

基于 AW-GA-BP 算法的配电网设备运行环境相对湿度的预测方法及应用^{*}

杨再宋, 谢菊芳, 胡 东, 桂银刚, 唐 超

(西南大学 工程技术学院, 重庆 400716)

摘要:【目的】准确监控和预测配电网设备所处环境相对湿度的状态和变化趋势。【方法】通过分析影响相对湿度的相关因素,提出了一种权重调整(Weight of adjust, AW)和遗传算法(Genetic algorithms, GA)相结合的 BP 算法(AW-GA-BP 算法),在此算法的基础上,建立了对配电网设备所处环境相对湿度变化的神经网络预测模型,并将此算法应用到项目组为云南省某供电局开发的配电网运行环境智能化监测系统上,利用该监测系统所采集到的数据,将不同采样试验数据分别作为训练样本和验证样本,对比研究了 AW-GA-BP 算法、GA-BP 算法和标准 BP 算法的预测误差。【结果】基于 AW-GA-BP 算法预测得到的相对湿度百分误差平均值是 4.28%,基于 GA-BP 算法预测得到的相对湿度百分误差平均值是 8.87%,基于标准 BP 算法预测得到的百分误差平均值是 14.64%。【结论】基于 AW-GA-BP 算法所建模型的相对湿度预测平均误差更小,为预测配电网设备所处环境相对湿度提供了一种更为准确的方法。

关键词:配电网环境;AW-GA-BP 算法;神经网络;相对湿度预测

中图分类号:TM764.1;TP301.6

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2019)06-0104-06

配电网设备所在环境的相对湿度对配电网设备的绝缘寿命有着重要的影响^[1]。中国南方很多地区的气候特点是高湿高温,这样容易在配电设备表面发生凝露现象^[2-6]。凝露现象对配电网设备危害性极大,会造成后者绝缘性能大幅度降低,易引起击穿事故,降低设备的使用寿命^[7-10]。发生凝露的主要原因是环境相对湿度太大,如果要减小凝露对配电网设备的危害,需要对环境相对湿度进行预测。因此,通过智能算法对配电网设备运行环境相对湿度进行预测,进而保证配电网设备的长期安全运行具有重要意义。

随着人工智能技术的发展,基于智能算法的预测取得了长足的发展,利用神经网络算法构建预测模型成为了近些年来的研究热点^[11-16]。Bakar 等人^[17]研究了通过提链接神经网络预测 Batu Pahat 地区的日常温度和相对湿度,结果表明该模型能够加速神经网络收敛速度,预测误差较小。Buratti 等人^[18]研究了人工神经网络预测室内热舒适度,结果表明神经网络获得的热感觉比用 Fanger 静态模型方法更可靠。许童羽等人^[19]用 RBF 神经网络算法,搭建了对日光温室内空气相对湿度的预测模型,研究结果表明 RBF 神经网络模型的学习过程相对 BP 模型较快。郭庆春等人^[20]建立了基于改进 BP 算法的空气相对湿度预测模型,研究结果表明改进的神经网络能更准确地捕捉相对湿度变化走势。

由此可见,智能算法对相对湿度的预测已经在很多领域得到了应用。但是,目前智能算法预测精度低,预测误差比较大,并且基于以上智能算法的预测模型没有同时考虑对网络结构优化以及分析输入数据对输出数据的内在影响。因此,本文提出了一种权重调整(Weight of adjust, AW)和遗传算法(Genetic algorithms, GA)相结合的 BP 算法(AW-GA-BP 算法),并基于此算法、GA-BP 算法和标准 BP 算法分别建立了神经网络预测模型,将 3 种预测模型应用到笔者所在研究团队为云南省某供电局开发的配电网运行环境智能化监测系统上,把前期获取的大量现场采集数据分别作为训练样本和验证样本,通过对比研究基于 AW-GA-BP 算法和标准 BP 算法模型的预测精度和误差,为准确预测配电网设备所处环境相对湿度找到一种有效的方法。

* 收稿日期:2019-03-27 修回日期:2019-10-14 网络出版时间:2019-11-25 10:35

资助项目:国家自然科学基金青年基金(No. 51907165);重庆市基础研究与前沿探索项目(No. cstc2018jcyjAX0068)

第一作者简介:杨再宋,男,研究方向为智能检测与智能控制,E-mail:swuyzs@126.com;通信作者:谢菊芳,女,副教授,博士,E-mail:xjufang0311@qq.com

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20191125.1034.036.html>

1 AW-GA-BP 算法分析和预测模型的构建

1.1 调整权重分析

对于多输入单输出预测模型,过去的研究较少关注输入量的权重问题。大多数研究者是把输入数据归一化后直接输进网络的输入层,而忽视了输入层的每个参量对输出层结果的影响程度,因而所做预测不能更确切的表明输入对输出的影响。本研究充分认识到输入的各个参量对输出的影响程度不同这一关键点,为每个输入层参量增加相对应的权重。设输入的 4 个参量权重分别为 K_1 、 K_2 、 K_3 和 K_4 ,4 个参量权重之和为 100%,参数的关系如下式所示:

$$K_1 + K_2 + K_3 + K_4 = 1. \tag{1}$$

权重数值大小需要参考具体输入的参量类型。由于神经网络训练时是迭代训练,神经元的阈值和权值都会改变,所以输入参数的权重也要在新一层网络中重新分配,最终达到全程的权重影响不变,这就是权重调整算法。

分析输入数据和输出数据关系后,确定以温度、光照度、雨量和大气压的数值为神经网络的输入值,以相对湿度数值为输出值。通过实验气象学分析和数据分析可知,输入层中对相对湿度影响最明显的是雨量。在夏季有雷阵雨来临时,伴随着湿空气的突然到来,相对湿度会急速上升。设雨量权重系数为 K_1 。温度对相对湿度的影响主要体现在温度升高过程中,相对湿度会先变大后变小。设温度权重系数为 K_2 。光照度对相对湿度的影响体现在光照度变化时,会影响水汽蒸发过程。光照度较低时,蒸发过程缓慢,相对湿度变化不大;光照度变高时,蒸发过程加快,相对湿度变化较大。设光照度权重系数为 K_3 。大气压突变时通常伴随着空气的大规模流动,从而使空气相对湿度大幅度波动。通常情况下大气压波动不大,所以对相对湿度的影响相对较小。设大气压权重系数为 K_4 。

1.2 预测模型构建

AW-GA-BP 算法的预测模型主要基于 GA-BP 算法搭建,GA-BP 算法将 BP 算法的非线性模糊逼近能力和 GA 算法的全局搜索能力相结合^[21-22],使得网络预测精度更高,收敛速率更快。AW-GA-BP 神经网络的模型构建主要包括 3 个步骤:第 1 步是 BP 神经网络的搭建;第 2 步是 GA 算法搜索最优权值系数;第 3 步是训练网络过程中输入层参量系数调整。AW-GA-BP 算法的具体流程如图 1 所示,步骤如下:

- 1) 初始化 BP 网络:配置相应的参数,设置学习率、迭代次数和隐含层数。
- 2) 权重分配:为输入层数据分配相对应的权重系数。
- 3) 编码:遗传算法在搜索前先把解空间的解数据表示成遗传空间内的基因型数据,数据呈现串型结构,不同串结构数据的组合构成不同点。
- 4) 生成初始群体:随机产生 M 个初始串数据,由于定义每个串结构数据为单独个体,所以这些数据构成一个含 M 个个体的群体,遗传算法从这些数据开始初始化。
- 5) 适应度评估:适应度的大小值表明个体的适应能力,对问题而言表明解的优化程度。

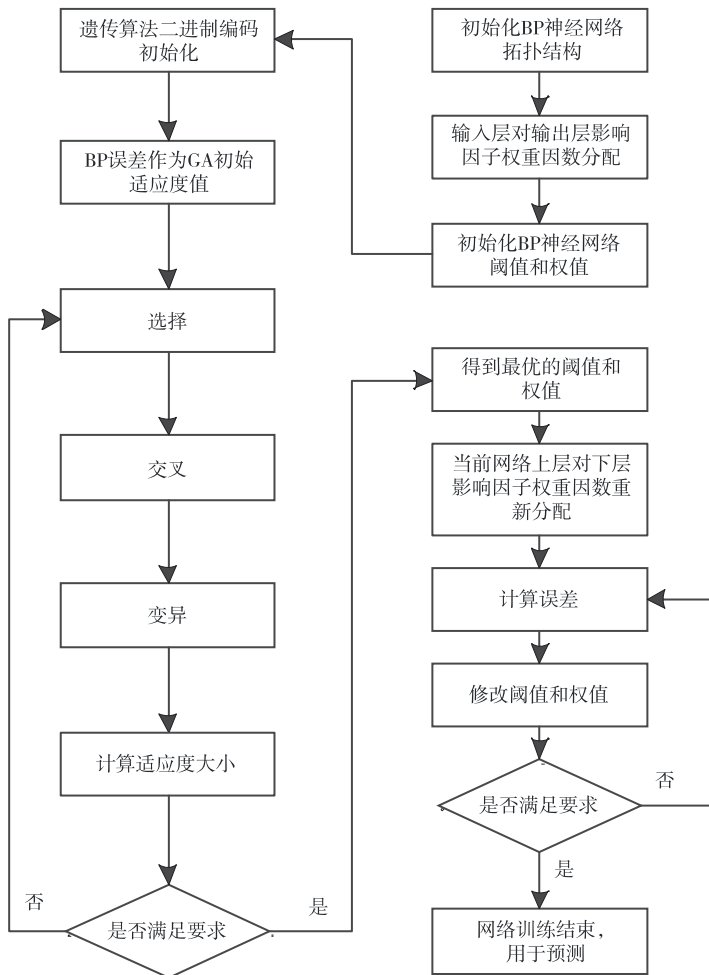


图 1 AW-GA-BP 算法的流程图

Fig. 1 The flow chart of AW-GA-BP algorithm

6) 选择:选择是为了在当前种群中选择优良个体以便繁育下一代,按照选择的规则,适应能力强的个体结合繁育下一代的优化程度更高。

7) 交叉:主要保证种群稳定性,使得种群向最优方向进化,主要体现为信息交换。

8) 变异:主要为种群多样性做贡献,避免交叉操作可能产生的局部收敛。

9) 计算适应度:如适应度值未达到预设值,则转到选择步骤重新选,如达到则将遗传算法优化的初始权值和阈值赋予 BP 网络。

10) 误差计算:经过权重分配后,训练神经网络,看误差是否满足要求,如果误差满足预设要求则停止网络训练,否则继续用训练数据训练网络,直到误差满足要求为止。

输入训练的输入数据和输出数据过程中,用网络的转移函数 Sigmoid 函数分层计算每个神经元的输出值,记录相应的权值和输出值,下式中的 $f(x)$ 即为 Sigmoid 函数^[23-24]:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

$$y_n = f\left(\sum_{i=0}^k w_{in} x_i + \theta_n\right), n = 1, 2, 3, \dots, k \quad (3)$$

(3)式中 x_i 是神经元的输入信号, w_{in} 是权值, θ_n 是神经元阈值。

将网络预测数据和目标值进行比较得出输出误差 E , 有如下表达式:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^i (d_i - o_i)^2 \quad (4)$$

其中, i 表示输出层节点数,在本次网络中 $i=1$; d_i 代表输出的目标值; o_i 代表网络的实际输出值。

将初始化种群的 N 个连接权值赋予 BP 神经网络,设适应度函数为 F , 有如下表达式:

$$F = \sum_{i=1}^i |d_i - o_i| \quad (5)$$

根据输入的各气象因子对输出的相对湿度影响程度分别给各个权重系数值,并对系数值设置问题做了大量测试,结果发现:权重系数值设置不合理时会使得预测结果出现过拟合和欠拟合的情况,最终设 K_1 为 0.5, K_2 为 0.2, K_3 为 0.2, K_4 为 0.1 时,预测结果较为接近实测值。

遗传算法优化 BP 神经网络的过程中选取初始种群为 25,把交叉概率定为 0.7,把变异率定为 0.01,然后看结果是否满足适应度值,如果不满足则再次进行选择、交叉和变异等步骤;如满足则把遗传算法所遗传的数值给 BP 神经网络作为初始权值和阈值,进一步进行网络训练,预测数据。

根据误差梯度下降和权值成正比,在神经网络训练过程中,系统根据迭代产生的误差对神经网络的权值进行调整,输出层与隐含层的权值调整如下式所示:

$$\begin{cases} w(t+1) = w(t) + \Delta w_{mi} \\ \Delta w_{mi} = \mu(d_i - o_i)(1 - o_i)o_i y_m \end{cases} \quad (6)$$

输入层和隐含层的权值调整则如下式所示:

$$\begin{cases} g(t+1) = g(t) + \Delta g_{mi} \\ \Delta g_{mi} = \mu\left(\sum_{i=1}^l \delta_i w_{mi}\right) y_m (1 - y_m) x_i \end{cases} \quad (7)$$

2 实验分析

由于 AW-GA-BP 算法在应用中需要大量数据进行网络的训练,因此本研究用笔者所在研究团队前期开发的配电网运行环境智能化监测系统在实际运行阶段获取的大量气象数据作为神经网络训练和验证的基础数据。并基于该算法以及 GA-BP 算法和标准 BP 算法分别建立了神经网络预测模型,将 3 种预测模型应用到云南省某供电局的配电网运行环境智能化监测系统中,将不同采样试验数据分别作为训练样本和验证样本,通过对比研究了 3 种算法的预测精度和误差,以此检验 AW-GA-BP 算法的预测精度和误差。

配电网运行环境智能化监测系统是本项目组专门为供电部门研发的高端监测系统,系统采用先进的物联网技术和高端的电力装备,能较好地满足供电部门的业务需求。该系统包括硬件部分和软件部分。硬件部分主要

包括温度传感器、湿度传感器、雨量传感器、大气压力传感器、光照传感器、风力风速传感器、智能电表、STM32 单片机和 GPRS 模块等,硬件部分主要完成对气象信息和电力设备状态信息的采集和传输;软件部分主要包括客户端采集系统、数据库系统和显示系统,软件部分主要完成信息的存储和实时可视化监测。配电网运行环境智能化监测系统的硬件系统如图 2 所示,实时监测界面如图 3 所示。

由于配电设备所处环境复杂,为了使仿真环境更加接近于真实的试验环境,因此本文将温度值、光照值、雨量值和大气压力值作为输入层,相对湿度值作为输入层。设定网络为 12 层,其中隐含层为 10 层,迭代次数 epochs 为 100 次,学习率 R_{lr} 设为 0.5,训练目标设为 0.2。相同的初始网络参数下,相对湿度预测值和实测值对比如封二彩图 4 所示,相对湿度预测值和实测值误差值对比如封二彩图 5 所示,相对湿度预测值和实测值误差值百分误差如封二彩图 6 所示。



图 2 信息采集设备

Fig. 2 Device for collecting information



图 3 在线监测系统的实时显示界面

Fig. 3 Real-time display interface of online monitoring system

由封二彩图 4~6 可知,改进的 AW-GA-BP 算法在相对湿度变化的趋势预测上比标准 BP 算法更接近实测值,AW-GA-BP 算法整体预测趋势和实测变化趋势更为吻合。AW-GA-BP 算法相对湿度误差范围为 $-8\% \sim 6\%$,百分误差总体平均值是 4.28%;GA-BP 算法相对湿度误差范围为 $-5\% \sim 11\%$,百分误差总体平均值是 8.87%;标准 BP 算法误差范围为 $-19\% \sim 16\%$,百分误差总体平均值是 14.64%。因此,相较于基于 GA-BP 算法和标准 BP 算法的神经网络模型,基于 AW-GA-BP 算法的 BP 模型的相对湿度预测误差更小,预测精度更高。

3 结束语

本文通过分析影响相对湿度相关因素,提出了一种 AW-GA-BP 算法,在此基础上,建立了对配电网设备所处环境相对湿度变化的神经网络预测模型,并将此模型应用到云南省某供电局的配电网运行环境智能化监测系统上,对比研究了基于 AW-GA-BP 算法、GA-BP 算法和标准 BP 算法所建模型的预测精度和误差。

结果表明,AW-GA-BP 算法在相对湿度变化的趋势预测上与标准 BP 算法相比,趋势预测结果和实测趋势变化情况更吻合,更接近实测值,且趋势预测值波动更小。AW-GA-BP 算法相对湿度预测误差范围为 $-8\% \sim 6\%$,百分误差总体平均值是 4.28%;GA-BP 算法相对湿度误差范围为 $-5\% \sim 11\%$,百分误差总体平均值是

8.87%;标准 BP 算法预测误差范围为 $-19\%\sim 16\%$,百分误差总体平均值是 14.64%。

因此,相较于基于标准 BP 算法和 GA-BP 算法的神经网络模型,基于 AW-GA-BP 算法的模型对相对湿度的预测误差更小,预测精度更高,为预测配电网设备运行环境相对湿度提供了一种更为准确的方法。

参考文献:

- [1] 刘育红,王彦军,杨文广. 配电 JP 柜智能温湿度控制装置研究与应用[J]. 农村电工,2016,24(10):30-30.
LIU Y H, WANG Y J, YANG W G. Research and application of intelligent temperature and humidity control device for distribution JP cabinet[J]. Rural Electrician, 2016, 24(10):30-30.
- [2] 刘逸松,蔡之文,邓华,等. 基于不停电条件下油浸变压器测温装置检修策略研究[J]. 变压器,2017,54(4):61-64.
LIU Y S, CAI Z W, DENG H, et al. Research on maintenance strategy of oil immersed transformer temperature measuring device based on no power failure[J]. Transformer, 2017, 54(4):61-64.
- [3] 周中新. 分析凝露对高压开关柜安全运行的影响[J]. 电子制作,2018,352(11):95-96.
ZHOU Z X. Analysis of the effect of condensation on the safe operation of high voltage switchgear[J]. Electronic production, 2018, 352(11):95-96.
- [4] 刘建戈. 空气相对湿度及凝露对中置式开关柜的影响及对策[J]. 电工技术,2016(2):26-28.
LIU J G. Influence of air relative humidity and condensation on central switchgear and counter measures[J]. Electrical Engineering, 2016(2):26-28.
- [5] 俎洋辉,俎丽鸽,刘岩. 高压开关柜绝缘故障分析与处理[J]. 河南电力技术,2015(2):35-39.
ZU Y H, ZU L G, LIU Y. Analysis and treatment of insulation faults of high voltage switchgear[J]. Henan Electric Power Technology, 2015(2):35-39.
- [6] 梁学武,甘乾福. 高温高湿地区奶牛热应激综合控制技术体系研究[J]. 中国农学通报,2011,27(17):17-20.
LIANG X W, GAN Q F. Study on integrated control technology system of dairy cows' heat stress in high temperature and high humidity area[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2011, 27(17):17-20.
- [7] 陈云翔,倪清钊,林德源,等. 大气环境下电网设备金属材料的腐蚀及服役寿命预测研究进展[J]. 材料导报,2016,30(21):89-96.
CHEN Y X, NI Q Z, LIN D Y, et al. Research progress on corrosion and service life prediction of metal materials in power grid equipment in atmospheric environment[J]. Materials Review, 2016, 30(21):89-96.
- [8] 蔡盼. 电子电器腐蚀防护技术的研究与应用[J]. 硫酸工业, 2016(4):48-50.
CAI P. Research and application of corrosion protection technology for electronic appliances[J]. Sulfuric Acid Industry, 2016(4):48-50.
- [9] 谢光凡. 化工机械设备腐蚀破坏预防措施的探讨[J]. 机电工程技术,2016,45(7):168-170.
XIE G F. Discussion on preventive measures for corrosion damage of chemical machinery equipment[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2016, 45(7):168-170.
- [10] 高思航,杨丽君,邓帮飞,等. 硫腐蚀对绕组绝缘电寿命的影响及导致绝缘失效的故障机制研究[EB/OL]. [2019-11-03]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20181206028>.
GAO S H, YANG L J, DENG B F, et al. Study on the influence of sulfur corrosion on the electrical life of winding insulation and the failure mechanism leading to insulation failure [EB/OL]. [2019-11-03]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20181206028>.
- [11] QIU S, CHEN B, WANG R, et al. Atmospheric dispersion prediction and source estimation of hazardous gas using artificial neural network, particle swarm optimization and expectation maximization[J]. Atmospheric Environment, 2018, 178:158-163.
- [12] WANG Y, ZHOU W, ZHANG Q, et al. Weighted multi-region convolutional neural network for action recognition with low-latency online prediction [EB/OL]. [2019-11-03]. <https://www.computer.org/csdl/proceedings-article/icmew/2018/08551526/17D45VW8brl>.
- [13] NOH H, SEO P H, HAN B. Image question answering using convolutional neural network with dynamic parameter prediction[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, USA: IEEE, 2016.
- [14] ZINTGRAF L M, COHEN T S, ADEL T, et al. Visualizing deep neural network decisions: prediction difference analysis[EB/OL]. [2019-11-03]. <https://arxiv.org/abs/1702.04595>.
- [15] XIAO L M, ZHUANG D, ZHENG B H, et al. Learning traffic as images: a deep convolutional neural network for large-scale transportation network speed prediction[EB/OL]. [2019-11-03]. <https://arxiv.org/abs/1701.04245>.
- [16] OLAWOYIN R. Application of backpropagation artificial neural network prediction model for the PAH bioremediation of polluted soil[J]. Chemosphere, 2016, 161:145-150.
- [17] BAKAR S Z B A, GHAZALI R B, ISMAIL L H B. Implementation of modified cuckoo search algorithm on functional link neural network for temperature and relative hu-

- midity prediction[J].Lecture Notes in Electrical Engineering,2014,285:151-158.
- [18] BURATTI C, VERGONI M, PALLADINO D. Thermal comfort evaluation within non-residential environments; development of artificial neural network by using the adaptive approach data[J].Energy Procedia,2015,78:2875-2880.
- [19] 许童羽,王泷,张晓博,等. RBF 神经网络在北方日光温室湿度模拟预测中的应用[J]. 沈阳农业大学学报,2014,45(6):726-730.
- XU T Y, WANG L, ZHANG X B, et al. Application of RBF neural network in simulation of humidity simulation in solar greenhouse in north China[J]. Journal of Shenyang Agricultural University,2014,45(6):726-730.
- [20] 郭庆春,何振芳,惠英,等. 人工神经网络在相对湿度预测中的应用研究[J]. 现代食品科技,2013,29(6):1297-1301.
- GUO Q C, HE Z F, HUI Y, et al. Application of artificial neural network in relative humidity prediction[J]. Modern Food Science and Technology,2013,29(6):1297-1301.
- [21] WANG S, ZHANG N, WU L, et al. Wind speed forecasting based on the hybrid ensemble empirical mode decomposition and GA-BP neural network method[J].Renewable Energy,2016,94:629-636.
- [22] KASSA Y, ZHANG J, ZHENG D, et al. A GA-BP hybrid algorithm based ANN model for wind power prediction [C]//2016 IEEE Smart Energy Grid Engineering (SEGE). Oshawa, Canada: IEEE, 2016.
- [23] LIANG Y J, REN C, WANG H Y, et al. Research on soil moisture inversion method based on GA-BP neural network model[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018,40(5-6):1-17.
- [24] 于群,朴在林,胡博. 基于 EEMD 和 BP 神经网络的短期光伏功率预测模型[J]. 电网与清洁能源,2016,32(7):132-137.
- YU Q, PU Z L, HU B. Short-term photovoltaic power prediction model based on EEMD and BP neural networks[J]. Power System and Clean Energy,2016,32(7):132-137.

Prediction Method and Application of Relative Humidity of Operating Environment of Distribution Network Equipment with AW-GA-BP Algorithm

YANG Zaisong, XIE Jufang, HU Dong, GUI Yingang, TANG Chao

(College of Engineering and Technology, Southwest University, Chongqing 400716, China)

Abstract: [Purposes]To accurately monitor and predict the status and trends of the relative humidity of the distribution network equipment. [Methods]With factors affecting relative humidity accounted, it proposed a BP algorithm (AW-GA-BP algorithm) by considering both the Weight of Adjust (AW) and the Genetic Algorithms (GA), and constructed a neural network model that could predict the change of environmental humidity where distribution network equipment is located. The algorithm was applied to the intelligent monitoring system of the distribution network operation environment of a power supply bureau in Yunnan Province. The collected data were used as training samples and verification samples respectively, and the prediction accuracy and error of AW-GA-BP algorithm and GA-BP algorithm and standard BP algorithm were compared. [Findings]Experiments showed that the average error of relative humidity predicted by AW-GA-BP algorithm was 4.28%, the average error of relative humidity predicted by GA-BP algorithm was 8.87%, the average error of relative humidity predicted by BP algorithm was 14.64%. [Conclusions]The model based on the AW-GA-BP algorithm would provide a more accurate method for predicting the relative humidity of the environment where the distribution network equipment is located.

Keywords: distribution network environment; AW-GA-BP algorithm; neural network; relative humidity prediction

(责任编辑 许 甲)

(接正文42页)

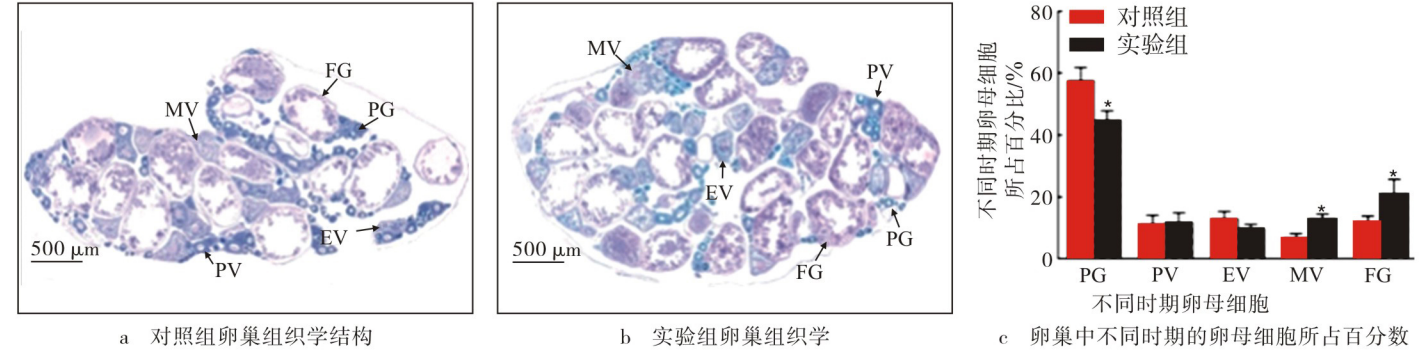


图1 Cd^{2+} 暴露影响成年雌性斑马鱼卵巢发育
Fig. 1 Cd^{2+} exposure affects development of ovary in adult female zebrafish

(接正文48页)



图1 城口县蝴蝶样本采集分布地
Fig. 1 The distribution of butterfly specimen collected in Chengkou county

(接正文53页)



图1 涪江上游流域条带剖面提取位置
Fig. 1 The chart location of swath profile in the upper reaches basin of Fujiang river

(接正文107页)

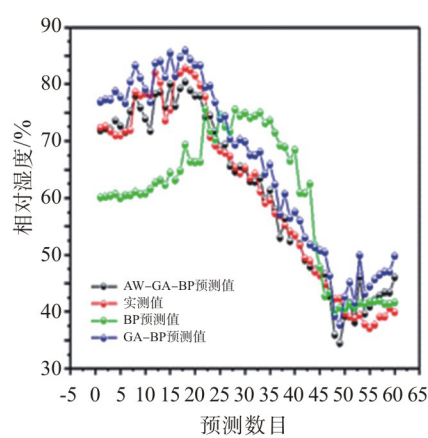


图4 相对湿度预测值和实测值对比
Fig. 4 Comparison based on predicted and measured values of relative humidity

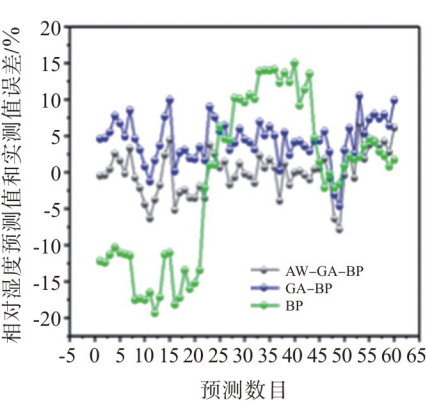


图5 相对湿度预测值和实测值误差对比
Fig. 5 Comparison of errors based on predicted and measured values of relative humidity

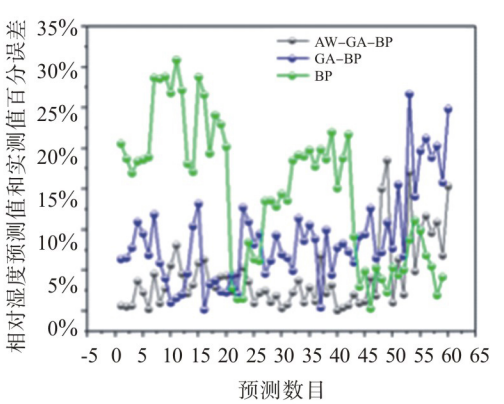


图6 相对湿度预测值和实测值百分误差对比
Fig. 6 Percentage error comparison based on predicted and measured values of relative humidity