

基于协同机器学习的电力系统可靠性预测模型

王军龙,钱旭军,李永祥,王守长

(国网安徽省电力有限公司 宣城供电公司,安徽 宣城 242099)

摘要:众所周知,电力系统运行过程中会出现需要显性只是预测困难等问题,构建了基于连续协同机器学习算法的电力系统运行可靠性预测模型。首先,构建连续协同机器学习算法机制实现电力系统运行可靠性精准预测;然后,构建时间正序下的电力系统运行可靠性核心要素样本精准预测机制;最后,借助电力系统运行可靠性预测函数输出最优预测结果。开展了模型工程应用实践验证,验证结果表明,模型满足电力系统运行可靠性预测智慧化改造需求,大幅度优化了电力系统运行可靠性预测智慧可控感知机制,电力系统运行可靠性预测模型核心参数符合工程实践要求。

关键词:电力系统运行;可靠性预测;连续协同机器学习算法;LSTM算法;深度卷积神经网络算法

中图分类号:TP391.9 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd23929

Power System Reliability Prediction Model Based on Collaborative Machine Learning

WANG Junlong, QIAN Xujun, LI Yongxiang, WANG Shouchang

(Xuancheng Power Supply Company, State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd.,
Xuancheng 242099, Anhui, China)

Abstract: It is well known that the power system operation process will appear to require explicit just prediction difficulties and other problems, the power system operation reliability prediction model based on continuous collaborative machine learning algorithm was constructed. First, the continuous collaborative machine learning algorithm mechanism was constructed to achieve accurate prediction of power system operation reliability. Then, the sample accurate prediction mechanism for core elements of power system operation reliability under positive time sequence was constructed. Finally, the optimal prediction result was output by means of the power system operation reliability prediction function. The verification results show that the model meets the needs of intelligent transformation of power system operation reliability prediction, greatly optimizes the intelligent controllable perception mechanism of power system operation reliability prediction, and the core parameters of power system operation reliability prediction model meet the requirements of engineering practice.

Key words: power system operation; reliability prediction; continuous collaborative machine learning algorithm; long short-term memory (LSTM) algorithm; deep convolution neural network (DCNN) algorithm

电力系统运行可靠性是一个系统性概念,涵盖充裕度和安全性两个层面,定量化评价指标主要包括缺电概率、缺电时间期望、缺电频率、缺电持续时间、期望缺供电力、期望缺供电量、元件敏感度等,表征了电网的稳态性能。国内外诸多学者对电力系统运行可靠性预测问题进行了深入研究并取得了若干有益成果,选取具有代表性的简述如下:文献[1]采取基于改进的蒙特卡洛法,提出基于改进的蒙特卡洛模拟法来分析电力系

统元件中的时间状态,通过多维度仿真验证,实现了对电力系统的可靠性进行快速评估;文献[2]提出了一种新的可靠性跟踪方法及相应的准则,完整给出了考虑削负荷责任分摊的电力系统可靠性跟踪方法,在 RTS-79 系统环境下进行了有效性验证;文献[3]使用一种大数据与多参数组合的方法来配置每个电网负荷预测方法,应用回归方法归纳出各类型负荷的典型单位曲线,实现各类负荷的单独预测,然后通过实际算例分析验证

基金项目:国网安徽省电力有限公司科技项目(52120018005C);国网安徽省电力有限公司科技项目(SGAHXT00TKJS2000033);
国家自然科学基金(61876097)

作者简介:王军龙(1966—),男,本科,教授级高级工程师,Email:c95087213@126.com

了方法的可行性。

本文构建了基于连续协同机器学习算法的电力系统运行可靠性预测模型,利用国网安徽省电力有限公司下辖某换流站历史可靠性核心要素数据集开展了模型先验环境下的仿真验证,选取该换流站为工程实践分析载体,开发了典型需求场景下的电力系统运行可靠性预测演示系统^[4],开展了模型工程应用实践验证。基于该换流站的特性,将现有的软件技术和硬件设备进行嵌套组合,同时通过硬件平台和软件界面共同设计为基准,在多种角度进行,比如:定性和定量的方法进行,从而从不同的角度上证明我们的平台和方法的有效作用。

1 可靠性架构设计

通过将目标作为导向,一步一步地分解任务,重点关注电力系统的可靠性要素、电力系统的精准预测和运行时数据集的可靠性^[5]。样本池化处理是维持电力系统可靠运行的核心,其最大功能是确保电力系统运行能够完成核心要素样本的收集、运输、计算等工作,并且完成数据池对测试集与训练集的自定义数据集划分,从而进一步保证未来三年的电力系统以精准预测与电力系统运行息息相关的可靠性数据集,且为自主精准预测提供一致的数据支持。通过对电力系统核心要素样本的精确预测以及对其处在较长周期内子架构的精确预测,我们可将长短期记忆(LSTM)模型引入算法,构建要素特征和可靠性之间的物理映射,从而实现时间正序下的电力系统,对其核心要素样本进行精准的预测分析,从而为电力系统运行可靠性数据自主精准预测提供学习数据集^[6]。

电力系统运行可靠性数据集自主精准预测子架构主要完成电力系统运行的可靠性数据预测,数据池测试集分区的隐性知识感知实验则应用深度神经网络(DCNN)算法来完成。主要包含两个内涵:一是逻辑修正,二是最优输出。逻辑修正实验依赖于学习数据集,最优预测结果的输出则依赖于电力系统运行可靠性预测函数。

2 算法设计

2.1 预测算法

未来核心样本主要包括缺电概率、缺电时间期望、缺电频率、缺电持续时间、期望缺供电力、

期望缺供电量、元件敏感度等,表征了电网的稳态性能。未来三年内电力系统核心要素样本的精确预测是核心样本预测算法的主要应用领域。通过引入LSTM完成数据池训练集分区的特征辨别,建造可靠性与要素特征之间的物理映射机制^[7],以完成时间正序下电力系统核心要素的精确预测。同时,为电力系统可靠性数据自主精准预测提供可靠的学习数据。通过初始化LSTM层数及节点数、学习率、网络序列长度等超参数,使LSTM能够完成时间正序下数据池训练集的分区训练,并且通过内部的自我监督系统进行微调,迭代更替,如此往复,从而实现较长的电力系统核心要素样本预测^[8],加速深度LSTM收敛,规避梯度消失及爆炸等现象。

通过粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法对LSTM初始参数进行反复迭代优化。算法先将LSTM中的隐藏层数、学习率、迭代次数epochs等参数设为优化值,并给予取值最大值与最小值。同时,利用PSO根据超参数初始化各粒子的位置空间信息并建立网络,将网络通过验证集的预测结果作为粒子的适应度值不断迭代更新优化,从而满足最大迭代次数时算法停止更新优化参数,从而得到LSTM的最优权值。其中,粒子群的位置和速度在M维搜索空间随机初始化,粒子群的数量设置为20,加速因子设置为 $c_1=c_2=2$,惯性因子为0.8,epochs设置为400,当粒子的适应度值不再随迭代次数明显变化时停止算法。

定义LSTM预测误差均方差值为适应度函数,不妨用MSE表示,LSTM预测局部最优解均方差 MSE_i 和LSTM预测全局最优解 MSE_g 分别为

$$MSE_i = \frac{1}{p} \sum_{s=1}^p \sum_{j=1}^N (d_{isj} - y_{isj})^2 \quad (1)$$

$$\begin{aligned} MSE_g &= \min_{i=1}^n (MSE_i) \\ &= \min_{i=1}^n \frac{1}{p} \sum_{s=1}^p \sum_{j=1}^N (d_{isj} - y_{isj})^2 \end{aligned} \quad (2)$$

式中:n为PSO算法的粒子数目;p为数据池训练集分区的数据数;N为LSTM的节点数; d_{isj}, y_{isj} 分别为预测数据集和真实数据集^[9]。

式(2)构建了要素特征与可靠性的物理映射机制,定义 YCJ_{t+} 表征时间正序下的电力系统核心要素样本精准预测生成集合,因此有:

$$YCJ_{t+} = \min_{i=1}^n \sum_{s=1}^p \sum_{j=1}^N (d_{isj} - y_{isj})^2 P_i^{ref} c(t) \Delta t \quad (3)$$

式中: P_i^{ref} 为数据校正因子,数据基本逻辑格式会

对数据集进行初步筛选并过滤其中的无效预测数据; $c(t)$ 为时间校正因子^[10],以确保数据集由始至终都能够按照时间正序完成预测; Δt 为预测数据集与特征识别数据集之间的换算系数,以确保预测数据集与训练数据集的密度维持在同一平面。

式(2)是构建 PSO 种群分层结构的核心算法,式(3)则用于甄选出最佳适应值。其原理是抓取全局最佳粒子位置以获得最佳 LSTM 权重值,在时间正序下生成电力系统核心要素样本数据集的精确预测。

2.2 电力系统运行可靠性数据集自主精准预测算法

时间正序下,由 LSTM 模型生成的电力系统核心要素预测集将作为电力系统运行的可靠性数据的学习数据集^[11],使得电力系统运行可靠性数据集自主预测成为现实,DCNN 模型的引入则能够实现数据池测试集分区的隐性感知,再通过学习数据集修正隐性知识,后运用电力系统运行可靠性预测函数得到最佳预测结果。初始 DCNN 的输入策略块为 16×16 , 32 个 5×5 的卷积核,卷积步长初始值为 1;训练中每个卷积核的参数为 $p \times q$,卷积输入数据集为 X ,卷积核集合为 Z ,卷积步长为 λ_1 和 λ_2 ,则建于学习数据集的训练卷积层可表示为

$$C(y,z) = \sum_p \sum_q Z(p,q) X(y-p+\lambda_1, z-q+\lambda_2) \quad (4)$$

式中: z 为某一个卷积核。

为改善式(4)的反向传递性能^[12],增大 DCNN 网络的梯度值,将门控机制算法引进各层神经元之中,再经过耦合第 i 层与 $i-k$ 层的聚合信息,促使正则化效果生成,以减少 DCNN 的误差,增加训练的收敛。此间,应用优化版 DCNN 对数据池测试集进行隐性感知,再通过预测数据集修正隐性知识^[13]。

定义测试集分区隐性知识输出为 $Y(j,k)$,修正过的测试集分区隐性知识输出为 $X(j,k)$,DCNN 的激活函数为 Sigmoid 且定义为 f ,则

$$Y(j,k) = f[C(j,k)] \left(\sum_{i \in p_j} k_{i,j}^d \otimes y_i^{d-1} + b_j^d \right) \quad (5)$$

$$X(j,k) = \text{down}[Y(j,k)] \beta_j^d \quad (6)$$

式中: d 为 DCNN 的深度; $k_{i,j}$ 为卷积核; \otimes 为平面卷积操作; y_i 为上一层卷积特征图; b_j 为偏置误差; p_j 为输入的隐性知识数据集; β 为修正权重; $\text{down}()$

为池化偏置误差函数。

式(6)为修正后的数据池测试集分区隐性知识输出的函数,能够精确抓取潜在大数据后的隐性知识^[14],对电力系统运行可靠性数据集自主精准预测有着强大的支撑。

定义电力系统预测函数为 R ,通过引入多特征融合算法和深度层权重来降低非核心参数的干扰。根据电力系统核心要素样本预测生成的贡献度,并且将在 DCNN 模型的各连接层附上各参数的贡献权重值,则权重有如下表达式:

$$\mu^n = \frac{1/e^n}{\sum_{i=1}^N (1/e^i)} \quad (7)$$

式中: n 为卷积的层数; e^i, e^n 分别为参数 i, n 的误差; μ^n 为参数 n 的权重。

e^n 越小的参数其权重越高,则电力系统运行可靠性预测函数表示为

$$R = \sum_{n=1}^N \mu^n y^n \quad (8)$$

式中: y^n 为参数为 n 的上一层误差。

2.3 实验环节

引入 16 层的 DCNN 模型,借缓冲池机制之便,改善 LSTM 模型预测收敛缓滞情况^[15],设置 Action Value CNN 和 Target-action Value CNN,在现状态输入 Action Value 以获取 eval Q 值,运用后者中输入值的现状态输出 Next Q 值,完成电力系统运行可靠性数据集的自主精准预测。另外,选取国网安徽省电力有限公司下辖某换流站电力系统核心要素数据构建仿真数据集,选择其中的 1.6 万例数据为算法训练集,再选择仿真数据集的 0.86 万例数据为算法测试集,以 Python3.8 为语言编程桥梁、PyCharm 为集成环境完成图形化仿真。最终结果如图 1、图 2 所示。

基于图 1 给出的显著对比信息,未来核心要素样本精准预测算法可以较好地实现时间正序下的电力系统核心要素样本数据集精准预测,特别是引入 PSO 优化机制后,模型训练迭代 200 000 次后,数据集预测误差率趋于 3% 以下,符合模型对数据集的质量要求。基于图 2 给出的显著对比信息,电力系统运行可靠性数据集自主精准预测算法可以较好地实现电力系统运行可靠性预测数据集自主生成,在 DCNN 各层 CNN 之间引入门控机制后,电力系统运行可靠性数据集自主精准预测算法有效率大幅度提高,达到可靠性阈值所

需的模型训练迭代次数进一步压缩,提高了电力系统运行可靠性预测数据集自主生成的效率,从

原理上优化了电力系统运行可靠性预测智慧可控感知机制。

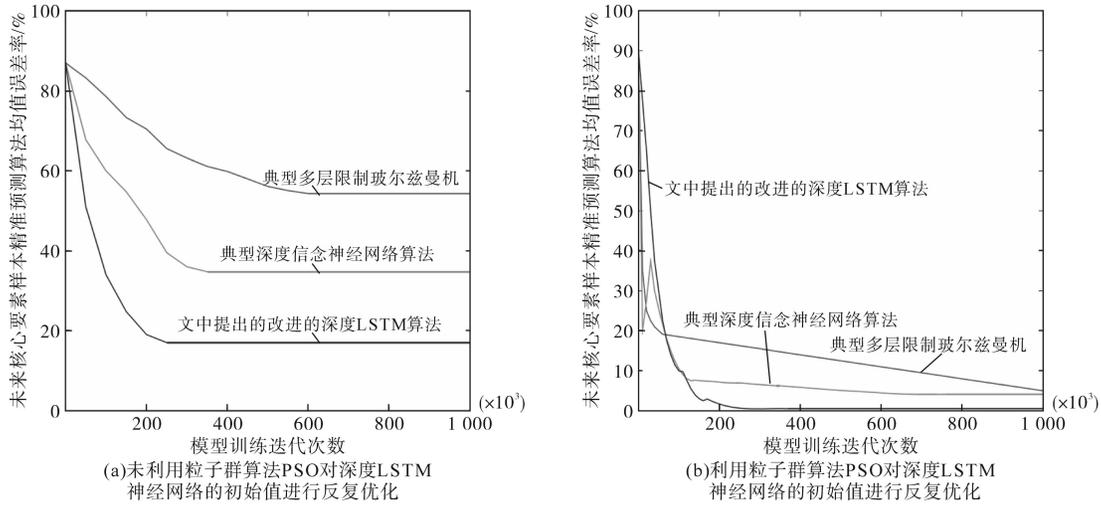


图1 基于深度LSTM神经网络的未来核心要素样本精准预测算法性能仿真图

Fig.1 Performance simulation diagram of accurate prediction algorithm for future core element samples based on deep LSTM neural network

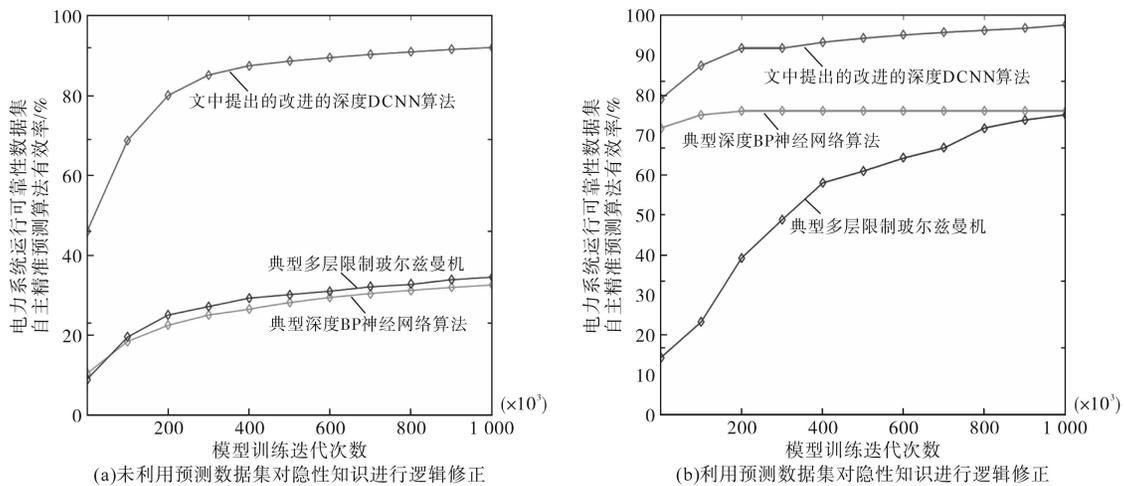


图2 基于深度卷积神经网络的电力系统运行可靠性数据集自主精准预测算法性能仿真图

Fig.2 Performance simulation diagram of autonomous and accurate prediction algorithm for power system operation reliability data set based on DCNN

3 实验分析

通过图1和图2可知,其从多维度传达了电力系统运行预测的有效性及算法的可行性;从原理角度说明了未来核心要素样本精准预测算法、电力系统运行可靠性数据集自主精准预测算法的定量化建模过程,理清了电力系统运行可靠性预测模型内部数据流及控制流时间正序下的逻辑走向,为开展电力系统运行可靠性预测模型工程实践效能分析提供了理论依据。电力系统运行可靠性预测模型理论上适用于任意规模的电力系统运行可靠性预测,不失一般性,选取国网

安徽省电力有限公司下辖某换流站电力系统作为工程实践效率的分析载体。模型算法实验验证同步开展,具体措施为:使用现有的某换流站电力系统,搭建实验需要的验证环境。在某换流站电力系统平台上装备电力运行系统,辅以可视化实时监测平台,能够增加核心要素样本特征数据池、未来核心要素样本预测、数据集自主预测三个软件子进程^[16]。另外,通过软件系统平台对进程数据实时在人机交互界面显示操作。其中,核心要素样本数据池生成子进程对底层核心要素样本监测集群采集的多源异构核心要素样本特征数据进行暂存与计算,形成融合前置训练集

和后置测试集的核心要素样本特征数据池;未来核心要素样本精准预测子进程引入LSTM对数据池前置训练集进行特征辨识,构建时间正序下的电力系统核心要素样本精准预测机制;可靠性数据集自主精准预测子进程引入DCNN对数据池后置测试集进行隐性知识感知,借助电力系统运行

可靠性预测函数输出最优预测结果。从数据流层面上看,以上三个软件子进程属于可视化实时监测平台,其独立性在控制流层面得到较清晰的体现,能够实现从样本预测、数据集预测及数据池形成的自主控制与判断。图3为电力系统运行可靠性预测模型工程实践效能分析环境逻辑图。

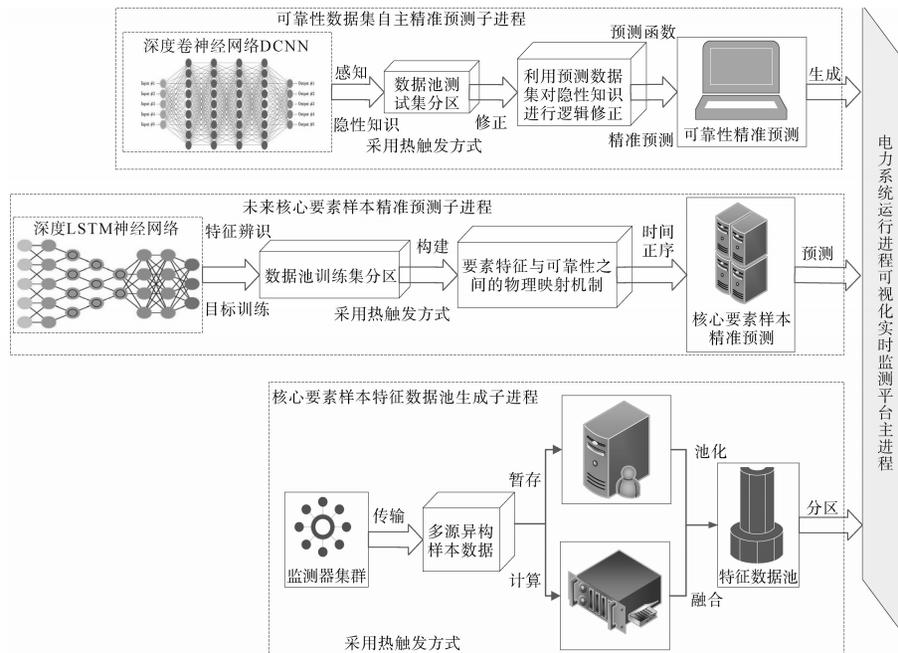


图3 电力系统运行可靠性预测模型工程实践效能分析环境逻辑图

Fig.3 Power system operation reliability prediction model engineering practice efficiency analysis environment logic diagram

如图3所示,从网络模型角度对比和分析电力系统运行可靠性模型的综合应用效能。选取国网安徽省电力有限公司下辖某换流站绝缘子告警进程为算例分析数据源头,对未来核心要素样本精准子进程和可靠性数据自主预测子进程核心参数进行差异化设置。选取了某换流站电力系统平台目前装备的电力系统运行进程可视化实时监测平台作为对照系统,选取核心参数差异化设置的电力系统运行可靠性预测模型为实验系统,利用某换流站绝缘子告警进程可靠性先验及数据构建效能融合数据池进行比对,连续地从可靠性数据集自主预测有效率(YX)、模型核心要素样本特征数据集预测精准率(JZ)、感知覆盖率(FG)等角度进行定量的评析,从人际互动友好度(JH)、动态警示提醒推送通知(YC)、电力系统运行可靠性预测智慧化程度(ZH)等角度进行定性的评析,结果见表1。由表1可知,对比传统的显示知识的电力系统运行可靠性预测机制在工程实践运用中的效果,电力系统运行可靠性预测算法的优势较为明显,满足电力系统运行可靠

性预测智慧化改造需求,大幅度优化了电力系统运行可靠性预测智慧可控感知机制,电力系统运行可靠性预测模型核心参数符合工程实践要求。

表1 电力系统运行可靠性预测模型工程实践效能分析对比表
Tab.1 Power system operation reliability prediction model engineering practice performance analysis comparison table

对比系统	JZ/%	FG/%	YX/%	JH	ZH	YC
验证系统	93.11	94.28	92.61	很好	很好	较好
跟随系统	73.56	81.42	79.87	较好	一般	较差
对照系统	92.97	94.19	91.93	很好	很好	较好

4 结论

针对电网运行过程中出现的预测性不可靠等问题,应用连续协同算法完成了电力系统的精确预测,与此同时构架了一种基于连续协同机器的电力系统运行可靠性预测算法。应用软件进程扩建的方法构架了电力系统运行可靠性预测模型工程实践效能分析验证环境,通过比较验证系统、跟随系统和对照系统预测模型的结果。验证系统的JZ为93.11%,高于跟随系统JZ的73.56%和对照系统JZ的92.97%;验证系统的FG

为94.28%,高于跟随系统FG的81.42%和对照系统FG的94.19%;验证系统的YX为92.61%,高于跟随系统YX的79.87%和对照系统YX的91.93%。由此可见,较传统显性知识在电力系统运行可靠性预测机制在工程实践方面的应用而言,电力系统运行可靠性算法有较明显的优势,规避了前者部分的不足及问题,满足电力系统运行可靠性预测智慧化改造需求,大幅度优化了电力系统运行可靠性预测智慧可控感知机制,电力系统运行可靠性预测模型核心参数符合工程实践要求,具有较好的应用前景。

参考文献

- [1] 赵永生,张健,凌松,等.基于改进蒙特卡洛法的电力系统可靠性评估[J].微型电脑应用,2021,37(4):121-123.
ZHAO Yongsheng, ZHANG Jian, LING Song, et al. Power system reliability evaluation based on improved Monte Carlo method[J]. Microcomputer Applications, 2021, 37(4): 121-123.
- [2] 胡博,周家浩,王蕾报,等.考虑削负荷责任分摊的电力系统可靠性跟踪方法[J].电力系统自动化,2020,44(23):64-71.
HU Bo, ZHOU Jiahao, WANG Leibao, et al. Reliability tracking method for power system considering responsibility allocation of load shedding[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(23): 64-71.
- [3] 李富鹏,沈秋英,王森,等.基于大数据和多因素组合分析的单元制配电网精细化负荷预测[J].智慧电力,2020,48(1):55-62.
LI Fupeng, SHEN Qiuying, WANG Sen, et al. Refined load forecasting method for distribution network considering differences based on image processing[J]. Smart Power, 2020, 48(1): 55-62.
- [4] DIWAKER C, TOMAR P, SOLANKI A, et al. A new model for predicting component-based software reliability using soft computing[J]. IEEE Access, 2019, 180(7): 147191-147203.
- [5] 武晔卿,刘凯强,彭耀光.基于隐患概率分析的嵌入式系统可靠性设计方法[J].单片机与嵌入式系统应用,2020,20(9):14-16.
WU Yeqing, LIU Kaiqiang, PENG Yaoguang. Reliability design method of embedded system based on hidden danger probability analysis[J]. Microcontrollers & Embedded Systems, 2020, 20(9): 14-16.
- [6] 郭一帆,唐家银.基于机器学习算法的寿命预测与故障诊断技术的发展综述[J].计算机测量与控制,2019,27(3):7-13.
GUO Yifan, TANG Jiayin. A review of the development of life prediction and fault diagnosis technology based on machine learning algorithm[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(3): 7-13.
- [7] 曾路,汪浩.基于机器学习的虚拟仪器软件缺陷预测模型研究[J].自动化与仪器仪表,2020,247(5):59-62.
ZENG Lu, WANG Hao. Research on software defect prediction model of virtual instrument based on machine learning[J]. Automation & Instrumentation, 2020, 247(5): 59-62.
- [8] KARA Ahmet. Multi-step influenza outbreak forecasting using deep LSTM network and genetic algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 180(4): 81-87.
- [9] 吴晓锐,龚文兰,吴宁,等.考虑大规模风电接入的电力系统备用容量评估方法[J].广西电力,2021,44(2):27-32.
WU Xiaorui, GONG Wenlan, WU Ning, et al. A reserve capacity evaluation method considering large-scale wind power integration[J]. Guangxi Electric Power, 2021, 44(2): 27-32.
- [10] 孙小龙,李成家,李佳,等.风电场功率预测系统运行可靠性和预测精度提升的实践[J].东北电力技术,2021,42(4):55-58.
SUN Xiaolong, LI Chengjia, LI Jia, et al. Practice on operational reliability and forecasting accuracy improvement in wind power forecasting system[J]. Northeast Electric Power Technology, 2021, 42(4): 55-58.
- [11] JABEEN G, LUO P, AFZAL W. An improved software reliability prediction model by using high precision error iterative analysis method[J]. Software Testing, Verification and Reliability, 2019, 29(6): 97-108.
- [12] 谢阳腾,丘东元,谢帆.基于多尺度思想的模块化多电平变流器可靠性分析综述[J].电网技术,2020,44(5):1852-1862.
XIE Yangteng, QIU Dongyuan, XIE Fan. Review of reliability analysis of modular multilevel converter based on multiscale theory[J]. Power System Technology, 2020, 44(5): 1852-1862.
- [13] 褚敏,李小波,王睿轶,等.基于灰色优化的地铁牵引逆变器系统可靠性预测[J].计算机仿真,2020,37(7):168-171.
CHU Min, LI Xiaobo, WANG Ruiyi, et al. Reliability prediction of metro traction inverter system based on grey optimization[J]. Computer Simulation, 2020, 37(7): 168-171.
- [14] KALIRAJ S, VIVEK D, KANNAN M, et al. Critical review on software reliability models: importance and application of reliability analysis in software development[J]. Materials Today: Proceedings, 2020, 37(8): 131-144.
- [15] 韩俊,谢珍建,黄河,等.基于停电损失计算与成本分析的配电网单元制供电网络可靠性规划[J].智慧电力,2020,48(1):63-68,117.
HAN Jun, XIE Zhenjian, HUANG He, et al. Unit mesh reliability planning for distribution network based on outage cost calculation and cost analysis[J]. Smart Power, 2020, 48(1): 63-68, 117.
- [16] 魏振华,王黎黎,任敏华,等.基于NARX神经网络的核电汽轮机超速保护系统可靠性实时预测[J].华北电力大学学报(自然科学版),2021,48(2):80-88.
WEI Zhenhua, WANG Lili, REN Minhua, et al. Real time reliability of nuclear turbine overspeed protection system based on NARX neural network[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2021, 48(2): 80-88.

收稿日期:2021-08-06

修改稿日期:2022-04-19