

基于犹豫模糊矩阵与变异算子的变电设备故障检修仿真

盛宏伟[†], 张杰锋, 汪卫东, 吴继顺, 王嘉毅

(浙江省送变电工程有限公司 变电检修(调试)公司, 浙江 杭州 330102)

摘 要:为降低变电设备故障检修时的综合风险成本,提出基于犹豫模糊矩阵与变异算子的变电设备故障检修方法。设置犹豫模糊矩阵,提取变电设备振动信号特征,将特征值输入稳定的 Hopfield 神经网络,分类诊断变电设备的故障;通过基于变异算子的变电设备故障检修优化模型,构建目标为综合风险成本的函数,设置约束条件为电网停电次数为 1 次、传输功率不超限,获取符合检修目标和约束条件的检修最优方案。实验仿真结果显示:所提方法可优化变电设备故障检修方案,提升变电设备故障诊断效率,保证设备检修的停电次数为每月 1 次,降低电网综合风险成本。

关键词:犹豫模糊矩阵;变异算子;变电设备;故障;诊断;检修

中图分类号: TM721

文献标识码: A

Simulation of Substation Equipment Fault Maintenance Based on Hesitation Fuzzy Matrix and Mutation Operator

SHENG Hongwei[†], ZHANG Jiefeng, WANG Weidong, WU Jishun, WANG Jiayi

(Zhejiang Electric Transmission and Transformation Company Limited State Grid AC
Engineering Construction Company, Hangzhou, Zhejiang 330102, China)

Abstract: In order to reduce the comprehensive risk cost of substation equipment fault maintenance, a method of substation equipment fault maintenance based on hesitation fuzzy matrix and mutation operator is proposed. The hesitation fuzzy matrix is set to extract the characteristics of the vibration signal of the substation equipment, and the eigenvalues are input into the stable Hopfield neural network to classify and diagnose the faults of the substation equipment; Through the optimization model of substation equipment fault maintenance based on mutation operator, a function with the objective of comprehensive risk cost is constructed, and the constraint conditions are set as the number of power grid outages is 1, and the transmission power is not exceeding the limit, so as to obtain the optimal maintenance plan that meets the maintenance objectives and constraints. The experimental simulation results show that the proposed method can optimize the fault maintenance scheme of substation equipment, improve the efficiency of fault diagnosis of substation equipment, ensure that the outage frequency of equipment maintenance is once a month, and reduce the comprehensive risk cost of power grid.

Key words: hesitation fuzzy matrix; mutation operator; substation equipment; failure; diagnosis; overhaul

电力系统中变电设备运行状态对电力系统稳定性存在直接影响,如果变电设备出现异常问题而处于故障状态,电力系统运转性能也将出现异常状态。为此,变电设备的故障检修存在必要性^[1-3]。

张可、田焱等人^[4]使用继电保护运维技术,对智能变电站经常出现故障问题的设备进行多次检修,虽然此方法的检修效果得到认可,但在现实应用中,此类方法的检修过程复杂,费时、费力,不占

据优势。叶远波、刘宏君等人^[5]使用状态空间法,设计用于变电站继电保护设备故障检修的马尔科夫模型,但此方法需要逐一测试变电设备的运行状态,便会出现多次停电的问题,不利于电网的稳定运行。

在智能化技术的推广下,目前智能变电站运维系统的应用已逐渐深入各个城市。在此条件下,为了实现变电设备实时、有效的故障检修,本文研究了基于犹豫模糊矩阵与变异算子的变电设备故障检修方法。此方法为减少变电设备故障检修任务量,提高故障检修效率,将变电设备故障检修任务分为故障诊断、故障检修优化两个步骤,从而在保证故障检修效果的前提下,减少检修停电次数和电网综合风险成本。

1 变电设备故障检修方法

1.1 基于犹豫模糊矩阵的变电设备故障诊断方法

1.1.1 提取变电设备故障信号特征向量

因为变电设备出现故障时,设备自身会出现一定程度的振动^[6-8],所以,本文使用变电设备振动信号作为故障诊断的样本信息。

设置变电设备振动信号的振动特征频率 f 依次是 $< 0.45f$ 、 $(0.45 \sim 0.55)f$ 、 $0.55f$ 、 $(0.55 \sim 1.50)f$ 、 $1.50f$ 、 $2.50f$ 、 $(3.50 \sim 5.50)f$ 、奇数倍 f 、高倍频 f ,将变电设备振动信号特征量,设成各个频率的功率谱中每个频率段、频率点位置相应的振幅均值 y_j 与最大值 $y_{\max}$ 之比^[9],然后使用式(1)执行归一化操作,获取变电设备振动信号特征量^[10,11]。

$$o_j = \frac{y_j}{\sum_{i=1}^m y_{\max}}, i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

式中, m 是变电设备振动信号特征频率端数量; o_j 是变电设备振动信号特征量。

1.1.2 基于犹豫模糊矩阵优化 Hopfield 神经网络的故障诊断

将 1.1.1 小节提取的变电设备振动信号特征量 o_j 作为 Hopfield 神经网络的输入样本。在输入之前,需保证 Hopfield 神经网络结构稳定,为此,本文把犹豫模糊矩阵与 Hopfield 神经网络结构相结合,构建基于犹豫模糊矩阵优化 Hopfield 神经网络的故障诊断模型。Hopfield 神经网络模型结构属于反馈式结构^[12],输入与输出均存在网络连接,图 1 是其网络结构。

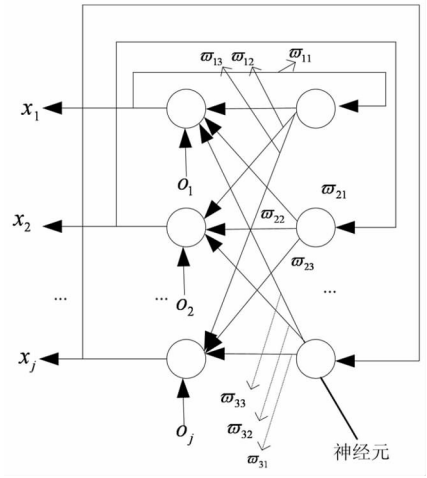


图 1 Hopfield 神经网络结构

Hopfield 神经网络中,神经元之间的权值是 $\bar{w}_{ji}$;神经元的输入与输出依次是变电设备振动信号特征 o_j 、变电设备故障诊断结果 x_j 。变电设备振动信号特征在时间段 t 中状态设成 $o_j(t)$,引入激励函数 ξ ,将其设成符号函数,那么 t 时刻变电设备故障诊断结果是:

$$x_j = \begin{cases} 1 & \xi \sum_{j=1, j \neq i}^m \bar{w}_{ji} x_j(t) + a_j \geq 0 \\ -1 & \xi \sum_{j=1, j \neq i}^m \bar{w}_{ji} x_j(t) + a_j < 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中, m 是变电设备振动信号特征样本数量, $i, j \in m$; a_j 是偏置项;当 x_j 的数值是 1 时,表示设备不存故障。当 x_j 的数值是 -1 时,表示变电设备存在故障。

设置随机一个神经元 j 的能量函数是:

$$\rho = -\frac{1}{2} \xi \sum_{j=1, j \neq i}^m \bar{w}_{ji} x_j + a_j x_j \quad (3)$$

Hopfield 神经网络主要使用神经动力学的模式更新网络状态,若神经元之间权值 $\bar{w}_{ji}$ 和正向对角线存在对称性,网络就会出现不稳定情况,导致网络对变电设备故障的诊断误差变大^[13-15]。为保证 Hopfield 神经网络处于稳定状态,需要保证能量函数为最小值,为此,本文使用犹豫模糊矩阵,合理设置 Hopfield 神经网络权重,保证网络稳定性。

设置 Hopfield 神经网络中 n 个权重可行解集合是 $\bar{\omega} = \{\bar{\omega}_1, \bar{\omega}_2, \dots, \bar{\omega}_n\}$,可行解应用后的网络 m 种状态属性集合是 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$ 。权重可行解 $\bar{\omega}_j$ 在网络状态属性 b_j 中的评价价值就是犹豫模糊数 k_{ji} 。

设置犹豫模糊多属性决策矩阵是 $K = (k_{ji})_{n \times m}$,此矩阵代表权重可行解 $\bar{\omega}_j$ 的应用下网络状态属

性 b_j 的状态,若网络稳定,则 $0 \leq k_{ji} \leq 1$ 。犹豫模糊矩阵优化 Hopfield 神经网络权重的具体流程是:

(1)设置犹豫模糊数的测度函数是 R ,对比每个权重可行解的犹豫模糊数 k_{ji} ,并设置权重可行解优势集合是 D_{hz} 、劣势集合是 E_{hz} 。

$$D_{hz} = \{i | k_{hi} \geq k_{zi}; h, z = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m\} \quad (4)$$

$$E_{hz} = \{i | k_{hi} < k_{zi}; h, z = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m\} \quad (5)$$

其中, k_{hi} 、 k_{zi} 依次是第 h 个、第 z 个权重可行解在网络稳定状态下的犹豫模糊数。

(2)结合每个权重可行解犹豫模糊数,设置权重可行解优势对比矩阵是 D :

$$D = \begin{Bmatrix} - & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & - & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & - \end{Bmatrix} \quad (6)$$

(3)设置劣势集合中的权重可行解对比矩阵是 E :

$$E = \begin{Bmatrix} - & e_{12} & \cdots & e_{1n} \\ e_{21} & - & \cdots & e_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e_{n1} & e_{n2} & \cdots & - \end{Bmatrix} \quad (7)$$

(4)设置优势集合中,权重可行解优势对比判断矩阵是 $D = (\bar{\omega}_{hz})_{n \times m}$:

$$\bar{\omega}_{hz} = d^+ - d_{hz} \quad (8)$$

其中,优势矩阵 D 期望解是 d^+ ; $d_{hz} \in D_{hz}$,表示目前权重优势解; $\bar{\omega}_{hz}$ 是优势集合中,权重可行解筛选结果。

(5)设置劣势集合中,权重可行解劣势对比判断矩阵 $E = (\bar{\omega}'_{hz})_{n \times m}$:

$$\bar{\omega}'_{hz} = e^- - e_{hz} \quad (9)$$

其中, e^- 是劣势矩阵 E 中负期望解; $e_{hz} \in E_{hz}$,表示目前权重劣势解; $\bar{\omega}'_{hz}$ 是劣势集合中,权重可行解筛选结果。

(6)运算 $\bar{\omega}_{hz}$ 、 $\bar{\omega}'_{hz}$ 与期望解的匹配度,获取权重可行解综合对比矩阵 $Q = (q_{hz})_{n \times n}$:

$$q_{hz} = \frac{\bar{\omega}_{hz}}{\bar{\omega}^+} \quad (10)$$

$$q_{hz} = \frac{\bar{\omega}'_{hz}}{\bar{\omega}^+} \quad (11)$$

其中, q_{hz} 是目前权重可行解与期望解 $\bar{\omega}^+$ 的匹

配度; q_{hz} 较大,表示权重可行解和期望解的贴近期度较大,则 q_{hz} 最大时,输出其运算的权重可行解,此解即为权重最优解。将其输入 Hopfield 神经网络后,使用式(2)完成变电设备故障诊断。

1.2 基于变异算子的变电设备故障检修优化模型

针对 2.1 小节所诊断的故障变电设备,本节使用基于变异算子的变电设备故障检修优化模型,对变电设备故障检修方案进行优化,在电网安全运行的前提下,控制停电次数与检修成本,实现综合风险成本最小化。

则变电设备故障检修优化的目标函数就是:电网运行风险费用 $W_g(t)$ 、设备故障风险费用 $W_e(j)$ 的和值为最小值,此时综合风险成本属于最小化状态。目标函数 Ω 是:

$$\Omega = \min \left(\sum_{t=1}^m W_g(t) + \sum_{j=1}^n W_e(j) \right) \quad (12)$$

其中, $t \in m$ 是检修时段总值; n 是需检修的故障设备数目。

约束条件是:

(1)检修过程中,需防止出现同一设备多次检修的问题,以此避免出现多次停电。所以,故障的变电设备需尽量同时检修。比如在月度的全部检修过程中,均属于重复停电检修,在设计检修方案时,把重复停电检修任务设置在统一时间段中,则在检修过程中仅可以停电 1 次。

(2)设备检修时,需要停止运行,此时电网潮流分布便会出现变化,导致传输功率出现越限问题,所以需要保证线路实际的传输功率 l_z 小于极限功率 l_{zmax} 。

为了获取故障变电设备检修时综合风险成本最小化的检修方案,本文在量子粒子群算法中引入变异算子,在量子粒子群寻优检修方案时,保证代表检修方案可行域的种群,可以在全局最优维度提取变电设备故障检修方案的全局最优解。

t 时刻,设置故障变电设备检修方案寻优的可行域维度是 M ,设置 N 个代表检修方案可行解的粒子 G_N ,可构建为种群 $G(t) = \{G_1(t), G_2(t), \dots, G_N(t)\}$, t 时间段中, $G(t)$ 的位置是 $G_j(t) = [G_{j,1}(t), G_{j,2}(t), \dots, G_{j,M}(t)]$ 。 t 时刻,代表故障变电设备检修方案最优解的粒子个体位置是 $V_j(t) = [V_{j,1}(t), V_{j,2}(t), \dots, V_{j,M}(t)]$, 其所在种群全局最优位置是 $F(t) = [F_1(t), F_2(t), \dots, F_M(t)]$, $F(t) = V_g(t)$, 式中, g 是全局最优位置粒子个体编码信息。针对最小化问题,代表故障变

电设备检修方案最优解的个体最优位置是:

$$V_j(t) = \begin{cases} G_j(t) & g[G_j(t)] < g[V_j(t-1)] \\ V_j(t-1) & g[G_j(t)] \geq g[V_j(t-1)] \end{cases} \quad (13)$$

其中, $V_j(t-1)$ 是 $t+1$ 时刻代表故障变电设备检修方案最优解的粒子个体位置。

则代表故障变电设备检修方案可行域的种群全局最优位置是:

$$F(t) = \arg \min_{j \leq N} \{g[V_j(t)]\} \quad (14)$$

$$F(t) = V_g(t) \quad (15)$$

$t+1$ 时刻粒子种群进化结果是:

$$G_j(t+1) = \epsilon \cdot |V_j(t) - G_j(t)| \quad (16)$$

其中,收缩扩张系数是 ϵ ,取值区间是 $0 \sim 1$ 。

实际应用时,量子粒子群算法易陷入局部最优,为此,本文先使用遗传算法中的杂交、变异方法改进量子粒子群算法。粒子群里全部粒子均具备杂交概率值,此数值和粒子群的适应度不存在相关性。迭代时,进化后粒子与进化前粒子,将结合杂交概率详情,构建数目一致的子代粒子,为保证种群粒子数量固定,舍弃父代粒子使用子代粒子进行迭代寻优。则:

$$\phi(v) = n \times \eta(v) + (1-n) \quad (17)$$

其中, v 是 M 维中粒子个体位置向量; $\phi(v)$ 、 $\eta(v)$ 依次是子代与父代粒子位置向量; n 是随机数,取值区间是 $[0,1]$ 。

然后本文使用双变异算子将适应度最差的粒子 G'_N 执行大概率的高斯变异,以此保证惰性粒子的寻优空间不出现死角,优化算法的整体收敛效率。设置需变异粒子的变异概率设成 z_{n1} ,将此粒子使用下式执行变异:

$$j_N = G'_N \times (1 + 0.618\gamma)z_{n1} \quad (18)$$

式中, j_N 是变异后粒子; γ 是随机变量,取值区间是 $[0,1]$ 。

再使用变异算子把适应度最佳的粒子 G'_N 执行小概率变异,以此保证迭代次数的增多,不会影响算法的收敛性。则设置变异粒子的变异概率是 z_{n2} ,将此粒子使用下式执行变异:

$$j_N = G'_N \times (1 + 0.5\gamma)z_{n2} \quad (19)$$

运算变异后粒子 j_N 的适应度,此适应度即为求解的目标函数式(12),分析迭代次数是否为最大值,若达到最大值,输出目前解,此解即为最优解,代表综合风险成本最小化的故障变电设备检修方案。

综上所述,基于变异算子的变电设备故障检修

优化模型的操作流程图如图 2 所示。

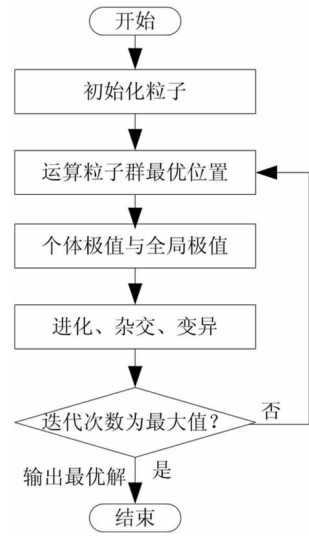


图 2 基于变异算子的变电设备故障检修优化流程

2 实验分析

有载调压变压器属于变电站中核心输配电设备之一,功能是调节有功、无功潮流,保证电压不出现异常变化。有载分接开关属于此变压器里可以调节的开关设备,但此类开关设备的故障率较高,为此,实验中将此设备作为变电设备故障检修对象。

为分析本文方法对有载调压变压器的分接开关故障检修效果,在 MATLAB 软件中,以仿真测试的方式,分析本文方法对其故障检修效果。先使用 DH186E 压电式加速度传感器,采集 2 个开关设备的振动信号,将其转换为电压信号后,传输至上位机,上位机在 LabVIEW-MATLAB 故障检测与分析系统中,使用本文方法诊断故障并设置最优故障检修方案。实验中,本文方法的检修目标是 2 个有载调压变压器的分接开关设备,1[#] 开关设备属于故障状态,2[#] 开关设备属于正常状态。图 3 是变电设备故障检修效果测试流程。

实验中,系统使用本文方法在诊断开关设备故障问题时,反馈的界面信息如图 4 所示。

如图 4 所示,仿真测试中,本文方法诊断结果符合实际情况,显示 1[#] 开关设备故障,2[#] 开关设备正常。

故障诊断完毕,结合某变电站有载调压变压器故障检修的历史数据,仿真模拟故障检修环境。在此环境中,本文方法使用基于变异算子的变电设备

故障检修优化模型,设计故障检修方案。当下电网企业在检修变电设备时,主要采取双周检修方式,但结合本文方法前文所述,双周检修会增加变电设备停电次数,导致电网运行风险变大,电网运维成本也增多,此时设备故障检修的费用也随之增多,最终增加了电网运行的综合风险成本。

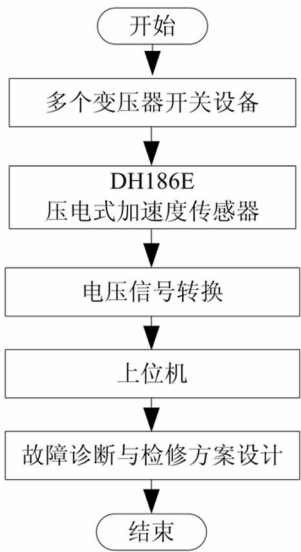
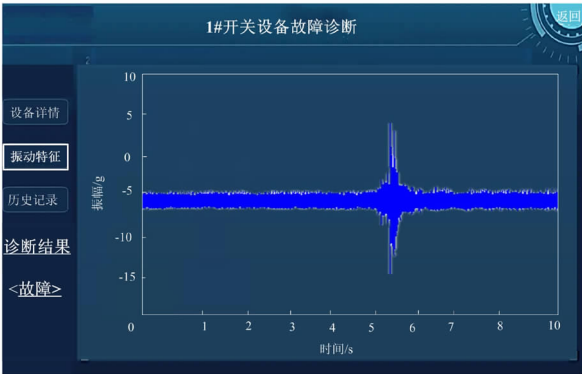
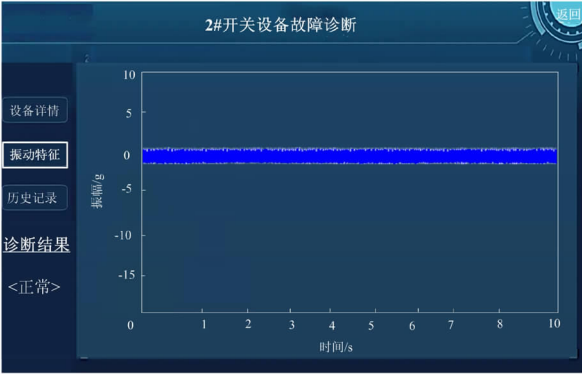


图 3 变电设备故障检修效果测试流程



(a)1# 开关设备诊断结果



(b)2# 开关设备诊断结果

图 4 本文方法对开关设备故障诊断效果图

因此在仿真实验中,本文方法把全年 12 个月,划分为 12 个检修时段,避免出现多次停电问题,通过基于变异算子的变电设备故障检修优化模型,设计变电设备故障检修的最优方案。则使用本文方法前后,仿真测试的检修方案应用效果如图 5、图 6 所示,其中图 5 主要使用双周检修方式检修变电设备。

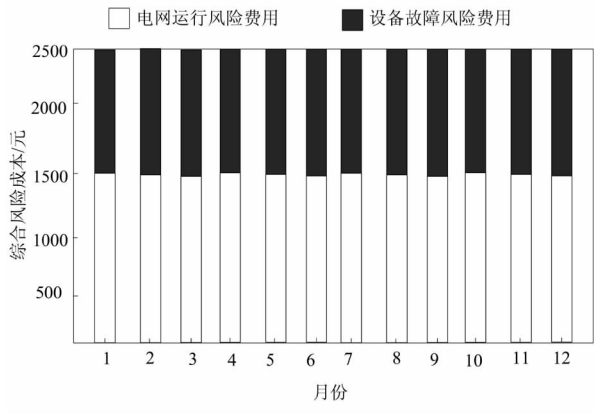


图 5 使用本文方法前变电设备检修效果

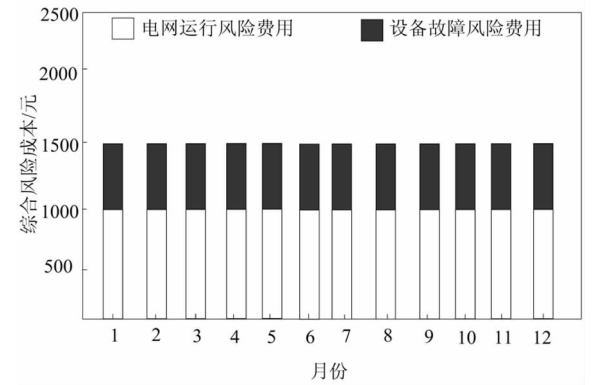


图 6 使用本文方法后变电设备检修效果

对比图 5、图 6 可知,仿真测试中,本文方法使用后,变电设备检修时,电网运行风险费用、设备故障风险费用都明显减少,本文方法对变电设备检修方案优化后,电网综合风险成本减少,验证了本文方法对变电设备故障检修任务的可用性。

图 7 是使用本文方法情况下,变电设备故障检修时的电网传输功率。

如图 7 所示,仿真测试中,使用本文方法情况下,变电设备检修时,电网传输功率 I_z 小于极限功率 I_{zmax} , 满足前文所述的约束条件。

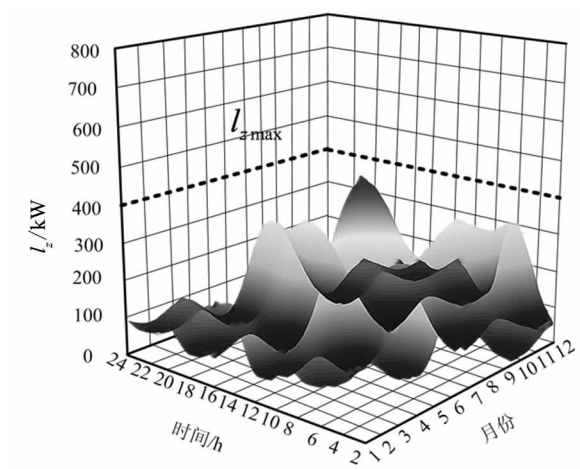


图 7 变电设备故障检修时的电网传输功率变化

3 结 论

变电设备检修工作中,故障检修方案的设定合理性,直接影响变电设备检修效果,且对电网运行状态也存在一定影响。提出基于犹豫模糊矩阵与变异算子的变电设备故障检修方法,此方法把变电设备检修问题分为故障诊断、故障检修优化两环节,并在各环节中引入了犹豫模糊矩阵、变异算子,用于优化故障诊断效果、故障检修效果。仿真实验中,本文方法被证实具备变电设备故障检修方案优化能力,能够降低因变电设备检修而出现的电网运行综合风险成本。

参考文献

[1] 王硕禾,巩方超,古晓东,等. 基于特征融合的变电设备类型及故障识别算法研究[J]. 铁道学报,2021,43(4):95—100.

[2] 叶远波,谢民,黄太贵,等. 基于灰色理论和云模型的智能变电站二次设备状态评估方法[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(9):105—111.

[3] 周松霖,段佳奇,齐伟强. 基于模糊评判的变电设备评估[J]. 电力科学与技术学报,2021,36(3):174—179.

[4] 张可,田峰,段晓雪,等. 智能变电站故障检修系统运维技术研究[J]. 电网与清洁能源,2019,35(10):56—61.

[5] 叶远波,刘宏君,等. 变电站继电保护设备状态检修可靠性分析方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(10):170—177.

[6] 尹相国,张文,路致远,等. 面向智能变电站二次设备的故障诊断方法研究[J]. 电测与仪表,2020,57(3):39—45.

[7] 江翼,刘正阳,王文瑞,等. 基于边云协同的变电设备多状态量监测系统研究[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(6):138—144.

[8] 裴晓东,张文龙,刘海龙,等. 基于 SVM-PSO 的电网设备早期故障分类方法[J]. 电网与清洁能源,2022,38(4):68—75.

[9] 王子默,王清亮. 基于梯度扩散的电气设备调试故障行波检测[J]. 计算机仿真,2020,37(5):468—472.

[10] 张筱辰,朱金大,杨冬梅,等. 基于 t-SNE 流形学习与快速聚类算法的光伏逆变器故障预测技术[J]. 中国电力,2020,53(6):41—47.

[11] 陈玮,丁筱,施云辉,等. 考虑双向耦合的电一气综合能源系统时序故障恢复方法[J]. 电力自动化设备,2019,39(8):86—94.

[12] 丁晖,赵海丞,刘家强,等. 基于压缩感知的电力设备状态感知技术[J]. 高电压技术,2020,46(6):1877—1885.

[13] 肖发龙,吴岳忠,沈雪豪,等. 基于深度学习和知识图谱的变电站设备故障智能诊断[J]. 电力建设,2022,43(3):66—74.

[14] 谢国财,温锐,陈琛. 基于模糊神经网络的高压电力设备故障预测模型[J]. 电网与清洁能源,2022,38(9):120—125.

[15] 张晓彤,陈青,孙梦璇,等. 针对智能变电站二次回路故障的高压断路器故障追踪[J]. 电力自动化设备,2020,40(10):212—217+224.