

基于WOA-BP神经网络的桥梁移动车辆 荷载参数识别研究

王晓辉¹,张邦如¹,陶志仁²,池新燕³,万李兴²,彭建新²

(1.佛山市广佛肇高速公路有限公司,广东 佛山 528315;2.长沙理工大学 土木工程学院,湖南 长沙 410114;

3.中铁大桥科学研究院有限公司,湖北 武汉 430034)

摘要:为高效准确地识别桥梁结构上的移动荷载参数,该文提出一种基于鲸鱼算法(WOA)的BP神经网络的桥梁移动荷载分层识别方法,构建基于WOA-BP神经网络移动荷载参数识别模型。通过该移动荷载识别模型对桥上车辆的作用车道、车速和车辆载重进行分步、耦合识别。并以某预应力简支箱梁桥为背景,通过随机车流作用下的动态响应实测数据并结合桥上车辆行驶视频资料验证该文所提出的方法及神经网络识别模型的适用性。研究结果表明:该文提出的移动荷载参数识别方法识别精度高、收敛速度快、具有较强的鲁棒性和抗噪能力,能够准确识别桥梁移动荷载参数。

关键词:桥梁工程;荷载识别;BP神经网络;鲸鱼算法;分层识别

中图分类号:U446

文献标志码:A

0 引言

在交通运输安全现实需求和工程结构安全预警技术蓬勃发展的大背景下,对现役桥梁在运营状态下的移动荷载进行监测,获取实时、准确的移动荷载信息既是服役桥梁可靠度评估的基础,同时又能够为桥梁病害分析提供可靠准确的移动荷载信息^[1-3]。

国内外学者对移动荷载的识别方法进行了深入的研究^[4]。王宁波等^[5-6]通过寻找控制截面应变曲线峰值点识别了车辆行驶速度、轴数、轴距,并采用影响线拟合动应变响应识别车辆轴重;安家禾等^[7]对比分析了参数C算法和Mosess算法两种车辆轴重识别算法;陈震等^[8-9]利用广义奇异值分解(GSVD)、截断广义奇异值分解(TGSVD)方法实现了桥梁移动荷载的识别;张超东等^[10]将车辆荷载向量与桥梁结构状态向量联立构成增秩状态向量,并基于AKF(自适应卡尔曼滤波)算法,利用桥梁状态空间方程和振动响应实时识别了车辆荷载;Chen等^[11]提出并开发了

一种预处理最小二乘分解法,识别移动荷载的同时可减少未知噪声引起的误差;邹谭^[12]基于剪切应变影响线提出了识别单一车辆荷载的新方法,根据剪切应变影响线的特征识别车辆轴重、总重、车速和轴距。近年来随着深度学习得到不断发展,一些学者将人工神经网络技术应用于移动荷载的识别。应用神经网络方法识别车辆移动荷载时,通过桥梁结构的响应就可以达到识别效果,具有高效、经济和准确的特点^[13],因此受到众多学者的关注;杨慧等^[14]利用神经网络对车辆的位置、速度和轴重大小进行了识别,并通过模型试验验证了该方法的合理性,但未在实桥工程案例得到验证;李忠献等^[15]基于BP神经网络,提出了一种分阶段识别桥上移动荷载的方法,但未考虑移动荷载参数之间的相互影响,这与实际情况有一定的偏差。

上述研究表明:神经网络应用于桥梁移动荷载识别是可行的,但传统BP神经网络收敛速度慢、局部极小化问题突出。Mirjalili等^[16]提出了鲸鱼优化算法(WOA),该算法全局搜索能力突出,跳出局部最

收稿日期:2023-10-25(修改稿)

基金项目:国家重点研发计划项目(编号:2021YFB2600900);国家自然科学基金资助项目(编号:52078056)

作者简介:王晓辉,男,大学本科,高级工程师.E-mail:840983098@qq.com

优的能力强,并能够加快收敛速度。因此本文提出一种基于鲸鱼优化算法(WOA)的BP神经网络移动荷载分层识别方法,建立基于WOA-BP神经网络移动荷载识别模型,对桥上移动荷载参数进行分层耦合识别。最后通过工程实测动态响应数据和视频检测技术^[17]验证本文所提出的方法及模型的实用性及准确度。

1 WOA-BP神经网络移动荷载识别模型

1.1 移动荷载识别模型

1.1.1 移动荷载参数识别流程

桥梁移动荷载识别过程中,为了提高识别精度并简化网络结构,采用移动荷载参数分层识别方法^[15],应用多组BP神经网络对移动荷载参数分层、耦合识别。首先通过主梁响应峰值差异建立车道识别模型并识别出车道;识别车辆作用车道后,利用车辆通过桥梁不同截面的时间差建立车速识别模型并识别出车辆行驶速度;最后将已经识别的车辆作用车道、行驶速度和桥梁响应作为车辆载重识别模型的输入参数,完成车辆载重识别。图1所示为移动荷载参数识别的主要工作流程。

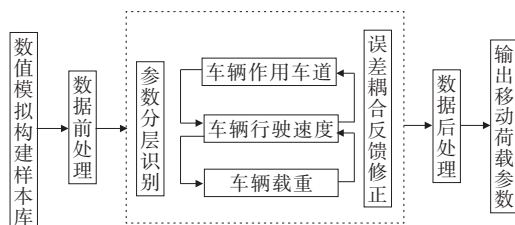
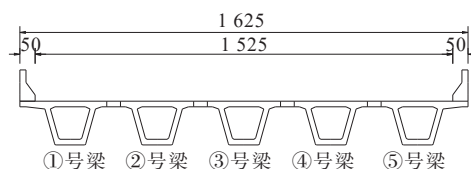


图1 移动荷载参数识别模型流程图

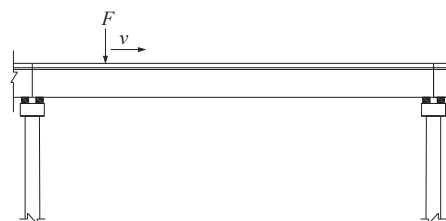
1.1.2 样本库设计与建立

以某25 m预应力简支小箱梁桥为例,根据车辆行驶车道、速度、车辆重量,采用Ansys软件对不同组合下的工况进行数值仿真模拟,以数值仿真的结果作为参数识别的样本库(图2)。为了更加贴切实际工程,作用车道设计水平为1、2、3和4号车道;速度设计水平为15、20、25和30 m/s;车辆载重设计水平为2、5、10和20 t。为了创建特征代表性强、类别均衡高效的样本空间,本文通过正交设计方法^[18]共确定16组样本工况,如表1、2所示。为简化计算,在Ansys数值模拟中假定车辆在行驶过程中不会出现加速、超车和刹车等行驶行为,并将车辆模型简化为一个移动的集中力沿车道中心线匀速通过桥梁。通

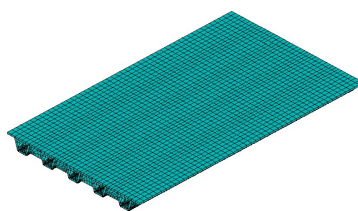
过Ansys模拟计算得到16组样本工况下的桥梁1/4、1/2和3/4截面处的应变和位移响应,其中2/3的数据用于网络训练,1/3用于网络测试。



(a) 跨中横截面布置(单位:cm)



(b) 加载示意图



(c) 简支箱梁桥Ansys模型图

图2 样本库建立

表1 荷载设计水平

水平	车道	车速/(m·s ⁻¹)	载重/kg
1	车道1	15	2 000
2	车道2	20	5 000
3	车道3	25	10 000
4	车道4	30	20 000

表2 正交试验方案

工况 编号	作用 车道	车速	车重	工况 编号	作用 车道	车速	车重
1	1	1	1	9	3	1	3
2	1	2	2	10	3	2	4
3	1	3	3	11	3	3	1
4	1	4	4	12	3	4	2
5	2	1	2	13	4	1	4
6	2	2	1	14	4	2	3
7	2	3	4	15	4	3	2
8	2	4	3	16	4	4	1

1.1.3 移动荷载参数识别原理

通过Ansys数值模拟获得足量的桥梁应变、位移响应样本,利用神经网络实现由输入空间 T^n (桥梁响

应)到输出空间 T^m (移动荷载参数)的非线性映射。各参数识别过程中,为了提高网络学习精度与效率,选择桥梁响应最有效的特征值参数作为输入变量。结果如图3、4所示。

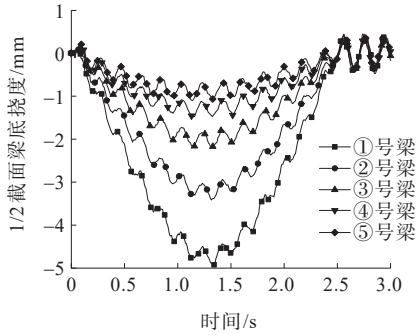


图3 主梁竖向位移时程曲线(工况1)

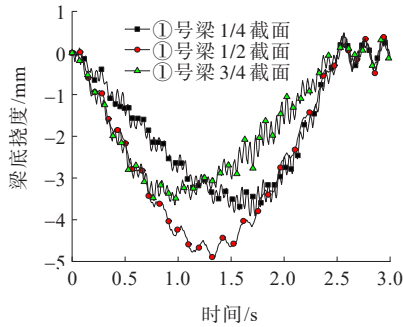


图4 ①号梁不同截面挠度响应(工况1)

由图3可以看出:当车辆在车道1上行驶时,由于①号梁与车道中心线距离最近,因此同一时刻下①号梁跨中的挠度响应均大于其他梁,并且①号梁跨中的位移时程曲线峰值远大于其他各梁,以此可反推出工况1中车辆作用于车道1。故可根据车辆作用车道不同,桥梁不同位置的应变、位移响应峰值不同的原则,将不同梁的峰值响应特征作为输入参数用以识别车辆作用车道。

由图4可知:当车辆以固定速度在桥梁上行驶时,同一梁各控制截面的峰值响应特征相同、峰值出现时间与车辆行驶速度和控制截面位置相关,其中1/4截面和3/4截面的响应峰值相同,曲线特征一致。因此识别车辆作用车道后,可通过桥梁1/4截面、1/2截面和3/4截面的峰值响应时间来识别车辆的速度。车速计算原理如式(1)所示,其中 $T_{1/4}$ 、 $T_{2/4}$ 、 $T_{3/4}$ 分别表示1/4截面、1/2截面和3/4截面的峰值响应时间, ΔL 为1/4截面和1/2截面的位移差。确定车辆速度后,最后构建载重识别BP神经网络,将识别的车辆

作用车道、车速和桥梁响应的峰值及峰值时间差作为识别输入参数,识别出车辆载重。

$$V_{\text{测}} = \frac{1}{3} \sum \left(\frac{\Delta L}{T_{1/2} - T_{1/4}} + \frac{2\Delta L}{T_{3/4} - T_{1/4}} + \frac{\Delta L}{T_{3/4} - T_{1/2}} \right) \quad (1)$$

根据各移动荷载参数的识别原理和数学特征选择合适的网络结构和训练算法^[14],分别构造不同参数的BP神经网络识别模型。创建神经网络模型时,选择合适的隐含层节点数能够提升神经网络训练速度和识别精度。

本文采用式(2)在Matlab中通过循环求解得到各层神经网络的最佳隐含层节点数。

$$M = \sqrt{m + n} + q \quad (2)$$

式中: M 为最佳隐含层节点数; m 为输入层节点数; n 为输出层节点数; q 为 $[0, 10]$ 之间的常数。

识别过程中为了提高识别精度,采用分层识别方法,即利用上述建立的各个参数识别神经网络对移动荷载参数先分层识别,再通过网络输出误差评价将当前层神经网络的输出误差反馈给上一层神经网络,通过样本优化和神经网络结构优化对各层网络模型调整,逐层降低神经网络的输出误差,提升神经网络分层识别系统的精确度。

1.2 鲸鱼优化算法设计

鲸鱼算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)具有调整参数少、全局搜索能力突出以及跳出局部最优能力强的优点,是由澳大利亚学者 Mirjalili^[16]于2016年通过模拟座头鲸利用“bubble-net”策略狩猎的行为,提出的一种新型群体智能优化算法。本文中的鲸鱼算法采用伪随机生成器(PRNGs)初始化鲸鱼种群的位置,PRNGs能够在满足种群随机性要求的同时,增加种群的均匀程度,从而加速种群收敛,提高最终解的精度。适应度函数作为WOA确定个体最优位置的评判准则,适应度越高个体位置坐标越接近最优解,更容易作为稳定解被保留下来。本文WOA算法寻求的个体位置坐标最优解是优化后BP神经网络的最优权值和阈值,因此适应度函数依据BP神经网络的训练误差平方和确定[式(3)、(4)]。WOA优化后的BP神经网络识别精度越高,误差平方和越小,则适应度越大。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (P_i - A_i)^2 \quad (3)$$

$$f_{at} = 1/E \quad (4)$$

式中: E 为 BP 神经网络的误差平方和; A_i 和 P_i 分别为 BP 神经网络第 n 个训练样本的实际输出和期望输出; f_{at} 为 WOA 的适应度函数; n 为 BP 神经网络的训练样本维度。

鲸鱼算法优化步骤如图 5 所示。采用 PRNGs 初始化鲸鱼种群, 确定适应度值函数, 经过“包围猎物、bubble-net 狩猎和随机搜索”寻求个体最优适应度值, 最后输出个体最优位置。

1.3 移动荷载参数识别模型

移动荷载参数识别系统是由 1.1 节所构建的 BP 神经网络模型经 1.2 节中鲸鱼算法优化其初始权

值和阈值后采用分层识别方法构建而成, 其工作流程图如图 6 所示。

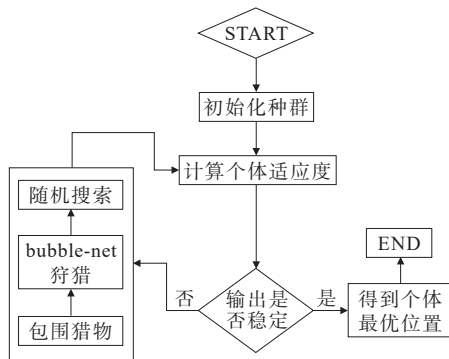


图 5 鲸鱼算法优化步骤流程图

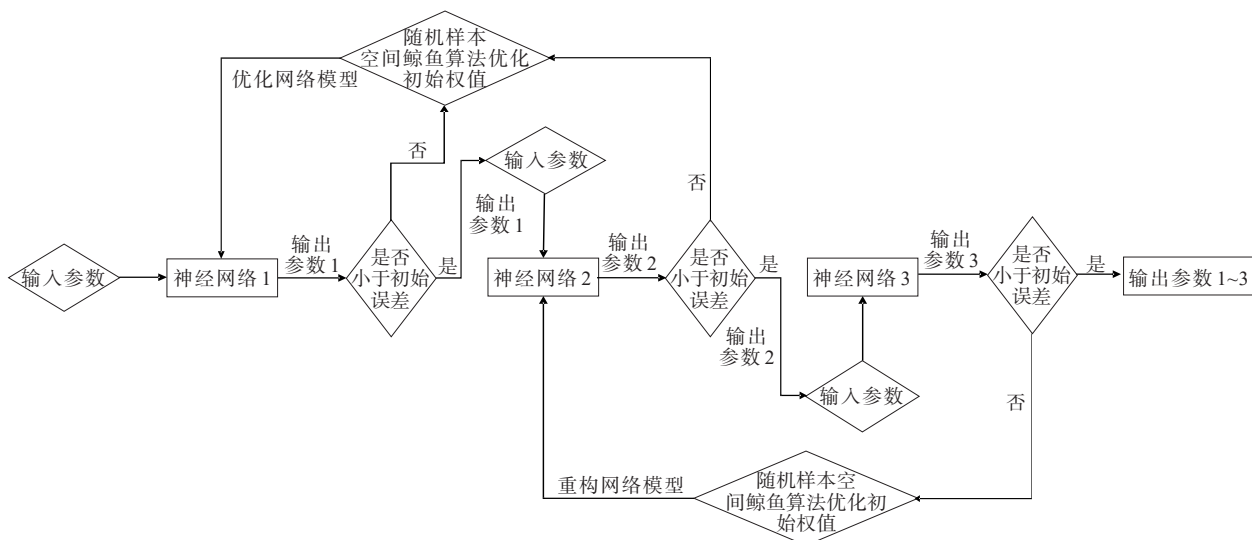


图 6 移动荷载参数识别模型工作流程图

如图 6 所示, 移动荷载参数识别系统基于 WOA-BP 神经网络对各参数分层识别, 其中当网络 1 (车辆作用车道)、网络 2 (车辆行驶速度) 和网络 3 (车辆载重) 的识别误差均小于 5% 时, 该系统输出各参数识别值; 当某一层识别误差大于 5% 时, 即进行误差反馈修正, 通过样本修正与网络模型优化提高当前层网络的精度。

1.4 移动荷载参数识别模型效率评估

采用 1.1.1 中数值模拟所建立的样本库分别对 1.3 中移动荷载参数识别系统和 1.1.2 中基于传统 BP 神经网络的移动荷载识别模型 (仅分层识别, 不采用误差修正) 进行训练与测试。两种识别系统的预测值和实际值对比如图 7 所示。从图 7 可以看出: 基于传统 BP 神经网络的移动荷载识别系统识别误差较

大, 其中车辆载重识别的相关系数小于 0.9 (表 3)。与传统 BP 神经网络相比, 基于 WOA-BP 神经网络移动荷载参数识别系统的识别结果与真实值更加接近, 识别精度更高。

两种识别模型各层神经网络参数如表 3 所示。基于 WOA-BP 神经网络移动荷载参数识别系统中各层网络模型的迭代次数、均方误差和相关系数相较于基于传统 BP 神经网络的移动荷载识别系统均得到优化。其中迭代次数最多下降 133 次、最少下降 13 次, 即识别效率最高提升 34.55%, 最低提升 9.25%; 相关系数得到提高, 均方误差得到降低, 其中均方误差全部小于 5%、相关系数全部大于 0.9, 即识别准确度最高提升 8.15%、最低提升 5.63%, 参数识别结果相关性优良。

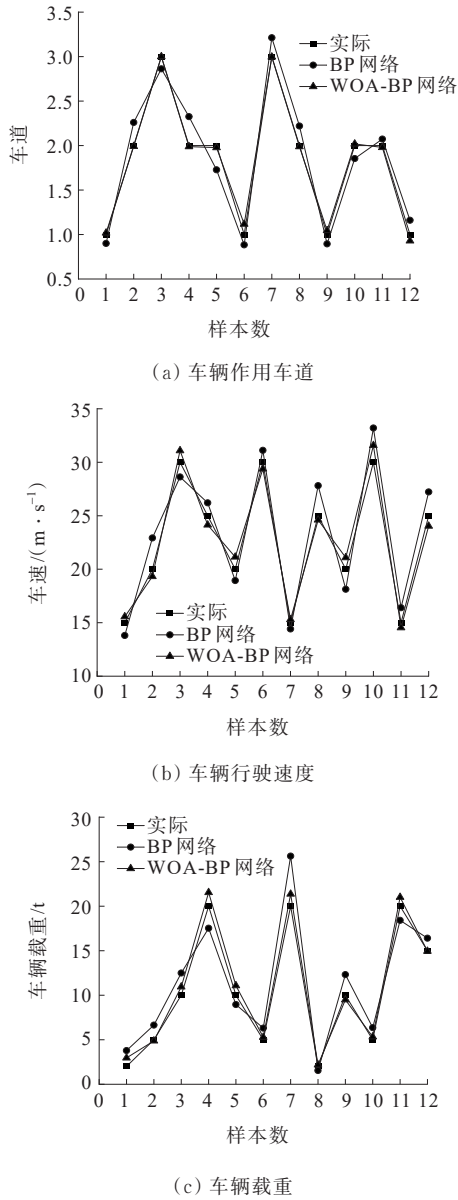


图7 两种参数识别系统预测值与实际值对比

表3 两种神经网络识别模型参数对比

网络	BP神经网络			WOA-BP神经网络		
	迭代次数	均方误差	相关系数	迭代次数	均方误差	相关系数
网络1	86	3.54	0.930 2	73	2.14	0.982 6
网络2	162	4.42	0.912 8	147	3.27	0.979 5
网络3	385	6.69	0.879 7	252	4.97	0.951 4

2 工程案例分析

2.1 工程概况

为验证本文所提出的移动荷载识别理论及模型,选取北江大桥的引桥跨(第12跨)作为研究对象

(测试跨),该跨是由5片长度为25 m的预制PC小箱梁组合而成的预应力简支梁桥,桥梁纵向及横向布置图如图8所示。图8中,桥梁纵向A-A截面(1/4)、B-B截面(1/2)和C-C截面(3/4)为试验截面,在每片梁试验截面底部布置动态应变传感器(DH1205)和动态位移传感光片。

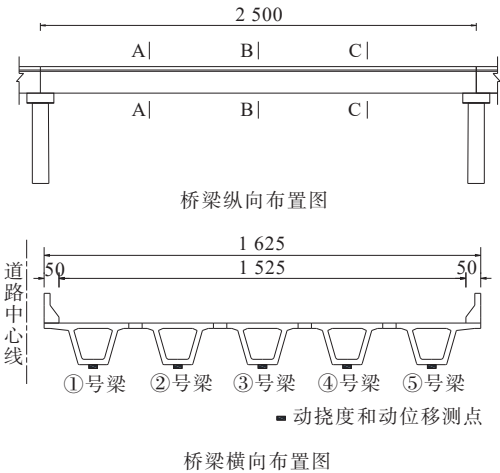


图8 测试跨桥梁纵向及横向布置图(单位:cm)

2.2 Ansys数值仿真

根据测试跨图纸,建立 Ansys有限元分析模型并对数值仿真模型进行修正^[19-20],依据1.1.1中样本库设计原则,建立移动荷载工况并在 Ansys中对各个工况作用下的桥梁开展瞬态分析,得到测试截面的挠度和位移响应时程数据,共计36组,每组包括测试跨①号梁~⑤号梁3个控制截面的动应变和动位移数据。对各组动态响应数据按1.1.2各参数识别原理进行特征点提取,并将特征点作为1.3中移动荷载参数识别系统的输入参数进行训练。

2.3 数据采集与处理

2.3.1 数据采集

现场布设动态应变传感器与动态位移传感光片,利用东华动态信号采集系统捕捉桥梁各个控制点的动应变,采用多点位移动态采集设备测量各个控制点的动态位移,采集频率均为200 Hz。采用无人机设备采集桥梁上车流图像视频信息,数据采集现场如图9所示。由于桥梁上为随机车流作用,为实现基于WOA-BP神经网络移动荷载参数识别系统性能验证,选用同一时间段下的视频资料和动态响应信号作为研究对象。

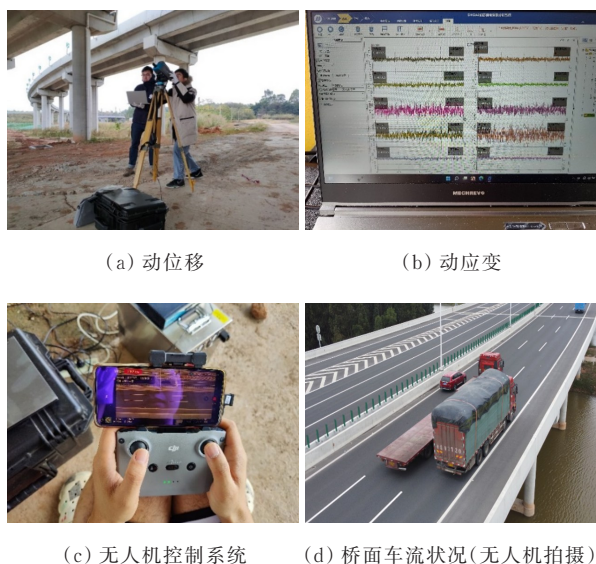


图 9 数据采集工作图

2.3.2 视频资料处理

首先采用无人机对桥梁上车辆行驶状态进行 20 min 视频资料的录制,并在 Matlab 中按帧/(12 s)将采集的视频资料解析为图像帧,合计 14 400 帧。对图像处理后统计 20 min 内的通过测试跨的车辆数及每辆车的作用车道,并采用不同帧的间距计算每辆车的速度和相邻车辆的间距。再按照《道路交通管理机动车类型》(行业标准 GA 802—2019)对车辆分类的原则,对每辆车的载重进行上下限预估,获得载重值。经统计计算,20 min 内一共 246 辆车通过桥梁测试跨,将每辆车的作用车道、速度和载重按视频时间顺序重新进行排列,得到 20 min 内的时间-参数散点图,见图 10。

由于桥梁上为随机车流作用,为实现移动荷载参数识别系统性能对比验证,选用同一时间下的视频资料和动态响应信号为研究对象。在 Matlab 中对原始信号做降噪处理^[21],并对降噪后数据提取特征点作为 1.3 中基于 WOA-BP 移动荷载识别系统的输入参数。

2.3.3 桥梁动态响应信号处理

考虑到对比验证,选用与视频资料同一时间段的桥梁实测动态信号,信号总时长 20 min,20 min 单通道合计采集 240 000 个响应信号。因数据较多,现以测试跨桥梁③号梁 1/2 截面 4 min(48 000 组)内的应变响应的信号为例,在 Matlab 中通过 Signal Analyzer 模块对预处理信号进行除噪、滤波处理,响应信号处理前后如图 11 所示。

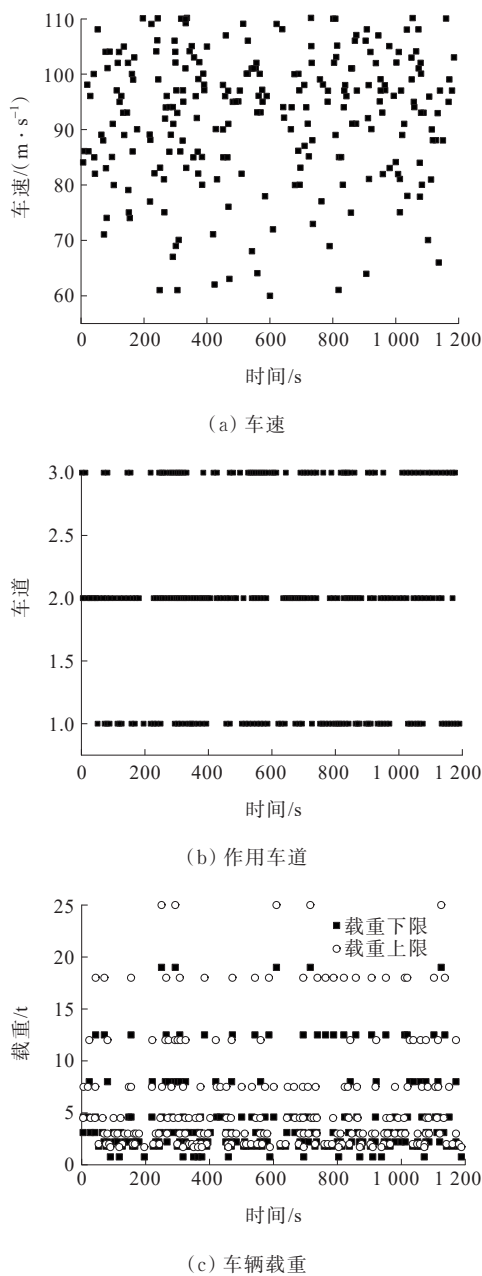


图 10 时间-参数分布散点图(图像解析理论值)

2.4 移动荷载参数识别

对 2.3.3 中各组降噪处理后的动态响应数据按 1.1.2 节各参数识别原理进行特征点提取,并将特征点作为 1.3 中移动荷载识别系统的输入参数,对该时间段的移动荷载参数进行识别分析。经参数识别系统的识别,共识别到车辆 221 辆,将每辆车的参数识别结果映射在时间轴上,得到测试期(20 min)内移动荷载作用车道、车速和载重随时间的分布,如图 12 所示。

由图 12 可知:在识别到的 221 辆车中,基于 WOA-BP 神经网络移动荷载识别系统能够有效识别

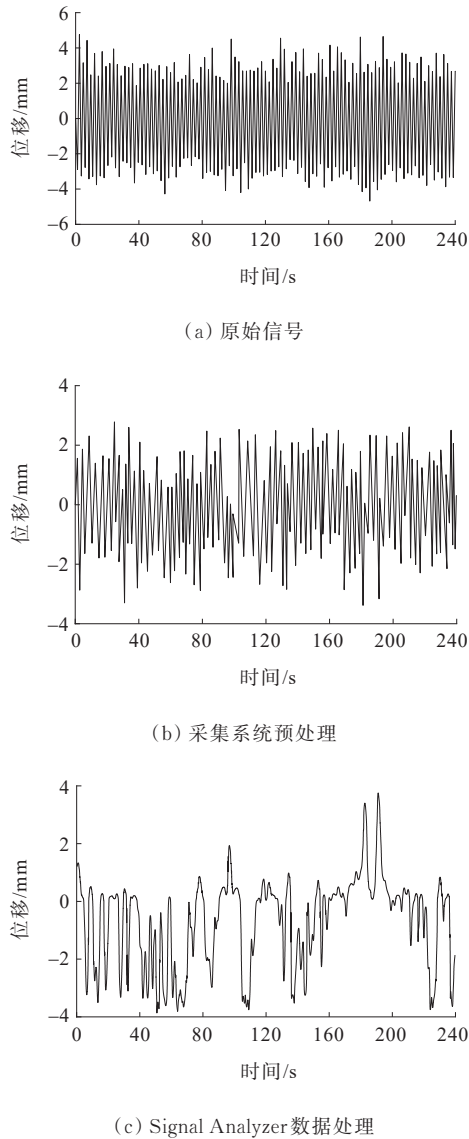


图11 跨中截面动位移信号响应对比图(③号梁)

出车速、作用车道和车辆载重。通过对比视频资料,识别车辆总数比真实车辆数少25辆,该问题出现的原因是出现了多车并行的情况,如图9(d)所示,此情况下,WOA-BP神经网络车道识别模型无法将其分类识别。对已识别的221辆车的参数与图像解析理论值对比,以此判断参数识别系统的性能是否能够满足实际应用。

2.5 基于WOA-BP神经网络移动荷载识别系统性能评估

将2.4中移动荷载参数识别系统识别的221辆车的行驶速度、作用车道和车辆载重与2.3.2中图像解析理论值进行对比,采用平均绝对相对误差评价移动荷载识别系统在实际应用中的识别性能,相对

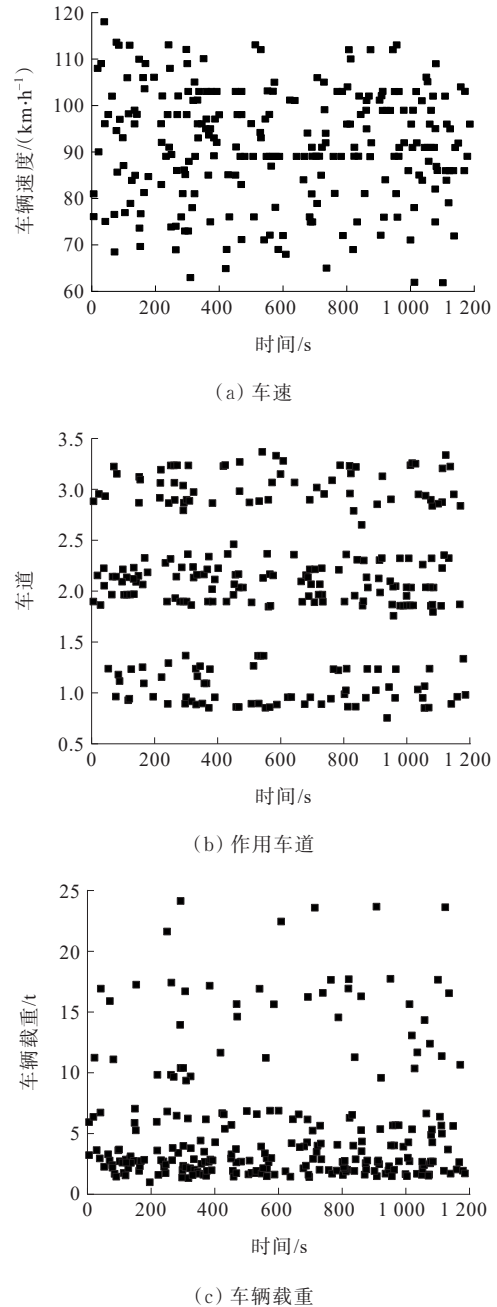


图12 时间-参数分布散点图

误差越接近0,神经网络识别值越接近图像解析理论解,网络性能越好。分别按10 s、20 s和30 s的时间差绘制图像解析理论值和移动荷载参数识别系统识别值(车辆行驶速度和车辆载重)对比如图13、14所示。

由图13可知:采用本文所提方法构建的移动荷载识别模型识别出的车辆行驶速度与图像解析理论值接近,最大偏差为11.4 km/h,平均偏差为5.6 km/h,其相对误差指标为6.11%。由图14可知:在识别的221辆车中,97%的车辆载重落在图像解析理论值的

载重区间内,若取区间中值作为图像解析的理论值,则移动荷载识别模型在识别车辆载重时的相对误差指标为 8.57%。

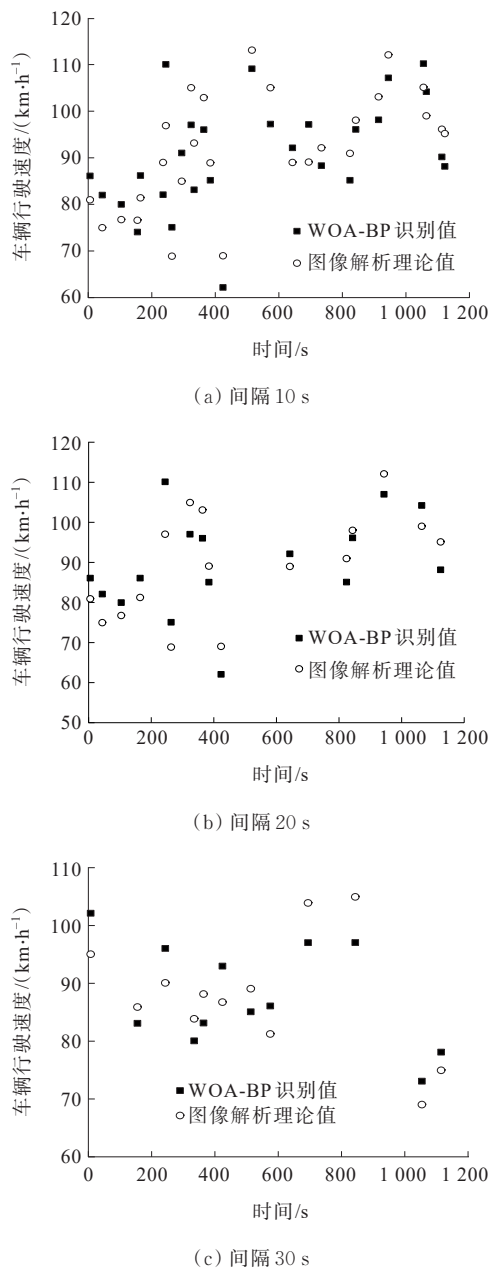


图 13 车辆速度识别对比图

如图 15 所示,采用本文所提方法构建的移动荷载识别模型识别出的车辆作用车道满足图像解析理论值的分布规律。考虑到车辆行驶中的车道实际为一个平面,但神经网络识别的车道是二维空间下的直线,因此将车道识别结果依次按区间 $[0.65, 1.35]$ 、 $[1.65, 2.35]$ 和 $[2.65, 3.35]$ 分类为车道 1、车道 2 和车道 3。其中 98.5% 的车辆落在车道区间上,其相对误差指标为 2.14%,即车道识别结果与图像解析理论

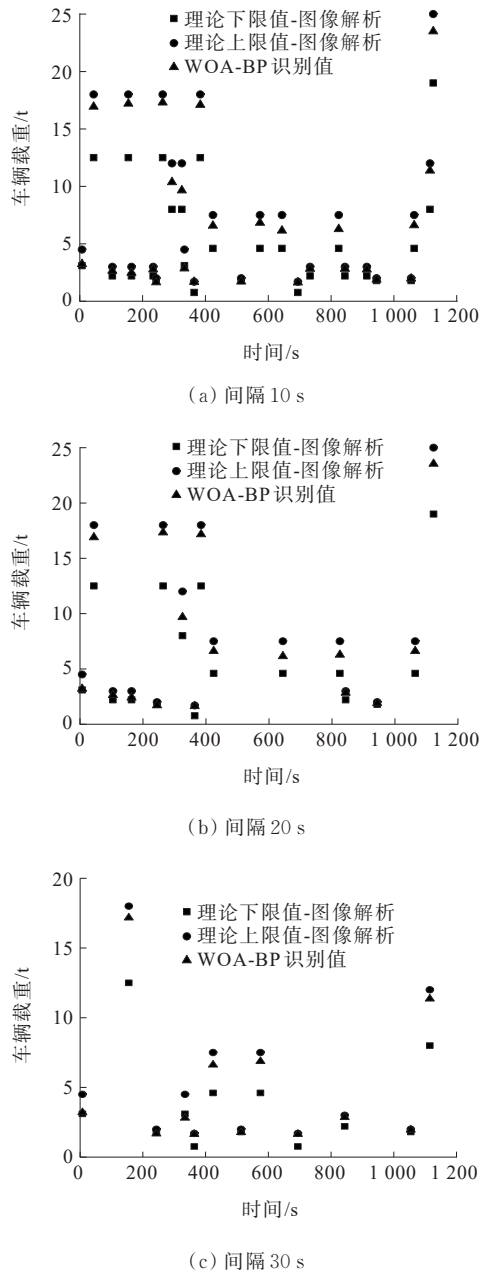


图 14 车辆载重识别对比图

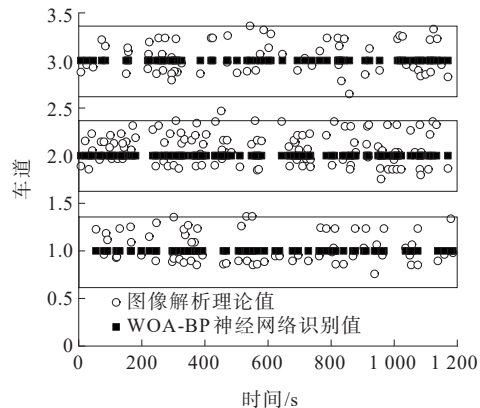


图 15 车辆作用车道识别对比图

值极为接近。即根据本文所提出的活载识别方法所构建的基于WOA-BP神经网络移动荷载识别模型能有效应用于实际桥梁的活载识别,且识别效果好,精度高,具有较强的鲁棒性。

3 结论

(1) 提出一种基于神经网络的桥梁移动荷载分层识别方法,并采用鲸鱼算法对BP神经网络模型的初始权值和阈值进行优化,从而建立基于WOA-BP神经网络的移动荷载识别模型。

(2) 通过数值模拟样本对基于BP神经网络的移动荷载识别模型和基于WOA-BP神经网络的移动荷载识别模型进行性能对比。测试结果表明后者相较于前者性能具有明显提升,其中识别效率最高提升34.55%,最低提升9.25%;识别准确度最高提升8.15%、最低提升5.63%。

(3) 通过工程案例可知:本文基于WOA-BP神经网络所构建的移动荷载参数识别模型能够完成实际桥梁移动荷载作用下的车辆作用车道、行驶速度和车辆载重的识别。结果表明本文所提出的方法和移动荷载识别模型识别效果好、精度高并且具有较强的鲁棒性,能够有效应用于实桥的移动荷载参数识别。

参考文献:

- [1] 劳家荣,谭皓,鲁乃唯.基于车辆WIM监测数据的大跨桥梁作用效应极值分析[J].中外公路,2020,40(3):114-118.
- [2] LYDON M, TAYLOR S E, ROBINSON D, et al. Recent developments in bridge weigh in motion (B-WIM) [J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2016, 6(1): 69-81.
- [3] 段卫党,邓泽城,上官煜,等.小箱梁桥参数对大件车载效应的影响及快速评估[J].中外公路,2022,42(5):132-137.
- [4] YU Y, CAI C S, DENG L. State-of-the-art review on bridge weigh-in-motion technology[J]. Advances in Structural Engineering, 2016, 19(9): 1514-1530.
- [5] 王宁波,任伟新,李苗.基于影响线的桥梁移动荷载识别[J].振动与冲击,2013,32(3):129-133.
- [6] 王宁波,任伟新,万华平.基于动应变的桥梁动态称重及其优化算法[J].振动与冲击,2013,32(4):116-120.
- [7] 安家禾,赵华,马鹏飞,等.应用于OSD的两种轴重识别算法对比分析[J].中外公路,2022,42(4):132-138.
- [8] 陈震,余岭.基于截断GSVD方法的桥梁移动荷载识别[J].振动与冲击,2014,33(10):97-100,130.
- [9] 陈震,余岭.基于TGSVD的桥梁移动荷载识别及正则化矩阵选取[J].振动·测试与诊断,2015,35(1):24-29,184.
- [10] 张超东,黎剑安,张浩.基于增秩Kalman滤波的移动车辆荷载在线识别[J].振动与冲击,2022,41(2):87-95.
- [11] CHEN Z, CHAN T H T, NGUYEN A, et al. Identification of vehicle axle loads from bridge responses using preconditioned least square QR-factorization algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 128: 479-496.
- [12] 邹谭.基于桥梁结构响应的车辆荷载识别方法研究[D].重庆:重庆交通大学,2019.
- [13] XU B, WU Z S, CHEN G D, et al. Direct identification of structural parameters from dynamic responses with neural networks[J]. Engineering Applications Artificial Intelligence, 2004, 17(8): 931-943.
- [14] 杨慧,李奉阁,闫维明,等.基于ANN和动应变的梁桥移动荷载识别及试验[J].振动·测试与诊断,2018,38(2):305-313,419.
- [15] 李忠献,陈锋,王波.基于BP神经网络的桥上移动荷载分阶段识别方法[J].工程力学,2008,25(9):85-92.
- [16] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [17] 孔烜,张杰,邓露,等.基于机器视觉的车辆检测与参数识别研究进展[J].中国公路学报,2021,34(4):13-30.
- [18] 周毅,徐柏龄.神经网络中的正交设计法研究[J].南京大学学报(自然科学版),2001,37(1):72-78.
- [19] DOWLING J, OBRIEN E J, GONZÁLEZ A. Adaptation of cross entropy optimisation to a dynamic bridge WIM calibration problem[J]. Engineering Structures, 2012, 44: 13-22.
- [20] 宋宇.基于动应变数据的桥梁移动荷载识别研究[D].武汉:武汉理工大学,2014.
- [21] LI C P, PENG T H, ZHU Y M, et al. Noise reduction method of shearer's cutting sound signal under strong background noise[J]. Measurement and Control, 2022, 55(7/8): 783-794.