

基于SVM-BP混合网络的输电线路安全评价模型研究

黄锋,崔志美,黄志都,蒋圣超,俸波

(广西电网有限责任公司电力科学研究院,广西 南宁 530023)

摘要: 为了能够科学、客观地评价输电线路安全状态,提出了基于SVM-BP混合网络的输电线路安全分析模型。首先,对天气数据、输电线路标准文件和缺陷数据等进行处理和分析,利用关联规则和主成分分析法对输电线路缺陷数据进行整合,建立输电线路安全状态评价体系;然后,提出了SVM-BP混合网络模型挖掘各因素与缺陷状态间的关联,评价输电线路的安全状态;最后,以某地区输电线路为数据集进行验证,该评价模型的准确率达到97.4%,可以快速准确地评价输电的安全状态,并在灾害性天气下提前做好应对措施,保证输电线路的稳定运行。

关键词: 输电线路;关联规则;主成分分析;支持向量机-多层前馈神经网络

中图分类号: TM769 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqcd24706

Research on Transmission Line Safety Evaluation Model Based on SVM-BP Hybrid Network

HUANG Feng, CUI Zhimei, HUANG Zhidu, JIANG Shengchao, FENG Bo

(Electric Power Research Institute of Guangxi Power Grid Co., Ltd., Nanning 530023, Guangxi, China)

Abstract: In order to evaluate the safety status of transmission lines scientifically and objectively, a safety analysis model of transmission lines based on support vector machine-back propagation (SVM-BP) hybrid network was proposed. Firstly, the weather data, transmission line standard documents and defect data were processed and analyzed, and the defect data of transmission lines were integrated by association rules and principal component analysis, and the safety status evaluation system of transmission lines was established. Then, the SVM-BP hybrid network model was proposed to mine the correlation between each factor and the defect state, and evaluate the security state of the transmission line. Finally, the accuracy of the evaluation model is 97.4% when the transmission line in a certain region was used as the data set to verify. It can evaluate the safety state of transmission quickly and accurately, and take countermeasures in advance under disastrous weather to ensure the stable operation of transmission line.

Key words: transmission line; association rules; principal component analysis (PCA); support vector machine-back propagation (SVM-BP)

作为电力系统的大动脉,输电线路长期暴露在户外恶劣环境中,易受到复杂的外界环境影响^[1]。利用智能感知技术对输电线路各个环节的电气量、状态量、物理量、环境量、空间量、行为量进行全面监控^[2],挖掘输电线路缺陷状态与多方面因素间的关联关系,进而准确有效地分析输电线路安全状态,有助于保障电网的安全稳定运行。

在输电线路安全状态评价上,文献[3]利用关联规则对变压器缺陷数据和变压器参数进行关联分析,挖掘出影响缺陷发生的因素。变压器属于单一设备,状态参数较少,且所处天气、地形等

因素较为稳定,易于对其缺陷情况进行监测分析和方便获取试验数据。因此该方法只适用于影响因素较少的单一设备,在面对众多影响因素时难以分辨不同因素的重要程度,影响分析准确性。文献[4]采用统计学的方法对电力系统中的状态数据、历史缺陷数据进行分析,获得输电线路的安全状态程度和未来发展趋势。但是该方法仅能展现理想状态下的输电线路安全状态,忽略了外界环境、设备自身的影响。文献[5]根据输电线路影响因素的重要程度提出利用变权重系数对影响因素进行权重分配,从而提高输电线路

状态评价的准确率。但是上述研究未深入挖掘输电线路缺陷与影响因素之间的内在关联,无法对输电线路安全状态进行准确评价。

输电线路安全分析的关键是建立全面且具有代表性的评价体系,但由于输电线路参数、影响因素的种类和数量繁多,导致评价体系构建困难^[6]。输电线路评价体系在保留最具代表性且能够灵敏反映输电设备工况关键参量和影响因素的基础上,去除了和故障缺陷相关性不大的参量。目前的研究大多针对单一设备的评价体系构建,对输电线路整体评价的关键参数体系的研究很少^[7]。文献[8]从运维人员巡视的角度建立输电线路评价体系,包括例行巡视参量、系统数据参量、试验数据参量、检测数据参量4个部分。但是该评价体系因数据来源重叠导致存在数据重复的问题,影响状态评价的准确性。

综上所述,文中在输电线路多源数据的基础上提出了基于支持向量机-多层前馈神经网络(support vector machine-back propagation,SVM-BP)混合网络的输电线路安全评价模型。首先,通过关联规则对历史运行数据、缺陷数据进行量化,采用主成分分析(principal component analysis,PCA)方法提取关键指标,建立输电线路关键指标体系;然后,提出了SVM-BP混合网络的输电线路安全评价模型,可以快速准确地评价输电线路的安全状态。最后,利用某省级电力公司输电线路缺陷数据验证文中所提方法的有效性,为输电线路的运维工作提供重要的参考。

1 输电线路信息分析

随着电网智能化战略的不断推进,部署于输电线路系统内的智能终端、传感器等智能设备可以实时获取输电线路状态参数,实现输电线路及其设备进行全方位检测^[9]。利用智能终端获取的输电线路场景参数信息、天气信息、环境信息、缺陷数据等为输电线路的稳定运行提供了数据支撑。输电线路智能化如图1所示。

结合输电线路运行特点将与输电安全相关的因素分为三类。

1)天气因素。主要包括气压、气温、湿度、风向、风速、温度、光照等^[10]。天气因素是导致输电线路及其设备缺陷发生的重要因素。在夏季潮湿天气,设备容易因凝露跳闸;在冬季雨雪天气时,易产生覆冰现象,进而导致杆塔倒塌和线路

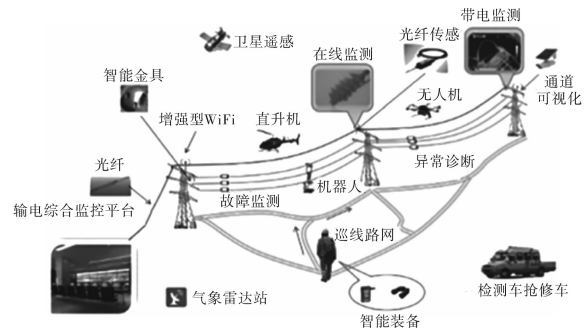


图1 输电线路智能化

Fig.1 Intelligent transmission line

断裂^[11]。

2)设备因素。包括输电线路及其设备的运行年限、电压等级、设备质量、档距等自身因素的影响^[12]。设备因素不是导致缺陷的直接因素,但结合其他相关因素可以在一定程度上反映输电设备缺陷的发展情况。

3)环境因素。输电线路跨越的范围较广,可能会途经不同环境的区域,这些特殊的区段通常包括铁路跨越区、高原区、污染区、河水冲击区、雷击频繁区等。这些复杂区段往往是输电缺陷的多发区域^[13]。且同一条线路的不同区段在经过各种特殊复杂的地形环境,缺陷状况也会存在明显的差异。

2 关键参数体系构建

由于输电线路包含的参数数量庞大,因此需要选取具有代表性的参数指标来对输电线路状态进行表示。结合输电线路设备多、距离长、检测参数针对性强等特点,构建了输电线路安全状态评价关键参数体系。首先,利用关联规则对输电线路及其设备的台账信息、规范文件、数据采集与监视控制系统数据(supervisory control and data acquisition,SCADA)、中国气象数据网信息、气体绝缘开关设备系统信息(gas insulated switchgear,GIS)、缺陷信息等进行量化;然后采用PCA对矩阵进行降维处理,提取关键参数;最后结合自适应层次分析法赋予不同的权重,建立输电线路安全评价体系。

2.1 关联规则对参量的量化方法

关联规则方法是寻找同一个事件中出现的不同项之间的相关性,衡量关联规则有两个基本度量:支持度和置信度。

1)以依据历年缺陷统计对导线的基础参量进行量化为例,首先计算各参量的支持度如下式:

$$S(X_{ij} \rightarrow Y_i) = P(X_{ij} \cup Y_i) = \frac{\sigma(X_{ij} \cup Y_i)}{|I|} \times 100\% \quad (1)$$

式中: X_{ij}, Y_i 为项集 X 和 Y 中的元素; $S(X_{ij} \rightarrow Y_i)$ 为在 X_{ij} 发生的前提下 Y_i 同时发生的支持度; $P(X_{ij} \cup Y_i)$ 为在事务数据库中 X_{ij} 和 Y_i 同时发生的概率; $\sigma(X_{ij} \cup Y_i)$ 为 X_{ij} 和 Y_i 同时发生的支持度的数量。

置信度计算公式如下:

$$\begin{aligned} C(X_{ij} \rightarrow Y_i) &= \frac{P(X_{ij} \cup Y_i)}{P(X_{ij})} \\ &= \frac{\sigma(X_{ij} \cup Y_i) |I|}{\sigma(X_{ij}) |I|} \\ &= \frac{\sigma(X_{ij} \cup Y_i)}{\sigma(X_{ij})} \times 100\% \quad (2) \end{aligned}$$

式中: $C(X_{ij} \rightarrow Y_i)$ 为在 X_{ij} 发生的前提下 Y_i 发生的置信度; $P(X_{ij})$ 为事务数据库中 X_{ij} 发生的概率; $\sigma(X_{ij})$ 为 X_{ij} 发生的支持度的数量。

以输电线路中常见的接地装置损坏缺陷为例,天气成为接地装置损坏的重要因素,接地装置损坏与气象的分布情况对比如图2所示。

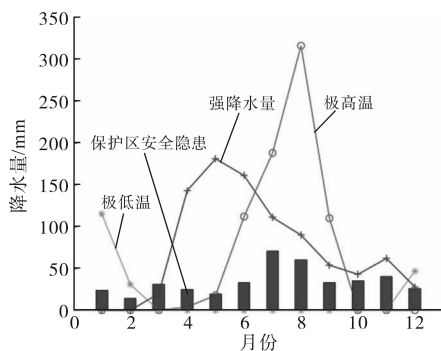


图2 接地损坏记录

Fig.2 Grounding damage record

将天气因素中的温度、降水记为 $X_{2,1}, X_{2,2}$,发生将接地装置损坏导线故障记为 Y_1 。由公式可得 $|Y_1|=230, \sigma(X_{2,1})=342, \sigma(X_{2,2})=169, \sigma(X_{2,3})=202, \sigma(X_{2,1} \cup Y_1)=97, \sigma(X_{2,2} \cup Y_1)=17$,可得参数置信度为

$$C_{2,1} = \frac{P(X_{2,1} \cup Y_1)}{P(X_{2,1})} \times 100\% = 24.89\% \quad (3)$$

$$C_{2,2} = \frac{P(X_{2,2} \cup Y_1)}{P(X_{2,2})} \times 100\% = 11.73\% \quad (4)$$

2.2 主成分分析提取关键参量

主成分分析是将输电线路影响因素和参数投影到以综合评价为轴的坐标系中,通过正交变换将一组可能存在相关性的变量转换为一组线性不相关的变量,选择在可以代表输电线路安全状态,选择尽可能少的影响因素和参数^[14]。

1)以输电线路为例,按照主成分分析法的定义,根据输电线路的影响因素和参数的个数建立 $Q \times M$ 阶的数据矩阵:

$$T = \begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ \vdots \\ T_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} & \cdots & T_{1n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ T_{p1} & T_{p2} & \cdots & T_{pn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: Q 为输电线路影响因素和参数个数; $T_1, T_2, \dots, T_Q$ 为 Q 个参量对应的样本。

2)对输电线路数据矩阵进行标准化、正交化、奇异值分解后,得到的特征值如下: $\lambda_1 = 3.971, \lambda_2 = 8.971, \lambda_3 = 2.131, \lambda_4 = 5.739, \dots$

3)确定主成分的个数及计算公式特征值 λ_i 的累计贡献率为 C_{Ri} ,表示为

$$C_{Ri} = \sum_{k=1}^i \lambda_k / \sum_{k=1}^p \lambda_k \quad (6)$$

累计贡献率符合算法规定的85%~95%区间,可以用来计算各参量对综合得分的权重,参数权重如图3所示。将基础参量的权重向量归一化处理,并筛选出权重0.5以上的基础参数组成输电线路的关键参数体系,输电线路相关因素如表1所示。

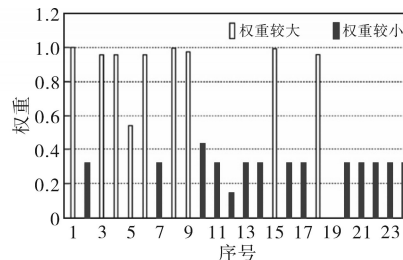


图3 参数权重

Fig.3 Parameter weights

表1 输电线路关键参数

Tab.1 Key parameters of transmission lines

因素	编号	参数名称
天气因素	S ₁₁	温度
	S ₁₂	风速
	S ₁₃	降雨量
	S ₁₄	湿度
设备因素	D ₁₁	电压等级
	D ₁₂	使用时间
	D ₁₃	杆塔距离
	D ₁₄	导线型号
	D ₁₅	投运年限
	D ₁₆	导线线垂
	D ₁₇	杆塔倾斜度
	D ₁₈	杆塔弯曲度
	D ₁₉	接地电阻阻值
	D ₂₀	导线间距
环境因素	W ₁₁	季节
	W ₁₂	海拔高度
	W ₁₃	特殊区域
	W ₁₄	树木高度

2.3 自适应权重分配

自适应层次分析法是在专家经验的基础上优化主观判断的不一致性,对指标的重要程度进行表示^[15]。首先,定义初始调整矩阵 A 。该矩阵可以在保留数据信息的基础上,增加一次性检验功能,减少主观判断的影响。

虽然自适应层次分析法可以按照指标的重要程度进行表示,但是权重较低的指标严重偏离正常值时,难以真实反映输电线路运行状态。因此,在考虑输电线路历史数据和变化波动幅值的基础上,引入变权重公式:

$$w' = \frac{\sum_{j=1}^m w(100 - v_j)^{\alpha-1}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_i(100 - v_{ij})^{\alpha-1}} \quad (7)$$

式中: w' 为输电线路指标的变权重系数; w 为输电线路指标的初始权重; v_j 为输电线路指标数值; m 为指标数量。

以天气因素为例,变权重如表2所示。

表2 天气因素变权重

Tab.2 Variable weight of weather factors

初始权重	编号	变权重
0.53	S_{11}	0.75
0.61	S_{12}	0.86
0.73	S_{13}	0.91
0.75	S_{14}	0.86

3 输电线路安全评价模型

输电线路的安全状态是各种内外因素共同作用的结果,将这些因素作为条件特征建立输电线路安全评价指标体系,挖掘评价指标和缺陷之间的内在关联,将挖掘得到的特征因素组合作为预测模型的输入。根据评价结果确定异常输电线路异常部位,再按照之前制定的预案进行相应部署,具体流程如图4所示。

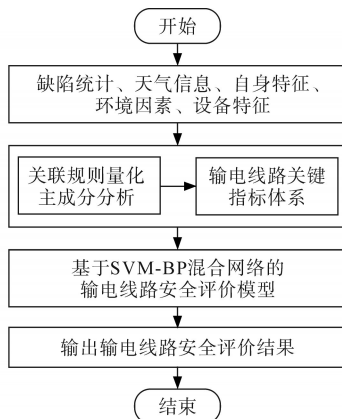


图4 输电线路安全评价流程图

Fig.4 Flow chart of transmission line safety evaluation

输电线路安全评价存在两大特点:1)输电线路大多是安全状态,存在缺陷的概率很小;2)由于电力系统需要输电线路处于安全稳定状态,以保证电力系统的稳定性,因此需要对缺陷有更高的敏感程度。文中结合输电线路安全评价的两个特点,提出了基于SVM-BP混合模型。

首先,利用SVM的非线性映射能力完成数据初步筛选并对数据进行二元分类^[15]。SVM将输入数据所在的特征空间存在作为决策边界(decision boundary)的超平面将学习目标按正类和负类分开,并使任意样本的点到平面距离大于等于1,进而对输电线路安全状态进行初步评价,并将安全状态二分类为安全状态和不安全状态。如果输电线路处于安全状态,得到最终的分类结果。决策边界为: $w^T + b = 0$,点到平面距离为: $y_i(w^T + b) \geq 1$ 。分类标签如下式所示:

$$Y_s = \begin{cases} 0 & \text{安全} \\ 1 & \text{不安全} \end{cases} \quad (8)$$

$$Y_L = \begin{cases} 0 & \text{安全} \\ 1 & \text{一般} \\ 2 & \text{危险} \end{cases} \quad (9)$$

式中: Y_s 为SVM模型输入; Y_L 为原始数据输入。

如果SVM模型的分类结果为输电线路处于不安全状态,则针对不安全的数据进一步分类,将数据输入BP神经网络进一步评估安全状态,输出“一般”或者“危险”。

首先对输电线路数据按照下式进行标准化处理:

$$x_i = \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (10)$$

式中: $\min(x_i)$ 输电线路指标数据的最小值; $\max(x_i)$ 输电线路指标数据的最大值。

BP神经网络是多层前馈网络,由输入层、隐含层与输出层构成,网络层数可以根据需要进行设定。典型三层BP神经网络拓扑结构如图5所示。

选择三层结构的BP神经网络,并根据输电线路数据特点将输入层的节点个数设置为9,输出层节点个数设置为1,模型结构参数选择为

$$r = \sqrt{m + n} + a \quad (11)$$

式中: m 为BP神经网络输入层的节点个数; r 为隐含层节点个数; n 为输出层节点个数; a 为常量。

BP神经网络输入向量为 $K = [k_1, k_2, k_3, \dots, k_n]^T$,输入层与隐含层的权值矩阵为 $S_{ni}(1 < n < N, 1 < i < I)$,第一隐含层输出向量为 $B = [b_1, b_2, b_3, \dots, b_n]^T$,其

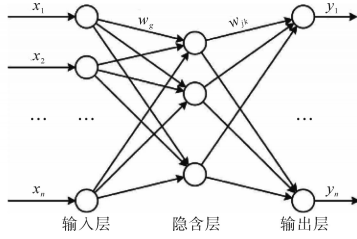


图5 BP网络拓扑图

Fig.5 BP network topology

节点 i 上的阈值为 θ_i ,输出层输出向量为 $D = [d_1, d_2, d_3, \dots, d_n]^T$,其节点 n 上的阈值为 θ_n , $f(x)$ 为激活函数,输入 n 维向量 A ,则第一隐含层节点 i 的输出为

$$b_i = f\left(\sum_{m=1}^m w_{mi} a_m - \theta_i\right) \quad (12)$$

输出层第 n 个节点的输出结果为

$$d_n = f\left(\sum_{j=1}^j w_{jn} c_j - \theta_n\right) \quad (13)$$

3 算例分析

文中数据来源于某省级电力公司,以公司2015年—2022年电压等级在1 000 kV以下的输电线路的安全隐患、故障记录、台账信息、规范文件、安全规程、SCADA数据、中国气象数据网信息、GIS系统等信息为数据基础,将关键参数体系根据累计扣分法的状态评价结果与线路实际运行情况对比,以验证本文提取的关键参数体系的有效性,输电线路缺陷记录表如图6所示。

发现	隐患来源	2019年07月09日,发现66kV长双甲乙线20号铁塔基	隐患来源	日常巡视	隐患原因	电网安全隐患
	隐患编号	20190170	隐患所在部位	输电运检室	专业分类	输电
	发现人	高杨	发现人单位	输电运检一班	发现日期	2019-07-09
	隐患内容	日常巡视发现:66kV长双甲乙线20号铁塔周围工地平整场地,国信地产将塔周围6米以外土壤全部挖走,深度超过2米,严重影响线路安全运行,不符合《电力设施保护条例》(中华人民共和国国务院令589号(2011))第十条可能导致的七级电网事件				
				归责职能部门		运维检修

图6 输电线路缺陷记录表

Fig.6 Transmission line defect record sheet

以国家电网和南方电网的系统状态评价标准借助关键参数体系对输电线路的状态进行评价,分值区间设置为[0, 100]。100分表示输电线路及其设备运行正常,不需要检修;0分表示设备运行异常,需要立即检修,输电线路线路得分计算公式为

$$Z_{score} = 100 - \sum_{l=1}^8 w_l S_l \quad (14)$$

式中: w_l 为输电线路各设备所占权重; S_l 为各分部件的扣分值。

状态评价对比结果如图7所示。图7可知,与国家电网和南方电网的系统状态评价结果相比,文中提出的基于输电线路关键参数体系在降低参数复杂性的同时,可以准确全面地反映输电

线路的实际运行情况,更有利于输电线路安全状态的评估。

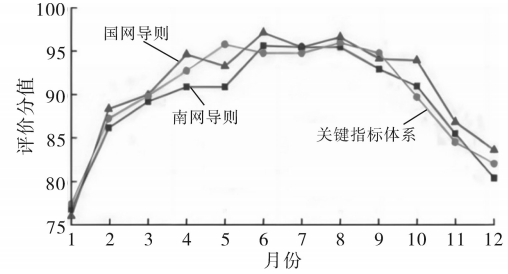


图7 状态评价对比

Fig.7 State evaluation comparison

将上述关键参数体系数据和相应的缺陷状态作为模型的输入,后一周对应分段线路的缺陷状态作为模型的输出。数据集包括3 790个样本,随机选择其中的80%作为训练集,20%作为测试集。将输电线路数据作为模型的输入数据集,数据集包括3 790个样本,样本分布如表3所示。

表3 样本分布

Tab.3 Sample distribution

数据类型	正常	一般	危险	总数
训练集样本	1 134	467	239	1 840
测试集样本	288	123	38	449

首先,将带标签的训练集输入到SVM模型中,通过网格搜索比较各个超参数的不同组合输出的评分,找到SVM模型超参数的最优组合,从而将数据分为安全和不安全两类。不同组合的受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)对比图如图8所示。当参数为 $C=0.1$, $\Gamma=1$ 时SVM处于最佳状态。BP神经网络参数设置:输入层单元个数设置为8,输出层设置为1,隐含层设置为15,训练次数设置为200,训练目标设置为0.02,学习率设置为0.1。

本文将精确率(P)、召回率(R)和 $F1$ 值作为评价指标,通过评价指标体系对电力生产安全隐患实体识别模型的识别效果进行评价。

精确率是指被分为正例的样本中实际为正例的比例,正样本的区分能力越强,则 P 越高,如下式所示:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (15)$$

式中: TP 为预测为正例的正例; FP 为预测为负例的正例。

召回率是指样本中的正例被预测正确的比重,正样本识别能力越强, R 越高,如下式所示:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

式中: TN 为预测为负例的负例。

$F1$ 值是指准确率和召回率的加权调和平均值,反映模型的真实性能。具体的计算表达式如下式所示:

$$F1 = (2 \times P \times R) / (P + R) \quad (17)$$

首先,将文中模型与其他4种模型进行性能对比,ROC对比结果图8所示,PR曲线对比如图9所示,不同模型的性能对比结果如表4所示。

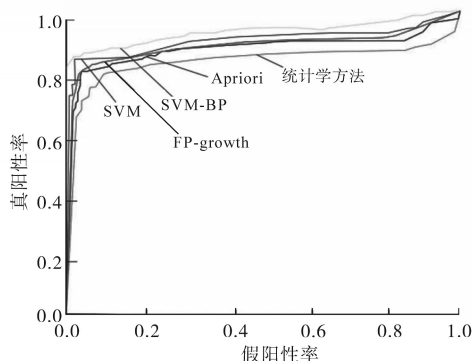


图8 ROC对比图

Fig.8 Comparison chart of ROC

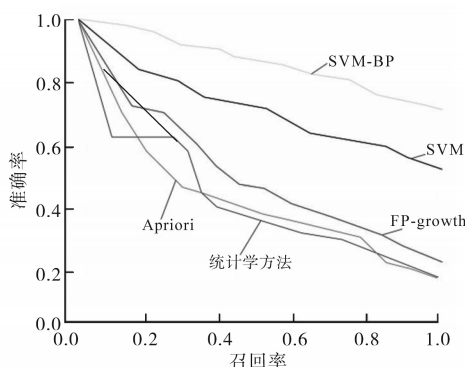


图9 PR曲线

Fig.9 PR curves

表4 不同模型的性能对比

模型	AUC	R	F1
统计学方法	0.55	0.58	0.57
Apriori	0.60	0.58	0.59
FP-growth	0.56	0.52	0.53
SVM	0.62	0.62	0.62
SVM-BP	0.85	0.88	0.86

由表4可知,SVM-BP混合模型相比于其他模型模型表现优秀,文中提出的SVM-BP混合模型与SVM模型相比, AUC (area under curve,曲线下区域面积)提升了0.23, R 值提升了0.26, $F1$ 值提升了0.24。

由图8可知,文中提出的SVM-BP混合模型模型ROC曲线下的面积最大,同时最凸,最靠近左上点,与对比的4种模型相比文中提出的SVM-

BP混合模型的准确性最高。

PR曲线对比如图9所示。以 R 为横坐标, P 为纵坐标。召回率表明的是查全率,精确度表明的是查准率。相比于其他模型,文中提出的SVM-BP混合模型在PR曲线上优势明显,曲线先包含的面积最大,与其他4种模型对比,右凸程度最明显,模型效果最佳。

输电线路安全评价结果如表5所示,SVM-BP混合模型的总预测准确率为97.4%。SVM-BP模型对正常状态的准确率最高,对一般和危险状态准确率较低。这是因为该部分原始样本数较少。如果能增加一般和危险状态的样本数量,可以在一定程度上提高评价的准确率。

表5 输电线路安全评价结果

实际状态	预测正确	预测错误	预测准确率/%
正常	310	2	99.3
一般	33	1	97.0
严重	25	1	96.1

模型检验部分主要分析模型分类的正确率以及运行时间如表6所示。

表6 评价模型对比结果

模型	运行时间/s	准确率/%
SVM	0.025	93.5
BP	0.054	92.7
SVM-BP	0.039	97.4

由表6可知,SVM模型在运行时间上要快于BP神经网络和SVM-BP混合网络,但准确率低于SVM-BP混合网络。BP神经网络运行时间慢,且分类准确率低,在三种模型中表现最差。这是因为负样本数据量过少,导致其精度不高。SVM-BP混合网络运行时间较单一SVM稍慢,但准确率最高,满足电力系统对系统状态快速准确评价的要求。

以冬季输电线路为例,从模型输出结果可知:该输电线路易受到天气因素的影响,当进入冬季以后,气温下降到 0°C 且有降雪的情况下,输电线路易收到覆冰影响,导致导线垂偏偏离正常值,进而出现异常振动现象。输电线路缺陷记录显示,该段线路曾出现因覆冰导致线路断股。因此,判断该输电线路运行状态异常,需要加强巡视。

4 结论

本文提出了基于SVM-BP混合网络的输电线路

路安全评价模型。实现了准确、快速地发现异常数据,并能够科学、客观地评价输电线路安全状态。首先,对输电线路缺陷数据进行处理,建立输电线路关键指标评价体系,降低参数复杂性的同时可以准确全面地反映输电线路的实际运行情况;然后,提出了基于SVM-BP混合神经网络的输电线路安全评价模型,可以快速准确地评价输电线路的安全状态,满足了输电线路的高可靠性需求,为输电线路的运维工作提供重要的参考。本文所提模型容易受到数据质量、样本数量等影响,因此在未来的研究中将研究如何提升数据样本的平衡性,应该尽量使得数据合理分布,减少不良数据对模型性能的影响。

参考文献

- [1] 魏业文,姜恒,杨文超,等. 基于自适应层次分析法和变权理论的输电线路铁塔关键指标体系评价方法[J]. 科学技术与工程,2022,22(8):3144-3151.
WEI Yewen, JIANG Heng, YANG Wenchao, et al. Evaluation method of key index system of transmission line tower based on adaptive analytic hierarchy process and variable weight theory [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(8): 3144-3151.
- [2] MATSUMOTO H, NEBA Y, ISHIZAKA K, et al. Comparison of characteristics on planar contactless power transfer systems[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2012, 27(6): 2980-2993.
- [3] 马键,杨芒生,王赫男,等. 输电线路铁塔基础安全综合评价体系[J]. 安全与环境学报,2020,20(1):25-30.
MA Jian, YANG Mangsheng, WANG Henan, et al. Innovated safety evaluation system for the foundation construction of power transmission line towers[J]. Journal of Safety and Environment, 2020, 20(1): 25-30.
- [4] 陈博文,江波,王辉. 博弈论和云模型在输电线路工程施工安全评价中的应用[J]. 工业安全与环保,2020,46(5):83-86.
CHEN Bowen, JIANG Bo, WANG Hui. Application of game theory and cloud model in construction safety assessment of power transmission project[J]. Industrial Safety and Environmental Protection, 2020, 46(5): 83-86.
- [5] 张睿卓. 基于多源数据的林区电力走廊安全风险评估方法[J]. 测绘学报,2022,51(5):784.
ZHANG Ruizhuo. Risk assessment of power transmission corridors in forestry area based on multi-source data [J]. Journal of Geodesy and Geodesy, 2022, 51(5): 784.
- [6] 彭熠,戴刚. 基于层次分析法的输电线路带电作业安全综合评价模型[J]. 电工技术,2018(21):44-46.
PENG Yi, DAI Gang. Safety comprehensive evaluation model for live working of transmission line based on analytic hierarchy process[J]. Electrical Technology, 2018(21): 44-46.
- [7] 张劲波,尹元,石建,等. 基于电网信息模型的输电线路交叉跨越距离测量应用研究[J]. 电气传动,2022,52(18):48-52, 59.
ZHANG Jinbo, YIN Yuan, SHI Jian, et al. Research on transmission line crossing distance measurement based on grid information model[J]. Electric Drive, 2022, 52(18): 48-52, 59.
- [8] 曹京荣,陈杰,谭笑,等. 基于多参数的混合线路故障类型识别方法[J]. 电气传动,2022,52(4):56-61, 80.
CAO Jingying, CHEN Jie, TAN Xiao, et al. Hybrid line fault type identification method based on multi-parameters[J]. Electric Drive, 2022, 52(4): 56-61, 80.
- [9] 张志友,陈德富. 基于关联规则的能源互联网输电线路安全分析[J]. 电气传动,2021,51(17):62-68.
ZHANG Zhiyou, CHEN Defu. Analysis method of transmission line security based on association rules[J]. Electric Drive, 2021, 51(17): 62-68.
- [10] 浦润琴,唐忠,王晓毅,等. 恒压恒流型无线充电系统负载识别特性研究[J]. 电气传动,2020,50(9):123-128.
PU Runqin, TANG Zhong, WANG Xiaoyi, et al. Research on load identification characteristics of constant voltage constant current wireless charging system[J]. Electric Drive, 2020, 50(9): 123-128.
- [11] 吉昱莹,张旭航. 电动汽车充电系统的负载识别技术研究[J]. 电气传动,2020,50(1):109-112.
JI Yuying, ZHANG Xuhan. Research on load identification technology of electric vehicle charging system[J]. Electric Drive, 2020, 50(1): 109-112.
- [12] 李飞,王鸿玺,谭阿峰,等. 考虑用电行为分析的电力用户用电预测研究[J]. 电子测量技术,2020,43(1):74-79.
LI Fei, WANG Hongxi, TAN Afeng, et al. Study on the power consumption forecast considering the analysis of power consumption behavior[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(1): 74-79.
- [13] 耿俊成,张小斐,周庆捷,等. 基于局部离群点检测的低压台区用户窃电识别[J]. 电网与清洁能源,2019,35(11):30-36.
GENG Juncheng, ZHANG Xiaofei, ZHOU Qingjie, et al. A low voltage electricity theft identification method based on improved LOF[J]. Power System and Clean Energy, 2019, 35(11): 30-36.
- [14] 赵文仓,陈聪聪,郑鸿磊. 基于LM算法的用户窃漏电行为预测[J]. 电子测量技术,2018,41(24):119-122.
ZHAO Wencang, CHEN Congcong, ZHENG Honglei. Prediction of user leakage behavior based on LM algorithm[J]. Electronic Measurement Technique, 2018, 41(24): 119-122.
- [15] 盖志强,洪卫东,张华峰. 基于FIMD和Hilbert变换的线路行波故障诊断[J]. 电气传动,2021,51(24):16-21.
GAI Zhiqiang, HONG Weidong, ZHANG Huafeng. Fault diagnosis of line traveling wave based on FIMD and Hilbert transform[J]. Electric Drive, 2021, 51(24): 16-21.

收稿日期:2022-10-23

修改稿日期:2022-11-15