

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208787

基于视觉的挖掘机位姿测量虚拟传感器研究*

倪佳敏^{1,2} 马伟^{1,2} 童欣^{1,2} 谢文昕^{1,2} 冯浩² 殷晨波^{1,2}

(1.南京工业大学车辆与工程机械研究所 南京 211816; 2.南京工业大学-三一重机挖掘机关键技术联合研究所 苏州 215300)

摘要:针对传统拉线式位移传感器会因碰撞、恶劣天气等原因造成测量可靠性差、精度低等问题,提出一种通过神经网络建立油缸位移长度与标识点像素坐标间映射关系的挖掘机工作装置虚拟位移传感器系统。利用图像处理技术提取液压缸标识点的圆心像素坐标,以像素坐标和实际油缸位移信号作为输入,通过遗传算法优化的神经网络建立油缸位移与标识点圆心坐标的映射关系,预测油缸位移进而获得挖掘机工作装置的姿态。实验表明,该方法预测得到的油缸位移准确率高达99.5%,预测获得的工作装置姿态均方误差为1.132 9,满足实际应用要求,可以应用于挖掘机位姿的实际测量中。

关键词:挖掘机;虚拟位移传感器;标识点坐标;神经网络;油缸位移

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Vision-based virtual sensor research for excavator position measurement

Ni Jiamin^{1,2} Ma Wei^{1,2} Tong Xin^{1,2} Xie Wenxin^{1,2} Feng Hao² Yin Chenbo^{1,2}

(1. Institute of Vehicles and Construction Machinery, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China;

2. Joint Institute of Excavator Key Technology, Nanjing Tech University-Sany Heavy Machinery, Suzhou 215300, China)

Abstract: In view of the problems of poor measurement reliability and low accuracy caused by traditional pull-wire displacement sensors due to collisions, bad weather, etc., a virtual displacement sensor for excavator working devices that establishes the mapping relationship between the cylinder displacement length and the pixel coordinates of the marking point through a neural network is proposed system. Using image processing technology to extract the center pixel coordinates of the hydraulic cylinder marking point, taking the pixel coordinates and the actual cylinder displacement signal as input, and establishing the mapping relationship between the cylinder displacement and marking point center coordinates through the neural network optimized by genetic algorithm, predicting the cylinder displacement and obtaining mining The attitude of the machine working device. Experiments show that the accuracy of the cylinder displacement predicted by this method is as high as 99.5%, and the predicted mean square error of the working device's attitude is 1.132 9, which meets the requirements of practical applications and can be used in the actual measurement of the excavator's attitude.

Keywords: excavator; virtual displacement sensor; marking point coordinates; neural network; cylinder displacement

0 引言

因挖掘机的作业环境恶劣以及作业人员的高强度工作,导致操作精度降低,为解决挖掘机应对恶劣作业环境时精度低、效率差等问题,需对挖掘机工作装置的姿态进行精确识别。目前对工作装置的位姿识别正由接触式测量向非接触式测量^[1]方向发展,接触式测量是通过在工作装置上安装位移传感器,但传感器会因长时间使用导致部件磨损、精度下降以及寿命变短,而非接触式测量基于光、电磁等技

术,在不接触被测物体的情况下,测量工作装置的位姿,可实现传感器功能的同时避免因发生碰撞导致测量可靠性差、精度低等问题。

目前,常见的接触式测量如日本筑波大学的 Hiroshi 等^[2]通过在挖掘机上半身臂的两侧安装激光扫描仪和 RTK-GPS 识别铲斗的位置和姿态。英国兰卡斯特大学研制的 LUCIE 智能控制平台^[3],通过旋转电位计与每个关节枢轴同心安装可直接测量关节角度,进而得出挖掘机的位姿信息。而非接触式测量的国内外研究如美国阿拉巴马大

收稿日期:2022-01-06

* 基金项目:国家青年科学基金(52105064)项目资助

学 Xu 等^[4]利用相机拍摄以及神经网络分别在高、低环境下预测挖掘机的油缸位移。普渡大学 Yuan 等^[5]利用相机标定以及定向倒角匹配算法分析挖掘机关键点的位置,实现挖掘机运动的三维跟踪。西南交通大学王海波等^[6]通过对工作装置部件上的靶标靶点连线进行坐标转换,解算工作装置的姿态角,并通过预测靶标运动范围缩小检测区域,实现工作装置的位姿测量。中南大学朱建新等^[7]提出了基于激光点云的目标环境识别方法,在动臂两侧安装激光传感器并对点云数据进行滤波处理,实现双向环境目标识别。因此,以非接触式测量的虚拟位移传感器代替传统的位移传感器实现对工作装置的位姿测量,可使工作装置更加精准高效的作业。

本文通过建立油缸位移长度与标识点坐标间映射关系的工作装置虚拟位移传感器^[8-9]系统,实现挖掘机工作装置位姿的非接触式测量。此方法基于优化后的神经网络与图像处理技术提高了测量的可靠性。

1 标识点特征识别与提取

1.1 关节位置标识点

分别在动臂油缸和斗杆油缸与挖掘机杆件之间的铰接点处粘贴便于识别的红色圆形标识点,标识点半径为 11.25 cm,如图 1 所示。



图 1 标识点粘贴示意图

1.2 图像处理

将相机固定在驾驶室另一侧与上车平台保持相对静止,拍摄挖掘机在整平工况下的作业视频,对视频按帧速率截图。由于经过红色阈值分割后的侧视图上白色噪点较多,对圆形特征提取有干扰作用。因此采用中值、均值、高斯滤波分别对图像标识点进行增强处理^[10],同时为了评价处理后的图像性能,引入峰值信噪比对滤波进行对比分析,其中信噪比值越大,表明该滤波处理的效果越好。计算得到 3 种滤波方式的均方根误差和峰值信噪比,如表 1 所示。

表 1 3 种滤波对比分析

滤波方式	均方根误差	峰值信噪比
中值滤波	0.001 3	77.143 9
均值滤波	0.001 0	77.954 4
高斯滤波	0.001 0	77.996 9

由表 1 分析可知,高斯滤波的峰值信噪比值最大,表明处理白色噪点的效果最好。因此,选取高斯滤波对图像进行滤波处理。

1.3 标识点坐标提取

对处理后的图像采用霍夫变换^[11]检测圆的方法,利用质心坐标提取标识点。由于圆方程 $(a-x)^2 + (b-y)^2 = r^2$ 的参数空间是三维的,因此需建立一个三维累加数组 $A(a,b,r)$ 并对图像中每一个边缘点计算后对 A 累加,具体的步骤如下。

1) 分别计算图像中的参数 a, b, r 的最大值和最小值,建立三维离散的参数空间。

2) 在参数空间中建立三维累加器数组 $A(a,b,r)$,将每一个元素设置为 0。

3) 对图像中的所有边缘点进行 Hough 变换,计算该边缘点在三维空间中的曲线,并对累加器进行加 1 的操作,即 $A(a,b,r) = A(a,b,r) + 1$ 。

4) 筛选出共圆周的累加器局部最大值,即为图像平面上所需的圆心及半径参数。

同时利用 MATLAB 中 bwlabel 函数识别二值图中的联通区域,对图像中存在的圆形区域进行识别,计算圆形标识点的质心坐标,提取结果,如表 2 所示。

表 2 标识点的圆心坐标

名称	提取的坐标	实际的坐标
标识点 1	(1 894, 1 085)	(1 894, 1 084)
标识点 2	(722, 2 828)	(725, 2 828)
标识点 3	(1 715, 4 229)	(1 715, 4 230)
标识点 4	(1 151, 4 329)	(1 150, 4 329)

对比经图像处理的圆形坐标与实际传感器测量的坐标可知,误差在合理范围之内,因此可以采用上述方法进行标识点坐标提取。

2 优化神经网络的虚拟位移传感器

2.1 改进的 BP 神经网络

针对传统位移传感器位姿测量时产生的可靠性低、精度差等问题,提出一种基于 BP 神经网络的方法^[12-13],通过建立油缸长度和关节图像间的映射关系,解决传统计算机视觉鲁棒性低,实时性差的问题。

依据图像处理提取的二维坐标与位移传感器提取的油缸长度信号间的映射关系,选取 3 层的前馈神经网络,输入

层的节点为图像二维像素坐标分别对应 x 和 y 方向的坐标值,数目为 4;隐含层节点设置为 5;输出层的节点为油缸长度,数目为 1。为了避免训练时到达误差最低点出现过调整或发生振荡等现象,学习效率 η 一般取较小值来保持网络系统的稳定性,这里设置为 0.1,允许最大训练次数为 1 000,期望精度为 0.000 04。

在进行阈值与权值更新时,权值与阈值的修正量为网络的总误差对权值与阈值的一阶导数的值与学习效率的乘积。通过误差对参数的导数值进行分析可知,在训练初期表现较好的学习率值并不意味着后期依然适用,因此引入自适应学习率优化神经网络中固定不变的学习率值,表现为在以较大值进行训练时,整个网络仍能保持稳定的状态,可对其值进行适当增加,反之,适当降低学习率值,保证整个神经网络以较大值进行稳定训练。自适应学习率调整公式如下:

$$\eta(k+1) = \begin{cases} 1.05\eta(k), & SSE(k+1) < SSE(k) \\ 0.7\eta(k), & SSE(k+1) > SSE(k) \\ \eta(k), & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: η 为学习率; SSE 为误差平方和。

利用改进前后的 BP 神经网络对标识点图像的二维坐标与油缸长度之间的映射关系进行训练预测,结果如表 3 所示。

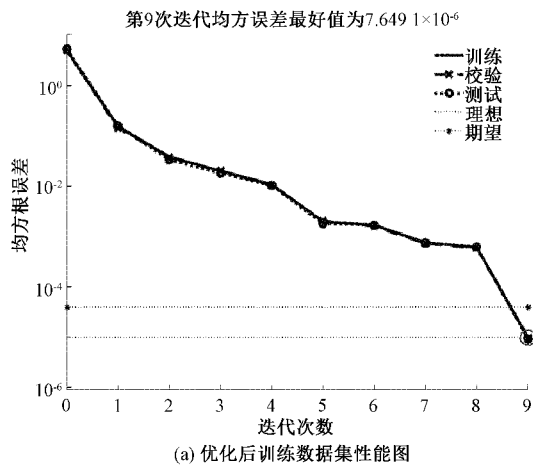


表 3 改进前后训练结果对比

参数	传统训练过程	改进后训练过程
训练代数/次	37	9
训练时间/s	0	0
误差	3.55×10^{-5}	3.34×10^{-5}
梯度	0.003 73	0.001 19

由表 3 可知,采用自适应学习率的 BP 算法迭代次数相较于传统 BP 算法有明显下降并且误差更小,表明改进后的 BP 神经网络可用且提高了训练速度。

2.2 遗传算法优化 BP 神经网络

针对 BP 算法在进行误差计算时,出现的误差函数梯度曲线有多个局部极小值的问题,并依据遗传算法具有在较小区域空间内搜索能力更强的特性,提出利用遗传算法^[14-16]来进一步优化神经网络,提高学习效率以及预测结果的准确性。

遗传算法优化 BP 神经网络主要根据遗传算法对初始的 BP 权值和阈值进行编码,将 BP 神经网络训练得到误差作为适应度值,通过条件筛选获得最优权值和阈值,最后经由遗传算法优化的权值和阈值进行 BP 神经网络训练预测输出。根据节点数确定权值为 25,阈值为 6,种群规模设置为 20,迭代次数为 50。根据建立的遗传算法优化 BP 神经网络模型进行训练,预测结果如图 2 所示。

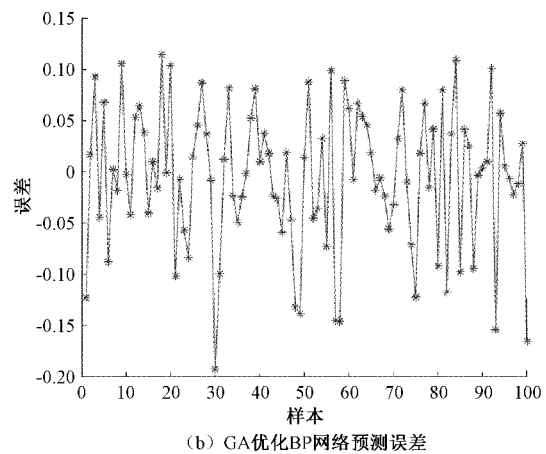


图 2 训练数据集性能图

由图 2(a)可知,GA 优化的 BP 网络在迭代次数为 9 时均方根误差为 $7.649 1 \times 10^{-6}$ 比未优化的 BP 网络训练时的均方误差小。由图 2(b)可知优化后的神经网络预测值的误差相较于未优化的神经网络预测值的误差有明显的下降,可以克服 BP 神经网络对于初始权值依赖性较大的缺点,在预测准确度以及速度上有了较大地改善。综上所述,经遗传算法优化的 BP 网络训练精度较高,对挖掘机油缸位移信号处理有较大优势,适用于挖掘机虚拟位移传感器模型的建立。

3 实验对比验证

通过采集拉线式位移传感器的油缸信号,分别验证遗传算法优化的 BP 神经网络的预测误差是否在合理范围内,以及预测的油缸长度和真实值之间铲斗的位姿解算误差是否在合理范围内。

3.1 GA 优化 BP 神经网络验证虚拟位移传感器系统

利用 Premiere 软件按每 0.2 s 截取一张图片,保证每张图中含有 4 个标识点,同时采集卡按每 0.1 s 采集一个

油缸位移信号。将像素坐标值与实际油缸位移信号进行时间匹配形成数据集输入模型中进行训练测试,优化前后

的训练测试结果如图3、4所示。

对比分析可知,优化算法后的油缸长度预测输出曲线

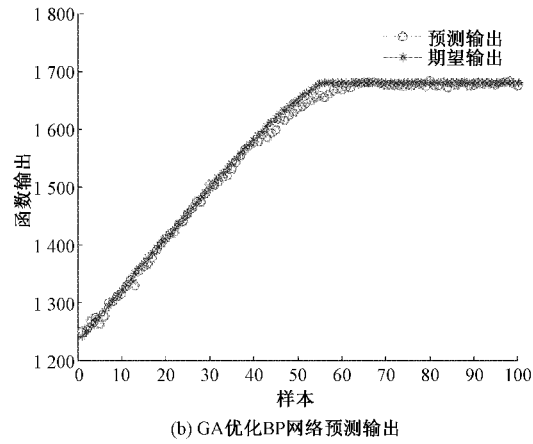
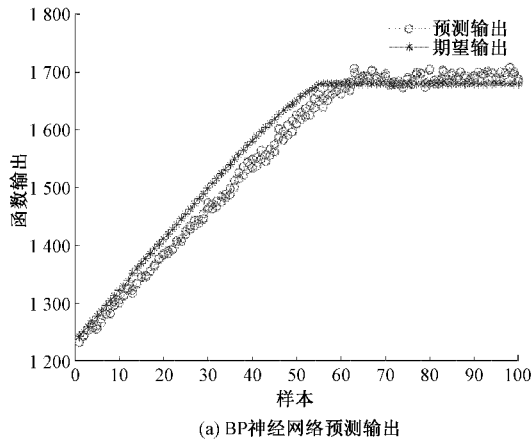


图3 优化前后BP网络预测输出

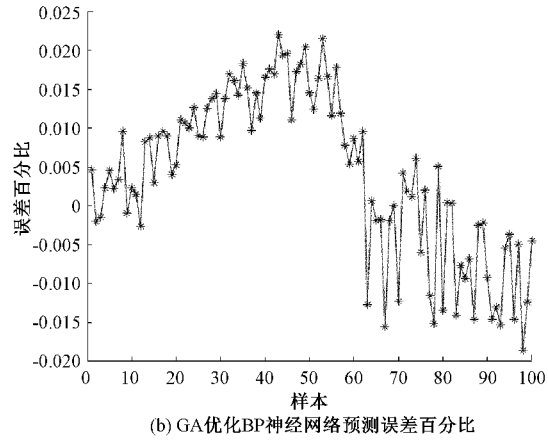
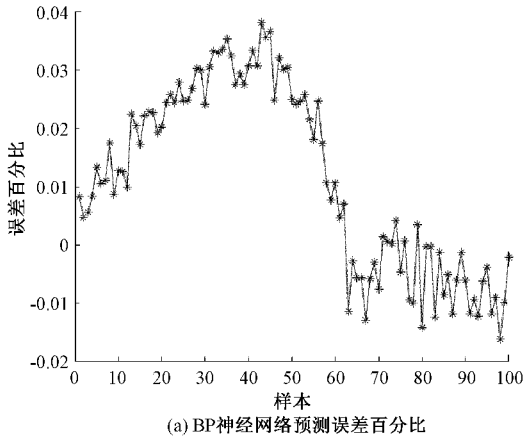


图4 优化前后BP网络预测误差百分比

与期望输出曲线之间的吻合度较高,相关性表现良好。经遗传算法优化的神经网络预测误差相较于传统的BP神经网络的精度有了较大提升,预测准确率更是达到了99.5%,由此可验证优化后的BP神经网络模型适用于挖掘机工作装置虚拟位移传感器系统。

3.2 位姿解算验证虚拟位移传感器系统

将位移传感器采集的油缸长度信号和由图像处理得到的油缸长度信号分别输入到挖掘机运动学分析中进行位姿解算,求解铲斗齿尖姿态。

根据机器人学建立在D-H坐标系下的挖掘机工作装置模型,如图5所示,以挖掘机的上半身回转平台作为基坐标系, O 为回转中心; θ_1 、 θ_2 、 θ_3 、 θ_4 分别为回转角度、动臂、斗杆及铲斗的关节角; a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 为工作装置本身的长度,固定且已知; d_1 为连杆偏距; ab 、 de 、 gj 分别为动臂、斗杆及铲斗伸缩油杆的总长度。

挖掘机运动学模型的几何分析将油缸长度与关节转角进行转换,可得出各油缸长度与关节角的转换关系式,如下所示:

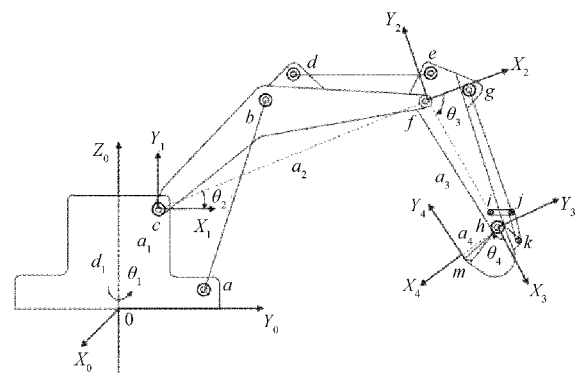


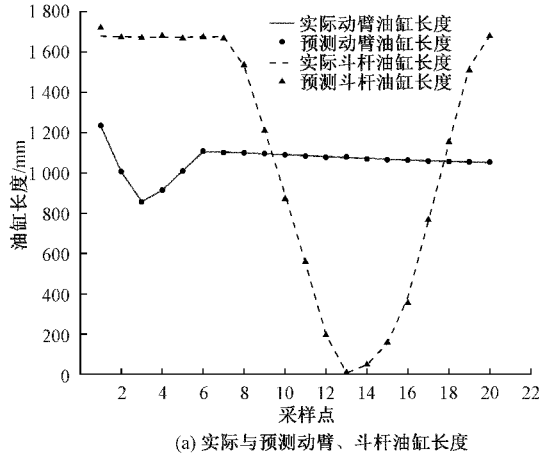
图5 工作装置几何学分析

$$\begin{cases} \theta_2 = \cos^{-1} \frac{l_{cb}^2 + l_{ca}^2 - l_{ab}^2}{2l_{ca}l_{cb}} - \angle bcf - \angle acx_1 \\ \theta_3 = \cos^{-1} \frac{l_{df}^2 + l_{ef}^2 - l_{de}^2}{2l_{df}l_{ef}} + \angle cfd + \angle efg + \angle gfh - \pi \\ \theta_4 = \pi - \angle ihf - \angle mhh - \angle ihj - \angle jhk \end{cases} \quad (2)$$

再由运动学正解^[17]得出铲斗齿尖姿态的关系式,如下所示:

$$\begin{cases} x = c_1(a_4c_{234} + a_3c_{23} + a_2c_2 + a_1) \\ y = s_1(a_4s_{234} + a_3s_{23} + a_2s_2 + a_1) \\ z = a_4s_{234} + a_3s_{23} + a_2s_2 + d_1 \\ \beta = \theta_2 + \theta_3 + \theta_4 \end{cases} \quad (3)$$

式中: x, y, z 为铲斗齿尖在笛卡尔坐标系中的坐标位置;



$c_{ij} = \cos(\theta_i + \theta_j); c_{ijk} = \cos(\theta_i + \theta_j + \theta_k); c_i = \cos\theta_i; s_i, s_{ij}, s_{ijk}$ 同理; β 为铲斗与水平面之间的铲斗姿态角。

因油缸位移信号采集时间间隔为 0.1 s,油缸位移变化不明显,故选取时间间隔较大的 20 组油缸位移信号作为数据组,并选取其相对应的视频图像中的像素坐标作为测试集进行预测输出。分别将实际位移长度和预测位移长度代入式(2)、(3)中计算铲斗齿尖姿态,结果如图 6 所示。

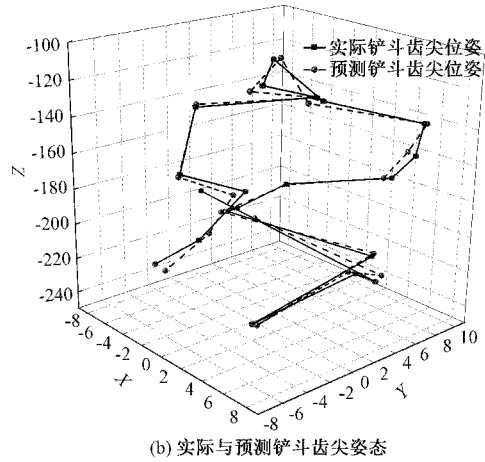


图 6 实际与预测对比分析

由图 6 分析可知,油缸实际位移与预测位移的误差较小,两者的曲线吻合度较高,并通过计算可得出铲斗姿态角 β 的真实值与预测值间的均方误差为 1.1329,在合理的范围内满足实际要求,因此本文提出的一种挖掘机虚拟位移传感器系统是可行的。

4 结 论

本文提出了一种用于测量油缸位移的非接触式虚拟位移传感器系统,通过对挖掘机工作装置上的标识点进行坐标提取,并利用遗传算法优化后的 BP 神经网络建立标识点像素坐标与油缸位移间的映射关系,根据映射关系可直接得出油缸位移信号,从而避免了传统位移传感器在恶劣工况与环境下的碰撞损坏与测量精度低的问题。通过实验研究验证了虚拟位移传感器系统的可行性与合理性,提高了测量的可靠性与精度,降低了生产成本。

由于一个完整的位姿测量系统需要有效组合各类传感器,而本文只针对油缸位移传感器实现了非接触测量,功能较为单一。在未来的研究过程中应采用多源信息融合的技术对不同传感器进行信息整合,相互验证形成一个完整的系统,这是未来挖掘机智能化和无人化的发展趋势。

参考文献

[1] 蒋毅, 王海波, 钱宇. 挖掘机操作臂姿态非接触式实时测量系统[J]. 机械设计与制造, 2018(3): 105-108.
 [2] HIROSHI Y, MASAHARU M, TAKASHI O, et al.

Development of the autonomous hydraulic excavator prototype using 3-D information for motion planning and control [J]. Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers, 2012, 48(8), DOI:10.9746/sicetr.48.488.
 [3] JUN G, XIAN D M, JUN F N, et al. Linear and nonlinear control of a robotic excavator[J]. Journal of Central South University, 2012, 19(7), DOI: 10.1007/s11771-012-1215-y.
 [4] XU J, YOON H S. Vision-based estimation of excavator manipulator pose for automated grading control[J]. Automation in Construction, 2019, 98, DOI:10.1016/j.autcon.2018.11.022.
 [5] YUAN C, LI S, CAI H. Vision-based excavator detection and tracking using hybrid kinematic shapes and key nodes [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2016, DOI: 10.1061/(asce)cp.1943-5487.0000602.
 [6] 王海波, 邹海龙, 张如照. 基于视觉测量的挖掘机工作装置姿态测量系统[J]. 农业机械学报, 2015, 46(4): 302-308.
 [7] 朱建新, 沈东羽, 吴钊. 基于激光点云的智能挖掘机目标识别[J]. 计算机工程, 2017, 43(1): 297-302.
 [8] 刘彦强. 虚拟传感器的应用[J]. 齐齐哈尔大学学报(自然科学版), 2016, 32(5): 26.
 [9] 刘光普, 高玉春. 基于虚拟仪器的气象雷达发射机功

- 率测试系统[J]. 电子测量技术, 2012, 35(4): 98-101.
- [10] AKSHI K, SAHIL R. Edge detection using guided image filtering and enhanced ant colony optimization [J]. Procedia Computer Science, 2020, 173, DOI: 10.1016/j.procs.2020.06.003.
- [11] HONGSHAN Z, ZEYAN Z. Improving neural network detection accuracy of electric power bushings in infrared images by hough transform[J]. Sensors, 2020, 20(10), DOI:10.3390/s20102931.
- [12] 饶志双, 黄宗珊. 基于 BP 神经网络的数字识别[J]. 科技视界, 2018(7): 130-131.
- [13] 曾雪琴. 基于改进遗传神经网络的深度图像边缘检测研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2011.
- [14] LI D, DENG L, CAI Z. Intelligent vehicle network system and smart city management based on genetic algorithms and image perception [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020 (prepublish), DOI:10.1016/j.ymsp.2020.106623.
- [15] 肖伸平, 张卫卫. 基于改进的遗传算法优化 BP 神经网络的电力负荷预测[J]. 电子测试, 2020(22): 42-44.
- [16] PENG L, MOHAMMAD D E B, YANGJUNYI L, et al. Deep evolutionary networks with expedited genetic algorithms for medical image denoising [J]. Medical Image Analysis, 2019, 54, DOI:10.1016/j.media.2019.03.004.
- [17] 贾旭峰, 史青录, 彭丽娜, 等. 三节臂挖掘机工作装置的建模与运动学仿真[J]. 矿山机械, 2020, 48(10): 28-32.

作者简介

倪佳敏, 硕士, 主要研究方向为工程机械智能化。

E-mail: nijiamin_iacm@163.com

马伟, 博士, 主要研究方向为基于视觉的工程机械智能控制。

E-mail: mawei_iacm@163.com

童欣, 硕士, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: tongxin_iacm@163.com

谢文昕, 硕士, 主要研究方向为再制造无损检测。

E-mail: xiewenxin_iacm@163.com

冯浩, 博士, 主要研究方向为测控技术。

E-mail: fenghao_iacm@163.com

殷晨波, 博士, 教授, 博士生导师。

E-mail: yinchenbo@njtech.edu.cn