



# 不平衡数据下基于 PSO-BP 算法的输电线路弧垂预测

## 摘要

针对架空输电线路弧垂在计算过程中易受测量数据(温度、风速、档距等参数)影响的问题,提出了基于数据预处理的 PSO-BP 神经网络弧垂预测模型.对收集数据中部分样本缺失的情况,使用合成少数过采样技术(SMOTE)对不平衡样本进行合成;构建 PSO-BP 神经网络用于弧垂预测,使用不同工况条件的数据训练网络,实现弧垂预测的目的,并将网络的性能与传统的 BP 神经网络性能进行对比.实验结果表明,与传统 BP 神经网络模型相比,本文提出的模型进行弧垂值预测后所得的误差绝对值显著降低.本文提出的模型可以加快训练速度、提高预测精度.

## 关键词

PSO-BP 神经网络; SMOTE 算法; 弧垂

中图分类号 TP183

文献标志码 A

收稿日期 2020-09-10

资助项目 国家自然科学基金(61803099); 广东电网科技项目(GDKJXM20184755)

## 作者简介

李嘉雨,男,硕士生,研究方向为电网智能巡检技术.876735361@qq.com

廖如超(通信作者),男,硕士,工程师,主要研究方向为电网智能巡检技术.lrcrc@163.com

1 广东工业大学 自动化学院,广州,510006

2 广东电网有限责任公司 机巡管理中心,广州,510000

## 0 引言

架空输电线路弧垂是输电线路风险评估与载流量校核的关键因素.现有的弧垂计算方法一般是通过收集架空输电线路的档距、高差、温度、风速等数据,使用抛物线法或悬链线法计算得到的,但与激光点云测得的真实弧垂值误差较大<sup>[1-2]</sup>.而普通的 BP 神经网络应用在弧垂预测方面会面临数据缺失、精度不高、训练速度较慢等问题.本文在现有的弧垂计算模型基础上,使用合成少数过采样技术(Synthetic Minority Oversampling Technique, SMOTE)对不平衡样本进行合成<sup>[3-6]</sup>,利用粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化 BP 神经网络,构建 PSO-BP 神经网络,建立弧垂的预测模型,并与传统 BP 神经网络方法进行比较,结果表明本文提出的模型可以加快训练速度、提高预测精度.

## 1 算法原理

### 1.1 SMOTE 算法

SMOTE 算法<sup>[7-9]</sup>全称为合成少数过采样技术,它可以针对不平衡样本的少量数据集通过合成新数据的方式进行过采样. SMOTE 算法的具体原理如下:

设不平衡数据集中有  $i$  个数据  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_i$ , 对所有样本相互之间的欧几里得度量进行计算,得到  $k$  个近邻.在采样倍率为  $N$  的情况下,在数据集中每个  $x$  的  $k$  个近邻中得到  $N$  个随机样本 ( $K > N$ )  $\{\tilde{x}_j | j=1, \dots, N\}$ .对于每一个随机的  $\{\tilde{x}_j | j=1, \dots, N\}$ , 结合原样本构建新样本,公式如下:

$$x_{\text{new}} = x_i + \text{rand}(0, 1) \times (\tilde{x}_j - x_i), \quad j = 1, \dots, N, \quad (1)$$

式中,  $x_j$  为  $x_i$  的  $N$  个近邻样本中的第  $j$  个样本,  $\text{rand}(0, 1)$  为小于等于 1、大于等于 0 的随机值. SMOTE 算法示意如图 1 所示.

### 1.2 粒子群优化算法

粒子群算法的数学模型如下:

每个粒子都在  $N$  维空间内进行搜索,当适应度值发生改变时,粒子会根据不同的适应度值更新自己的速度.适应度值每变化一次,粒子的速度和位置就更新一次.多次迭代直到达到终止条件获得最优解.粒子通过下列公式<sup>[10-12]</sup>来更新自身速度和位置:

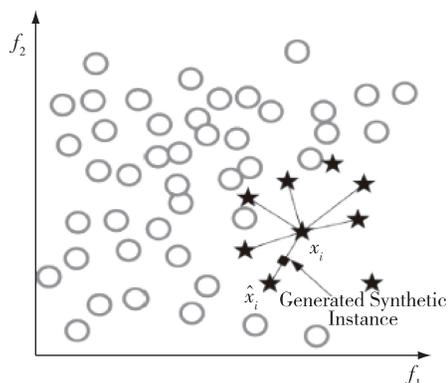


图1 SMOTE算法示意

Fig. 1 Schematic diagram of SMOTE

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + C_1 \text{rand}(0,1)(P_{id}^k - X_{id}^k) + C_2 \text{rand}(0,1)(P_{gd}^k - X_{id}^k), \quad (2)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1}, \quad (3)$$

式中:  $k$  为迭代次数;  $\omega$  为惯性因子,  $\omega$  的值可以影响局部寻优性能和全局寻优性能;  $C_1$  和  $C_2$  为加速常数, 前者为每个粒子的个体学习因子, 后者为每个粒子的学习因子.  $C_1$  和  $C_2$  为常数时可以得到较好的解, 一般取  $C_1 = C_2 \in [0, 4]$ , 本文中取  $C_1 = 2, C_2 = 2$ .  $\text{rand}(0,1)$  为小于等于 1、大于等于 0 的随机值,  $P_{id}$ ,  $P_{gd}$  分别表示第  $i$  个变量的个体极值的第  $d$  维和全局最优解的第  $d$  维.

### 1.3 BP神经网络

在BP神经网络的正向计算过程中,分析数据的特征以确定输入神经元的节点数并输入数据,然后以不同的权重计算,神经元通过 sigmoid 函数被激活,数据向隐含层传播,在隐含层通过计算后,神经元以同样的形式被激活,将数据传递给输出层<sup>[13-15]</sup>.如果输出层的输出与标签(label)值存在误差,则计算误差并生成协方差函数,且将误差反向传播,通过误差修正各个节点的权值和阈值,达到减小误差的目的.

#### 1) 正向传递

设节点  $i$  和节点  $j$  之间的权值为  $\omega_{ij}$ , 节点  $j$  的阈值为  $b_j$ , 每个节点的输出值为  $x_j$ , 则每个神经元的具

$$S_j = \sum_{i=0}^{m-1} \omega_{ij} x_i + b_j, \quad (4)$$

$$x_j = f(S_j), \quad (5)$$

式中,  $f$  为 sigmoid 激活函数.

#### 2) 误差反向传播

在BP神经网络中,  $d_j$  为输出层的所有结果, 协

方差函数为

$$E(\omega, b) = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{n-1} (d_j - y_j)^2. \quad (6)$$

在本文提出的方案中, BP神经网络在训练的过程中将不再运用反向传播方法, 取而代之的是使用 PSO 算法优化<sup>[16-17]</sup>.

## 2 基于数据预处理的 PSO-BP神经网络弧垂预测算法

首先将采集的数据进行预处理, 对于温度和风速这两个缺失较多的数据使用 SMOTE 算法进行数据合成, 将架空输电线路档距和高差这两个线路特征以及温度、风速这两个气象特征作为 BP神经网络的输入参数, 设计合适的隐含层节点数以及一个输出层节点作为弧垂值的输出节点, 以弧垂真值作为标签(label)值, 构建协方差函数, 即 PSO 算法的适应度函数<sup>[18-24]</sup>.

弧垂预测模型的具体步骤如下:

1) 数据合成. 设定 SMOTE 算法的相关参数, 确定采样倍率  $N$  和近邻数  $k$  的值, 使用数据合成方法对温度和风速数据集进行扩充.

2) 初始化. 首先初始化 PSO 算法的种群规模、粒子维数等参数, 然后确定 BP神经网络的输入数据为架空输电线路的档距、高差、温度、风速, 针对 4 个输入确定 BP神经网络各层的节点个数, 初始化 PSO 算法的粒子.

3) 初始适应度获取. BP神经网络在输出层与标签(label)值对比, 生成协方差函数, PSO 算法使用该函数计算适应度值.

4) PSO 算法执行. 每个粒子在每次更新自己的适应度值后, 对比个体最优值, 将个体最优值更新为二者中的最小值; 在更新后将该值与全局最优值进行对比, 将全局最优值更新为二者中的最小值.

5) 粒子通过式(2)和(3)计算自己新的速度和位置.

6) 判断是否满足算法终止条件, 不满足返回步骤 3), 满足条件则结束算法.

PSO-BP神经网络的算法逻辑流程如图2所示.

## 3 实验仿真

### 3.1 实验数据

实验数据采用我国南部某地区的架空输电线路数据, 共 260 条记录, 每条记录包括 5 个属性: 架空输电线路档距、架空输电线路高差、环境温度、环境

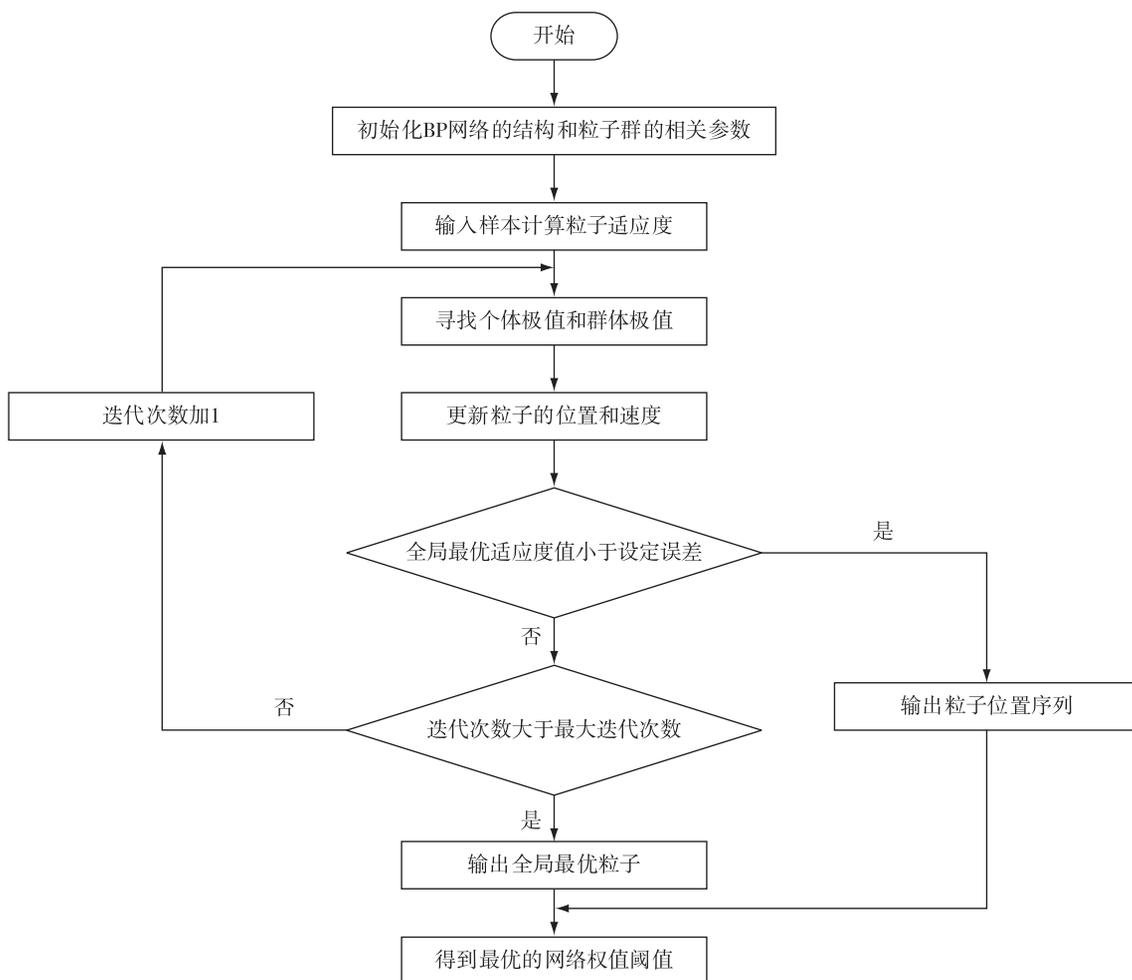


图2 PSO-BP 算法流程

Fig. 2 Flow chart of the proposed PSO-BP neural network algorithm

风速、输电线路弧垂.本实验以前 4 个属性为预测模型的输入属性,输电线路弧垂作为预测属性.

### 3.2 实验结果

建立 Input-Hidden-Output 结构的 3 层神经网络,对该网络进行初始化:根据输入数据的 4 个属性设置 4 个输入节点,输出只有 1 个弧垂值,故设置 1 个输出节点.根据神经网络隐含层节点计算公式设置 6 个隐含层节点,设粒子更新最大代数为 1 500,最小适应度值  $1 \times 10^{-3}$ ,学习速率 0.01.根据 PSO 算法,设置规模为 60 的粒子种群,惯性因子设为 1,对于学习因子,设  $C_1=2, C_2=2$ .

建立弧垂预测模型并测试、训练,所得结果如图 3 所示.由图 3 可知,PSO-BP 神经网络对弧垂的预测值有很优良的表现,且算法性能优于传统 BP 神经网络

图 4 中,PSO-BP 神经网络在迭代次数为 120 时

达到最优.

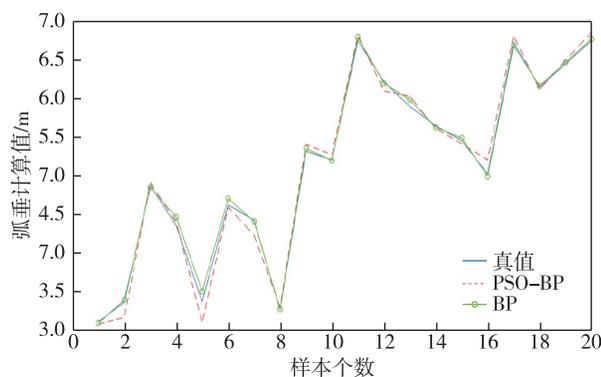


图3 PSO-BP 与传统 BP 神经网络预测弧垂与弧垂真值对比

Fig. 3 Comparison of sag prediction between PSO-BP and traditional BP neural network

### 3.3 性能对比

将 PSO-BP 神经网络与传统 BP 神经网络的仿

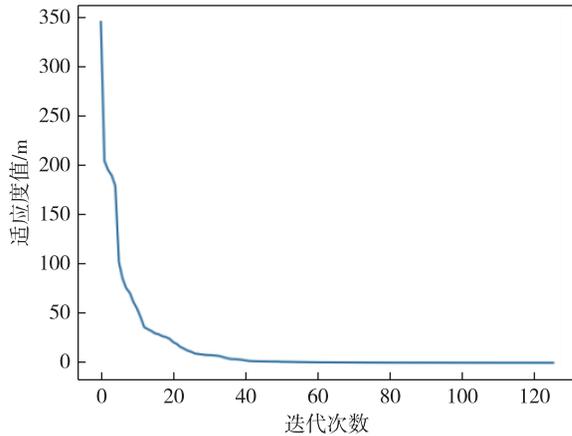


图4 适应度曲线

Fig. 4 Fitness curve of the proposed PSO-BP neural network

真结果进行对比,得到2种神经网络对架空输电线路的弧垂预测结果以及与真值的误差,数据如表1所示。

表1 PSO-BP 和传统BP 模型对弧垂值预测的结果

Table 1 Sag prediction results obtained by traditional BP and PSO-BP model

真值/m	BP		PSO-BP	
	弧垂/m	相对误差/%	弧垂/m	相对误差/%
3.12	3.089 9	-0.964 743 590	3.102 1	-0.573 717 949
3.37	3.175 5	-5.771 513 353	3.401 7	0.940 652 819
4.88	4.920 1	0.821 721 311	4.853 3	-0.547 131 148
4.36	4.401 3	0.947 247 706	4.472 6	2.582 568 807
3.38	3.111 4	-7.946 745 562	3.510 7	3.866 863 905
4.63	4.602 3	-0.598 272 138	4.711 5	1.760 259 179
4.43	4.233 1	-4.444 695 260	4.415 9	-0.318 284 424
3.27	3.310 2	1.229 357 798	3.280 9	0.333 333 333
5.32	5.410 9	1.708 646 617	5.355 8	0.672 932 331
5.21	5.277 5	1.295 585 413	5.201 0	-0.172 744 722
6.75	6.823 1	1.082 962 963	6.796 3	0.685 925 926
6.22	6.100 2	-1.926 045 016	6.201 5	-0.297 427 653
5.90	6.032 0	2.237 288 136	5.985 9	1.455 932 203
5.65	5.617 2	-0.580 530 973	5.630 8	-0.339 823 009
5.46	5.420 1	-0.730 769 231	5.493 6	0.615 384 615
5.03	5.207 4	3.526 838 966	5.000 2	-0.592 445 328
6.73	6.817 5	1.300 148 588	6.688 2	-0.621 099 554
6.15	6.120 3	-0.482 926 829	6.166 7	0.271 544 715
6.45	6.495 3	0.702 325 581	6.470 1	0.311 627 907
6.75	6.855 1	1.557 037 037	6.770 5	0.303 703 704

图5中实线为传统BP神经网络预测的弧垂值与真值的误差曲线,虚线为PSO-BP神经网络预测的弧垂值与真值的相对误差。显然,PSO-BP的弧垂

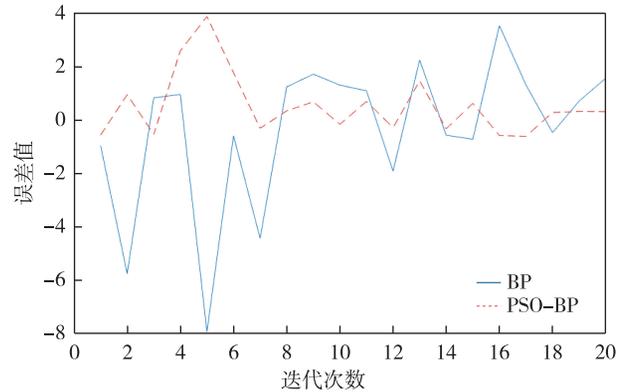


图5 相对误差曲线

Fig. 5 Comparison of relative error between PSO-BP and traditional BP neural network

预测模型的误差小于传统的BP神经网络的误差。

#### 4 结论

对于架空输电线路弧垂预测存在计算误差较大,且气象数据较少等问题,本文提出了针对不平衡数据下基于PSO-BP算法的输电线路弧垂预测。对收集数据中部分样本缺失的情况,使用合成少数过采样技术(SMOTE)对不平衡样本进行合成;构建PSO-BP神经网络对架空输电线路的弧垂进行预测。本文算法性能较传统BP神经网络有明显优势,有效预测了架空输电线路的弧垂值,提高了弧垂预测的准确性。

#### 参考文献

##### References

[ 1 ] 李立学,刘冰,彭海超,等.基于微波测距的架空输电线路弧垂检测方法[J].现代信息科技,2019(20):31-34,37  
LI Lixue, LIU Bing, PENG Haichao, et al. Sag detection method of overhead transmission line based on microwave ranging[J]. Modern Information Technology, 2019(20): 31-34, 37

[ 2 ] 王孔森,孙旭日,盛戈峰,等.架空输电线路导线弧垂在线监测误差分析及方法比较[J].高压电器,2014,50(4):27-34  
WANG Kongsen, SUN Xuri, SHENG Gehao, et al. Error comparison among three on-line monitoring methods of conductor sag of overhead transmission line [J]. High Voltage Apparatus, 2014, 50(4): 27-34

[ 3 ] 翟帅华,姜云腾,李萍.基于改进 PSO-BP 神经网络的短期电力负荷预测[J].工业控制计算机,2018,31(9):145-147  
ZHAI Shuaihua, JIANG Yunteng, LI Ping. Short-term power load forecasting based on improved PSO-BP neural network [J]. Industrial Control Computer, 2018, 31(9): 145-147

- 145-147
- [ 4 ] 龙周,陈松坤,王德禹.基于 SMOTE 算法的船舶结构可靠性优化设计[J].上海交通大学学报,2019,53(1):26-34  
LONG Zhou, CHEN Songkun, WANG Deyu. Reliability-based design optimization of ship structures based on SMOTE algorithm[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2019, 53(1): 26-34
- [ 5 ] 行鸿彦,邹水平,徐伟,等.基于 PSO-BP 神经网络的湿度传感器温度补偿[J].传感技术学报,2015,28(6):864-869  
XING Hongyan, ZOU Shuiping, XU Wei, et al. The temperature compensation for humidity sensor based on the PSO-BP neural network [J]. Journal of Transduction Technology, 2015, 28(6): 864-869
- [ 6 ] 姬波,杨文东,张驰,等.基于 GA-SVM 的高压输电线路弧垂预测模型[J].郑州大学学报(理学版),2018,50(4):94-100  
JI Bo, YANG Wendong, ZHANG Chi, et al. High voltage transmission line sag prediction model based on GA-SVM [J]. Journal of Zhengzhou University (Natural Science Edition), 2018, 50(4): 94-100
- [ 7 ] Chawla N V, Bowyer K W, Hall L O, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique [J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2002, 16: 321-357
- [ 8 ] He H B, Garcia E A. Learning from imbalanced data [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2009, 21(9): 1263-1284
- [ 9 ] García S, Ramírez-Gallego S, Luengo J, et al. Big data preprocessing: methods and prospects [J]. Big Data Analytics, 2016, 1(1): 1-22
- [ 10 ] Phua P K H, Ming D. Parallel nonlinear optimization techniques for training neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(6): 1460-1468
- [ 11 ] Wang H S, Wang Y N, Wang Y C. Cost estimation of plastic injection molding parts through integration of PSO and BP neural network [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(2): 418-428
- [ 12 ] 黄洋.改进粒子群优化算法及其在神经网络中的应用[D].无锡:江南大学,2018  
HUANG Yang. Improved particle swarm optimization algorithm and its application in neural networks [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2018
- [ 13 ] Xu D, Ji S P, Meng Y L, et al. A software reliability prediction algorithm based on MHP SO-BP neural network [C] // Proceedings of the 2017 Global Conference on Mechanics and Civil Engineering, 2017: 57-63
- [ 14 ] 杨帆.基于 BP 神经网络的 CO<sub>2</sub> 通量预测模型研究[D].哈尔滨:东北林业大学,2017  
YANG Fan. Research on the CO<sub>2</sub> flux prediction method based on BP neural network [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2017
- [ 15 ] 王增.基于萤火虫优化算法的 BP 混合预测模型的建立及其应用[D].大连:东北财经大学,2017  
WANG Zeng. Construction and application of a hybrid forecasting model based on BP optimized by firefly algorithm [D]. Dalian: Dongbei University of Finance & Economics, 2017
- [ 16 ] 任凤鸣,李丽娟.改进的 PSO 算法中学习因子( $c_1, c_2$ )取值的实验与分析[J].广东工业大学学报,2008,25(1):86-89  
REN Fengming, LI Lijuan. Experiment and analysis of the value selection of acceleration coefficients ( $c_1, c_2$ ) in IP-SO method [J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2008, 25(1): 86-89
- [ 17 ] 夏学文,刘经南,高柯夫,等.具备反向学习和局部学习能力的粒子群算法[J].计算机学报,2015,38(7):1397-1407  
XIA Xuewen, LIU Jingnan, GAO Kefu, et al. Particle swarm optimization algorithm with reverse-learning and local-learning behavior [J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(7): 1397-1407
- [ 18 ] 陈思明,闫斌,周小佳,等.基于倾角的输电线路弧垂三维模型算法研究[J].计算机应用与软件,2014,31(3):82-84,87  
CHEN Siming, YAN Bin, ZHOU Xiaojia, et al. Study on three-dimensional model algorithm for transmission line sag based on inclination [J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(3): 82-84, 87
- [ 19 ] 王红斌,陈扬,高雅,等.输电线路弧垂对动态增容的影响[J].华北电力大学学报(自然科学版),2014,41(2):41-46  
WANG Hongbin, CHEN Yang, GAO Ya, et al. Impacts of transmission line sag on dynamic capacity increase [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2014, 41(2): 41-46
- [ 20 ] 全胜.基于机器视觉的蔬菜种子质量检测系统的设计与实现[D].长沙:湖南大学,2017  
QUAN Sheng. Design and realization of vegetable seed quality inspection system based on machine vision [D]. Changsha: Hunan University, 2017
- [ 21 ] 王健,王筱雪,张亚一,等.基于点云数据的单株树木建模方法比较[J].信息与电脑,2017(19):58-60  
WANG Jian, WANG Xiaoxue, ZHANG Yayi, et al. Comparison of tree modeling methods based on point cloud data [J]. China Computer & Communication, 2017(19): 58-60
- [ 22 ] 王梦丽.基于 BP 神经网络的车内噪声声品质评价模型研究[D].徐州:中国矿业大学,2018  
WANG Mengli. Research on sound quality evaluation model of vehicle interior noise based on BP neural network [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2018
- [ 23 ] 辛成.基于数据预处理及机器学习的混合模型对兰州大气污染指标的分析及预测[D].兰州:兰州大学,2018  
XIN Cheng. Analysis and forecasting of Lanzhou air pollution index based on data preprocessing and machine learning hybrid model [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2018
- [ 24 ] 郭方欣.神经网络在电梯群控技术中的应用[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2017  
GUO Fangxin. A study of the application of neural network in elevator group control [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2017

## Transmission line sag prediction based on PSO-BP neural network with unbalanced data

LI Jiayu<sup>1</sup> LIAO Ruchao<sup>2</sup> LI Yukai<sup>1</sup>

1 School of Automation,Guangdong University of Technology,Guangzhou 510006

2 Machine Patrol Management Center,Guangdong Power Grid Co.,Ltd.,Guangzhou 510000

**Abstract** A BP (Back-Propagation) neural network model optimized by PSO (Particle Swarm Optimization) and based on data preprocessing is proposed for sag prediction of overhead transmission lines, in order to solve the susceptibility of sag computation to measured data of temperature, wind speed, span and other parameters. For the missing data in collected database, the Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) was used to synthesize unbalanced samples. The proposed PSO-BP neural network was trained and tested by data obtained in different working environments. Experiments were carried out to verify the effectiveness of the proposed approach. The results showed that, compared with traditional BP neural network, the proposed model has a significant reduction in the relative error of sag prediction, and can accelerate the training speed as well as improve the sag prediction accuracy.

**Key words** PSO-BP neural network; synthetic minority oversampling technique (SMOTE); sag