

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107233

基于改进 PSO-BP 算法的动态称重数据处理^{*}

李 达^{1,2} 郭晨霞^{1,2} 杨瑞峰^{1,2}

(1. 中北大学 仪器与电子学院 太原 030051; 2. 山西省自动化检测装备与系统工程技术研究中心 太原 030051)

摘要: 为了解决羊只体重如何快速精确动态测量的问题,提高智慧农场的智能化水平,提出基于 BP 神经网络的动态处理算法。搭建了羊群动态称重系统,使用 LabVIEW 上位机采集数据,选择四路压力称重传感器信号作为网络输入,真实羊只体重数据作为网络输出,进行 BP 神经网络的输入、输出训练和测试,由于 BP 神经网络存在局部极小值等问题,测试样本平均相对误差较大,为此利用粒子群算法优化 BP 神经网络的权值和阈值。结果表明,BP 神经网络算法测试样本的平均相对误差为 7.9%,PSO-BP 算法测试样本的平均相对误差为 5.3%,说明 PSO-BP 神经网络更能有效地减少羊群的动态称重误差,具有潜在的应用价值。

关键词: 动态称重;BP 神经网络;PSO-BP 神经网络;数据预测

中图分类号: TP274 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Dynamic weighing data processing based on improved PSO-BP algorithm

Li Da^{1,2} Guo Chenxia^{1,2} Yang Ruifeng^{1,2}

(1. School of Instrument and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. Automatic Test Equipment and System Engineering Research Center of Shanxi Province, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to solve the problem of how to quickly and accurately measure sheep weight dynamically and improve the intelligence of smart farms, a dynamic processing algorithm based on BP neural network is proposed. A sheep dynamic weighing system is built, and the LabVIEW host computer is used to collect data. Four pressure load cell signals are selected as network inputs, and real sheep weight data are used as network outputs, and the input and output of BP neural network are trained and tested, because there are problems such as local minimum in BP neural network, the average relative error of test samples is large. The weights and thresholds of the neural network are optimized using the particle swarm algorithm. The results show that the average relative error of the test samples of BP neural network algorithm is 7.9%, and the average relative error of the test samples of PSO-BP algorithm is 5.3%, which indicates that PSO-BP neural network is more effective in reducing the dynamic weighing error of flock and has potential application value.

Keywords: dynamic weighing;BP neural network;PSO-BP neural network;data prediction

0 引 言

近年来,我国肉羊养殖逐渐呈现规模化发展的趋势,正在由粗放散养型养殖向集约精细型养殖转换。通过将电子测量、智能算法等现代智能技术与养羊业结合,可以更高效率、更高收益地推动养羊业的发展^[1]。

在规模化肉羊养殖过程中,需要根据羊只体重对羊只进行分群管理,根据羊只的体重变化获取其生长情况,有针对性地变更饲料品种和喂养方式、改善饲养环境,从而提高养殖效率^[2]。肉羊的体重一旦超过特定值,其饲料转换率

就会降低,根据羊只体重选择最佳的出栏时间能大幅节约饲养成本。羊只体重测量的方式有静态称重、体测量^[3]和动态称重 3 种,静态称重一般使用机械秤、电子秤,耗时费力效率低且对羊只的应激刺激较大,影响羊只的生长,体测量和动态测量对羊只的刺激都比较小,但体测量的准确度较低无法满足规模化养殖中分群管理的要求,文献[4]提出对科尼格利赛羊的体尺信息和体重信息进行相关和多元分析,取得了较好的拟合效果,提升体测量的准确度的同时采集的羊只体型参数数目也增加了,增加了对羊只的刺激和人力资源的耗费。许多学者在对羊只进行体测量时引入了

收稿日期:2021-07-11

^{*} 基金项目:山西省重点研发计划(201903D121118)、山西省回国留学人员科研项目(2020-111)资助

计算机视觉技术,根据适合的算法规则分析羊的视频和照片对羊只体重进行估测,目前的研究针对小规模数据集,未验证对大规模数据集的有效性,成本也较高。

文献[5]提出以 PLC 为核心设计称重装置,对羊只的动态称重平均误差只有 1%,但测量的对象经过了长期训练,难以满足规模化称重的需求。文献[6]提出利用经验模态分解算法(EMD)处理羊只动态称重数据,EMD 算法的称重平均误差比平均值算法提高了 1.6%。文献[7]提出利用 RBF 神经网络处理汽车动态称重数据,验证了 RBF 神经网络在汽车速度较低时精确度比较高。文献[8]提出利用 BP 神经网络对奶牛动态称重数据进行了初步研究,但是由于数据集较小,平均误差在 20% 以上。文献[9]提出利用改进的限幅滤波算法和 BP 神经网络结合对肉鸡进行动态称重,网络的输入为日体重增加量、日龄、平均速度和过滤算法处理后体重数据,网络的输出为准确体重数据,这种混合算法将称重最小误差由 6% 降低到 3%。因此可以看出想要用 BP 神经网络算法对动态称重数据进行处理,必须对其改进。文献[10]提出 BP 神经网络存在容易陷入局部极小值从而使训练提前终止的问题,文献[11]提出利用引力搜索算法(GSA)对 BP 神经网络进行优化,优化后的算法对汽车动态称重数据的处理精度更高。

本文在前人研究工作的基础上,利用粒子群优化算法(PSO)对 BP 神经网络进行优化,通过动态调整惯性因子和学习因子,避免 PSO-BP 神经网络陷入局部极小值,同时提高 PSO-BP 算法的全局搜索能力,进一步降低相对误差。该算法利用称重系统采集到的大量数据,进行输入、输出训练,最后利用训练好的网络模型预测出羊只的真实体重,达到较为准确称重的目的,满足规模化精细化养殖羊只的要求。

1 羊群动态称重系统

1.1 羊群动态称重系统组成

羊群动态称重系统由称重台、NCM 变送器、入口门、出口门、工控机和显示器等组成,如图 1 所示。系统的称重平台与地面处于同一水平位置,4 个压力传感器安装在称台的 4 个角,称台的前后装有 2 个电机控制的门,控制羊只的

入与出,5 对光电传感器分别安装在入口和出口用于确定羊只的行进位置,入口、出口门上安装有防夹开关,避免夹伤羊只,变送器用于读取压力传感器的数据并上传至 PC 机,DAM1624 继电器控制板用于读取光电传感器信号并输出控制电机的开启与关闭信号,整个系统由 LabVIEW 上位机程序控制。

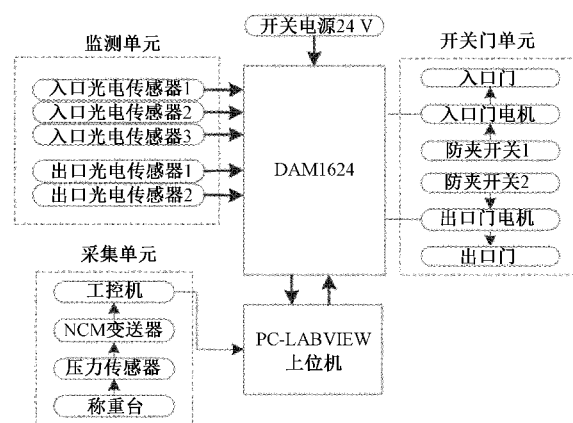


图 1 动态称重系统结构

1.2 动态称重过程

系统测量的过程如下:当羊只进入称重平台入口通道时,入口光电传感器监测到个体进入,上位机通过 DAM1624 继电器控制板读取到入口光电传感器状态的变化,随之控制入口门电机打开入口门,羊只完全走上称台后,关闭入口门,此时称重数据超过内部设定的初始重量阈值,上位机开始采集重量信息并保存,打开出口门,待出口光电传感器监测到羊只走下称台后,关闭出口门。若羊停留在门处,防夹开关会使电机始终处于开门状态。

1.3 样本数据获取

称重系统如图 2 所示,3 个实验室工作人员的静态体重分别为 59.5、68.85、85.25 kg,分别携带 0、1、2、3、5、6、7、8、10、11、12、13、15、16、17、18、20、21、22、23、25、26、27、28、30、31、32、33、35、36、37、38 kg 的标准砝码模仿羊只行走姿态走上称台,使用 LabVIEW 编写的上位机采集数据,对每个重量采集 30 次,共测得 2 964 组数据。

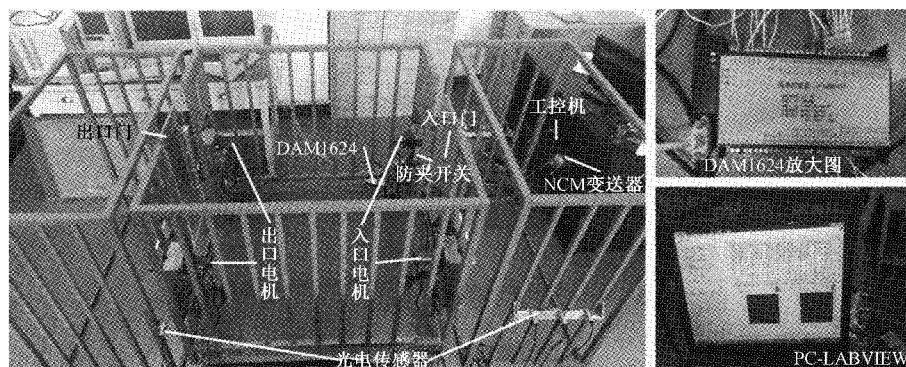


图 2 称重系统

2 BP 算法

2.1 BP 神经网络

羊只行进时重心移动和电机门的开关会引起称台的振动,上下秤时羊运动状态的不同,使得压力传感器无法准确测得羊只的真实体重信号,即羊只体重与压力传感器信号的关系是非线性的,BP 神经网络是一种多层前馈型神经网络,可表达难以建模的非线性系统,信号在该网络中前向传递,误差反向传播,通过训练使网络具备预测非线性系统输出的能力。

本文构建的 3 层 BP 神经网络如图 3 所示,包括输入层、隐含层和输出层, W_{ij} 和 W_{jm} 为 BP 神经网络权值。输入层神经元有 4 个,为 4 个压力传感器采集的重量信息 x_1, x_2, x_3, x_4 , 动态称重中,称台的振动和体重特征会映射到称重台的 4 个压力传感器上。输出层神经元有 1 个,为测得的真实体重值 y , 选用一个隐含层来传递信息,隐含层的神经元个数通过试验确定。本文首先用系统的 4 组称重传感器信号数据和 1 组体重真值数据训练 BP 神经网络,使网络能够表达未知函数,然后用训练性能优秀的 BP 神经网络预测系统输出^[12]。

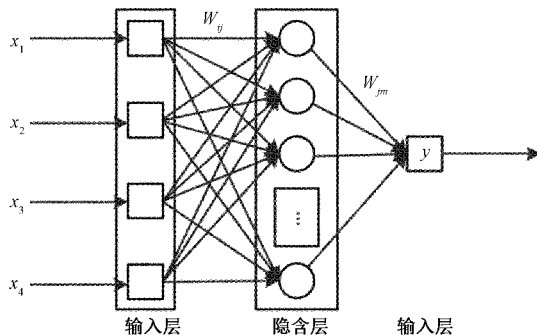


图 3 神经网络结构

2.2 BP 神经网络的训练和测试过程

该算法的训练和测试过程步骤如下:

- 1) 将从上位机获得数据导入 MATLAB;
- 2) 将数据划分为训练组和测试组用于训练和测试网络,本文将数据随机排列后选取后 500 组用于测试,其余用于训练;
- 3) 训练数据归一化;
- 4) 网络构建:利用 newff 函数构建 BP 神经网络,确定输入节点数 n 、隐层节点数 h 和输出层节点数 m , 初始化隐含层与输入层和输出层的连接权值 W_{ij} 和 W_{jm} , 隐含层阈值 a 和输出层阈值 b , 隐含层和输出层的激活函数以及训练函数分别采用 *tansig*、*purelin* 和 *trainlm* 函数;
- 5) 网络参数配置:配置迭代次数、学习速率和训练目标最小误差;
- 6) BP 神经网络训练;
- 7) 测试数据归一化;

- 8) 神经网络测试输出;
- 9) 测试数据反归一化;
- 10) 求解绘制误差和相对误差图。

相对误差求解公式为:

$$E_R = \frac{|y - y'|}{y} \quad (1)$$

其中, E_R 为相对误差, y 为体重真值, y' 为体重预测值。

设置最大迭代次数 K 为 1 000, 目标误差精度 0.001, 隐含层神经元个数 h 参照公式:

$$h = \sqrt{n + m} + a \quad (2)$$

其中, n 为输入神经元个数,本文中 n 为 4, m 为输出神经元个数,本文中 m 为 1, a 为常数, a 属于 $[1, 10]$ 。由上述公式可以计算出隐含层神经元的个数为 4~13 之间,经过试验选择隐含层神经元的个数为 11 个,试验结果如表 1 所示,每个层数试验 5 次,表中相对误差和均方误差均为 5 次试验的平均值。

表 1 隐含层神经元个数的确定

神经元个数	相对误差	均方误差
4	0.083 947	83.624 66
5	0.083 624	81.692 84
6	0.085 231	86.079 70
7	0.081 727	79.761 98
8	0.081 881	79.237 88
9	0.080 263	77.148 80
10	0.080 483	77.451 58
11	0.079 656	76.601 12
12	0.080 071	76.830 82
13	0.081 024	77.859 16

经多次训练,500 组测试数据的平均相对误差为 0.079 12, 如图 4、5 所示为平均相对误差等于 0.079 15 时测试数据的误差图和相对误差图。

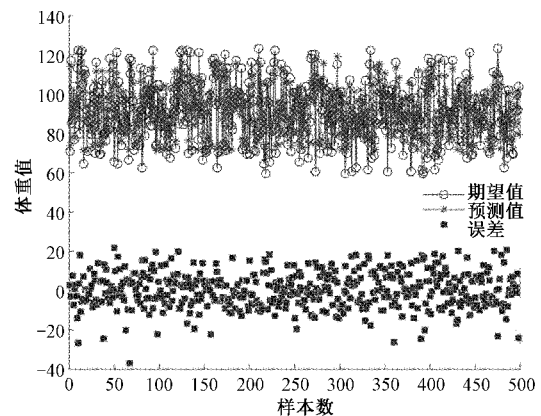


图 4 BP 神经网络测试数据误差

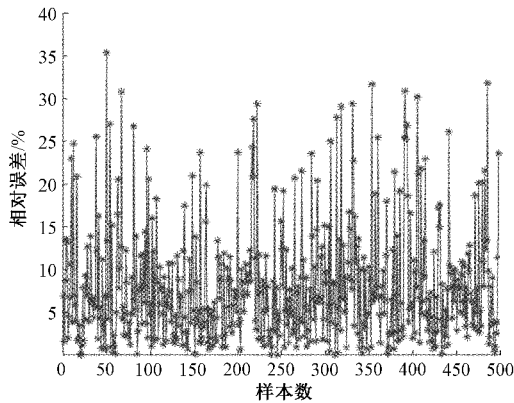


图 5 BP 神经网络测试数据相对误差

3 PSO-PB 算法

3.1 PSO 算法

尽管 BP 神经网络具有很强的非线性映射能力,但是预测与期望的误差仍然比较大,这是因为 BP 神经网络在应用过程中初始权值和阈值随机选取,容易出现局部收敛极小点,从而降低拟合效果^[13],为此采用 PSO 算法优化 BP 算法,将粒子群算法的整体寻优能力和 BP 神经网络的局部寻优能力结合达到优化 BP 神经网络的目的。

粒子群算法模拟鸟集群觅食的行为,通过粒子之间的协同合作使群体达到最优的目的。其算法的可描述为:在一个维数为 D 的空间里,粒子总数为 N ,任意一个粒子 i 都在找寻最优的个体位置 P_i 和群体最优位置 P_g ^[14],粒子运动的方向和距离由速度 V_i 决定,粒子通过将个体最优位置与群体历史最优位置比较来调整速度,不断迭代最终获得全局最优位置,其迭代性能用适应度来刻画,速度调整公式如式(3)所示。

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 r_1 (P_i^k - X_i^k) + c_2 r_2 (P_g^k - X_i^k) \quad (3)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (4)$$

式中: k 为迭代次数, c_1 为全局学习因子, c_2 为自我学习因子, r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数, ω 为惯性因子。

3.2 改进算法参数计算和选择

在 PSO-BP 算法中,搜索空间维数 D 的计算公式为:

$$D = (n + 1)h + (h + 1)m \quad (5)$$

其中, n 、 h 、 m 分别为输入层、隐含层和输出层神经元个数。惯性因子 ω 较大时,PSO-BP 算法的全局搜索能力较强, ω 较小时,PSO-BP 的局部搜索能力就强,为此采用线性递减惯性因子策略^[15],惯性因子计算公式为:

$$\omega(k) = \frac{k_{\max} - k}{k_{\max}} (\omega_{\max} - \omega_{\min}) + \omega_{\min} \quad (6)$$

其中, $\omega \in (\omega_{\min}, \omega_{\max})$, k 为实时迭代次数, k_{\max} 为最大迭代次数,一般惯性因子在 $0.3 \sim 0.9$ 之间变化。学习因子的取值范围在 $0 \sim 4$ 之间,为防止算法过早陷入局部极小值和提高收敛速度,采用动态调整方式调整学习因子,

学习因子的计算公式为:

$$c_2 = c_{\max} - (c_{\max} - c_{\min}) \frac{k_{\max} - k}{k} \quad (7)$$

$$c_1 = 4 - c_2 \quad (8)$$

其中, c_1, c_2 为自我和全局学习因子。

3.3 PSO-BP 神经网络的训练和测试过程

按如图 6 所示步骤多次实验,确定粒子总数 $N = 30$,惯性因子 $\omega \in (0.4, 0.9)$,学习因子 $c \in (0.8, 2.1)$,最大迭代次数 $k_{\max} = 300, D = 67$ 。500 组测试数据的平均相对误差为 0.052 93,如图 7~9 所示为平均相对误差等于 0.053 59 时测试数据的误差图、相对误差图和适应度曲线,可以看出 PSO-BP 算法的相对误差更低且具有很好的收敛特性。

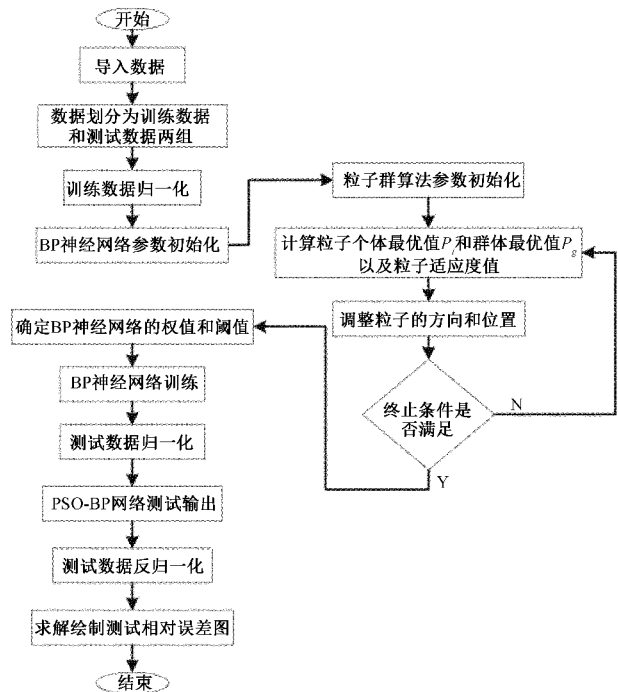


图 6 改进算法流程

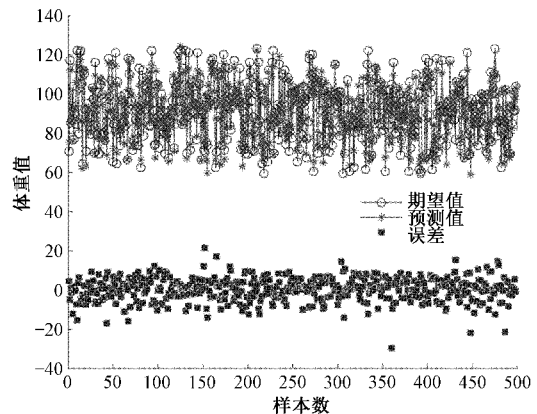


图 7 PSO-BP 神经网络测试数据误差

如表 2 所示的值为各神经网络的参数确定后试验 30 次得到的平均值,可以看出粒子群算法优化的 BP 神经

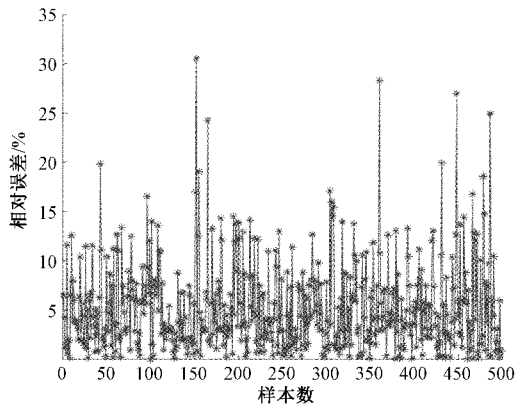


图 8 PSO-BP 神经网络测试数据相对误差

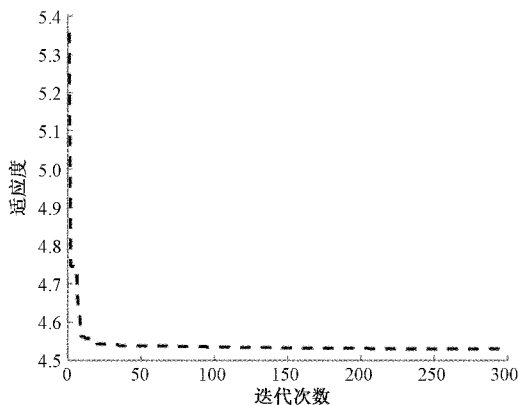


图 9 PSO-BP 神经网络适应度曲线

网络具有更低的平均相对误差和平均均方差。

表 2 BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络的比较

算法	平均相对误差	平均 MSE
BP	0.079 12	77.733 5
PSO-BP	0.052 93	35.712 2

训练好网络以后,这样每次称重时,根据测得的 4 个传感器数据就可以通过神经网络模型得出实际羊重。

4 结 论

本文为提高羊只称重的效率设计了羊只自动化称重系统,针对动态称重的精度较低难以满足称重要求的问题,研究了利用 BP 神经网络解决羊只动态称重问题的方法,并提出利用粒子群算法优化 BP 神经网络。本文测得 2 964 组动态称重数据,采用 BP 神经网络算法和 PSO-BP 算法对数据进行处理,结果表明粒子群优化的 BP 神经网络能将平均相对误差降低 2.6%,说明 PSO-BP 算法能更有效提高动态称重的精度,为进一步将称重系统应用于生产实际奠定了基础。虽然 PSO-BP 算法处理后的动态称重数据的平均相对误差较低,但样本中某些个体动态称重的相对误差仍然较大,样本的局部精度仍然有待提高。

参考文献

- [1] 姚州,谭焱,田芳,等. 计算机视觉技术在智慧羊场中的研究进展[J]. 中国饲料,2021(7):6.
- [2] 刘斯达. 精细饲养系统中羊只称重分群系统的研制[D]. 哈尔滨:东北农业大学,2017:1-4.
- [3] 孙炜,钮华明,陈玲. 成年湖羊体重估测初探[J]. 畜牧与兽医,2016(2):144-144.
- [4] SABBIONI A, V BERETTI, SUPERCHI P, et al. Body weight estimation from body measures in Cornigliese sheep breed[J]. Italian Journal of Animal Science, 2020, 19(1):25-30.
- [5] 罗土玉,豆姣,高彦玉,等. 规模舍饲养场中自动称重分栏设备的设计与试验[J]. 南方农机,2021,52(9):8-11.
- [6] 王奎,武佩,宣传忠,等. 羊只动态称重及分群系统的设计与试验[J]. 中国农机化学,2019,40(9):170-176.
- [7] 陈超波,杨楠. RBF 神经网络算法在动态称重中的应用[J]. 电子测量技术,2016,39(5):187-190.
- [8] 董小宁. 基于 STM32 的奶牛动态称重系统研究[D]. 泰安:山东农业大学,2017:53-57.
- [9] MA W, LI Q, LI J, et al. A method for weighing broiler chickens using improved amplitude-limiting filtering algorithm and BP neural networks [J]. Information Processing in Agriculture, 2020:1-9.
- [10] 王震洲,聂亚宁,于平平. 基于神经网络的多城市协同能见度预测研究[J]. 电子测量与仪器学报,2019,31(11):73-78.
- [11] 吉训生,熊年响,荆口口. 基于改进 GSA-BP 算法的动态称重数据处理[J]. 计算机工程与设计,2015(10):2733-2737.
- [12] 董珍一,林莉,孙旭,等. 基于 BP 神经网络的超声表面波定量表征金属表层裂纹深度研究[J]. 仪器仪表学报,2019,38(8):31-38.
- [13] 王帅哲,王金梅,王永奇,等. 基于改进遗传算法的 BP 神经网络短期电力负荷预测[J]. 国外电子测量技术,2019,38(1):15-18.
- [14] 李静星. 基于马尔科夫毯代表集的特征选择技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2020:37-38.
- [15] 韩愈. 基于 PSO-BP 算法的黑体辐射源温控系统的应用研究[D]. 天津:天津理工大学,2021:29-34.

作者简介

李达,硕士研究生,主要研究方向为测试计量技术与仪器。

E-mail:312793684@qq.com

郭晨霞,副教授,主要研究方向为测控技术和视觉测量。

E-mail:guochenxia@nuc.edu.cn

杨瑞峰,教授,主要研究方向为自动化测试与控制技术。

E-mail:yangruifeng@nuc.edu.cn