

DOI: 10.7667/PSPC161228

基于BP神经网络的输电线路山火风险评估模型

刘春翔^{1,2}, 范鹏^{1,2}, 王海涛^{1,2}, 郭江³, 柯睿^{1,2}

(1. 南瑞集团公司(国网电力科学研究院), 江苏 南京 211000; 2. 国网电力科学研究院武汉南瑞有限责任公司, 湖北 武汉 430074; 3. 武汉大学动力与机械学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 近年来, 输电线路因山火引起的跳闸停电事故越来越多, 严重影响了电网的安全稳定, 山火风险防控已然已成为电网防灾减灾的重要研究课题。考虑到输电线路山火风险的影响因素多而复杂, 提出了一种基于BP神经网络的输电线路山火风险评估模型。通过研究分析220 kV及以上输电线路山火灾害高发的实际情况, 确定山火主要影响因素作为模型的输入, 将山火风险等级作为模型的输出, 利用Matlab建立基于BP神经网络的输电线路山火风险评估模型。实验结果表明该模型能有效地预测山火风险, 对及时发布预警消息具有重要意义。

关键词: 输电线路; 山火灾害; BP神经网络; 风险评估

Modeling forest fire risk assessment based on BP neural network of transmission line

LIU Chunxiang^{1,2}, FAN Peng^{1,2}, WANG Haitao^{1,2}, GUO Jiang³, KE Rui^{1,2}

(1. NARI Group Corporation (State Grid Electric Power Research Institute), Nanjing 211000, China; 2. Wuhan NARI Limited Liability Company of State Grid Electric Power Research Institute, Wuhan 430074, China; 3. School of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: The power outage accidents of transmission line happened more and more frequently because of forest fire disasters, which seriously affected the safety and stability of the grid. Forest fire risk the transmission line is becoming an important research topic for disaster prevention and mitigation of grid. Considering the complexity and variability of fire risk factors, this paper proposes a forest fire risk assessment model based on BP neural network of transmission line. Combining with the actual situation of high incidence of forest fire disasters in some places of 220 kV transmission lines and above, several factors and the actual fire assessment grade are chosen to serve as the input of model and the output of model respectively. Thus, the risk assessment model is established. The experiment results show that the model predicts fire risk of transmission line effectively, which is of great significance to give a warning message timely for grid.

Key words: transmission line; forest fire disaster; BP neural network; risk assessment

0 引言

近些年来, 伴随经济的快速进步, 电力建设作为国家发展的基础也得到了飞速的发展, 以特高压为骨干网架的长距离大容量输电线路网络日趋完善, 与此同时, 绝大部分输电线路会大范围穿越林区 and 传统烧荒地区, 这些地区在春节清明等特殊时期或极端气象条件下, 极易发生山火自然灾害。线路周边山火一旦爆发, 在迅速向四周扩散的过程中, 很容易蔓延到输电线路附近, 从而引发输电线路跳闸。统计可知, 山火造成的跳闸故障绝大部分重合闸会失败, 进而导致大规模停电, 严重影响地区生活质量, 给当地造成很大的经济损失。

我国南方及东北地区的多林地区地形复杂、气候多变、森林浓密且种类繁多, 给山火的触发提供了物质基础, 导致当地输电线路因山火爆发造成的跳闸事件频发, 对电网的安全稳定运行构成了严重的威胁, 山火爆发已然已经成为影响输电系统稳定运行的主要因素之一。据云南电网输电运行检修分公司初步统计: 2011年至2015年, 云南省110 kV及以上输电线路附近发生230次山火险情, 因山火跳闸故障频繁(45次), 是除了雷击以外, 输电线路跳闸故障最严重的灾害, 而其山火隐患是所有灾害类型中最为严重的, 需要重点监控^[1]。从以上这些数据都可以看出山火灾害已经成为了云南电网安全运行的重大隐患之一。因此, 对输电线路周边山火

灾害进行风险评估, 有效地预测山火发生时输电线路的可靠性并做出相应预警, 对于指导决策维护电网稳定性具有重要意义^[2-4]。

本文基于某网省公司近年来山火隐患及灾害高发事件, 结合输电线路巡视数据、气象监测数据、林业局森林火情监测数据以及山火监测数据, 研究山火致灾因子, 利用 BP 神经网络模型对山火灾害进行风险评估, 建立山火风险评估模型, 有效地对输电线路上山火发生进行预警, 对指导后续对应的应急防治措施的开展, 降低电网灾害损失具有重要的意义。

1 山火跳闸机理分析

1.1 影响因子分析

我国近年来由于积极推行退耕还林、封山育林等政策, 大幅度提高了森林覆盖率和森林植被密度, 为山火自然灾害提供了物质基础。而厄尔尼诺现象和全球变暖的大环境为山火高发提供了气象环境基础。在电力行业, 伴随电力传输大建设, 越来越多输电线路贯穿林区, 山火发生时, 极易影响附近线路的安全运行, 导致山火紧急跳闸故障及线路本体损坏等安全问题。综上分析, 输电线路山火跳闸影响因素包括以下几个方面。

1) 物质基础

山火对输电线路的影响主要包括林区组成及其主要特性。林木种类、林木层次关系、林木密度、林木树龄等都会对山火发展产生影响。一般来说, 针叶林较阔叶林易燃, 落叶阔叶林较常绿阔叶林易燃, 单层林易发生地面火, 多层林易发生树冠火, 林木密度和树龄越高抗火性越强。当然, 具体问题需要结合现场情况具体分析。

2) 气象环境基础

在森林物质条件具备, 林区着火主要取决于当前气象环境, 直观表现为森林防火等级。其中, 温度、降水量、相对湿度、风速、风向、连续干旱等均会影响林区山火的发生。

3) 季节特性

山火伴随着非常强烈的季节特性, 春秋季、春节清明等传统节日是引发山火的主要时期, 需要重点监控^[5-6]。

1.2 发生机理分析

当山火发生于输电线路附近时, 线路周边环境温度升高, 空气中分子内能增大, 致使粒子的热运动加剧, 各类粒子的撞击动能增大, 从而使产生撞击游离的概率变大。在电场力的作用下, 电子的动能进一步增大, 更容易造成撞击游离, 有利于形成

电子崩。山火的外焰温度能达到 1000~1177 °C, 山火的高温能使空气热游离出一部分带电粒子, 这些是山火高温降低输电线路电气外绝缘强度, 造成输电线路短路跳闸的主要因素。

与此同时, 山火发生时伴随着大量的烟尘, 这些烟尘降低了空气的介电常数。烟尘随着热气流不断上升, 容易与空气中游离的电子结合, 促进了接地体和导线之间的电子崩的发展。同时, 烟尘中还有少量的焦油, 随着热运动的扩散, 容易粘上绝缘子, 造成绝缘子的闪络电压降低。如果山火烧到杆塔旁边, 产生大量浓烟将环绕绝缘子并有一部分粘在其上面, 将直接发生绝缘子闪络造成跳闸事故。

统计输电线路山火跳闸事故处理记录可知, 山火造成的跳闸事故, 重合闸成功率很低。分析得出, 山火导致输电线路跳闸后, 自动重合闸装置将在很短的时间内合闸送电, 将产生比正常运行电压更高的操作过电压, 而此时山火仍然在燃烧, 空气介质的绝缘强度还没有来得及恢复, 将再次击穿空气间隙。所以由于绝缘子受山火污秽影响发生闪络而造成的跳闸故障, 重合闸极易失败。故山火跳闸相对于其他输电线路故障, 有着更加严重的危害^[7-10]。

2 基于神经网络山火灾害风险评估模型

2.1 BP 神经网络

山火灾害的形成一般是致灾因子的危险性加上承灾体的脆弱性共同决定的。这导致在实际应用中, 山火灾害风险受到很多因素制约, 其大部分因素具有很多的不确定性和复杂性, 难以用精确的表达式进行预测。而神经网络因其具有很强的自适应性、自组织性、泛化能力和非线性映射能力, 能够更好地描述这种非线性、复杂度高的问题。

现存的神经网络模型有很多, 其中误向反向传播(BP)神经网络模型结构简单, 算法成熟, 在实际应用中被广泛采用。BP 神经网络模型是一种按照误差逆传播算法训练的多层(≥ 3 层)前馈网络模型, 其网络拓扑结构包含三层: 输入层、隐含层和输出层。相邻层神经元之间相互全连接, 同层内无连接, 各层神经元之间也无反馈连接。模型在训练过程中, 具有很强的自适应与自组织能力。上一组训练样本从输入层进入网络, 激活神经元, 直到输出层, 通过改变下次训练突触权重值, 使得目标输出与实际输出之间误差越来越小, 通过不断地修正权重, 以达到适应周围环境的要求, 不断提高模型准确度^[11-14]。

2.2 山火灾害风险评估模型

基于神经网络的输电线路山火灾害风险评估模

型的基本思想是：首先对输电线路巡视数据、气象监测数据、林业局森林火情监测数据以及山火监测等数据，研究山火主要影响因子，作为自变量 X ，输入到神经网络系统中；其次将山火灾害风险等级作为因变量 Y ，作为模型的输出，建立两者的非线性关系模型。本文采用 3 层 $n \times d \times m$ BP 神经网络，如图 1 所示。输入层有 n 个神经元，即 n 个影响因素；隐含层有 d 个神经元；输出层有 m 个神经元。具体步骤如下所述。

Step1 确定风险影响因子：自变量 X 和风险等级因变量 Y ；

Step2 建立 BP 神经网络模型；

Step3 利用训练数据，训练出 BP 神经网络模型；

Step4 利用训练出的模型对输电线路山火进行风险评估并作出相应警示。

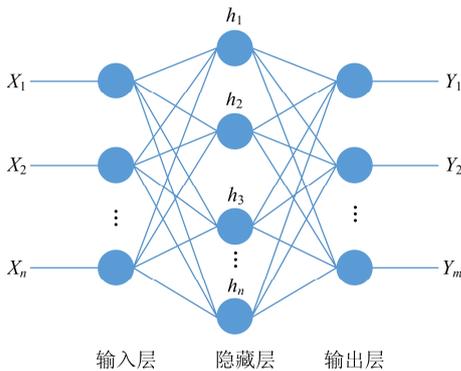


图 1 基于 BP 神经网络山火灾害风险评估模型

Fig. 1 Forest fire risk evaluation model based on BP neural network

2.3 网络结构

输入层的节点数与山火影响因子有关，本文结合历史输电线路巡视数据、气象监测数据和火情监测数据等对输电线路山火灾害影响因素进行分析，确定了主要影响输电线路山火的因素有降水量、温度、风速、相对湿度、坡度、坡向、人口密度、风俗节气、森林覆盖率、路网密度、林木年龄以及林木种类等，因此在神经网络结构中，选取以上 12 个影响因素作为网络输入层神经元，即输入变量有：降水量(x_1)、温度(x_2)、风速(x_3)、相对湿度(x_4)、坡度(x_5)、坡向(x_6)、人口密度(x_7)、风俗节气(x_8)、森林覆盖率(x_9)、路网密度(x_{10})、林木年龄(x_{11})、林木种类(x_{12})。

输出层由 3 个神经元 y_1 、 y_2 、 y_3 构成，取值为 0 或 1，(y_1 ， y_2 ， y_3)构成的 0-1 序列分别代表山火风险等级。输电线路山火风险分为 5 个等级，如表 1 所示，“000”代表无风险，“001”代表低风险，

“010”代表中等风险，“011”代表较高风险，“100”代表高风险。关于隐含层的选择，本文采用逐步试验法进行选取，依次试验了 $2N+1$ 、 $\sqrt{N \times M}$ 、 $\sqrt{N+M} + \alpha$ ($\alpha \in [1, 10]$) 等常见的隐含层选取办法，最终找出最合适的隐含层神经元个数。其中 N 代表输入层节点数， M 代表输出层节点数^[12-16]。

表 1 山火风险等级划分及表示

Table 1 Classification and expression of the forest fire risk grade

风险等级	y_1	y_2	y_3
无风险 I	0	0	0
低风险 II	0	0	1
中等风险 III	0	1	0
较高风险 IV	0	1	1
高风险 V	1	0	0

2.4 输入数据预处理

在神经网络训练前，需要对网络结构中的输入层数据进行无量纲归一化的预处理。针对输电线路山火影响因子的自身特征，将预处理过程分为两类。

1) 实数类影响因子。山火影响因子中有些因子是实数类的，如降水量(x_1 , mm/天)、温度(x_2 , °C)、风速(x_3 , m/s)、相对湿度(x_4 , %)、坡度(x_5 , °)、人口密度(x_7 , 人/hm²)、森林覆盖率(x_9 , %)、路网密度(x_{10} , m/hm²)，这一类输入变量采用的归一化方法是 min-max 标准化方法。对于以上 x_i 采用公式(1)进行标准化处理，得到新的自变量数据 x'_i 作为输入数据。

$$x'_i = \frac{x_i - \min}{\max - \min} \quad (1)$$

2) 文字类影响因子。影响因子中有一些因素只能用文字表达，但是其在输电线路山火灾害中的影响还不容忽视，例如坡向(x_6)、风俗节气(x_8)、林木年龄(x_{11})、林木种类(x_{12})，对于这一类文字类描述型自变量采用如表 2 的方法对其进行赋值。

表 2 山火风险影响因子赋值

Table 2 Impact factor of forest fire risk assignment

影响因子	文字描述	危险等级	归一化
坡向(x_6)	阴面	1	0.33
	阳面	2	0.67
风俗节气(x_8)	非山火高发期	1	0.33
	山火高发期	2	0.67
林木年龄(x_{11})	大于 50	3	0.5
	大于 20, 小于 50	2	0.33
林木种类(x_{12})	小于 20	1	0.17
	易燃性	2	0.67
	非易燃性	1	0.33

2.5 模型算法训练

BP 神经网络在进行预测前, 需要利用样本数据进行学习训练, 训练主要分两个过程: 信息的正向传播和误差的反向传播。

1) 信息的正向传播过程。输入层各神经元接收到的外界信息通过输入层到达隐含层, 经过隐含层处理并计算出每个单元的实际输出值, 将结果传输给输出层。本文中输入层有 12 个神经元, 即 $x \in R_{12}$, $X=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_{12})$; 隐含层有 d 个神经元, 即 $h \in R_d$, $h=(h_1, h_2, h_3, \dots, h_d)$; 输出层有 3 个神经元, 即 $y \in R_3$, $y=(y_1, y_2, y_3)$ 。假设分别用 w_{ij} 和 q_j 表示输入层与隐含层之间的权值和阈值, 用 w_{jk} 和 q_k 表示隐含层与输出层之间的权值和阈值, 网络节点输出模型如下所述。

隐含层节点:

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^{12} (w_{ij} \times x_i - q_j)\right) \quad (2)$$

输出层节点:

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^d w_{jk} \times h_j - q_k\right) \quad (3)$$

隐含层和输出层传递函数选择的均是 sigmoid 函数。

单个样本误差计算模型为

$$e = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^3 (y_{\text{real}} - y_k)^2 \quad (4)$$

式中, y_{real} 和 y_k 分别表示真实值和网络输出值。

2) 误差的反向传播过程。根据真实值与输出值之间的误差反复修正权值和阈值, 使得误差函数值达到最小。本文利用梯度下降法不断地修正权值和阈值。根据著名的 δ 学习规则, 在隐含层和输出层之间误差计算公式为

$$\delta_k = (y_{\text{real}} - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (5)$$

根据梯度下降法, 其修正后的权值和阈值分别为

$$w'_{jk} = w_{jk} - \eta_1 \times \delta_k \times h_j \quad (6)$$

$$q'_k = q_k - \eta_2 \times \delta_k \quad (7)$$

式中: w'_{jk} 、 w_{jk} 分别代表修正前后的权值; q_k 、 q'_k 代表修正前后的阈值; η_1 、 η_2 代表权值和阈值的修正系数。

在输入层与隐含层之间, 误差计算公式为

$$\delta_j = h_j (1 - h_j) \sum_{k=1}^m \delta_k w'_{jk} \quad (8)$$

修正后权重及阈值分别为

$$w'_{ij} = w_{ij} - \eta_1 \times \delta_j \times x_i \quad (9)$$

$$q'_j = q_j - \eta_2 \times \delta_j \quad (10)$$

式中: w'_{ij} 、 w_{ij} 分别代表修正前后的权值; q_j 、 q'_j 代表修正前后的阈值; η_1 、 η_2 代表权值和阈值的修正系数。

3 工程应用

本文以 2011 年至 2015 年南方某省电网公司 5 年的输电线路山火有关的监测数据中具有代表性的数据共 100 组作为样本集, 为了让模型更加精确, 样本集中数据均匀地包含了表 1 中所列出的 5 种山火风险等级, 每一种风险等级均有 20 组样本数据。模型训练利用的是 Matlab^[15]关于神经网络的仿真实验环境。

在样本集训练过程中, 本文分别采用了 $12 \times 25 \times 3$, $12 \times 6 \times 3$, $12 \times 10 \times 3$ 这三种网络结构, 利用梯度下降法修正模型中权值和阈值, 每种网络结构均设定最大循环次数为 20 000, 目标误差为 0.001, 初始的学习速度为 0.02, 然后将样本数据输入到网络中进行训练。如图 2—图 4 所示, 三种网络结构下, 分别经过 12 587 次、5665 次、8944 次训练后, 误差达到 0.001 的要求, 可见第二种网络

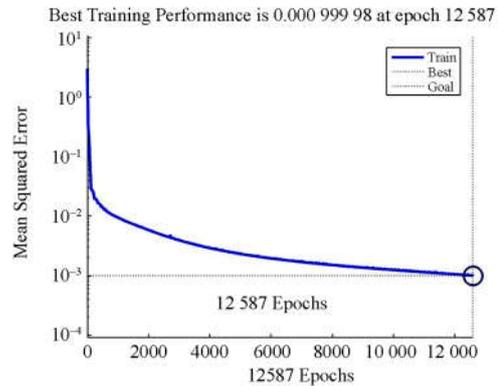


图 2 网络 $12 \times 25 \times 3$ 结构得到的训练误差曲线

Fig. 2 Error curve trained by $12 \times 25 \times 3$

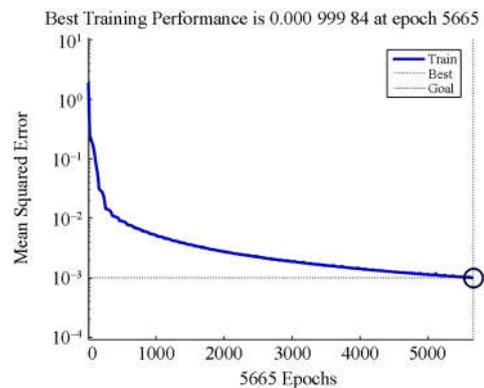


图 3 采用网络 $12 \times 6 \times 3$ 结构得到的训练误差曲线

Fig. 3 Error curve trained by $12 \times 6 \times 3$

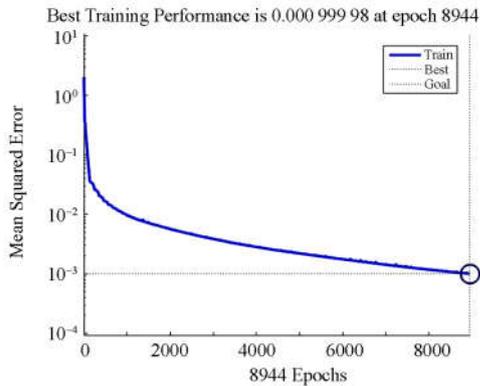


图 4 采用网络 12×10×3 结构得到的训练误差曲线

Fig. 4 Error curve trained by 12×10×3

结构 12×6×3(N×√N×M×M)收敛速度最快，因此在预测过程中，采用这种网络结构。

最终利用训练好的网络对 10 组数据进行山火风险评估预测。先对输入数据进行了预处理，然后利用 Matlab 进行预测，得到表 3 中的预测结果。结果表明，BP 神经网络能够准确地识别出输电线路山火风险等级，识别准确率高。

表 3 输电线路山火风险预测结果

Table 3 Perdiction results of risk grade of transmission line

编号	真实值		预测值			风险等级
	风险等级	y ₁ , y ₂ , y ₃	Y ₁	Y ₂	Y ₃	
1	I	0,0,0	0.0021	0.0014	0.0012	I
2	IV	0,1,1	0.0027	0.9952	0.9842	III
3	III	0,1,0	0.0017	0.9521	0.0034	IV
4	III	0,1,0	0.0026	0.9764	0.0035	III
5	IV	0,1,1	0.0025	0.9758	0.9424	IV
6	IV	0,1,1	0.0019	0.9217	0.9354	IV
7	II	0,0,1	0.0014	0.0012	0.9752	II
8	IV	0,1,1	0.0053	0.9543	0.8947	IV
9	V	1,0,0	0.8751	0.0041	0.0057	V
10	V	1,0,0	0.9954	0.0021	0.0034	V

4 结论

本文结合电网历史监测数据，包括气象、火情和线路巡检等，找出山火影响因子，研究并提出了一种基于 BP 神经网络的输电线路山火风险等级评估模型。该模型能够有效地预测输电线路走廊的山火发生情况，并对输电线路因山火跳闸事件作出评估、分析和预警，提高对突发事件的防范能力和治理能力，为输电线路安全稳定运行提供了强有力的支撑和保障。

参考文献

[1] 林铭瀚, 胡永洪, 薛毓强, 等. 基于 mesh 网络的输电

线路山火预警监视系统研制[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(1): 134-138.

LIN Minghan, HU Yonghong, XUE Yuqiang, et al. Research and application of forest fire early-warning and monitor system based on wireless mesh network for transmission line[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(1): 134-138.

[2] 刘明军, 邵周策, 上官帖, 等. 输电线路山火故障风险评估模型及评估方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(6): 82-89.

LIU Mingjun, SHAO Zhouce, SHANGGUAN Tie, et al. Study on models and methods of risk assessment of transmission line fault caused by fire[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(6): 82-89.

[3] 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.

[4] 叶立平, 陈锡阳, 何子兰, 等. 山火预警技术在输电线路的应用现状[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(6): 145-153.

YE Liping, CHEN Xiyang, HE Zilan, et al. Present situation of forest fire early warning technology used for transmission line[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(6): 145-153.

[5] 吴田, 阮江军, 张云, 等. 输电线路因山火跳闸事故统计特性与识别分析[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(10): 138-143.

WU Tian, RUAN Jiangjun, ZHANG Yun, et al. Study on the statistic characteristics and identification of AC transmission line trips induced by forest fires[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(10): 138-143.

[6] 陆佳政, 吴传平, 杨莉, 等. 输电线路山火监测预警系统的研究及应用[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(16): 89-95.

LU Jiazheng, WU Chuanping, YANG Li, et al. Research and application of forest fire monitor and early-warning system for transmission line[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(16): 89-95.

[7] 冯治学, 陆愈实, 孙艺博, 等. 云南电网山火灾害风险评估[J]. 自然灾害学报, 2014(5): 219-224.

FENG Zhixue, LU Yushi, SUN Yibo, et al. Assessment of

- power grid risk caused by wildfire disaster in Yunnan Province[J]. Journal of Natural Disasters, 2014(5): 219-224.
- [8] 吴勇军, 薛禹胜, 陆佳政, 等. 山火灾害对电网故障率的时空影响[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(3): 14-20.
WU Yongjun, XUE Yusheng, LU Jiazheng, et al. Space-time impact of forest fires on power grid fault probability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(6): 14-20.
- [9] 朱昌成, 胡丹晖, 黄俊杰, 等. 山火对湖北电网运行影响及其防治措施探讨[J]. 湖北电力, 2014(8):27-29.
ZHU Changcheng, HU Danhui, HUANG Junjie, et al. Discussion effects of wildfires to Hubei power grid and its preventive measures[J]. Hubei Electric Power, 2014(8): 27-29.
- [10] 吴传平, 陆佳政, 刘毓, 等. 输电线路山火防治技术及其在湖南电网的应用[J]. 湖南电力, 2014(4): 28-30.
WU Chuanping, LU Jiazheng, LIU Yu, et al. Technology of field fire prevention near transmission lines and its application in Hunan power grid[J]. Hunan Electric Power, 2014(4): 28-30.
- [11] 熊小伏, 王尉军, 于洋, 等. 多气象因素组合的输电线路风险分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2011, 23(6): 11-15.
XIONG Xiaofu, WANG Weijun, YU Yang, et al. Risk analysis method for transmission line combining of various meteorological factors[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2011, 23(6): 11-15.
- [12] 彭向阳, 钱冠军, 李鑫, 等. 架空输电线路跳闸故障智能诊断[J]. 高电压技术, 2012, 38(3): 1965-1972.
PENG Xiangyang, QIAN Guanjun, LI Xin, et al. Intelligent trip-out fault diagnosis of overhead transmission line[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(3): 1965-1972.
- [13] 宋嘉婧, 郭创新, 张金江, 等. 山火条件下的架空输电线路停运概率模型[J]. 电网技术, 2013, 37(1): 100-105.
SONG Jiajing, GUO Chuangxin, ZHANG Jinjiang, et al. A probabilistic model of overhead transmission line outage due to forest fire[J]. Power System Technology, 2013, 37(1): 100-105.
- [14] 谭永红. 基于 BP 神经网络的自适应控制[J]. 控制理论与应用, 1994, 11(1): 84-88.
TAN Yonghong. Adaptive control based on BP neural networks[J]. Control Theory and Applications, 1994, 11(1): 84-88.
- [15] 师洪涛, 杨静玲, 丁茂生, 等. 基于小波—BP 神经网络的短期风电功率预测方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(16): 44-48.
SHI Hongtao, YANG Jingling, DING Maosheng, et al. A short-term wind power prediction method based on wavelet decomposition and BP neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(16): 44-48.

收稿日期: 2016-08-04; 修回日期: 2016-10-27

作者简介:

刘春翔(1985—), 男, 硕士研究生, 研究方向为输电线路智能运维; E-mail: 694907921@qq.com

郭江(1973—), 男, 通信作者, 博士研究生, 教授级高工, 研究方向为输电线路智能运维。E-mail: techlab@126.com

(编辑 姜新丽)