

引用格式:杨春侠,曹倩,于增豪,等.基于 IPSO-BP 神经网络的导线舞动预警方法[J].电力科学与技术学报,2024,39(2):152-158.

Citation: YANG Chunxia, CAO Qian, YU Zenghao, et al. A prediction method of line galloping based on IPSO-BP neural network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(2): 152-158.

基于 IPSO-BP 神经网络的导线舞动预警方法

杨春侠¹, 曹倩¹, 于增豪¹, 朱陶炜¹, 李春林¹, 王文²

(1.长沙理工大学土木工程学院,湖南长沙 410114; 2.长沙理工大学电气与信息工程学院,湖南长沙 410114)

摘要:为确保输电线路在易舞气象条件下的正常运维,根据线路舞动与气象条件之间的复杂映射关系,采用改进粒子群算法(improved particle swarm optimization, IPSO)对 BP 神经网络进行优化,提出一种基于改进粒子群算法优化 BP(IPSO-BP)神经网络的导线舞动预测方法。利用文本挖掘技术分析舞动影响因素,确定以档距、覆冰厚度、温度、风速、风向、相对湿度及风向与线路走向夹角为特征输入的 IPSO-BP 神经网络模型,通过舞动历史数据训练模型以达到预测的功能。对比 IPSO-BP 神经网络模型与其他算法模型的精度和稳定性,结果表明该方法具有一定的优越性。最后采用该方法预测河南谢庄地区的导线舞动,验证该方法的准确性和实用性。

关键词:输电线路;舞动;预警;粒子群算法;BP 神经网络

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.02.017 中图分类号:TM75 文章编号:1673-9140(2024)02-0152-07

A prediction method of line galloping based on IPSO-BP neural network

YANG Chunxia¹, CAO Qian¹, YU Zenghao¹, ZHU Taowei¹, LI Chunlin¹, WANG Wen²

(1.School of Civil Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 2.School of Electrical & Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: To ensure the normal operation and maintenance of transmission lines under meteorological conditions prone to galloping, according to the complex mapping relationship between line galloping and meteorological conditions, the improved particle swarm optimization (IPSO) is used to optimize the BP neural network, and a line galloping prediction method based on the improved particle swarm optimization BP (IPSO-BP) neural network is proposed. Text mining technology is used to analyze the influencing factors of line galloping, and an IPSO-BP neural network model with characteristic as inputs of span, ice thickness, temperature, wind speed, wind direction, relative humidity, and the angle between wind direction and line direction is determined. The model is trained through historical line galloping data to achieve the prediction function. Comparing the accuracy and stability of the IPSO-BP neural network model with other algorithm models, the results show that this method has certain advantages. Finally, this method is used to predict the line galloping in Xiezhuang area of Henan Province, which verifies the accuracy and practicability of the method.

Key words: transmission line; galloping; warning; particle swarm optimization; BP neural network

输电线路舞动通常是偏心覆冰导线在风激励下产生的一种低频、大振幅的自激振动^[1-2]。舞动严重威胁着输电线路的安全运行,也是输电线路出现闪络、跳闸、断线以及倒塔等不安全事故的重要成

因之一^[3]。导线舞动也是电网系统频发的安全事故,中国从开始有舞动记录的 1957 年起直至 2020 年,舞动故障多达 1 300 余次^[4]。因此,防治导线舞动是电网安全运维的保障,对社会而言意义重大。

收稿日期:2021-07-06;修回日期:2022-05-20

基金项目:国家自然科学基金面上项目(52077010);国家自然科学基金(51678067);国家自然科学基金青年科学基金(51808054)

通信作者:杨春侠(1972—),女,博士,副教授,主要从事结构可靠度、机器学习方面的研究;E-mail:13973183346@126.com

现阶段国内外学者在预测导线舞动方面做了大量研究工作^[5-7]。文献[8]研究了一套基于图像采集的输电线舞动在线监测系统,当导线偏离杆塔的角度超过设定值时报警,但该系统存在USB摄像不清晰、信号传输不稳定等缺点,通过导线偏离角来判断舞动不能起到及时有效的预警作用。由于监测导线舞动技术的不断发展,导线舞动数据库也在不断完善,为预测导线舞动提供了数据支持。文献[9]在历史舞动情况统计数据的基础上,提出了由决策树搭建强分类器的舞动预警模型,但决策树模型对数据的泛化性能较差,容易过拟合,并且该模型没有考虑覆冰对导线舞动的影响;文献[10]提出用BP(back-propagation)神经网络来预测导线舞动的发生,并采用评价指标评估预警性能;文献[11]在BP神经网络预测导线舞动概率的基础上,结合后果严重度指标评估电网短期风险。但两者都没有考虑线路结构参数、导线覆冰等主要因素对舞动的影响,并且在应用过程中发现BP神经网络存在易陷入局部极小、收敛速度慢、隐含层神经元数取值无依据以及网络的初始权阈值具有随机性等不足。针对传统BP算法的不足,文献[12]采用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化BP神经网络,建立了GA-BP舞动预测模型,但GA的迭代寻优过程复杂,速度较慢,相比于粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[13]不具有记忆能力。

本文从完善BP神经网络的角度出发,通过PSO良好的全局搜索能力改善BP神经网络局部最优问题;通过PSO确定初始最优权阈值,以减小BP算法权阈值的随机性;采用比较法确定BP神经网络的最优隐含层节点数,改善BP神经网络隐含层节点数靠经验选定的缺陷。此外,在PSO中引入变异操作改善PSO搜索精度低的问题,构建改进粒子群算法(improved particle swarm optimization, IPSO)优化BP(IPSO-BP)神经网络。在舞动文本挖掘分析的基础上建立致舞因素与舞动之间的联系,综合考虑线路档距、覆冰厚度和气象条件对导线舞动的影响,提出基于IPSO-BP神经网络的舞动预警模型。通过舞动数据训练IPSO-BP神经网络模型,并将此模型与其他算法进行对比分析,表明所提算法具有较高的准确性和稳定性。采用本文方法预测导线舞动,有利于线路管理人员提前采取防舞措施,避免恶劣舞动灾害的发生,具有重大工程实际意义。

1 BP神经网络的优化

BP神经网络是一种多层前馈式神经网络,由输入层、隐含层和输出层构成,如图1所示,该网络具有信号前向传播,误差反向传播的特点^[14]。

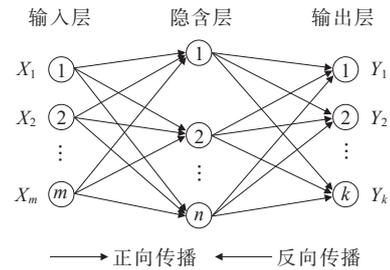


图1 BP神经网络拓扑结构

Figure 1 Topological structure of BP neural network

实际应用过程中发现BP神经网络存在效率低下、易陷入局部极值等缺点。

1) BP神经网络局部极小值问题。

从数学角度看,在信号的正向传播过程中,网络的初始权阈值是随机选定的,并且BP对初始网络权重十分敏感,初始化时采用不同的网络权重,常常会导致网络陷入不同的局部极小;在逆传播过程中,误差只与网络的权阈值相关,通过调整权阈值即可改变误差,而权阈值的调整又是沿着局部改善的方向逐层进行的,并且BP网络要解决的是一个复杂非线性化问题,因此极易使网络收敛于局部极小而导致训练失败。

2) BP神经网络收敛速度慢。

从本质上看,BP算法属于梯度下降法,并且它所优化的对象是高度复杂的非线性函数,从而导致网络出现“锯齿形现象”,BP算法效率低下。此外,由于目标函数过于复杂,将导致输出在0和1附近时出现平坦区,平坦区内权值的误差改变量较小,训练接近停滞状态。梯度下降法利用所有训练数据来计算损失函数的梯度,因此,每次权阈值更新时都需要计算整体训练数据的梯度,使梯度下降变慢,从而导致BP神经网络收敛速度变慢。

1.1 隐含层节点数的优化

隐含层节点数是BP神经网络训练好坏的关键因素,合理地设置隐含层神经元个数可以避免网络陷入局部极小值,防止网络训练中断,因此参照以下公式选取隐含层节点数^[14],即

$$n_1 = \sqrt{n + m} + a \quad (1)$$

$$\sum_{i=0}^n C_n^i > k \quad (2)$$

$$n_1 = \log_2 n \quad (3)$$

式(1)~(3)中, n_1 为隐含层单元数; n 为输入层单元数; m 为输出层单元数; a 为 $[1, 10]$ 的常数。 i 为 $[0, n]$ 的常数; k 为样本数。

1.2 IPSO-BP神经网络机理

PSO源于对鸟群捕食行为的研究,种群中的个体通过共享信息获得问题的最优解,其良好的全局寻优能力体现在种群中粒子的更新迭代过程,粒子通过个体和全局极值更新自身的速度和位置,更新公式如下:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (4)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (5)$$

式(4)、(5)中, ω 为惯性权重; $d = 1, 2, \dots, n$; k 为当前迭代次数; V_{id}^k 为当前粒子的速度; c_1 和 c_2 为加速度因子; r_1 和 r_2 为分布在 $[0, 1]$ 的随机数; P_{id}^k 为个体极值; P_{gd}^k 为全局极值; X_{id}^k 为第 i 个粒子的位置。

由式(4)可知,速度更新公式包含三部分:①惯性或动量部分,用来平衡全局与局部搜索能力;②“认知部分”,表示粒子个体对自身经验的认知,避免粒子陷入局部极值,增强其全局搜索能力;③“社会部分”,表示粒子之间的信息交换和互相合作,使粒子有向全局最佳位置逼近的趋势。这三部分相互制约与平衡,保障PSO具备较强的全局搜索能力,性能良好。同时,PSO是一种并行算法,种群中的所有粒子同时出发寻找最优解,从而使PSO收敛速度较快。

针对PSO容易早期收敛、后期出现迭代更新效率低及搜寻精度差问题,本文在速度更新公式中采用线性递减惯性权重法,增强算法早期的全局搜索能力,降低过早收敛的可能性;通过引入GA中的变异操作,使粒子跳出当前搜寻空间,进入更大的空间进行搜索,提高搜索精度。

将经过自适应变异和线性递减惯性权重法改进的PSO与BP算法结合,充分发挥两者的优势,弥补自身不足,构建的组合算法(IPSO-BP)具有较强的全局和局部搜索能力,模型搜索精度高、学习性能良好。

2 IPSO-BP神经网络的预警模型

2.1 文本挖掘确定模型输入层

导线舞动的主要外激励源包括覆冰和风激励,而导线覆冰又是特定气象条件下的产物,因此,本

文将导线覆冰归为气象条件。同时,文献[3]表明,在地理与气象条件相同的情况下,若档距越大、导线长度越长,舞动的可能性和幅度就越大。此外,输电线路所处地理位置也是引起舞动的重要因素^[15],但对于已经投入使用的输电线路,其地理位置是固定的,故暂不考虑地理位置带来的影响。

本文通过文本挖掘技术深度分析中国知网中220篇输电线路舞动相关论文,由词频和语义网络分析提炼引起舞动的关键因素,发现档距、覆冰厚度、气温、风速、相对湿度、降雨量以及风向与线路走向的夹角与舞动之间存在强相关性,并以此作为导线舞动预测的主要参数,为导线舞动预测模型的建立提供理论依据。

同时,考虑到线路覆冰是一个积累的过程,舞动前一天的温度和风速对覆冰厚度有一定影响,因此,本文将线路档距、前一天最低和最高气温、当天温度、相对湿度、日降水量、当天风速、前一天最大风速、风向与线路走向的夹角以及覆冰厚度这10种因素作为网络模型输入层;输出层为预测结果,即导线是否发生舞动(1表示发生舞动,2表示不发生舞动)。网络模型如图2所示。

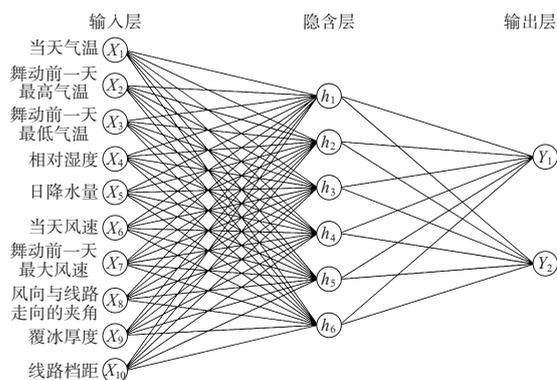


图2 BP神经网络导线舞动预警模型

Figure 2 Warning model of line galloping based on BP neural network

2.2 构建IPSO-BP神经网络

根据IPSO-BP神经网络的原理,按以下步骤进行IPSO-BP神经网络模型的构建。

1) 确定网络结构和网络初始化。

网络输入层、输出层节点已由舞动影响因素及预测结果给定,隐含层节点数依据文1.1中所提方法确定,初始化权阈值,给定激活函数。由于导线舞动是一个多因素耦合的复杂非线性问题,并且本文将导线舞动归结为分类预测问题,因此,需要一个能较好地处理非线性可分关系的激活函数。

sigmoid 函数在处理非线性可分问题的效果良好,因此选择 sigmoid 函数作为激励函数,本文中有 10 种因素影响舞动是否发生,通过此函数将这 10 种因素导致舞动发生的可能性映射至 $[0,1]$ 区间,即发生舞动的可能性越小越接近于 0,越大则越接近于 1。函数式为

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

2) 粒子种群初始化,编码粒子群。

确定加速度常数 c_1 和 c_2 、最大迭代次数和种群规模等参数。由于 BP 神经网络的权值和阈值都是连续的,则粒子的编码采用实数编码形式。粒子的维度分量即为神经网络中的每一个权阈值,因此,神经网络中的权阈值数量总和即为粒子的维度。粒子的编码长度为

$$T = M \times H + H \times N + H + N \quad (7)$$

式中, T 为编码长度; M 为输入层节点数; H 为隐含层阈值; N 为输出层阈值; $M \times H$ 表示输入层和隐含层之间的权值; $H \times N$ 表示隐含层和输出层之间的权值。

3) 确定个体的评价函数。

以 BP 神经网络的均方误差(mean square error, MSE)作为粒子的适应度函数,误差取最小值时得到最优初始权阈值,适应度函数为

$$f(i) = e_{MSE_i} = \frac{\sum (D - O)^2}{N} \quad (8)$$

式中, $f(i)$ 为第 i 个粒子的适应度值; N 为种群规模; D 为实际值; O 为预测值。

4) IPSO 的迭代寻优过程。

通过式(4)、(5)更新粒子的速度和位置,依据适应度值的大小更新个体和全局极值,并在迭代过程中加入自适应变异,以一定概率跳出当前搜索空间,提高搜索精度。式(4)中 ω 取值为 $[0,1]$,采用线性递减惯性权重法,即初始 ω 取较大值,侧重于粒子群的全局寻优能力,随着迭代的不断进行, ω 逐渐减小,侧重于粒子群算法的局部搜索能力。

5) 判断是否达到终止条件要求。

若达到终止条件要求,则将得到的最优权值和阈值赋值于 BP 网络,进入 BP 网络的学习过程。

6) BP 正向传播过程。

设定学习速率、训练误差和最大训练次数等,学习速率影响网络的收敛好坏,可以通过多次试验得到一个较好的学习速率,并且在预测导线舞动的研究中,力求精确的预测结果。因此,模型的训练

误差设定为 0。

7) 误差反传播。

若输出层得到的不是预期结果,则 BP 神经网络进行误差反向传播过程,从输出层开始,根据误差逐层调整权阈值,以使预测值不断接近实际值,如此循环迭代,直至模型达到训练次数或者误差满足设定要求。

8) 验证模型准确率与泛化能力。

将预处理后的 500 组测试样本集输入训练好的 IPSO-BP 神经网络模型中,通过对比预测结果与实际值,计算预测正确率,判断舞动预警模型的可靠性。

优化后的算法流程如图 3 所示。

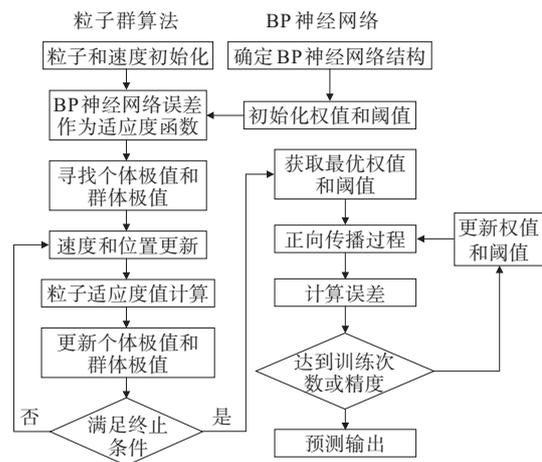


图 3 IPSO-BP 优化流程

Figure 3 Optimization flowchart of IPSO-BP

3 IPSO-BP 神经网络的导线舞动预警实例

本文所用数据来源于河南谢庄地区某 110 kV 输电线路舞动监测数据和国家气象站提供的天气预报数据^[16-19];随机选取数据库中的 2 000 组数据,其中发生舞动数据为 500 组,将数据集导入 Matlab 中形成 $2\,000 \times 11$ 矩阵,其中第 1~10 列为输电线路舞动影响因素监测数据(输入层),第 11 列为输电线路状态(输出层),并将输出结果由 1 维数值转换为 2 维向量,即输出状态为 1、2 时向量化结果分别为 $[1\ 0]$ 、 $[0\ 1]$ 。

由于输入数据包含负数,为避免输入数据间的数值差异造成较大网络误差,因此,利用 mapminmax 函数将输入数据归一化为 $[-1,1]$ 。为测试神经网络的学习效果及泛化程度,抽取 1 500 组数据为训

练集,剩余500组数据为模型测试集。部分训练样本集如表1所示。

表1 训练样本
Table 1 Training sample

样本编号	分类	样本编号	分类	样本编号	分类
1	[0 1]	5	[0 1]	8	[0 1]
2	[0 1]	6	[0 1]	9	[1 0]
3	[0 1]	7	[0 1]	10	[0 1]
4	[0 1]				

3.1 网络参数选取

1) BP神经网络参数的确定。

输入层节点数为10,输出层节点数为2。学习率取0.1,动量学习率取0.01,网络训练次数为100。参照式(1)~(3),计算得出的隐含层节点数范围为 $n_{1-\min}=4$ 、 $n_{1-\max}=14$ 。在此范围内,依次将节点数代入IPSO-BP神经网络中进行训练,计算不同隐含层数对应的训练集和测试集误差,计算结果如图4所示。

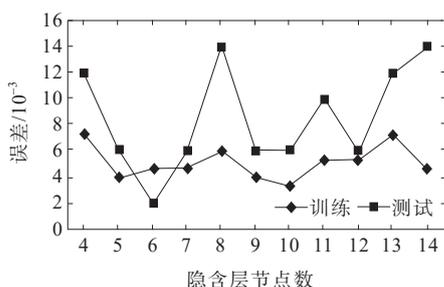


图4 隐含层节点个数与误差关系曲线

Figure 4 Relationship between the number of hidden layer nodes and errors

由图4可知,当隐含层节点数为6时,测试集误差达到最小值,训练集误差也较小,神经网络模型较为稳定;同时,当隐含层节点数达到9、10时,测试误差和训练误差相对较小且波动幅度较小,但随着隐含层节点数的递增,网络的训练时间也会延长。因此,本文选择 $n_1=6$ 作为隐含层神经元数,即BP网络的拓扑结构为10-6-2。

2) PSO参数选取。

加速因子 $c_1=c_2=1.49445$,进化次数maxgen为100,种群规模sizepop为30,惯性权重 ω 随时间从0.9线性降到0.4。粒子的边界popmax为1、popmin为-1,粒子的速度设置为 $V_{\max}=0.1$ 、 $V_{\min}=-0.1$,粒子自适应变异因子为0.95。

3.2 网络模型训练结果分析

通过2000组数据在MATLAB编写的IPSO-BP神经网络代码程序中的不断学习与迭代,网络适应度值变化过程如图5所示,随着改进粒子群算法的不断迭代,适应度值不断降低,即BP网络误差不断降低,最终趋向稳定,且PSO进化到第20~40代时即处于收敛状态。

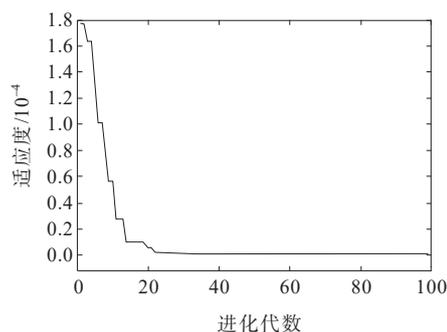


图5 适应度曲线

Figure 5 Fitness curve

将IPSO迭代获得的最优初始权阈值赋值给BP神经网络进行训练,部分训练结果如表2所示,1个样本对应2个输出值,最大输出值所在的行号表示最终的预测分类情况。例如样本5,其最大的输出值为0.9973,即表示最终预测分类结果为[0 1],与表1中实际值一致。表2中所列出的10个训练样本输出预测值对应表1中的训练样本输出实际值,对比可知,预测结果和实际结果一致,神经网络达到训练精度要求。

表2 神经网络部分训练结果

Table 2 Partial training results of neural network

样本编号	训练结果	样本编号	训练结果
1	[0.006 3 0.997 4]	6	[-0.001 7 1.002 5]
2	[-0.001 6 1.003 9]	7	[0.004 9 0.997 0]
3	[-0.003 6 1.000 5]	8	[0.006 5 0.999 4]
4	[-0.000 4 1.003 9]	9	[1.000 2 -0.001 4]
5	[0.006 1 0.997 3]	10	[-0.004 3 0.994 3]

采用测试集验证神经网络的训练好坏,并将500组测试样本的预测误差绘制为如图6所示,预测结果准确度高,IPSO-BP神经网络模型训练成功。利用Adaboost、BP神经网络和GA优化的BP神经网络(GA-BP)与IPSO-BP神经网络比较,采用一样本集对模型进行训练和预测,结果如表3所示,IPSO-BP神经网络在训练集和测试集上都表现出

极高的正确率,分别达到 99.98%、99.96%,并且网络模型更加稳定,相比其他几种算法,优势明显。

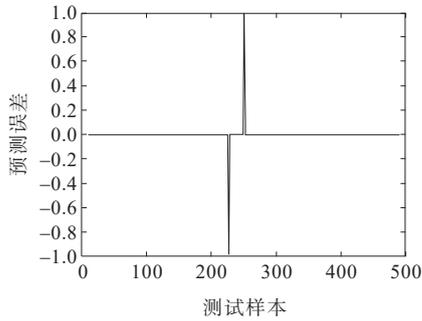


图 6 IPSO-BP 神经网络测试误差

Figure 6 Test error of IPSO-BP neural network

表 3 不同机器学习算法效果对比

Table 3 Comparison of two machine learning algorithms %

算法类型	训练集	测试集	算法类型	训练集	测试集
Adaboost	93.55	87.43	GA-BP	98.86	93.98
BP	95.80	89.00	IPSO-BP	99.98	99.96

3.3 舞动预测

2009 年 11 月 11 日,河南地区输电线路发生大量舞动,本文以谢庄地区的导线舞动为例^[20],收集舞动发生前、后 10 d 的气象数据,利用训练好的 IPSO-BP 神经网络对其进行预测,预测结果如图 7 所示。

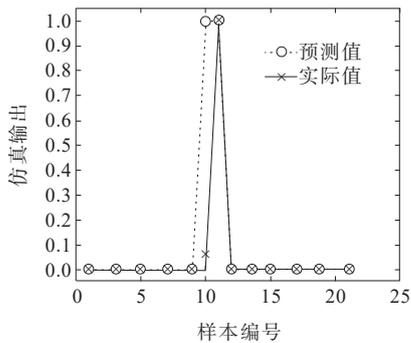


图 7 IPSO-BP 神经网络模型预测谢庄输电线路舞动

Figure 7 Prediction result of Xie Zhuang line galloping based on IPSO-BP neural network model

由图 7 可知,2009 年 11 月 10、11 日谢庄输电线路舞动预测值为 1,代表发生舞动,实际的导线舞动时间为 11 日 15:20—21:20,预测值与实际舞动情况相符,虽然 11 月 10 日预测值出现误报情况,但在一定程度上也发挥了预警作用,有利于管理人员及时做出应对举措。

4 结语

本文根据导线舞动和致舞因素之间的映射关系,提出了基于 IPSO-BP 神经网络的导线舞动预测方法。在传统粒子群算法中加入简单变异因子和线性递减惯性权重法,提高算法寻优能力的同时平衡算法的全局和局部搜寻能力;在 BP 神经网络中采用最优隐含层选择法,避免了传统 BP 网络隐含层选择依靠经验的局限性。

将 IPSO-BP 神经网络与 Adaboost、BP 神经网络、GA-BP 神经网络算法进行对比,结果表明所提方法在导线舞动预测上具有优势。采用 2009 河南省谢庄舞动实例验证了基于 IPSO-BP 神经网络的舞动预警模型是可靠、有效的。同时,随着导线舞动数据的不断更新与完善,舞动预警模型将更加精确、符合实际。根据气象预报和线路覆冰情况,采用本文所提预警模型能够为电网运维人员提供有效的舞动预警,以便提前采取防舞措施,保障线路正常运行。

参考文献:

- [1] 杨风利,杨靖波,付东杰,等.输电线路导线舞动荷载分析[J].中国电机工程学报,2011,31(16):102-107.
YANG Fengli, YANG Jingbo, FU Dongjie, et al. Analysis on the loads from galloping conductors of transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(16): 102-107.
- [2] 刘亚坤,李林锐,李世龙,等.架空输电线路的舞动幅值分析与试验研究[J].上海交通大学学报,2016,50(6):825-830.
LIU Yakun, LI Linrui, LI Shilong, et al. Analysis and experiment on galloping amplitude of transmission lines [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2016, 50(6): 825-830.
- [3] 郭应龙,李国兴,尤传永.输电线路舞动[M].北京:中国电力出版社,2003:15-34.
GUO Yinglong, LI Guoxing, YOU Chuanyong. The galloping of Transmission line[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2003: 15-34.
- [4] 周坤涛,郝淑英,刘君,等.覆冰输电线路结构及载荷对舞动的影响[J].振动与冲击,2012,31(1):116-120.
ZHOU Kuntao, HAO Shuying, LIU Jun, et al. Influence of conductor structure and loads on galloping of a transmission line[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(1): 116-120.
- [5] 徐志钮,李先锋,郭一帆,等.基于温度滞后相位的输电线路覆冰监测方法[J].电力工程技术,2022,41(6):91-100.
XU Zhiniu, LI Xianfeng, GUO Yifan, et al. Icing

- monitoring method of transmission lines based on temperature lagging phase[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(6): 91-100.
- [6] 王建, 姚江宁, 刘泽青, 等. 恶劣天气下配电网故障统计分析及其概率分布拟合[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(17): 143-153.
WANG Jian, YAO Jiangning, LIU Zeqing, et al. Fault statistical analysis and probability distribution fitting for a power distribution network in adverse weather conditions[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(17): 143-153.
- [7] 杨月, 孙博, 马晓忱, 等. 融合注意力机制的输电线路故障概率预测模型[J]. 电力建设, 2022, 43(3): 42-49.
YANG Yue, SUN Bo, MA Xiaochen, et al. Prediction model of transmission line fault probability applying attention mechanism[J]. Electric Power Construction, 2022, 43(3): 42-49.
- [8] 文军, 何为, 谯小艳, 等. 基于嵌入式系统的输电线舞动在线监测系统[J]. 电工电能新技术, 2010, 29(1): 71-75.
WEN Jun, HE Wei, QIAO Xiaoyan, et al. On-line system for monitoring galloping of transmission line based on embedded system[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2010, 29(1): 71-75.
- [9] 李哲, 王建, 梁允, 等. 基于Adaboost算法的输电线路舞动预警方法[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2016, 39(1): 32-38+97.
LI Zhe, WANG Jian, LIANG Yun, et al. An early warning method of transmission line galloping based on Adaboost algorithm[J]. Journal of Chongqing University (Natural Science Edition), 2016, 39(1): 32-38+97.
- [10] 熊一, 詹智红, 柯方超, 等. 基于改进BP神经网络的变电站检修运维成本预测[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(4): 44-52.
XIONG Yi, ZHAN Zhihong, KE Fangchao, et al. Overhaul operation and maintenance cost prediction of substation based on improved BP neural network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(4): 44-52.
- [11] 褚双伟, 熊小伏, 刘善峰, 等. 计及输电线路舞动预测的电网短期风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(9): 86-93.
CHU Shuangwei, XIONG Xiaofu, LIU Shanfeng, et al. Short-term risk assessment of power grid considering galloping prediction of transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(9): 86-93.
- [12] 汉京善, 吕海平, 李丹煜, 等. 基于GA-BP神经网络算法的输电线路舞动预警方法[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(4): 1-7+14.
HAN Jingshan, LÜ Haiping, LI Danyu, et al. Prediction of transmission line galloping using improved BP neural network based on genetic algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(4): 1-7+14.
- [13] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995.
- [14] 沈花玉, 王兆霞, 高成耀, 等. BP神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报, 2008, 24(5): 13-15.
SHEN Huayu, WANG Zhaoxia, GAO Chengyao, et al. Determining the number of BP neural network hidden layer units[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2008, 24(5): 13-15.
- [15] 韩兴波, 吴海涛, 郭思华, 等. 用于覆冰环境测量的旋转多导体直径选择方法研究[J]. 电工技术学报, 2022, 37(15): 3973-3980.
HAN Xingbo, WU Haitao, GUO Sihua, et al. Research on diameter selection method of rotating multi-conductor for measurement of icing environmental parameters[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(15): 3973-3980.
- [16] 李帅, 梁允, 李哲, 等. 基于数值天气预报结果的输电线路舞动预测[J]. 智能电网, 2016, 4(12): 1242-1246.
LI Shuai, LIANG Yun, LI Zhe, et al. Transmission line galloping prediction based on numerical weather prediction results[J]. Smart Grid, 2016, 4(12): 1242-1246.
- [17] 孙庚, 郭峰, 于浩, 等. 基于萤火虫与粒子群混合优化算法的移动储能调度[J]. 智慧电力, 2023, 51(2): 8-15.
SUN Geng, GUO Feng, YU Hao, et al. Mobile energy storage scheduling based on firefly and particle swarm optimization algorithm[J]. Smart Power, 2023, 51(2): 8-15.
- [18] 陶保震, 黄新波, 李俊峰, 等. 1 000 kV交流特高压输电线路舞动区的划分[J]. 高压电器, 2010, 46(9): 3-7.
TAO Baozhen, HUANG Xinbo, LI Junfeng, et al. Region Division of galloping for 1 000 kV AC transmission lines[J]. High Voltage Apparatus, 2010, 46(9): 3-7.
- [19] 胡一鸣, 史鸿飞, 张玉龙, 等. 基于行波全景故障特征自辨识的高阻接地故障检测方法[J]. 供用电, 2023, 40(4): 39-46+54.
HU Yiming, SHI Hongfei, ZHANG Yulong, et al. High impedance fault detection method based on traveling wave full waveform fault characteristics self-identification[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(4): 39-46+54.
- [20] 王丙兰, 宋丽莉, 袁春红, 等. 河南电网输电线路舞动的气象要素指标研究[J]. 气象, 2017, 43(1): 108-114.
WANG Binglan, SONG Lili, YUAN Chunhong, et al. Study of meteorological indices for transmission line galloping in Henan Power Grid[J]. Meteorological Monthly, 2017, 43(1): 108-114.