

DOI: 10.7667/PSPC161612

## 基于BP神经网络的输电线路舞动预警方法

廖 峥<sup>1,2</sup>, 熊小伏<sup>1</sup>, 李 新<sup>1</sup>, 王 建<sup>1</sup>, 李 哲<sup>3</sup>, 刘善峰<sup>3</sup>

(1. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室(重庆大学), 重庆 400044;

2. 国网重庆市电力公司电力科学研究院, 重庆 401123;

3. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南 郑州 450052)

**摘要:** 为了保证在覆冰舞动环境下输电线路的正常运维, 将输电线路舞动预警问题归结为有监督机器学习方法下的分类预测问题, 提出了一种基于BP神经网络的舞动预警方法。通过分析影响舞动的外界气象因素, 构建了以风速、风向与线路的夹角、相对湿度以及温度为输入特征量的BP神经网络学习算法, 判断是否达到易舞气象条件预测输电线路的舞动情况, 并采用评价指标评估其预警性能, 以便进行模型改进。采用河南电网舞动相关历史数据进行算例分析, 验证了所提方法的有效性和实用性。输出的预警结果可为电网运维人员合理制定调度决策提供支持, 保证电网安全迎峰度冬。

**关键词:** 架空输电线; 舞动; 预警; 机器学习方法; BP神经网络

### An early warning method of transmission line galloping based on BP neural network

LIAO Zheng<sup>1,2</sup>, XIONG Xiaofu<sup>1</sup>, LI Xin<sup>1</sup>, WANG Jian<sup>1</sup>, LI Zhe<sup>3</sup>, LIU Shanfeng<sup>3</sup>

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. Electric Power Research Institute of State Grid Chongqing Electric Power Company, Chongqing 401123, China; 3. Electric Power Research Institute of State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China;)

**Abstract:** In order to guarantee the normal operation and maintenance of the transmission line under the icing and galloping conditions, a novel early warning method of transmission line galloping based on BP neural network is proposed through treating it as a problem of classification and prediction under supervised machine learning. Through analyzing the external meteorological factors that influencing galloping, a BP neural network learning algorithm is established by taking wind, inducted angle of wind direction and line, relative humidity, and ambient temperature as input vectors. The galloping probability is predicted by judging whether the prone-galloping weather conditions are satisfied utilizing the proposed method, and its prediction performance is assessed through several test indexes with the purpose of improvement. A case study is presented by adopting historical galloping data of Henan power grid, and the result shows that the proposed method is effective and practical, which can provide support for power system operation staffs to make reasonable decisions as well as ensure the power grid securely tiding over the peak-load during winter.

This work is supported by Major and Basic Project of State Grid Foresight Science and Technology (No. SG20141187).

**Key words:** overhead transmission line; galloping; early warning; machine learning; BP neural network

## 0 引言

舞动是架空输电线常见的事故类型之一, 是由非均匀覆冰导线由风激励而引起的一种大振幅和低频的导线驰振<sup>[1]</sup>。由于其抖动如波浪, 摇摆如龙舞, 也称为舞动。冬天是舞动的高发期, 线路舞动轻则

引起线路闪络、跳闸, 重则引起金具及绝缘子磨损、导线断线甚至倒塔等严重电力事故, 导致重要输电通道长时间停运<sup>[2]</sup>。

我国是世界上覆冰舞动灾害最严重的国家之一, 尤其是近年来电压等级和建设规模不断提升和扩大, 电力线路跨越了许多恶劣气象区域, 电网发生舞动事故的频率和范围明显增加, 防舞是一项长期而艰巨的任务<sup>[3-5]</sup>。在此背景下, 对输电线路舞动及其预防措施进行全面深入的研究显得尤为重要,

基金项目: 国家电网公司重大基础前瞻科技项目 (SG20141187)

不仅有科研理论价值更有巨大的工程实际意义。

自 20 世纪 30 年代起, 国外学者在导线舞动机理模型等各方面进行了大量的实验和理论研究, 由于输电线路舞动需要综合考虑几何非线性和气动载荷的非线性因素等问题, 使得舞动机理分析和物理模型建立变得十分复杂<sup>[6]</sup>, 迄今为止有以下三种理论得到较多学者的认可, 分别是 Den Hartog 的垂直舞动理论<sup>[7]</sup>、O. Nigol 的扭转舞动理论<sup>[8]</sup>、P. Yu 的偏心惯性耦合失稳理论<sup>[9]</sup>。我国学者蔡延湘提出的低阻尼系统共振理论也受到学术界广泛关注<sup>[10]</sup>。

国家电网公司针对导线自身性质、防舞以及防冰除冰采取的相应措施, 可以总结为“避、抗、融、改、防”五字方针<sup>[11]</sup>, 但是它们都有着各自的局限性与缺点, 存在着施工可操作性、安全性、投资成本等方面的问题<sup>[12]</sup>。就现在的防舞抑舞研究现状来看, 要想在舞动发生之前完全抑制舞动是一个长期而艰难的工作。不仅如此, 现有的防舞措施投入时间不明确, 不仅可能浪费人力物力, 还可能扩大经济损失与故障程度, 这主要归结于线路舞动的发现不够及时, 虽然随着无线通信传输技术、传感器技术以及微机处理能力的飞速发展<sup>[13]</sup>, 线路舞动在线监测装置在工程上也应用广泛, 但依然存在一些问题与缺陷, 例如监测范围较狭隘、信号传输的质量低、功耗大、取能难且造价高, 特别是在舞动多发的夜晚及雨雪条件下, 摄像头可能无法采集到导线的影像等, 仍不能完全满足实际应用的要求<sup>[14-15]</sup>。往往舞动发生一段时间, 甚至造成了相当的经济损失后工作人员才能采取融冰、除冰等防舞措施。因此, 需要一种具有主动性、普适性且能够及时预测或发现覆冰发生的线路舞动研究方法和手段, 来为调度和运维人员采取避险调度和应急抢险提供准确的辅助决策依据。

从现有机理的角度分析, 气象条件如风激励等是影响舞动的重要因素, 只要满足特定气象条件, 不论何种地区、哪一等级的输电线路都有发生舞动的可能性<sup>[16-17]</sup>; 从技术层面上来说, 近年来输电线路舞动在线监测装置和方法得到了蓬勃发展, 而舞动在线监测系统的成功运行为舞动与气象条件的关联分析与预警方法研究提供了大量翔实的气象资料信息<sup>[18-20]</sup>。综上, 本文将影响舞动的环境气象因素考虑进舞动预警系统, 就此提出一种基于 BP 神经网络的输电线路易舞气象条件预警模型。本方法可以弥补现有在线监测系统的缺陷与盲区, 对输电线路的防舞工作有很大裨益。其预警结果能更准确地反映输电线路受气象环境影响的舞动风险, 有助于有针对性地管控电网舞动所致危害, 提高输电线路

的可靠性水平, 保证输电系统安全迎峰度冬。

## 1 线路覆冰舞动的影响因素

通过总结舞动发生区域的气温、湿度和风速等条件, 可知一定温度的冻雨及低层云中含有的饱和过冷却水出现在线路附近时, 极易附着在线缆表面, 进而累积形成坚实的雨凇、雾凇及其混合覆冰。在重力和风激励的双重影响下, 附着在线缆表面的覆冰层容易形成不规则的形状, 且具有“良好”的空气动力性能, 当风向与导线的夹角大于  $45^\circ$  时, 易产生较大升力进而引发舞动<sup>[21]</sup>。总体来说, 输电线路舞动的影响因素可以分为以下五类。

1) 气象因素: 舞动导致的相间闪络发生时雨雪大风天气所占比重较大, 气温较低, 风速在  $4\sim 15\text{ m/s}$ , 属于输电线路舞动易发特征天气条件。

2) 地形因素: 线路舞动常发生于远离城市中心的较开阔区域, 没有障碍物阻挡各部气团, 可以形成相对易舞的风激励条件。

3) 档距和分裂数: 在一定的条件下, 档距的增大会导致导线吸收更多的能量, 使其舞动幅度增加, 相同条件下, 分裂导线的子导线会产生不同大小的尾流和升力, 导致其更不稳定, 舞动次数与幅度都有所增加<sup>[22]</sup>。

4) 塔线类型: 相比单回输电线路, 双回输电线路压缩了相间距离, 导致相间电气距离小, 更容易引起舞动导致的跳闸和闪络。

5) 线路走向: 历史资料<sup>[23]</sup>表明, 我国每年冬季至第二年早春, 西北方向有干冷气团南下, 湿热气团由沿海北上, 在特定地形条件下, 东—西向线路迎风角度较大, 更容易发生舞动。

由以上结论可知, 线路舞动的主要影响内部因素为: 线路结构和杆塔类型; 外部因素为: 风速、风向与线路的夹角、相对湿度和温度。在线路结构、杆塔类型及地质环境等因素相对一定时, 影响舞动发生的主导因素来自外部气象条件。因此, 本文结合河南近几年舞动发生时的外部气象数据, 建立输电线路舞动的气象预警模型。

## 2 输电线路舞动预警模型

### 2.1 预警原理

由于输电线路舞动是一个包含有随机因素与非线性特性的复杂问题, 利用物理模型进行舞动预警的实用性和准确性较低, 而机器学习方法是面对数据而又缺乏理论模型时最基本也是很有有效的分析手段, 并且现有监测预警技术多着重于监测<sup>[24-25]</sup>, 而舞动发生前的气象数据挖掘与应用并不充分, 因此

我们选用机器学习中的监督学习式数据挖掘方法进行输电线路与气象条件关联分析的线路覆冰舞动预警。

机器学习方法可以根据观测数据进行自学习与自我误差修正,得到一套“总结规则”,进而根据未来的输入数据,给出未来的预测结果<sup>[26-28]</sup>。它在解决特征缺损的模式识别、不完善的联想记忆以及规则的自寻找等问题上具有很大的优势,因此机器学习方法在覆冰舞动问题上可以发挥传统模型无法替代的作用。

综上,输电线舞动预警问题可归结为有监督学习下的机器学习问题:由于使用同一区域的数据进行训练及预测,因此影响舞动的内部因素如各区域和各电压等级等,在机器学习中属于隐性条件,较外部因素影响低,对预测结果影响小。在此主要考虑外部因素对舞动预测的影响,选取气象数据记录(风速、风向对导线轴线夹角、温度和相对湿度)及舞动情况构成训练样本集,以本文下述的BP神经网络构建学习算法,并根据气象预报数据进行导线舞动预警。

### 2.2 BP神经网络机器学习算法

#### 2.2.1 BP神经网络原理

BP(Back-Propagation)网络是一种按误差逆传播算法(Error Back-Propagation)训练的人工神经网络的简称<sup>[29]</sup>。20世纪70年代,由哈佛大学的Paul J. Werbos在他的博士论文中首先提出,David E. Rumelhart为首的计算机科学家小组在1986年出版的《并行分布信息处理》<sup>[30]</sup>一书中对误差逆向传播学习算法进行了详实而全面的介绍与探讨。

BP神经网络是一种具有三层及其以上阶层的前向式神经网络,图1所示结构为常用的三层BP神经网络。

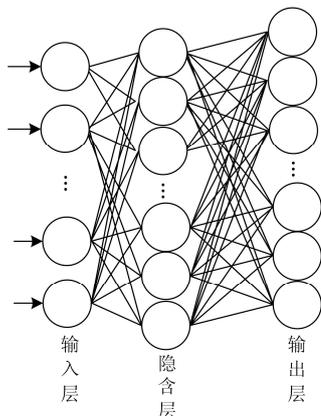


图1 BP人工神经网络拓扑结构图

Fig. 1 Topological structure of BP artificial neural network

其学习过程主要由输入顺传播、误差逆传播、循环记忆训练和判定学习结果四个部分组成,通过误差逆向传播学习算法<sup>[31]</sup>,在一定程度内,误差逆向传播权值修正次数越多,网络对输入模式响应的输出数据符合期望数据的正确率也随之提高。

#### 2.2.2 基于神经网络的舞动预测构建

下面详细介绍BP神经网络在舞动预测上的学习构成:

##### 1) 网络设计

这里选用三层BP神经网络,选取 $i_1$ 天数的平均气温、最高气温、最低气温、相对湿度、日降水量、平均风速、最大风速、风向与线路走向的夹角8个变量作为输入数据,输入层节点数为 $i$ 应该为

$$i = 8 \times i_1 \quad (1)$$

即首先确定输入向量 $X=(X_1, X_2, X_3, \dots, X_i)^T$ ,由于输出层的节点数应和需要输出的量个数相等,使用历史当天实际发生舞动情况作为输出,所以输出层节点数为输出数据维度 $s$ ,定义期望输出向量 $d=(d_1, d_2, \dots, d_s)^T$ 。隐含层的神经元个数要随着网络训练情况作相应调整,定义隐含层输出向量 $O=(O_1, O_2, \dots, O_i)^T$ ,输入层到隐含层的权值向量 $V=(V_1, V_2, \dots, V_i)^T$ ,隐含层到输出层的权值向量 $W=(W_1, W_2, \dots, W_i)^T$ 。因此,构建的BP神经网络模型如图2所示。

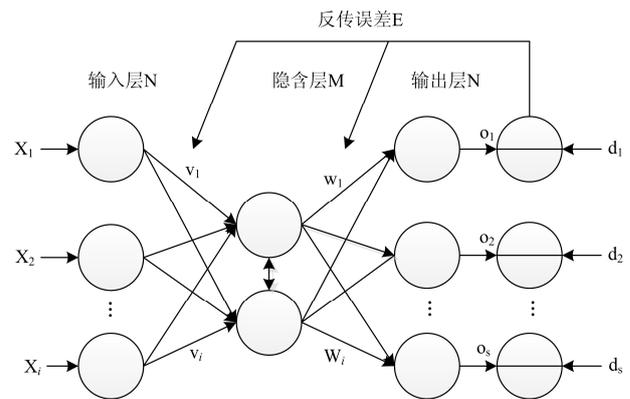


图2 BP神经网络模型

Fig. 2 Model of BP neural network model

##### 2) 数据预处理

为了加快训练网络的收敛性,采用premnmx函数对训练数据集进行归一化处理。并构造期望输出矩阵,以1和0分别代表发生舞动和不发生舞动。

##### 3) 创建神经网络

激活函数无论对于识别率或收敛速度都有显著的影响。因此在逼近高次曲线时,S形函数精度比线性函数要高得多,但计算量也较大,因此综合考

考虑选择对数 S 形转移函数 **logsig** 以及线性函数 **purelin** 分别作为隐含层与输出层的激活函数。

在训练函数的选择上采用 **traingdx** 函数, 该函数是梯度下降法训练函数, 在训练过程中, 其学习速率是可变的, 多次试验后显示其训练速度比较快, 不容易陷入局部最小的情况而且网络精度较高。

4) 网络配置参数、输入顺序传播

学习率影响着网络是否收敛以及收敛的速度。学习率设置偏小可以保证网络收敛, 但是收敛较慢。相反, 学习率设置偏大则有可能使网络训练不收敛, 影响识别效果。多次试验后得到一个较好的学习率为 50。

在舞动预测方面要求预测结果尽量精确, 因此训练要求精度选择为 0, 使其能不断地训练直至得到满意的模型。

完成网络参数配置后可以开始网络训练, 首先是输入的顺序传播, 得到神经元计算处理得出的输出值。

5) 输出误差逆传播

在得到该输出值以后, 如果其与期望值之间的误差大于设定误差时就需要修正各层的权值。即对网络的各层权值  $W$  和各层偏差进行调整, 使误差函数沿负梯度方向减小, 直到使误差达到极小值或达到设定的最大误差。

6) 循环训练

BP 神经网络需要不断调整权值与阈值才能使网络的输出误差达到足够的精度, 视情况需经过成千上万次的循环训练, 理论上来说超过 2000 个数据的训练集需要二十万次训练以上才开始趋于优质, 为了提升精度, 使模型训练尽可能多的次数一直到提升不是特别明显时, 可以停止训练。

7) 学习结果判别

每轮训练完成时, 都要判别计算结果。由于我们要求舞动预测结果尽量准确, 因此要求其逼近极小值, 不自动停止训练, 而是按需求设置循环训练次数。

8) 使用 BP 神经网络进行舞动预测

使用训练完毕的 BP 神经网络模型, 在输入层提供气象数据, 网络模型就会将输入数据经过输入层经由各隐含层向输出层进行完整计算, 得出舞动预测结果。

为了检验该 BP 网络的性能, 随机选取 1 组数据作为测试数据, 使用该模型进行预测, 结果如图 3 所示。

可以看出, BP 神经网络模型收敛良好, 误差很小, 可以用作输电线路舞动预测。

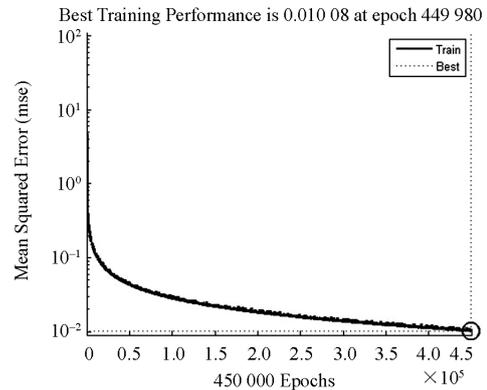


图 3 BP 神经网络训练结果

Fig. 3 Results of training BP network

2.3 基于 BP 神经网络的输电线路舞动预警

基于 BP 神经网络的输电线路舞动预警方法的流程如图 4 所示。

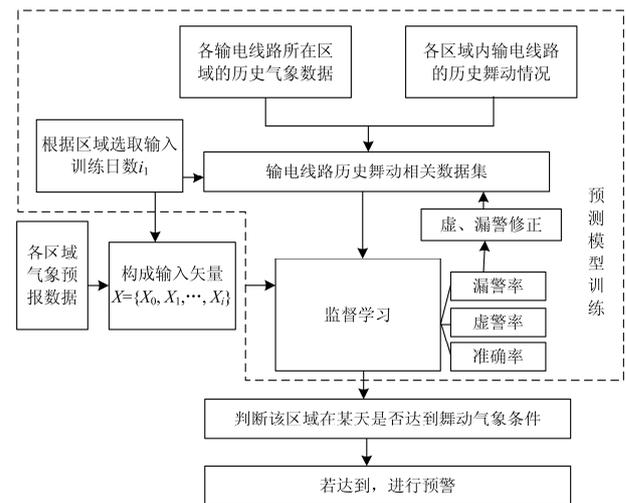


图 4 输电线路舞动预警流程图

Fig. 4 Flow chart of early warning for transmission line galloping

主要步骤包括:

1) 基于气象站历史气象数据信息与历史舞动数据选取训练集进行监督学习训练

使用通过河南电力专业气象台查询筛选出的一定天数的平均气温、最高气温、最低气温、相对湿度、日降水量、平均风速、最大风速、风速与线路走向的夹角为输入以及历史当天实际发生舞动情况为输出组成训练集, 选取合适的训练函数、算法、训练次数与目标误差等进行网络训练。

2) 将训练结果与实际情况进行对比并以评价指标进行评价

将预测结果进行归一化, 并分类为“0-1”模式, 统计舞动预测结果与实际情况的对应情况, 评价指标拟选取“准确率”、“空报率(虚警率)”、“漏报率(漏

警率)”。选取分类预测结果评价优秀的神经网络模型进行下一步的实时气象信息预测。

舞动预警结果与实际情况的对应关系如表 1 所示。

表 1 舞动预警效果评估

Table 1 Effect evaluation of early warning for galloping

风险预警情况	实际发生舞动	实际未舞动
有预警	$N_{AW}$	$N_{AW}$ (虚警)
未预警	$N_{MW}$ (漏警)	$N_{NW}$

表 1 中： $N_{AW}$  表示有预警实际也发生了舞动的次数； $N_{MW}$  表示没有预警而实际发生了舞动的次数； $N_{FW}$  表示有预警，而实际没有发生舞动的次数； $N_{NW}$  表示没有预警实际也没有发生舞动的次数。可看出，发出总的预警次数为  $N_{AW}+N_{FW}$ ；实际舞动发生次数为  $N_{AW}+N_{MW}$ 。可利用准确率、空报率(虚警率)和漏报率(漏警率)来评估预警结果。

① 预警准确率  $AWR$

将“有预警，实际发生舞动”视为“预警正确”，此时准确率  $AWR$  表示为预警正确的次数占实际舞动发生总次数的比例：

$$AWR = \frac{N_{AW}}{N_{AW} + N_{MW}} \times 100\% \quad (2)$$

② 预警空报率(虚警率) $FWR$

预警空报率  $FWR$  表示为虚警次数占总预警次数的比例：

$$FWR = \frac{N_{FW}}{N_{AW} + N_{FW}} \times 100\% \quad (3)$$

③ 预警漏报率(漏警率) $MWR$

预警漏报率  $MWR$  表示为漏警次数占实际舞动发生总次数的比例：

$$MWR = \frac{N_{MW}}{N_{AW} + N_{MW}} \times 100\% \quad (4)$$

3) 数据再处理及舞动风险预警

使用训练完成的监督学习模型进行舞动预测，输入实时气象信息或气象预报信息，得到原始预测结果。随后进行数据再处理，对虚警集和漏警集进行修正：

① 漏警集修正

分析训练集中发生舞动的数据，统计得出该地区不发生舞动情况下的各气象因素的边界条件，再对这些输入参数增加适当的域度构成漏警修正的约束条件，将超出约束边界的“劣质输出结果”结果修正为 0，即不发生舞动。

② 虚警集修正

从实际测试来看，考虑到空报主要出现在舞动

发生前两日之内，因此这一类型的虚警情况属于可以接受的误差范围，也能起到预警作用，所以将输入训练集中发生舞动前两日的判定数据改为 1，即发生舞动。

通过以上两方面修正原始输出结果与输入数据集，可以有效降低虚警和漏警次数，提高系统的准确性。再使用修正完成后的输入数据进行预警，判断该区域是否会发生舞动。

完成预警后，将本次预警的漏警数据添加进训练数据集中进行训练，扩充数据库，确保模型在下次舞动来临前变得更加精确，完成自更新。

3 算例研究

3.1 算例 A

以河南省电力公司及其“输电线路舞动防治技术”国网重点实验室统计的 2008—2011 年来的 110 kV 及以上电压等级输电线路覆冰舞动调查的舞动情况为例，利用 Matlab Starter Application 8.3.0 工具对笔者所述方法进行编程，神经网络的训练函数选择收敛速度较慢但误差较小的变学习率动量梯度下降算法，训练次数从 5000 到 600 000 次不等，并进行结果验证。训练集具体选取 4965 组导线运行情况的其中前 2216 组数据构成，原因是其中发生舞动 49 次，占了所有舞动次数的一半，另选用余下的 2749 组数据作为测试集，其中发生舞动也是 49 次，使验证结果尽量准确。BP 神经网络训练模型验证结果如图 5—图 7 所示，方法与其他常用机器学习算法的效果对比见表 2。

表 2 不同分类算法的效果对比

Table 2 Comparison of different classification methods

算法	BP 神经网络	Adaboost 方法	单层决策树算法
训练集正确率	99.96%	100.00%	91.43%
测试集正确率	97.30%	83.33%	75.00%

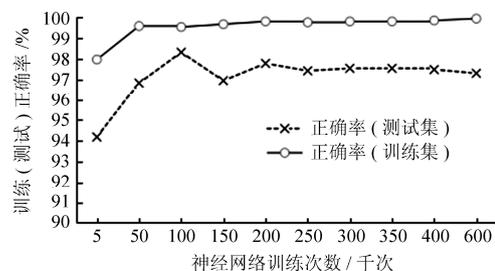


图 5 文中方法对输电线路舞动预测正确率

Fig. 5 Forecast accuracy of transmission line galloping using BP neural network

由图 5 和表 2 可以看出, 所述方法在河南省 110 kV 及以上电压等级输电线路覆冰舞动调查样本中的训练集和测试集上都有良好的稳定性以及出众的准确率, 达到了 99.96% 以及 97.3%, 与其他种类的算法相比有着一定的优越性, 适用于输电线路舞动预警。

笔者还采用含修正系统的“空报率(虚警率)”以及“漏报率(漏警率)”来进行神经网络模型的判定, 对优秀的模型进行更加精确的选取。由图 6 可以看出, 文中方法在训练集以及测试集上应用的空报率最低分别达到了 0% 和 34.09%; 由图 7 可以看出, 文中方法在训练集以及测试集上应用的漏报率最低分别下降到 2.04% 和 10%, 经分析, 很大一部分空报发生在舞动发生前一两日内, 属于可以接受的误差范围, 也能起到预警作用, 而很低的漏报率确保了全面正确地进行故障预警, 因此可以满足输电线路舞动预警要求, 这些图表和数据直观地说明了 BP 神经网络在输电线路舞动预警方面应用的优秀潜力与可靠性。

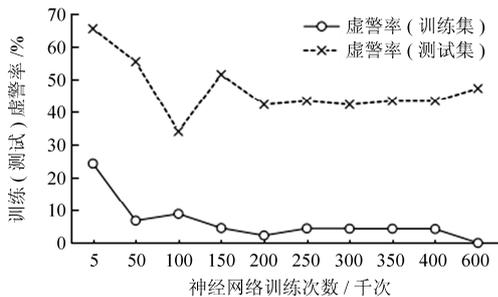


图 6 文中方法对输电线路舞动预测虚警率

Fig. 6 Forecast false warning rate of transmission line galloping using BP neural network

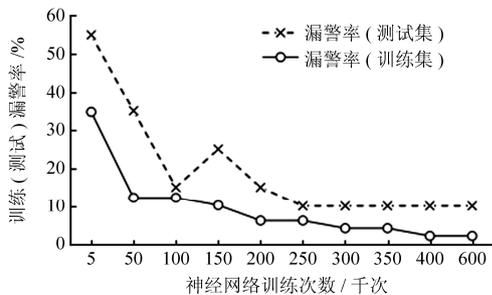


图 7 文中方法对输电线路舞动预测漏警率

Fig. 7 Forecast miss warning rate of transmission line galloping using BP neural network

### 3.2 算例 B

以河南省电力公司及其“输电线路舞动防治技术”国网重点实验室统计的《历史舞动记录统计分析验证表》中 500 kV 电压等级输电线路白群 I

线为例, 利用文中方法对其进行舞动预测。由于河南省 2010 年 2 月的一次寒潮过程, 该线路于当月 10 日 14:00 分发生舞动, 使用文中方法对其进行舞动预测, 结果如图 8 所示。

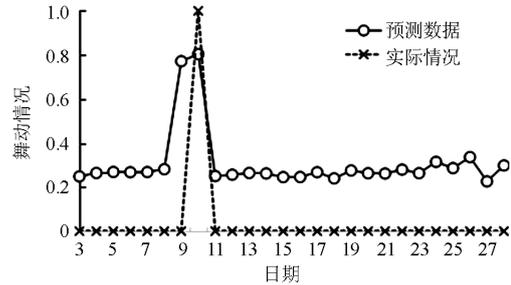


图 8 文中方法对白群 I 线舞动预测情况

Fig. 8 Forecast of Bai-qun I transmission line galloping using BP neural network

从图 8 中可以看出 2010 年 2 月 9 日、10 日的舞动预测值(已进行归一化处理)产生了一个峰值, 分别达到了 0.77 和 0.8, 发生舞动的概率较大, 与实际情况的 10 日 14:00 发生舞动相符合, 其他日期预测值稳定在 0.2 到 0.3 左右。由此可见文中方法在具体线路的实例预测中也能有良好的表现。

## 4 结论

本文将输电线路舞动预警问题归结为有监督式机器学习方法下的分类预测问题, 分析出了影响导线舞动的气象因素主要为风速、风向与线路的夹角、相对湿度以及温度, 采用河南省区域性及线路性实例说明了以这些气象因素的预报值为输入, 以 BP 神经网络建立输电线路舞动预警模型的技术方法是有效的。

对于输入数据的选取, 在保证输入数据数量的前提下, 需要尽量全面而充分, 并计及季节与地理位置的影响, 这样才能最大限度优化训练结果。此外, 随着新的舞动事件产生, 可将这些新的气象数据也作为输入数据添加进训练集中, 边界约束条件也随之进行调整, 从模型在训练集应用的表现来看, 正确率接近 100%, 漏警和虚警率更是逼近 0%, 表明随着数据的越来越充分, 基于 BP 神经网络的输电线路舞动气象预警模型也会越来越准确。

值得一提的是, 导线舞动是线路系统的能量累积导致, 所以训练集除了采用风激励和温度等外部气象参数信息, 还可以加入描述积累过程的物理量, 例如覆冰厚度和风激励持续时间等, 这也是笔者希望进一步提高预警准确性的方法之一, 值得开展更加深入的研究。

## 参考文献

- [1] 苑吉河, 蒋兴良, 易辉, 等. 输电线路导线覆冰的国内外研究现状[J]. 高电压技术, 2003, 30(1): 6-9.  
YUAN Jihe, JIANG Xingliang, YI Hui, et al. The present study on conductor icing of transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2003, 30(1): 6-9.
- [2] 朱宽军, 刘超群, 任西春. 架空输电线路舞动时导线动态张力分析[J]. 中国电力, 2005, 38(10): 40-44.  
ZHU Kuanjun, LIU Chaoqun, REN Xichun. Analysis on dynamic tension of conductor under transmission line galloping[J]. Electric Power, 2005, 38(10): 40-44.
- [3] 王燕, 皇甫成, 杜志叶, 等. 覆冰情况下输电线路有限元计算及其结构优化[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(8): 99-106.  
WANG Yan, HUANGFU Cheng, DU Zhiye, et al. Finite element calculation and structural optimization method for the high voltage transmission line under icing condition[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(8): 99-106.
- [4] 朱宽军, 刘彬, 刘超群, 等. 特高压输电线路防舞动研究[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(34): 12-20.  
ZHU Kuanjun, LIU Bin, LIU Chaoqun, et al. Research on anti-galloping for UHV transmission line[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(34): 12-20.
- [5] 赵汝祥, 胥婷, 王德洲. 输电线路舞动概况及故障分析[J]. 价值工程, 2012(9): 18-19.  
ZHAO Ruxiang, XU Ting, WANG Dezhou. The situation and failure analysis of conductor galloping on transmission line[J]. Value Engineering, 2012(9): 18-19.
- [6] 王少华, 蒋兴良, 孙才新. 输电线路导线舞动的国内外研究现状[J]. 高电压技术, 2005, 31(10): 11-14.  
WANG Shaohua, JIANG Xingliang, SUN Caixin. Study status of conductor galloping on transmission line[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(10): 11-14.
- [7] DEN HARTOG J P. Transmission line vibration due to sleet[J]. AIEE Trans, 1932, 51(91): 1074-1086.
- [8] NIGOL O, CLARKE G J. Conductor galloping and control based on torsional mechanism[J]. IEEE Papers, 1974, 16(2): 31-41.
- [9] YU P, DESA Y, SHAH A H, et al. Three-degree-of-freedom model for galloping (part I: formulation and part II: solution)[J]. Journal of Engineering Mechanics, 1993, 119(20): 2405-2448.
- [10] 蔡廷湘. 输电线路舞动新机理研究[J]. 中国电力, 1998, 31(10): 62-66.  
CAI Tingxiang. A new mechanism of transmission line galloping[J]. Electric Power, 1998, 31(10): 62-66.
- [11] 赵黄强, 王家红, 欧名勇. 2005 年湖南电网冰灾事故分析及其应对措施[J]. 电网技术, 2005, 29(24): 16-19.  
ZHAO Huangqiang, WANG Jiahong, OU Mingyong. Analysis on accidents caused by icing damage in Hunan power grid in 2005 and its counter measures[J]. Power System Technology, 2005, 29(24): 16-19.
- [12] 石吉汉, 吴继云. 导线舞动的防治[J]. 电力建设, 2005, 26(12): 39-42.  
SHI Jihan, WU Jiyun. Prevention of conductor galloping[J]. Electric Power Construction, 2005, 26(12): 39-42.
- [13] 李丽芬, 朱永利, 黄建才, 等. 基于无线传感器网络的绝缘子泄漏电流在线监测系统[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(10): 74-79.  
LI Lifen, ZHU Yongli, HUANG Jiancai, et al. Wireless sensor networks based insulator leakage current on-line monitoring system[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(10): 74-79.
- [14] 李永双, 张国良. 交流特高压线路杆塔规划及经济档距分析. 电力建设, 2007, 28(4): 7-10.  
LI Yongshuang, ZHANG Guoliang. UHV AC transmission line pole and tower planning and economical span analysis[J]. Electric Power Construction, 2007, 28(4): 7-10.
- [15] 王永灿, 冯远静, 俞立. 基于无线视频传感网的高压塔架监控系统研究[J]. 传感技术学报, 2008, 21(12): 2039-2043.  
WANG Yongcan, FENG Yuanjing, YU Li. Research for electronic tower supervising system based on wireless video sensor networks[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2008, 21(12): 2039-2043.
- [16] 熊小伏, 王建, 袁峻, 等. 时空环境相依的电网故障模型及在电网可靠性评估中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(15): 28-35.  
XIONG Xiaofu, WANG Jian, YUAN Jun, et al. Temporal and spatial environments dependent power grid failure method and its application in power grid reliability assessment[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(15): 28-35.
- [17] 方丽华, 熊小伏, 方嵩, 等. 基于电网故障与气象因果关联分析的系统风险控制决策[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(17): 113-119.  
FANG Lihua, XIONG Xiaofu, FANG Song, et al. Power system risk control decision based on cause and effect correlation analysis of fault and meteorology[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(17): 113-119.
- [18] LIU Jianjun, ZHU Kuanjun, WANG Jingchao, et al. Application and research on conductor galloping

- online-monitoring in power transmission lines[C] // 2010 International Conference on Remote Sensing (ICRS), 2010: 625-628.
- [19] 黄新波, 陶保震, 冯玲. 基于光流场的输电导线舞动监测方法[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(7): 99-103.  
HUANG Xinbo, TAO Baozhen, FENG Ling. Transmission line galloping monitoring based on optical flow field[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(7): 99-103.
- [20] 王建, 熊小伏, 梁允, 等. 地理气象相关的输电线路风险差异评价方法及指标[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(5): 1252-1259.  
WANG Jian, XIONG Xiaofu, LIANG Yun, et al. Geographical and meteorological factor related transmission line risk difference assessment: method and indexes[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(5): 1252-1259.
- [21] 张立春, 朱宽军. 输电线路覆冰舞动灾害规律研究[J]. 电网与清洁能源, 2012, 28(9): 13-19.  
ZHANG Lichun, ZHU Kuanjun. Research on the law of disasters caused by transmission line galloping[J]. Power System and Clean Energy, 2012, 28(9): 13-19.
- [22] 张勇, 严承涌, 谢强. 覆冰特高压输电塔线耦联体系风致动力响应风洞试验[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(28): 94-99.  
ZHANG Yong, YAN Chengyong, XIE Qiang. Wind tunnel test on wind-induced dynamic response of icing ultra high voltage transmission tower-line coupling system[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(28): 94-99.
- [23] 蒋兴良, 马俊, 王少华, 等. 输电线路冰害事故及原因分析[J]. 中国电力, 2005, 38(11): 27-30.  
JIANG Xingliang, MA Jun, WANG Shaohua, et al. Transmission lines' ice accidents and analysis of the formative factors[J]. Electric Power, 2005, 38(11): 27-30.
- [24] 谢善益, 杨强, 王彬, 等. 开放式输变电各状态检测信息平台设计与实现[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(23): 125-129.  
XIE Shanyi, YANG Qiang, WANG Bin, et al. Design and implementation of open information platform for transmission and transformation equipment condition monitoring[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(23): 125-129.
- [25] 刘连睿. 我国高压架空线路舞动情况及分析[J]. 华北电力技术, 1989(9): 40-43.  
LIU Lianrui. High voltage transmission line galloping and their analysis in China[J]. North China Electric Power, 1989(9): 40-43.
- [26] 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.  
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.
- [27] 公茂法, 张言攀, 柳岩妮, 等. 基于 BP 网络算法优化模糊 Petri 网的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(3): 114-116.  
GONG Maofa, ZHANG Yanpan, LIU Yanni, et al. Fault diagnosis of power transformers based on back propagation algorithm evolving fuzzy Petri nets[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(3): 114-116.
- [28] WANG Jian, XIONG Xiaofu, ZHOU Ning, et al. Early warning method for transmission line galloping based on SVM and AdaBoost bi-level classifiers[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2016, 10(14): 3499-3507.
- [29] LECUN Y, BOSER B E, DENKER J S, et al. Handwritten digit recognition with a back-propagation network[C] // Advances in Neural Information Processing Systems, 1990: 396-404.
- [30] RUMELHART D E, MCCLELL J L. Parallel distributed processing, explorations in the microstructure of cognition[J]. MIT Press Cambridge Ma, 1986, 63(4): 5-12.
- [31] 姚仲敏, 潘飞, 沈玉会, 等. 基于 GA-BP 和 POS-BP 神经网络的光伏电站出力短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(20): 83-89.  
YAO Zhongmin, PAN Fei, SHEN Yuhui, et al. Short-term prediction of photovoltaic power generation output based on GA-BP and POS-BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(20): 83-89.

收稿日期: 2016-09-26; 修回日期: 2016-12-19

作者简介:

廖 峥(1991—), 男, 硕士研究生, 通信作者, 研究方向为电网气象灾害风险评估与预警; E-mail: leocqu@foxmail.com

熊小伏(1962—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 从事智能电网、电力系统保护与控制、电网气象灾害风险评估与预警相关研究;

李 新(1960—), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 从事在线检测与故障诊断工作。

(编辑 张爱琴)