

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201071

台风灾害下配网用户停电数量预测最优数据驱动模型选择

侯慧¹, 俞菊芳¹, 耿浩^{1,2}, 李敏³, 谢宇风³, 朱凌³, 黄勇⁴

(1. 武汉理工大学自动化学院, 湖北 武汉 430070; 2. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 云南 昆明 650200; 3. 广东电网有限责任公司, 广东 广州 510000; 4. 广东电网有限责任公司电力科学研究院, 广东 广州 510000)

摘要: 严重的台风灾害可能导致配网用户停电, 有效的配网用户停电数量预测可为电网应急抢修提供辅助指导。综合考虑气象因素、电网因素及地理因素, 提出了基于机器学习回归算法的配网用户停电数量预测方法。分析比较了线性回归、支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)、分类回归树(Classification and Regression Tree, CART)、梯度提升树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)及随机森林(Random Forest, RF)等5种机器学习回归算法对配网用户停电数量预测的应用效果。对比结果表明, LR 在进行配网用户停电数量预测时表现较差, SVR 及 CART 模型效果次之, RF 及 GBDT 效果相对较好, 其中 GBDT 算法与 RF 算法误差较为接近。但考虑到 GBDT 算法为串行计算, 而 RF 算法为并行计算, 使用时 RF 算法效率更高。因此最终选取了 RF 进行停电数量预测效果的进一步分析。结果表明其误差在 $\pm 30\%$ 以内的准确率可达70%以上, 可为配网用户停电抢修提供有力指导。

关键词: 台风灾害; 停电数量; 数据驱动; 回归分析; 机器学习

Selection of optimal data-driven model for forecasting outage number of distribution network users under typhoon disaster

HOU Hui¹, YU Jufang¹, GENG Hao^{1,2}, LI Min³, XIE Yufeng³, ZHU Ling³, HUANG Yong⁴

(1. School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China; 2. Electric Power Research Institute, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650200, China; 3. Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000, China; 4. Electric Power Research Institute, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000, China)

Abstract: Severe typhoon disaster may lead to power outage of distribution network users, the effective prediction of the number of outage users in distribution network can provide auxiliary guidance for emergency repair of power grid. Considering meteorological factors, power grid factors and geographical factors, a forecasting method for the outage number of distribution network user based on machine learning regression algorithm is proposed. This paper analyzes and compares the application effects of five machine learning regression algorithms, including Linear Regression (LR), Support Vector Regression (SVR), Classification and Regression Tree (CART), Gradient Boosting Decision Tree (GBDT) and Random Forest (RF) in forecasting the number of power outages of distribution network users. The results show that LR performs poorly in forecasting the number of power outages of distribution network users, followed by SVR and CART, RF and GBDT are relatively good. The error of GBDT is close to RF, but considering that GBDT is serial computing and RF is parallel computing, RF is more efficient when used. Therefore, RF is selected for further analysis of the forecasting effect of outage number. The results show that the accuracy of the method is more than 70% when the error is within $\pm 30\%$. It can provide powerful guidance for power outage repairs for distribution network users.

This work is supported by the Science and Technology Project of China Southern Power Grid (No. GDKJXM20198441) and the Cooperative Education of Industry-academy Cooperation of Ministry of Education (No. 201902056044).

Key words: typhoon disaster; outage number; data-driven; regression analysis; machine learning

0 引言

台风灾害容易影响电网安全稳定运行, 极大的

风速使得电网倒杆(塔)、断线, 进而可能造成大面积停电。为了提高电网抵御台风的能力, 提升电网防灾减灾工作的精准性与科学性, 同时提升配网用户满意度, 进行台风灾害下电网损失评估预测意义重大, 有效的预测可为电网在遭受台风灾害时所需的复电策略提供指导, 加快抢修速度, 缩短配网用

基金项目: 南方电网科技项目资助(GDKJXM20198441); 教育部产学研合作协同育人项目资助(201902056044)

户停电时间,进而减少停电损失。

极端自然灾害条件下电网风险预测与评估的研究目前仍处在发展阶段,现有研究多偏向于电网系统层或设备层的失效概率评估,鲜有文献从配网用户的角度对配网停电规模或数量进行预测评估。在现有的台风灾害下电网概率性风险评估研究中,大致可分为模型驱动及数据驱动两大类:损失预测评估模式主要包括模型驱动及数据驱动,模型驱动主要分析电网在极端自然灾害下的受损机理模式,构建反映极端自然灾害等条件与电网损失之间的物理模型;数据驱动主要基于极端自然灾害下电网发生的灾损历史数据,通过数据分析挖掘技术,寻求各变量数据与电网损失之间的内在数据联系,进而预测未来时间段的电网损失。

对于模型驱动的研究,文献[1]考虑气候的不确定性,建立了恶劣天气影响下的电力设施故障模型,用于平衡收益和成本。文献[2]通过总结电网输电元件在自然灾害下的故障概率特征,提出了一套可实现自动预警的风险控制策略。考虑到台风灾害下影响输电线路最严重的因素为台风风速,文献[3-5]依据预测的台风风速及输电线路本身的设计风速对输电线路故障概率进行预测评估,然而并没有考虑到输电线路所处的地理位置特征对模型的影响。文献[6]提出配网在遇到突发事件的情况下设备停电风险计算方法,但主要从概率的角度进行分析,未考虑微地形等因素对停电风险的影响。文献[7-8]考虑电网线路风荷载,提出台风灾害下线路杆塔的故障分析模型,但未考虑地理信息对故障事故的影响。然而微地形信息往往亦会对电网损失造成影响,为此文献[9-10]在考虑输电线路微地形特征的前提下对评估区域的风速进行修正,并以修正后的风速作为输入量搭建台风灾害下输电线路的风险预警模型,但文章为了简化分析计算,研究对地形特征作了一定简化处理,可能对结果精度造成影响。文献[11-12]充分考虑微地形因素、设备基础及气象因素,分别建立了冰灾和山火灾害下电网故障率评估模型。文献[13]考虑了地理高程信息对输电杆塔所处风速的影响,构建了基于修正后风速的短时输电通道结构失效概率评估模型,然而仅考虑了地理高程信息对失效模型进行修正,并没有考虑土地覆盖类型等因素。综上,模型驱动通过分析电网受损机理,构建结构失效数学模型,当影响因素较多时,构建精确的物理模型较为困难,并且所构建的模型异常复杂,难以求解,为此往往对较多因素进行简化处理,简化模型的同时也损失了一些因素全貌特征。

对于数据驱动的研究,文献[14-15]首次将统计

学习模型应用于飓风天气下电力停运评估,分别提出广义线性模型及广义线性混合模型,但是研究主要注重模型的拟合效果,并没有对预测的精度进行过多关注。文献[16]基于分类回归树(CART)主要研究了土壤及地形对配网用户停电的影响,亦没有注重对预测精度的提升。文献[17]考虑最大风速、风速持续时间、降雨量等影响因素,利用累积时间故障模型进行飓风下电网停运事故预测。在考虑气象、地理和社会因素的前提下,文献[18-19]分别建立了多种自然灾害下的电网设备故障预警框架和台风灾害下的杆塔故障预测模型。文献[20]提出了基于故障树的电力系统冰暴风险评估模型。文献[21-23]利用影响电网运行的相关公开数据,通过数据挖掘的方法分别建立了台风灾害、多类不确定灾害、植被等影响下电网故障率的预测模型。基于天气因素,文献[24]提出了一种用于预测配网停电风险等级的方法,但主要研究了停电风险等级的分类,没有过多考虑区域地理等因素。文献[25]基于支持向量机,提出了一种考虑多种随机因素下的输电线路缺陷风险预测方法。文献[26]综合考虑气候因素和地理因素对线路可靠性的影响,使用模糊聚类方法和相似度分析进行电网可靠性原始参数的预测评估,该模型考虑了大部分气候因素,但没有进一步对电网受损状况如停电数量等进行评估。为了提高电网损失预测的精度,一些学者对研究区域首先进行一定精度的网格划分,再进行数据收集等后续研究。文献[27]基于地理网格划分,使用负二项回归模型预测飓风下配网用户停电数量。文献[28]基于天气及土地覆盖类型等数据,利用提升树(Boosted Trees)对 2 km 网格的电网停电空间分布进行预测。然而网格划分较大,网格内变量特征值变化较大,导致获取的样本数据不够准确,进而影响最终的预测精度。

综上,虽然目前对台风灾害下电网风险评估已有部分研究,但涉及配网用户损失预测的研究尚少,针对现有台风灾害下配网用户数量预测研究的不足,本文提出了基于数据驱动的配网用户停电数量预测方法,比较了线性回归、支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR)、分类回归树 (Classification and Regression Tree, CART)、梯度提升树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)及随机森林(Random Forest, RF)等 5 种机器学习回归算法的应用效果,并从中选取最优的算法进一步进行配网用户停电数量预测,最优模型±30%准确率可达 70%以上。在模型应用时,使用气象局发布的台风登陆前 72 h、48 h、24 h 的预测最大阵风风速分别作为模型输入,可为灾前应急调度策略制定提供一定指导。

1 最优模型选择框架

台风灾害下，影响配网用户停电的因素较多，如风速、降雨量、配网用户数、海拔等，若使用模型驱动方法进行配网用户停电数量预测，其模型会较为复杂难解，或难以建立有效模型。而随着台风数据统计体系的完善和配网用户停电数据的增加，使用数据驱动方法进行配网用户停电预测成为可能。为此，本文研究建立了基于数据驱动的配网用户停电数量预测模型，其预测评估框架流程如图 1 所示，首先基于 1 km×1 km 网格进行数据样本空间的构建及数据清洗，其次比较了 5 种机器学习回归算法的应用效果，根据相应评价指标选取最佳的预测模型。

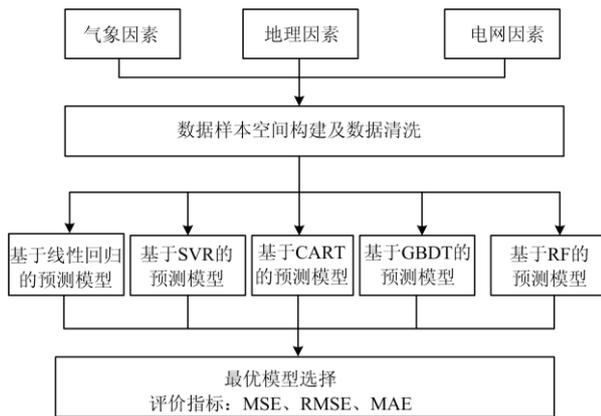


图 1 配网用户停电数量预测最优模型选择框架

Fig. 1 Prediction and evaluation framework for users' power outage number

2 数据样本空间构建

台风灾害下配网用户停电数量受多因素共同影响，为此首先对停电配网用户数量预测模型的数据进行描述，构建模型样本空间。

2.1 样本数据

台风灾害下，影响配网用户停电数量的因素包括气象因素、地理因素及电网因素等。在电网因素中，配网线路故障主要针对 10 kV 架空线路故障事件，而电缆一般敷设于地下，有绝缘层和保护层进行保护，其故障与台风和暴雨等影响关系不大，因此本文仅考虑暴露在户外环境中的 10 kV 架空线路故障引起的配网停电事件。为了能够全面考虑影响配网用户停电数量的相关因素，且提高配网用户停电数量预测模型的精度，本文尽可能选取更多的解释变量以期提高预测精度，其选取的预测模型解释变量如表 1 所示。

表 1 配网用户停电数量预测相关变量

Table 1 Related variables for prediction of number of power outages for distribution users

因素	变量名称	变量符号	备注
气象因素	最大风速	X_1	台风期间出现的最大风速
	风向	X_2	最大风速时对应的风向
	降雨量	X_3	台风期间降雨累计值
	温度	X_4	台风期间的最大温度
	湿度	X_5	台风期间的平均湿度
	20 m/s 持续时间	X_6	台风期间风速超过 20 m/s 的时间和
	30 m/s 持续时间	X_7	台风期间风速超过 30 m/s 的时间和
	风力等级	X_8	台风着陆风力大小
	十级风圈	X_9	台风十级风圈半径
	登陆时间	X_{10}	距离上次台风着陆时间间隔，以月为单位
	登陆区域	X_{11}	指示变量，若在研究区域登陆记为 1，否则记为 0
地理因素	有无配网用户	X_{12}	指示变量，有配网用户记为 1，无配网用户记为 0
	海拔	X_{13}	/
	坡度	X_{14}	/
	坡向	X_{15}	/
	下垫面类型	X_{16}	/
	地表类型	X_{17}	/
	经度	X_{18}	网格中心经度(LON)
	纬度	X_{19}	网格中心纬度(LAT)
电网因素	配网用户数量	X_{20}	网格内配网用户的数量
	箱变数量	X_{21}	网格内箱变的数量
	台变数量	X_{22}	网格内台变的数量
	杆塔数量	X_{23}	网格内 10 kV 杆塔的数量
	拉线数量	X_{24}	网格内配网打拉线的数量
	无拉线数量	X_{25}	以杆塔数量减去拉线数量近似
	线路长度	X_{26}	网格内 10 kV 架空线路长度
停电用户数量	停电用户数量	Y_1	台风期间网格停电配网用户数量(因变量)
	停电占比	Y_2	配网用户停电数量与配网用户数量之间的比值(因变量)

气象因素中考虑到最大瞬时风荷载对设备损失引起的停电，以台风期间出现的最大风速时刻作为对应区域受风荷载影响最严重的场景，并同时考虑该时刻对应的风向值作为解释变量。考虑到风速的持续效应(即一定风速维持一定时间对电网造成的影响)，将最大风速进行细分，构建 20 m/s 及 30 m/s 持续时间，其表示台风期间风速超过 20 m/s 及 30

m/s 的小时数(统计样本中单位小时内风速超过 20 m/s 及 30 m/s, 若出现则特征值加 1)。考虑到温度和湿度会影响配网用户的用电情况, 为此亦将温度及湿度加入解释变量集(本文仅考虑最高温度及最大湿度)。为了更能刻画影响台风的情况, 亦考虑风力等级(台风登陆时的风力等级)、登陆十级风圈大小、距离上次登陆时间(以月份为单位)。在此前提下, 再添加两个指示变量如下:

1) 登陆区域, 表示该次台风是否于所评估的区域登陆, 若登陆, 则该特征值记为 1, 否则记为 0;

2) 有无配网用户, 表示所划分的网格内是否有配网用户, 若存在配网用户, 则该特征值记为 1, 否则记为 0。

2.2 数据预处理

1) 归一化处理

由于不同解释的变量往往具有不同的量纲及单位, 数据的数量级也可能存在较大差异, 因此在进行机器学习时会影响到数据分析的结果, 为了消除变量之间的此类影响, 本文首先对数据进行归一化处理。对各解释变量值进行线性变换, 使结果映射到[0,1]之间, 公式为

$$X^* = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (1)$$

2) 分类变量处理

对于地表类型及下垫面类型, 本文拟采用独热编码^[29]对其进行处理。

3) 因变量处理

为消除停电配网用户数量覆盖范围较广所带来的影响, 本文将停电配网用户数量进行规范化, 将响应变量转化为停电占比, 其中停电占比=配网用户停电数量/配网用户数量, 即 $Y_2 = Y_1 / X_{20}$ 。

3 配网用户停电数量预测原理

3.1 机器学习回归算法原理

考虑到台风灾害下, 影响配网损失的因素较多, 较难建立精确的物理模型对台风灾害损失进行预测评估, 而且存在的物理模型普遍不能在考虑较多灾损因子的前提下建模。为此, 本文从数据驱动的角度出发, 拟通过对历史台风灾害下配网损失的样本数据进行收集整理, 用于构建配网用户停电数量预测的数据驱动模型。

监督学习技术(回归)本质上是一个多元函数逼近, 更具体地说, 监督学习的主要目标是使用相关输入 X (如气象因素、地理因素及电网因素)的 d 维向量来估计预测变量 Y (如停电数量)的未知函数 f 评估, 如 $Y = f(X) + e$, 其中 e 为不可消除误差。基于最小化观测值与预测值之间偏差的损失函数 L ,

可以选择最佳的未知函数 f 使得预测效果最好, 即为监督回归学习算法的思想。本文主要比较 5 种机器学习回归算法的预测效果, 选择误差较小的模型进行台风灾害下配网用户停电数量预测, 5 种机器学习回归算法^[30-31]主要包括线性回归、SVR、CART、GBDT 及 RF。

3.2 预测模型评估指标

台风灾害下配网用户停电数量预测模型构建后, 有必要对模型的优劣进行评估, 本文选择用于评估回归模型的指标包括: 平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、均方误差(Mean Square Error, MSE)及均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)。假设数据集为 $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n\}$, 预测回归函数为 $f(x)$, 则各类误差表达式为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)| \quad (2)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2} \quad (4)$$

4 算例分析

本文以影响中国广东省徐闻县的三次历史台风(“威马逊”(2014)、“海鸥”(2014)、“彩虹”(2015))样本数据进行配网用户停电数量预测模型建立及评估分析。首先使用台风“威马逊”和“海鸥”的全部样本进行模型训练和测试, 选择测试集误差最小的模型作为最优模型, 进一步进行台风“彩虹”的停电数量预测, 对比实际停电情况分析预测结果准确性。基于 1 km×1 km 的区域网格划分^[32], 其中每次台风产生 1 641 条样本共 28 个特征变量, 为此所有样本空间大小为 $\Phi = (X, y)_{4923 \times 28}$ 。

为了更合理地计算模型的准确度, 本文以台风“彩虹”的实测最大阵风风速分布作为输入。为了选择最适用于台风灾害下配网停电用户数量预测的数据挖掘方法, 本文对 5 种机器学习回归算法进行优化, 并综合选择误差最小的模型进行预测分析。

4.1 预测模型选择

使用 2014 年台风“威马逊”和“海鸥”的全部样本数据进行模型训练和测试, 随机选取 80% 样本数据进行模型训练, 剩余 20% 样本用于测试, 对 5 种应用不同算法的模型进行训练和测试, 对比结果指标并选择最优模型。各模型的最优化参数如表 2 所示。其中线性回归模型主要包括 Ridge(L2 正则化)、Lasso(L1 正则化)及 Elastic Net(L1 正则化+L2 正则化)3 种, 为了选择最优结果, 对 3 种线性回归

模型分别进行训练和测试(结果如表 3 所示), 结果表明 Ridge 模型较其余两种模型的误差小, 为此本文选择 Ridge 模型作为线性回归算法。

表 2 各模型的最优化参数

Table 2 Optimization parameters of each model

模型	最优参数
Ridge	alpha: 0.1
SVR	kernel: rbf; C:10; gamma: 1
CART	max_depth: 10
GBDT	loss: huber; n_estimators: 500; max_depth: 8
RF	n_estimators: 400

表 2 中各模型最优参数解释如下: Ridge 模型惩罚系数为 0.1; SVR 模型中核函数选择 rbf 函数, 惩罚系数为 10, 核系数为 1; 决策树回归中树的最大深度为 10; GBDT 中损失函数选择 huber 函数, 树的棵数为 500, 每棵树最大深度为 8; RF 中树的棵数为 400。

表 3 线性回归模型误差分析

Table 3 Error analysis of linear regression model

模型	MAE	MSE	RMSE
Ridge	0.374	0.174	0.417
Lasso	0.467	0.229	0.478
Elastic Net	0.475	0.238	0.488

为选择相对最优的预测模型, 对比分析各算法的测试误差如图 2 所示, 图中所展示的为台风“威马逊”和“海鸥”的全部样本数据进行模型训练及测试 100 次之后的平均值。

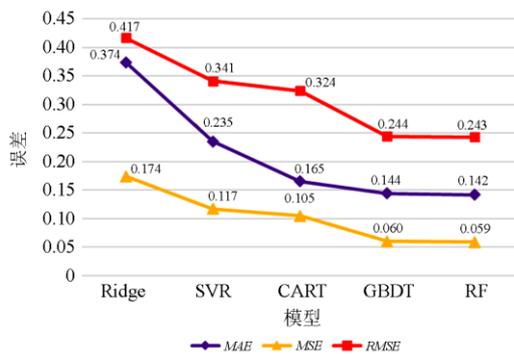


图 2 各模型误差分析

Fig. 2 Error analysis of each model

如图 2 所示, 在进行配网用户停电数量预测时, 线性回归表现较差, SVR 及 CART 模型效果次之, RF 及 GBDT 效果相对较好, 其中 GBDT 算法与 RF 算法误差较为接近, 但考虑到 GBDT 算法为串行计算, 而 RF 算法为并行计算, 使用时 RF 算法效率会更高, 为此本文拟采用 RF 算法进行后续评估分析。

如图 2 所示, RF 算法的 MAE 为 0.142, MSE 为 0.059, RMSE 为 0.243, 均比其他算法的各类误差小。

4.2 预测结果分析

选取最优算法 RF 进行台风“彩虹”下的停电数量预测, 并进行预测效果评估分析, 进行 100 次循环预测, 求取各指标平均值如表 4 所示。

表 4 台风“彩虹”预测误差分析

Table 4 Prediction error analysis under typhoon “Mujigae”

评估指标	MAE	MSE	RMSE
RF	0.476 9	0.233 1	0.482 8

如表 4 所示, 预测误差中 MAE 达 0.476 9, MSE 达 0.233 1, RMSE 达 0.482 8。为了直观地反映模型对配网用户停电数量的预测效果, 新增模型评估指标 $\pm 100/\pm 200/\pm 300$ (若预测数量与实际数量之间的偏差在 100/200/300 以内, 则认为预测准确) 及 $\pm 10\%/\pm 20\%/\pm 30\%$ (若预测数量与实际数量之间的偏差与实际数量的比例在 $\pm 10\%/\pm 20\%/\pm 30\%$ 以内, 则认为预测准确), 则所建停电数量预测模型的准确率分析如表 5 所示。

表 5 模型准确率分析

Table 5 Model accuracy analysis

评估指标	± 100	± 200	± 300	$\pm 10\%$	$\pm 20\%$	$\pm 30\%$
准确率	0.803 8	0.920 8	0.962 2	0.521 6	0.649 0	0.702 0

如表 5 所示, 预测误差在 $\pm 100/\pm 200/\pm 300$ 内的准确率均高于 80% 以上, 效果较好, 但考虑到大多数实际网格内的配网用户数量较少, 以固定的误差对模型进行评估有可能高估模型的预测效果。为此, 基于浮动误差的评估指标 $\pm 10\%/\pm 20\%/\pm 30\%$ 被构建, 其中误差在 $\pm 10\%$ 以内的准确率为 0.521 6, 误差在 $\pm 20\%$ 以内的准确率为 0.649 0, 误差在 $\pm 30\%$ 以内的准确率为 0.702 0。综合表 4 及表 5 可知, 基于 RF 的模型表现效果较好。

绘制台风“彩虹”下研究区域配网用户停电数量实际值与预测值误差散点图如图 3 所示。由图 3

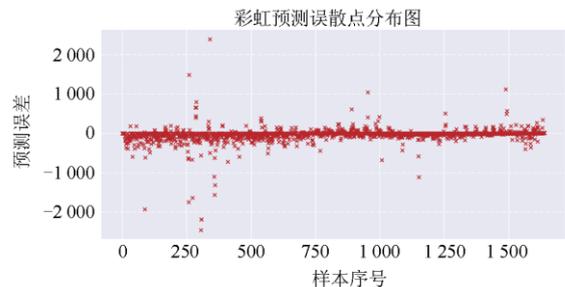


图 3 台风“彩虹”下实际值与预测值误差散点图

Fig. 3 Scatter diagram of relationship between actual value and predicted value under typhoon “Mujigae”

可知,除少数点外,大多数点实际值与预测值之间的差值集中在0附近,其实际值与预测值之间的皮尔逊相关系数^[33]为0.51,这说明所建配网用户停电数量预测模型拟合数据较好。

在实际应用过程中,可根据气象局发布的台风登陆前72 h、48 h、24 h的预测最大阵风风速分别作为模型输入,所得用户停电数量预测结果可为灾前应急调度策略的制定提供一定指导。

5 结论

本文研究了台风灾害下配网用户停电数量预测评估方法,提出了基于数据驱动的配网用户停电数量预测模型。

1) 比较了5种机器学习回归算法(包括线性回归、SVR、CART、GBDT及RF)对停电配网用户数量的预测效果,结果显示GBDT及RF对停电配网用户数量预测的效果最好,同时考虑到GBDT训练过程为串行运算,训练速度较慢,为此综合考虑基于RF的预测模型效果最佳。

2) 随着模型在实际台风灾害中的应用和停电样本数量的不断增加,基于机器学习算法的模型精度可以不断提升。模型预测结果可以有效指导电力运维部门进行防灾减灾,也可以为预测停电数量较多的区域用户提供停电预警。

参考文献

- [1] ZARAKAS W P, SERGICI S, BISHOP H, et al. Utility investments in resiliency: balancing benefits with cost in an uncertain environment[J]. *The Electricity Journal*, 2014, 27(5): 31-41.
- [2] 常康,徐泰山,郁琛,等. 自然灾害下电网运行风险控制策略探讨[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(10): 73-81.
CHANG Kang, XU Taishan, YU Chen, et al. Risk control strategy of power grid operation under natural disasters[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(10): 73-81.
- [3] 熊军,林韩,王庆华,等. 基于GIS的区域电网风灾预警模型研究[J]. *华东电力*, 2011, 39(8): 1248-1252.
XIONG Jun, LIN Han, WANG Qinghua, et al. Study on early warning model of regional grid wind disaster based on GIS[J]. *East China Power*, 2011, 39(8): 1248-1252.
- [4] 方嵩,方丽华,熊小伏,等. 基于有效决策界的电网台风灾害预警方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2014, 42(18): 83-88.
FANG Song, FANG Lihua, XIONG Xiaofu, et al. Early warning method of typhoon disaster in power grid based on effective decision making[J]. *Power System Protection and Control*, 2014, 42(18): 83-88.
- [5] 姚恺丰. 热带气旋引发电网群发性故障的动态事故集生成方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
YAO Kaifeng. Dynamic fault set generation method of power grid group fault caused by tropical cyclone[D]. Harbin: Harbin University of Technology, 2013.
- [6] 李锐,陈颖,梅生伟,等. 基于停电风险评估的城市配电网应急预警方法[J]. *电力系统自动化*, 2010, 34(16): 19-23, 63.
LI Rui, CHEN Ying, MEI Shengwei, et al. Emergency warning method of urban distribution network based on outage risk assessment[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2010, 34(16): 19-23, 63.
- [7] 王永明,殷自力,李琳,等. 台风灾害场景下考虑运行状态的配电网风险评估方法[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2018, 30(12): 60-65.
WANG Yongming, YIN Zili, LI Lin, et al. Risk assessment method of distribution network considering operation state under typhoon disaster scenario[J]. *Proceedings of the CSU-EPSCA*, 2018, 30(12): 60-65.
- [8] 黄勇,魏瑞增,周恩泽,等. 台风灾害下输电线路损毁预警方法[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(23): 142-150.
HUANG Yong, WEI Ruizeng, ZHOU Enze, et al. Early warning method of transmission line damage under typhoon disaster[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(23): 142-150.
- [9] 包博,程韧俐,熊小伏,等. 一种计及微地形修正的输电线路台风风险预警方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2014, 42(14): 79-86.
BAO Bo, CHENG Renli, XIONG Xiaofu, et al. An early warning method for typhoon risk of transmission lines with micro terrain correction[J]. *Power System Protection and Control*, 2014, 42(14): 79-86.
- [10] 翁世杰. 架空输电线路大风灾害预警方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
WENG Shijie. Study on early warning method of high wind disaster in overhead transmission lines[D]. Chongqing: Chongqing University, 2015.
- [11] 谢云云,薛禹胜,文福拴,等. 冰灾对输电线路故障率影响的时空评估[J]. *电力系统自动化*, 2013, 37(18): 32-41.
XIE Yunyun, XUE Yusheng, WEN Fushuan, et al. Temporal and spatial evaluation of the impact of ice disaster on the failure rate of transmission lines[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2013, 37(18): 32-41.
- [12] 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. Temporal and spatial effects of mountain fire disaster on grid failure rate[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(3): 14-20.
- [13] 陈莹,王松岩,陈彬,等. 台风环境下考虑地理高程信息的输电通道结构失效故障概率评估方法[J]. *电网技术*, 2018, 42(7): 2295-2302.
CHEN Ying, WANG Songyan, CHEN Bin, et al. Evaluation method of transmission channel structure failure probability considering geographic elevation information in typhoon environment[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(7):

- 2295-2302.
- [14] LIU H, DAVIDSON R A, ROSOWSKY D V, et al. Negative binomial regression of electric power outages in hurricanes[J]. *Journal of Infrastructural Systems*, 2005, 11(4): 258-267.
- [15] LIU H, DAVIDSON R. A, APANASOVICH T V. Spatial generalized linear mixed models of electric power outages due to hurricanes and ice storms[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2008, 93(6): 897-912.
- [16] QUIRING S M, ZHU L, GUIKEMA S D. Importance of soil and elevation characteristics for modeling hurricane-induced power outages[J]. *Natural Hazard*, 2011, 58: 365-390.
- [17] LIU H, DAVIDSON R A, APANASOVICH T V. Statistical forecasting of electric power restoration times in hurricanes and ice storms[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2007, 22(4): 2270-2279.
- [18] 薛禹胜, 吴勇军, 谢云云, 等. 停电防御框架向自然灾害预警的拓展[J]. *电力系统自动化*, 2013, 37(16): 1-9. XUE Yusheng, WU Yongjun, XIE Yunyun, et al. Expansion of power outage prevention framework to natural disaster early warning[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2013, 37(16): 1-9.
- [19] HOU Hui, YU Shiwen, WANG Hongbin, et al. Risk assessment and its visualization of power tower under typhoon disaster based on machine learning algorithms[J]. *Energies*, 2019, 12(2): 1-23.
- [20] GUTWIN T B. Application of BCTC standardized risk estimation model to assess risk due to ice storms[C] // 8th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, Ames, USA, 2004: 970-974.
- [21] GUIKEMA S D, NATEGHI R, QUIRING S M, et al. Predicting hurricane power outages to support storm response planning[J]. *IEEE Access*, 2014, 2: 1364-1373.
- [22] GUIKEMA S D, QUIRING S M. Hybrid data mining-regression for infrastructure risk assessment based on zero-inflated data[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2012, 99: 178-182.
- [23] RADMER D T, KUNTZ P A, CHRISTIE R D, et al. Predicting vegetation-related failure rates for overhead distribution feeders[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2002, 17(4): 1170-1175.
- [24] 张稳, 盛万兴, 刘科研, 等. 计及天气因素相关性的配电网故障风险等级预测方法[J]. *电网技术*, 2018, 42(8): 2391-2398. ZHANG Wen, SHENG Wanxing, LIU Kexue, et al. Prediction method of distribution network fault risk level considering weather factors[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(8): 2391-2398.
- [25] 曾勇斌, 王星华, 彭显刚, 等. 输电线路缺陷风险建模及其预测方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(10): 91-98. ZENG Yongbin, WANG Xinghua, PENG Xiangang, et al. Study on risk modeling and prediction method of transmission line defects[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(10): 91-98.
- [26] 张勇军, 陈超, 许亮. 基于模糊聚类和相似度的电力系统可靠性原始参数预估[J]. *电力系统保护与控制*, 2011, 39(8): 1-5. ZHANG Yongjun, CHEN Chao, XU Liang. Estimation of original parameters of power system reliability based on fuzzy clustering and similarity[J]. *Power System Protection and Control*, 2011, 39(8): 1-5.
- [27] LIU Haibin, DAVIDSON R A, ROSOWSKY D V, et al. Negative binomial regression of electric power outages in hurricanes[J]. *Journal of Infrastructure Systems*, 2005, 11(4): 258-267.
- [28] WANIK D W, ANAGNOSTOU E N, HARTMAN B M, et al. Storm outage modeling for an electric distribution network in Northeastern USA[J]. *Natural Hazards*, 2015, 79(2): 1359-1384.
- [29] 梁杰, 陈嘉豪, 张雪芹, 等. 基于独热编码和卷积神经网络的异常检测[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2019, 59(7): 523-529. LIANG Jie, CHEN Jiahao, ZHANG Xueqin, et al. Anomaly detection based on single heat coding and convolutional neural network[J]. *Journal of Tsinghua University: Natural Science Edition*, 2019, 59(7): 523-529.
- [30] 李航. *统计学习方法*[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
- [31] VAPNIK. *Statistical learning theory*[M]. New York: Springer, 1998.
- [32] 侯慧, 耿浩, 肖祥, 等. 台风灾害下配网用户停电区域预测及评估[J]. *电网技术*, 2019, 43(6): 1948-1954. HOU Hui, GENG Hao, XIAO Xiang, et al. Prediction and evaluation of outage area of distribution network users under typhoon disaster[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(6): 1948-1954.
- [33] 赵海龙, 张丹丹, 黄松, 等. 基于皮尔逊相关系数的海南省地闪密度与雷击故障关系分析[J]. *高压电器*, 2019, 55(8): 186-192. ZHAO Hailong, ZHANG Dandan, HUANG Song, et al. Analysis of the relationship between lightning flash density and lightning stroke fault in Hainan Province based on Pearson correlation coefficient[J]. *High Voltage Apparatus*, 2019, 55(8): 186-192.

收稿日期: 2020-09-01; 修回日期: 2020-11-09

作者简介:

侯慧(1981—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为能源互联网、电动汽车智能充电策略、电力系统分析、稳定和控制等; E-mail: houhui@whut.edu.cn

俞菊芳(1995—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统风险评估; E-mail: 15071396227@163.com

耿浩(1995—), 男, 硕士, 研究方向为电网防灾减灾。E-mail: whutgenghao@163.com

(编辑 姜新丽)