趋势，同时两谷值间距也逐渐增加。原因为在充气压力保持不变的情况下，轮胎垂向刚度不变，随着载荷增加，轮胎胎侧弯曲程度加剧，接地印痕长度增长，使得轮胎在接地区域的中心部位经历了更大的弯曲形变。图5b为载荷与速度相同，但胎压不同时，轮胎胎侧弯曲应变响应的变化规律。结果表明，随着胎压逐渐减小，应变曲线峰值呈增大趋势，而反映轮胎接地印痕长度的两谷值间距则呈减小趋势。原因为胎压增加会导致轮胎刚度提升，在相同载荷条件下，轮胎接地点处弯曲变形会减小，同时接地印痕长度也会缩短。图5c描述了恒定胎压和载荷条件下，不同速度对胎侧弯曲应变传感器响应规律的影响。结果显示，随着速度逐渐增大，应变曲线峰值与谷值并未发生明显变化，但曲线周期却显著减小。在相同载荷与胎压条件下，速度的改变并不会影响轮胎刚度，因此对轮胎胎侧的弯曲

程度没有直接影响。然而，速度增加会导致传感器在相同时间内经过接地区域的次数增多，从而使得应变曲线周期减小。

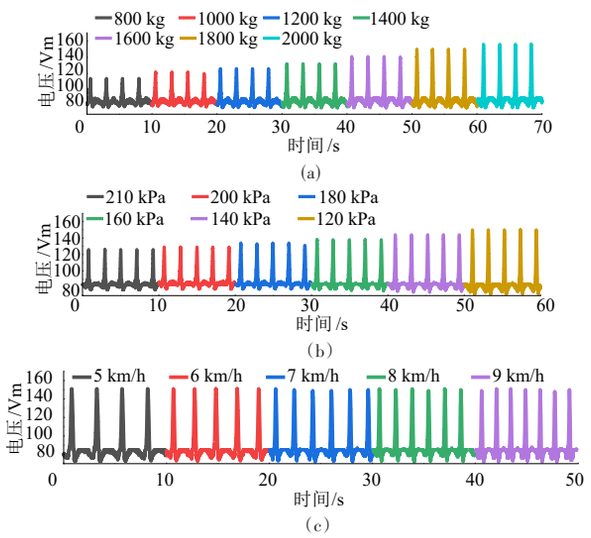


图5　弯曲应变传感器信号响应特征

Fig. 5　Signal response characteristics of bending strain sensor

2　农用轮胎状态估计模型构建

农用轮胎状态估计系统架构如图6所示，该系统首先读取来自多个传感器的数据，应变传感器输出为连续应变曲线，胎温与胎压传感器输入为胎温与胎压离散数值。随后，系统运用小波滤波技术对应变曲线进行降噪处理，旨在剔除噪声干扰。在此基础上，根据应变曲线的周期性特征对其进行划分，并通过严格的数据筛选流程确保所获取周期应变数据的准确性。由于周期应变曲线经过采样处理后会丢失周期信息，而应变曲线的周期信息与轮胎速度相关，因此提取周期信息，构建应变曲线、胎温与胎压的数据集。

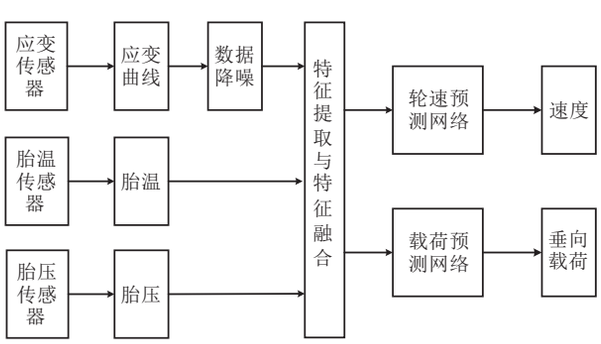


图6　模型整体结构

Fig. 6　Overall structure diagram of model

为了进一步提升预测精度，构建多特征加权垂向载荷预测网络（Multi-feature vertical load prediction network，MVL-Net）与基于深度神经网络的轮速预测网络（Speed prediction network based on deep neural network，SDNN）。MVL-Net通过对多源传感器输入的特征进行综合分析与加权处理，实现了对轮胎垂向载荷精准估算。而SDNN则专注于轮速预测，从应变曲线周期特征中捕捉速度信息，进而实现轮速准确预测。

2.1　数据处理

将传感器输出的应变曲线、胎压与胎温进行处理，以作为网络输入。在轮胎实际工作过程中，因外部路面冲击与摩擦，胎温与胎压会产生一定程度升高。但轮胎滚动一圈的过程中，胎温与胎压的变换并不明显，因此将其视为离散数据，即1个周期应变曲线对应1个胎温与胎压。

2.1.1　数据降噪

利用小波滤波方法对应变曲线进行降噪。小波滤波方法广泛应用于信号处理，多分辨率特性可以准确处理具有非平稳特征的信号降噪，去相关性可以有效去除信号中的白噪声，灵活性可以根据不同应用场景选择变换基，得到最佳降噪效果。

小波滤波应用小波变换将信号分解为高频信号与低频信号，通过阈值滤除高频信号中的噪声，并对低频信号继续应用小波变换进行信号分解，最终对多次降噪后信号进行重构，得到小波滤波结果。小波变换公式为

$$W(a,t_r)=\int_{-\infty}^{\infty}x(t)\psi\left(\frac{t-t_r}{a}\right)\mathrm{d}t \tag{1}$$

其中

$$x(t)=\sum_{j=0}^{J-1}\sum_{k}W_{j,k}\psi_{j,k}(t) \tag{2}$$

式中　$W(\cdot)$——小波系数　$x(t)$——原始信号

$\Psi(\cdot)$——小波基函数

a——尺度参数　t_r——平移参数

J——分解级数

$W_{j,k}$——第j级第k个小波系数

小波滤波降噪时，设置信号分解次数为4，阈值选取方法为软阈值。经过小波滤波降噪后，在应变曲线峰值基本保持不变的情况下，基本滤除了曲线毛刺点，使得曲线更为平滑。

2.1.2　周期数据提取

传感器数据采集过程中，由于传感器内部系统误差与外部误差等多种因素，会导致输出的应变曲线出现部分数据缺失或者失真的情况，此时应变曲线不能准确反映垂向载荷特征，会导致较大的垂向载荷预测误差，因此，将应变曲线按照周期划分，同时滤除存在数据失真与数据缺失的周期应变曲线。

定义两个波峰之间的数据为一个周期，因此，提取应变曲线中的所有波峰点，并划分周期曲线，为判断周期曲线是否具有较大误差，对每个周期数据提取一些关键点间的距离作为周期特征，如图7所示，提取的特征包括峰值之间距离T_1、不相邻的两个谷值间距离T_2与T_3。对于两个相邻的周期数据，对比3个特征值，当3个特征均具有一致性时，即认为该周期数据可用，当3个特征差异较大时，则滤除该数据，并进行下一个周期数据筛选。

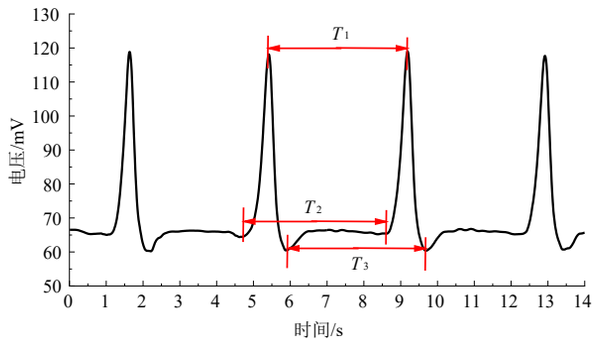


图7 周期特征提取示意图

Fig. 7 Schematic of cycle feature extraction

当筛选完可用的周期应变数据后，经过上采样与下采样将周期应变数据点数固定为256。由于周期特征中包含反映轮胎速度关键信息，而下采样后周期数据缺失，因此，将周期特征单独提取后，作为轮速预测网络的输入，将周期应变、胎温与胎压作为垂向载荷预测网络的输入。数据处理模块输出为：长度为256的应变曲线、周期特征、胎温与胎压数据。

2.2 模型构建

农用轮胎状态估计模型需要实时估计轮胎的垂向载荷与速度，其中，垂向载荷由应变曲线、胎温与胎压进行估计，轮胎速度只与应变曲线的周期特征有关。因此，模型包含垂向载荷预测网络与轮速预测网络。

2.2.1 垂向载荷预测网络

MVL-Net垂向载荷预测网络结构如图8所示。网络包含3个输入：应变曲线、胎温与胎压。首先，对每个输入分别进行特征提取，形成3个分支网络，然后，经过加权特征融合整合3个分支的特征，最后，利用全连接层进一步融合多信号特征，得到垂向载荷预测结果。

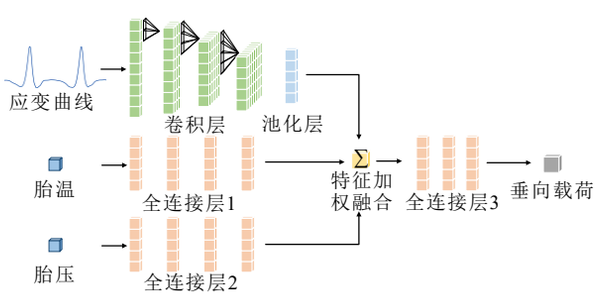


图8 MVL-Net结构图

Fig. 8 MVL-Net architecture diagram

对于每个分支网络，由于输入信号的长度不同，所以采用的局部特征提取方法有所差异。其中，胎压与胎温为输入，应用4层全连接层进行特征提取。而应变曲线包含1个周期内应变的变化过程，应该提取更为精细的局部特征进行分析。因此，应用卷积神经网络提取应变曲线的局部特征，以提高载荷预测精度。由图8可知，卷积神经网络为4层，每一层通过不同的卷积核对上一层输入特征进行局部特征提取，以提取到多分辨率局部特征，其中，卷积层特征提取操作可表示为

$$Z^{l+1}(i)=f_{l+1}\left\{\sum_{k=1}^{k_l}\sum_{x=1}^{f}\left[Z_k^l\left(s_0 i+x\right)\omega_k^{l+1}(x)\right]+b\right\} \tag{3}$$

式中 Z^{l+1}——第l+1卷积层输入

Z^{l+1}——第l+1卷积层输出

$Z(i)$——输出特征中第i行特征值

$\omega_k^{l+1}(\cdot)$——卷积操作

s_0——卷积步长 f——卷积核尺寸

k_l——卷积层通道数 b——偏置项

x——输入特征中第x行特征值

$f_{l+1}(\cdot)$——第l+1卷积层激活函数

经过卷积操作后，输出特征会产生变化

$$L_{l+1}=\frac{L_l+2p-f}{s_0}+1 \tag{4}$$

式中 L_l——Z_{l+1}尺寸 p——卷积层填充

经过4层卷积后，通过最大池化将局部特征降维，进一步保留所提取特征中的关键信息，池化操作可表示为

$$Y_i=\max_{m=0}^{k-1}X_{is_1+m} \tag{5}$$

式中 Y_i——池化层输出 k——池化核尺寸

X——池化层输入 s_1——池化步长

对于胎温与胎压分支网络，应用4层全连接层进行特征提取，全连接层操作可表示为

$$O_i=f\left(w_i^f P_i+b_i^f\right) \tag{6}$$

式中 w_i^f——第i层全连接层权重

P_i——全连接层输入特征

O_i——全连接层输出特征

b_i^f——第i层全连接层偏置项

对3个输入进行特征提取后，需要对其进行特征融合，再应用融合信息进行载荷预测。由于3个输入所包含的信息量有所差异，具有不同的重要性，因此，通过学习的方式自动为3个分支特征赋予权重α。根据权重计算融合特征

$$Q=\sum_{i=1}^{3}\alpha_i O_i \tag{7}$$

式中 α_i——第i个特征权重 Q——融合特征

对3个分支特征进行加权特征融合后，经过3个全连接层进一步提取与整合全局信息，经过ReLU激活函数得到最终的载荷预测结果。MVL-Net关键参数如表3所示。

2.2.2 轮速预测网络

轮速预测网络输入决定网络预测结果，因此需要对输入特征与输出轮速之间的相关性进行计算，选择相关性较强的特征作为网络的输入。选择周期特征T_1、T_2、T_3、胎温、胎压等5个特征，采用皮尔逊相关系数计算特征值与轮速间的相关性，计算式为

表 3　MVL-Net 关键参数

Tab. 3　Key parameters of MVL-Net

网络	参数	关键参数值	输出特征尺寸
应变曲线分支	第 1 层卷积核尺寸	20×16	237×16
	步长	1	
	第 2 层卷积核尺寸	10×32	228×32
	步长	1	
	第 3 层卷积核尺寸	10×64	219×64
	步长	1	
	第 4 层卷积核尺寸	2×128	32×128
	步长	7	
	最大池化层	–	32
胎温分支	第 1 层全连接层	8	8
	第 2 层全连接层	16	16
	第 3 层全连接层	16	16
	第 4 层全连接层	32	32
胎压分支	第 1 层全连接层	8	8
	第 2 层全连接层	16	16
	第 3 层全连接层	16	16
	第 4 层全连接层	32	32

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_m(i)-\bar{x}_m\right)\left(y_i-\bar{y}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(x_m(i)-\bar{x}_m\right)^2\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\bar{y}\right)^2}} \tag{8}$$

式中　r——相关系数　n——变量数量

$x_m(i)$——第 m 个特征对应第 i 个数值

$\bar{x}_m$——第 m 个特征平均值，km/h

y_i——特征值对应速度，km/h

$\bar{y}$——速度平均值，km/h

特征相关系数如表 4 所示，试验结果表明，轮速与 3 个周期特征具有极强的相关性，与胎温，胎压等 2 个特征为极低相关，因此，选择 3 个周期特征作为轮速预测网络输入。

表 4　特征相关系数

Tab. 4　Feature correlation coefficient

排名	参数	相关系数
1	T_1	0.996 8
2	T_3	0.987 7
3	T_2	0.965 8
4	胎温	0.021 9
5	胎压	0.015 4

全连接层中，神经元数目与层数会对网络性能造成影响。神经元与层数越少，网络特征提取能力越差，但过多的神经元与层数会导致网络过拟合与参数冗余，导致网络泛化性能差且造成计算资源浪费。因此，参照文献[26-27]确定网络参数方法，通过反复训练来先确定网络神经元个数，再确定网络层数。选择网络训练平均相对误差（Mean relative error，MRE）与均方根误差（Root mean square error，RMSE）作为评价指标，在训练过程中，由于网络初始化权重会导致评价指标存在差异，因此，取 5 次网络预测精度平均值作为评估网络性能指标。

首先确定每层神经元个数，取值集合为{20, 25, 30, 35, 40}，得到网络预测结果如图 9 所示。由图 9 可知，当神经元数量为 30 时，网络 MRE 最小，确定神经元个数为 30。

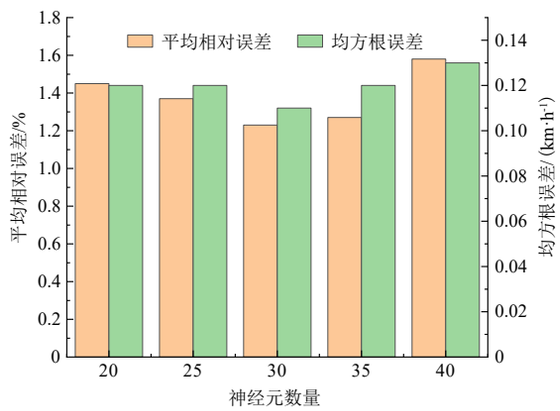


图 9　不同神经元个数的轮速预测结果

Fig. 9　Prediction results of rotational speed for different numbers of neurons

进一步确定网络层数，取值集合为{2, 3, 4, 5}，神经元数目设置为 30，网络预测精度如图 10 所示。结果表明，全连接层数目为 4 时网络取得最佳预测精度。随着层数增加，网络预测精度降低，表明网络模型相对于训练数据过于复杂产生了过拟合。

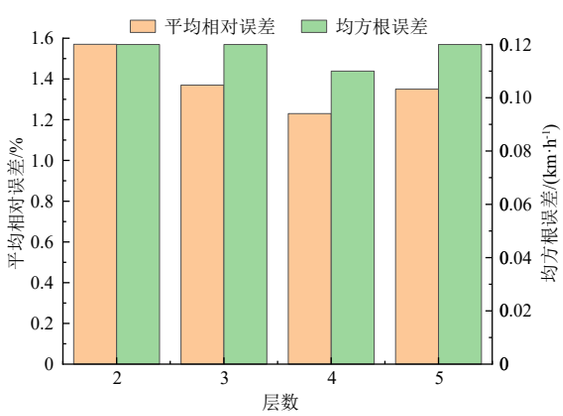


图 10　不同层数时轮速预测结果

Fig. 10　Prediction results of rotational speed for different layers

经过试验确定轮速预测网络结构如图 11 所示。网络由 4 层全连接层组成，每层神经元个数为 30，经过最后一层全连接层后，使用 ReLU 激活函数得到轮速预测结果。

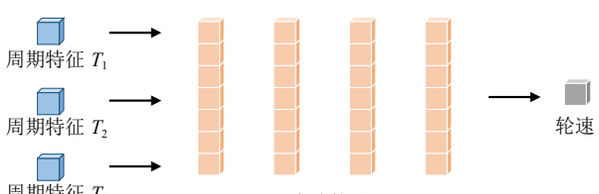


图 11　轮速预测网络结构

Fig. 11　SDNN structure diagram

2.3 模型训练

对MVL-Net与SDNN进行训练，数据为试验中取得的实测数据，网络训练时，通过数据处理模块将应变曲线按照周期划分并筛选，共得到8 324条应变曲线与对应的胎温、胎压和速度数据。

设置损失函数为网络预测值与真实值之间的均方误差，即

$$Loss = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(v_i - \hat{v}_i\right)^2 \tag{9}$$

式中 N——训练样本数

v_i——样本真实值

$\hat{v}_i$——网络预测值

网络训练时，选择L-M算法作为梯度优化算法，网络初始学习率设置为0.01，将数据按照比例7∶1.5∶1.5划分为训练集、验证集与测试集。两个网络的训练过程中损失值变化曲线如图12、13所示。由图可知，载荷预测网络在第284次迭代时，测试集与验证集的损失值达到最小，得到了网络最优参数。轮速预测网络在第147次迭代时得到了最佳网络参数。

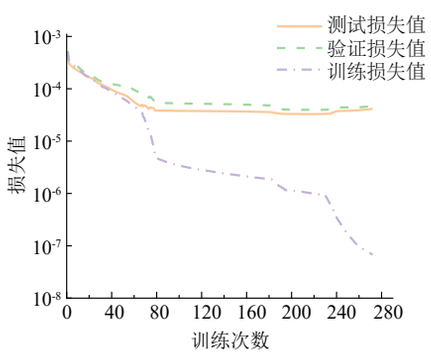


图12 MVL-Net训练过程

Fig. 12 MVL-Net training process

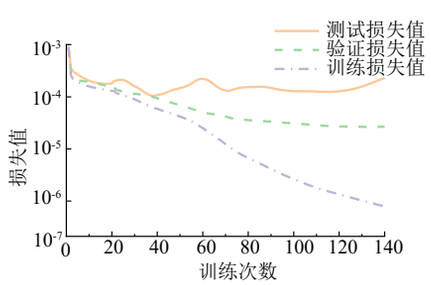


图13 SDNN训练过程

Fig. 13 SDNN training process

3 结果分析

3.1 预测精度

3.1.1 多特征加权载荷预测网络精度

为验证多特征加权载荷预测网络(MVL-Net)预测精度，将其与传统浅层BP神经网络的垂向载荷预测网络(Vertical load prediction network based on back propagation neural network，VL-BPN)进行对比。相对于MVL-Net，VL-BPN将应变曲线分支网络中的卷积网络更换为浅层BP神经网络，除此之外，输入、特征加权与训练方法与MVL-Net相同。

将传感器输出信号作为输入，通过数据提取方法得到相对应的周期应变曲线、胎温、胎压，作为MVL-Net与VL-BPN的输入，将网络预测值与真实值间平均相对误差(MRE)与均方根误差(RMSE)作为精度评价指标，结果如图14所示。

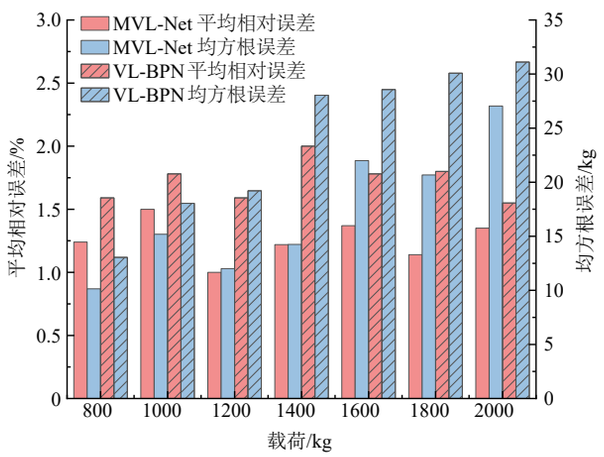


图14 垂向载荷预测精度

Fig. 14 Vertical load prediction accuracy

由图14可知，MVL-Net平均相对误差为1.26%，均方根误差为18.42 kg，MVL-Net当载荷1 200 kg时MRE最小为1.00%，当载荷为1 600 kg时，MRE最大为1.37%，但总体而言各个载荷间预测精度相差不大。VL-BPN平均相对误差为1.73%，均方根误差为25.00 kg，VL-BPN当载荷为2 000 kg时，MRE最小为1.55%，当载荷为1 400 kg时，MRE最大为2.00%。

将预测结果进行对比，MVL-Net对于VL-BPN，平均相对误差降低27.17%，均方根误差降低26.32%，其中，不同载荷MVL-Net的预测精度均高于VL-BPN，结果表明，MVL-Net预测精度与网络鲁棒性均优于VL-BPN。其原因为，在MVL-Net中，应用卷积神经网络对周期应变曲线进行特征提取，可以提取到包含应变点与其邻域点数值变换关系的局部特征，经过池化操作结合全局特征与局部特征，该特征包含更多关于垂向载荷信息，与此同时，将应变特征与胎温胎压进行融合，结合了多源传感器信息，因此得到了准确的垂向载荷预测结果。而在VL-BPN中，通过全连接层只能提取到周期应变曲线的全局信息，缺失了对于应变曲线局部变化规律的关注，由于缺失了精细的应变局部特征，导致VL-BPN的载荷精度低于MVL-Net。

3.1.2 轮速预测网络精度

为了评估基于深度网络的轮速预测网络(SDNN)，构建基于浅层BP神经网络的轮速预测网络(Speed prediction network based on back propagation neural network，SBPN)与所提出的SDNN网络预测精度进行对比。SBPN相对于SDNN，网络结构较为简单，具有较少

的网络节点与层数除此之外，输入与训练方法均与SBPN相同，结果如图15所示。

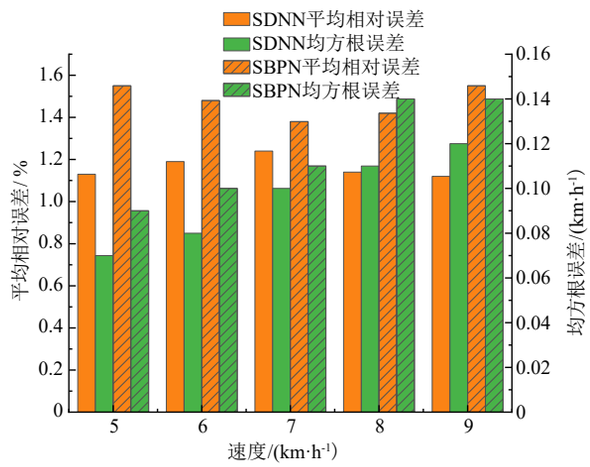


图15　速度预测精度

Fig. 15　Speed prediction accuracy

由图15可知，SDNN预测精度较高，平均相对误差为1.16%，均方根误差为0.10 km/h。当速度为9 km/h时，预测精度最高，MRE为1.12%，当速度为7 km/h时，预测精度最低，MRE为1.24%。SBPN平均相对误差为1.53%，均方根误差为0.12 km/h，当速度为7 km/h时，预测精度最高，MRE为1.38%，当速度为9 km/h时，预测精度最低，MRE为1.83%。预测结果表明，SDNN具有更高的精度，相较于SBPN，平均相对误差降低24.18%，均方根误差降低16.67%，结果表明，SDNN预测精度与网络鲁棒性均优于SBPN。其原因为，在SDNN中，深度学习网络具有更多隐含的全连接层，可以逐步提高对输入数据提取特征的抽象程度，同时，针对速度预测任务，通过试验对网络的隐含层数量与神经元个数进行选择，使得SDNN具有较高的速度预测精度。而在SBPN中，采用较少隐含层与神经元，使得网络结构较为简单，针对输入数据特征提取能力不足，导致预测精度低于SDNN。

综上所述，所提出的MVL-Net与SDNN相对于基于浅层神经网络的VL-BPN与SBPN均具有较高的预测精度与网络稳定性。所提出的农用轮胎状态估计模型可以通过读取传感器输出信号，执行数据降噪、数据提取获取网络输入，通过多特征加权垂向载荷预测网络与轮速预测网络得到准确的垂向载荷与轮胎速度。

3.2　模型泛化能力

模型泛化能力反映面对未知数据时的准确预测能力，是衡量模型性能主要指标。交叉验证方法是评估模型泛化能力的有效手段之一[28-29]，因此应用10折交叉验证方法对MVL-Net与VL-BPN的垂向载荷预测精度进行对比，对SDNN与SBPN的速度预测精度进行对比。10折交叉验证方法是将所有训练数据平均分为10份，共训练10次，每次训练时使用其中9份数据作为训练集，1份作为验证集，垂向载荷与速度泛化能力结果如图16、17所示。

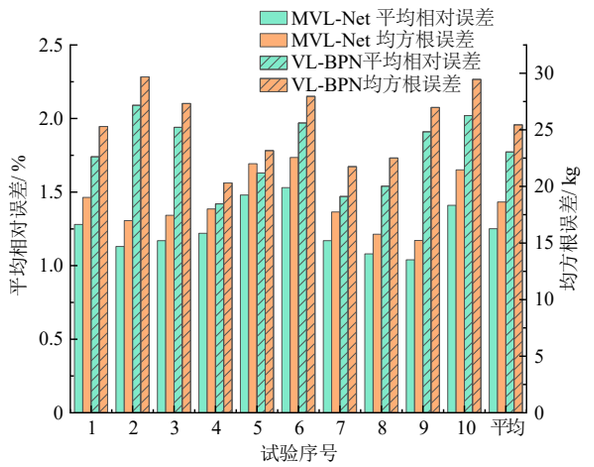


图16　载荷预测10折交叉验证结果

Fig. 16　10-fold verification results of load prediction

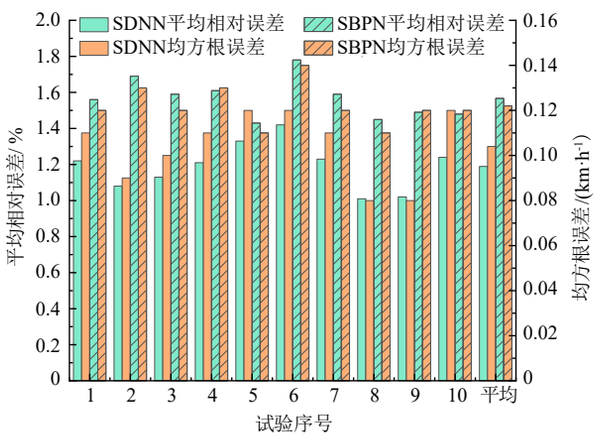


图17　速度预测10折验证结果

Fig. 17　10-fold verification results of speed

由图16可知，MVL-Net预测结果较为集中，MRE为1.04%~1.53%，平均MRE为1.25%，RMSE为15.23~22.56 kg，平均为18.63 kg。VL-BPN预测误差均大于MVL-Net，MRE为1.42%~2.09%，平均为1.77%，RMSE为20.31~29.68 kg，平均为25.44 kg。试验结果表明，MVL-Net在10次验证中，各项预测精度指标均高于VL-BPN，且分布更为集中，10次试验中，MVL-Net相较于VL-BPN，MRE降低29.38%，RMSE降低26.77%。结果表明，MVL-Net相较于VL-BPN具有更高的预测精度与泛化能力。

由图17可知，预测结果MRE为1.01%~1.42%，平均为1.19%，RMSE为0.08~0.12 km/h，平均为0.10 km/h，预测结果分布较为集中。SBPN的MRE为1.43%~1.78%，平均为1.57%，RMSE为0.11~0.14 km/h，平均为0.12 km/h。在10次试验中，SDNN预测精度均高于SBPN，且MRE降低24.20%，RMSE降低16.67%，表明了SDNN具有更高的预测精度与泛化能力。其原因为，提出的MVL-Net与SDNN分别针对垂向载荷与速度预测任务而设计，网络结构更为合理，经过训练，网络已经于输入数据中学习到提取有效特征的方法，并掌握了解决两种任务的一般性规律，同时，训练过程中没有对训练数据产生过拟合。

因此，相较于VL-BPN与SDNN，MVL-Net与SDNN在面对未知数据时，网络能够根据已有的数据处理能力得到较为准确的预测结果。

4 结论

（1）为估计农用轮胎状态，通过研究轮胎胎侧受垂向载荷后的弯曲应变规律，基于弯曲应变传感器开发了轮辋应变采集系统，搭建了弯曲应变信息采集试验平台。获取非道路轮胎滚动过程中不同胎压、速度以及负荷下胎侧的应变信号，建立了其滚动过程中轮辋胎侧弯曲应变、胎温、胎压数据集。

（2）设计了基于弯曲应变传感器、胎温传感器及胎压传感器的农用轮胎状态估计系统，对传感器数据进行提取、降噪与筛选，提出了多特征加权载荷预测网络与速度预测网络，对轮胎所受垂向载荷与速度进行精确且实时的预测。

（3）通过试验对所提出的垂向载荷预测网络与速度预测网络精度与泛化能力进行验证。结果表明，所提出的MVL-Net MRE为1.26%，RMSE为18.42 kg，相较VL-BPN，MRE降低27.17%，RMSE降低26.32%；SDNN MRE为1.16%，RMSE为0.10 km/h，相较SBPN，MRE降低24.18%，RMSE降低16.67%。10折交叉验证结果表明，提出的MVL-Net与SDNN具有较高的泛化能力。

参 考 文 献

[1] XU R, WANG W. Establishment and analysis of passingness evaluation index of off-road vehicle based on PCA[J].IOP Conference Series Earth and Environmental Science, 2020, 440:032110.

[2] SOLTANI A, GOODARZI A, SHOJAEEFARD M H, et al. Optimizing tire vertical stiffness based on ride, handling, performance, and fuel consumption criteria[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2015, 137(12):121004.

[3] RADA J, RYBANSKY M, DOHNAL F. Influence of quality of remote sensing data on vegetation passability by terrain vehicles[J].ISPRS International Journal of Geo-Information, 2020, 9(11):684.

[4] BECKER C , ELS S .Agricultural tyre stiffness change as a function of tyre wear[J].Journal of Terramechanics, 2022, 102:1 - 15.

[5] MAURYA D, KUMAR P, KHALEGHIAN S, et al. Energy harvesting and strain sensing in smart tire for next generation autonomous vehicles[J].Applied Energy, 2018, 232:312 - 322.

[6] LEE H, TAHERI S. Intelligent tires-a review of tire characterization literature[J]. Intelligent Transportation Systems Magazine, IEEE, 2017, 9(2):114 - 135.

[7] BARBOSA B H G, XU N, KHAJEPOUR A A .Lateral force prediction using gaussian process regression for intelligent tire systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Systems, 2022, 52(8):5332 - 5343.

[8] XING C X, ZHANG Q B, WANG Z H., et al.Soft-metal bonding-enabled recyclable and anti-interference flexible multilayer piezoelectric sensor for tractor tire strain monitoring[J].Nano Energy, 2024, 127:109704.

[9] ZHANG J Y, FU H X, YANG B W, et al. A spoke strain-based method to estimate tire condition parameters for intelligent tires[J].Sensors and Actuators A-Physical, 2024, 367:115035.

[10] GUAN J X, ZHOU X L, LIU L, et al. Measurement of tire-pavement contact tri-axial stress distribution based on sensor array[J].Coatings, 2023, 13(2):416.

[11] SUN X Q, QUAN Z Q, CAI Y F, et al.Intelligent tire slip angle estimation based on sensor targeting configuration[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73:9503016.

[12] SUN X Q, QUAN Z Q, CAI Y F, et al.Direct tire slip angle estimation using intelligent tire equipped with pvdf sensors[J].IEEE-ASME Transactions on Mechatronics, 2024, Early Access.

[13] HAN Z, LIU W, GAO Z, et al. A method for real-time road surface identification of intelligent tire systems based on random convolutional kernel neural network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024. DOI:10.1109/TIV.2024.3369951.

[14] JEONG D , KIM S , LEE J , et al.Estimation of tire load and vehicle parameters using intelligent tires combined with vehicle dynamics[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70:9502712.

[15] SALARI A H, MIRZAEINEJAD H, MAHANI M F.Tire normal force estimation using artificial neural networks and fuzzy classifiers: Experimental validation[J]. Applied Soft Computing, 2023, 132:109835.

[16] SHAO X D, YANG Z H, MOWAFY S, et al.Load characteristics analysis of tractor drivetrain under field plowing operation considering tire-soil interaction[J].Soil & Tillage Research, 2023, 227:105620.

[17] 陈鼎. 基于地面分形特性的轮地相互作用机理研究及其应用[D]. 厦门:厦门大学, 2019.
CHEN Ding. Research and application of tire-soil interaction mechanism based on soil fractal characteristics[D]. Xiamen: Xiamen University, 2019. (in Chinese)

[18] LI Z, MITSUOKA M, INOUE E, et al.Parameter sensitivity for tractor lateral stability against Phase I overturn on random road surfaces [J].Biosystems Engineering, 2016, 150:10 - 23.

（下转第426页）

[18] LI Mingke, HUANG Kepeng, YI Xuemei. Crack formation mechanisms and control methods of laser cladding coatings: a review[J]. Coatings, 2023, 13(6): 1117.

[19] HEMMATI, I, OCELÍK V, DE HOSSON J T M. Microstructural characterization of AISI 431 martensitic stainless steel laser-deposited coatings[J]. Journal of Materials Science, 2011, 46: 3405 - 3414.

[20] DU Baoshuai, ZOU Zengda, WANG Xinhong, et al. In situ synthesis of TiB_2/Fe composite coating by laser cladding[J]. Materials Letters , 2008, 62: 689 - 691.

[21] WANG Xinhong, ZHANG Min, QU Shiyao. Development and characterization of (Ti, Mo) C carbides reinforced Fe-based surface composite coating produced by laser cladding[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2010, 48(9): 893 - 898.

[22] LI Jianfeng, ZHU Zhencai , PENG Yuxing , et al. Phase evolution and wear resistance of in-situ synthesized (Cr, W) $_{23}C_6$-WC composite ceramics reinforced Fe-based composite coatings produced by laser cladding[J]. Vacuum, 2021, 190: 110242.

[23] OLIVEIRA J P, LALONDE A D, MA. J. Processing parameters in laser powder bed fusion metal additive manufacturing[J]. Materials & Design, 2020, 193: 108762.

[24] ZHANG Qi, HAN Bin, LI Meiyan, et al. Comparison of CoCrFeNi coatings prepared via high-speed laser cladding and normal laser cladding on microstructure and properties[J]. Intermetallics, 2023, 153: 107795.

[25] 张文华. 不锈钢及其热处理[M]. 沈阳: 辽宁科学技术出版社,2010.

(上接第410页)

[19] DANIEL G P, OLUREMI O, JORGE Y, et al. A novel strain-based method to estimate tire conditions using fuzzy logic for intelligent tires [J]. Sensors, 2017,17(2):350.

[20] 黄小靖,张峰,张士文,等.智能轮胎的垂向载荷测量[J].汽车工程,2020,42(9):1270 - 1276,1283.
HUANG Xiaojing, ZHANG Feng, ZHANG shiwen, et al. Vertical load measurement of automotive intelligent tire [J]. Automotive Engineering, 2020,42(9):1270 - 1276,1283. (in Chinese)

[21] 王岩,梁冠群,危银涛.基于支持向量机的智能轮胎路面辨识算法[J].汽车工程,2020,42(12):1671 - 1678,1717.
WANG Yan, LIANG Guanqun, WEI Yintao. Road identification algorithm of intelligent tire based on support vector machine [J]. Automotive Engineering, 2020,42(12):1671 - 1678,1717. (in Chinese)

[22] CIRO T, SALVATORE S, MARIO T, et al. A strain-based estimation of tire-road forces through a supervised learning approach[C]// IEEE International Workshop on Metrology for Automotive,2023: 187 - 192.

[23] XU N,ZHOU J F,BARBOSA B H G, et al.A soft sensor for estimating tire cornering properties for intelligent tires[J].IEEE Transactions on Systems Man,2023,53(10):6056 - 6066.

[24] 刘卫东,韩宗志,高镇海,等.基于智能轮胎系统的实时路面辨识技术[J].汽车工程,2024,46(4):617 - 625.
LIU Weidong, HAN Zongzhi, GAO Zhenhai, et al. Real-time pavement recognition technology based on intelligent tire system [J]. Automotive Engineering,2024,46(4):617 - 625. (in Chinese)

[25] 刘志浩,刘钇汛,高钦和,等.基于解析弹性基础的重载轮胎动力学建模与分析[J].机械工程学报,2021,57(19):102 - 112.
LIU Zhihao, LIU Yixun, GAO Qinhe, et al. Kinematic modeling and analysis of the tire model with the analytical elastic foundation for the heavy-loaded radial tire[J]. Journal of Mechanical Engingeering, 2021,57(19):102 - 112. (in Chinese)

[26] ZOU D F, WANG Z D, ZHANG L M, et al. Deep field relation neural network for click-through rate prediction[J]. Information Science, 2021,577:128 - 139.

[27] 丁军,古愉川,黄霞,等.基于改进遗传算法优化人工神经网络的304不锈钢流变应力预测准确性研究[J].机械工程学报,2022, 58(10):78 - 86.
DING Jun, GU Yuchuan, HUANG Xia, et al. Research on prediction accuracy of flow stress of 304 stainless steel based on artificial neural network optimized by improved genetic algorithm[J].Journal of Mechanical Engingeering,2022,58(10):78 - 86. (in Chinese)

[28] 叶壮,余建波.基于多通道加权卷积神经网络的齿轮箱振动信号特征提取[J].机械工程学报,2021,57(1):110 - 120.
YE Zhuang, YU Jianbo. Feature extraction of gearbox vibration signals based on multi-channels weighted convolutional neural network [J]. Journal of Mechanical Engingeering, 2021,57(1):110 - 120. (in Chinese)

[29] CHU R H, CHEN Y K, KONG T, et al. ICM-3D: Instantiated category modeling for 3D instance segmentation[J].IEEE Robotics and Automation Letters,2022,7(1):57 - 64.