

基于改进排列熵算法的电力设备状态智能识别研究

王立永, 纪斌, 吴红林

(国网北京市电力公司, 北京 100031)

摘要:针对传统电力设备运行状态监测方法存在监测精度低、延时长等问题,提出基于改进排列熵算法的电力设备状态智能识别方法。在电力设备参数分布强度和控制参数约束下,更新电力设备故障特征信息分布传输序列,通过构建电力设备运行状态的量化参数模型,对电力设备状态约束参量进行辨识;通过信息熵的优化排序方法,获取电力设备状态监测和优化特征,采用小扰动抑制方法,结合小信号扰动识别,实现电力设备状态智能识别。试验结果表明,采用所提方法识别电力设备状态的精度始终高于90%,且耗时较短。

关键词:改进排列熵算法;电力系统;设备状态;智能识别;特征提取;模式识别

中图分类号:TM315 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd22490

Research on Intelligent Recognition of Power System Equipment Status Based on Improved Permutation Entropy Algorithm

WANG Liyong, JI Bin, WU Honglin

(State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 100031, China)

Abstract: Aiming at the problems of low monitoring accuracy and long delay in traditional power system equipment operation condition monitoring methods, an intelligent identification method of power system equipment status based on improved permutation entropy algorithm was proposed. Under the constraints of power system equipment parameters distribution strength and control parameters, the transmission sequence of power system equipment fault feature information distribution was updated. By constructing the quantitative parameter model of power system equipment operation state, the constraint parameters of power system equipment status were identified. Through the optimization ranking method of information entropy, the monitoring and optimization characteristics of power system equipment status were obtained. The intelligent identification of power system equipment status was realized by using small disturbance suppression method combined with small signal disturbance identification. The experimental results show that the accuracy of the proposed method is always higher than 90%, and the time consumption is short.

Key words: improved permutation entropy algorithm; power system; equipment status; intelligent recognition; feature extraction; pattern recognition

电力设备的正常运行是保障社会经济稳定发展的重要支撑。随着电网和电力设备组成规模的不断增大,电力设备的种类越来越多,运行工况也越来越复杂^[1]。电力设备在运行时,受到外界多种因素的干扰,导致电力设备出现异常,甚至影响整个电力系统的正常

运行。因此,电力设备的安全稳定运行已经成为该领域关注的焦点问题^[2]。针对电力设备的状态进行识别,分析电力设备的运行安全性具有十分重要的意义。基于此,该领域相关研究人员对电力设备状态识别进行了大量研究。

基金项目:国网北京市电力公司科技项目(520223160017,52022317000Z)

作者简介:王立永(1973—),男,博士,高级工程师,Email:fjxmail1998@163.com

文献[3]提出基于多种测度的电网设备在线状态评估方法。该方法借助层次分析方法获取电网设备的运行初始权重,通过有向关系矩阵求解模糊测度的最优值,通过模糊积分分析电网设备的健康度,在此基础上,采用熵权法测度电网设备运行状态,完成了电网设备运行状态的在线评估。该方法对电网设备的运行状态评估精度较高,但其评估的延时较长,具有一定局限性。文献[4]提出基于综合健康指数的电力设备状态评估方法。该方法将健康指数作为电力设备状态的评估指标,设计电力设备运行状态的综合评价模型;借助电力设备特征参数,分析电力设备运行状态指数,并对其进行一定的修正;最后构建基于时间序列分析的非线性关系模型,对电力设备运行健康状态变化趋势进行评估。该方法评估电力设备状态的速度较快,但在构建的模型中考虑的健康指标较少,存在评估精度较低的问题。文献[5]提出基于 P - Q 解耦变换的智能电网状态估计方法。该方法分析了现有电力系统状态估计方法中存在的问题,测量电力系统支路功率、负荷以及电流幅值,并对获取量进行解耦处理,根据获取的非线性迭代方程完成电力系统状态识别。该方法针对电力系统中不同设备的网络拓扑结构进行优化,提升了电力系统状态识别的精度,但该方法存在识别中对设备的测量耗时较长的问题。

针对上述方法中存在的不足,本文提出基于改进排列熵算法的电力系统设备状态智能识别方法。首先构建电力系统设备状态的特征信息采集模型,以电力系统设备参数分布强度和控制参数为约束模型,通过改进排列熵算法进行电力系统设备状态特征提取;然后进行电力系统设备状态监测和优化特征分析,采用小扰动抑制方法,提高电力系统设备状态监测的抗干扰能力和输出稳定性。试验结果表明,本文方法可有效对电力系统设备的状态进行识别,具有一定优势。

1 电力系统设备状态参数分析和辨识

1.1 电力系统设备状态参数分析

为实现电力系统设备状态智能识别,需要分析电力系统设备状态的参数,以缩短电力系统设备状态识别的耗时。精准确定电力系统设备状态参数,避免提取非关键参数有助于提升识别的

工作效率。以电力系统设备的电网强度和控制参数为约束参数,电力系统设备状态的模糊信息采样时刻为 t ,在不同电力系统设备参数分布强度和控制参数约束下^[5],得到电力系统设备状态特征监测区域分布函数 $2^{-\lambda t} < \varepsilon$,其中 $\lambda > 0$,则电力系统设备虚拟同步控制特征信息分布序列为

$$x(t) = \int_0^{\Delta t} 2^{-\lambda t} dt \quad (1)$$

式中: Δt 为电力系统设备的状态特征监测时间差。

在旋转坐标系下,构造电力系统设备故障特征接收序列^[6-7],得到电力系统的设备监测状态函数为

$$w_j^i(t) = \sqrt{2} \sum_i x(t - 2i) p_{j+1}^{2i-1}(t) \quad (2)$$

其中

$$j = J - 1, J - 2, \dots, 1, 0$$

$$i = 2^j, 2^{j-1}, \dots, 2, 1 \quad J = \log_2 N$$

式中: N 为真数; p_{j+1}^{2i} 为电力系统的并网点添加小信号扰动分量。

在上述分析基础上,分析电力系统设备的运行状态参数^[8-9],得到电力系统设备的交叉组合分布式特征量为

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} h(n) \phi(2t - n) \quad (3)$$

式中: $h(n)$ 为电力系统设备的运行状态属性分布集。

在同步旋转坐标系下,得到电力系统设备的稳态运行辨识参数为 $g(n)$,定、转子电压的经验模态特征分量为

$$f(t) = \sqrt{2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} g(n) \phi(2t - n) \quad (4)$$

通过无功指令控制方法^[10],得到电力系统设备故障特征信息分布的传输序列更新迭代式为

$$\varphi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \times 2^{-\lambda(\frac{t-b}{a})} \quad (5)$$

式中: a 为初始化电力系统设备的虚拟阻尼系数; b 为电力系统设备的转子励磁电压的参考值。

结合特征提取,完成电力系统设备状态参数分析。

1.2 电力系统设备状态参量辨识

在上述电力系统设备状态参数分析基础上,辨识电力系统设备状态参量可有效提升电力系统设备状态识别的精度。通过系统输出阻抗特性分析方法^[11],得到无功环比比例积分控制参数的量化分布集 g_0 ,惯性和频率支撑参数集为 s_n^{j-1} ,对应电力系统设备状态智能特征分量为 h_0 ,状态特

征分量用 k 表示,在模糊代价寻优下,得到电力系统的等效电感为

$$L = \sum_n g_0(n-2k)s_n^{j-1} \quad (6)$$

对转子电压及定、转子等设备进行运行状态参数辨识,构建电力系统设备运行状态的量化参数模型为

$$f_n^{j-i} = \sum_k g_0(n-2k)d_k^j + \sum_k h_0(n-2k)s_k^j \quad (7)$$

式中: d_k^j 为惯性和阻尼分布函数。

采用虚拟同步控制方法^[12],构建出电力系统状态智能监测规划方程的状态,其闭环输出为

$$DL = a \sum_k g_0(n-2k)d_k^j(x-1) + (1-a) \sum_k h_0(n-2k)s_k^j - \frac{1-a}{b} \quad (8)$$

结合电力系统设备运行工况得到电力系统的并网点状态分布为

$$\Psi(t) = \phi(t) + if(t) \quad (9)$$

在定子电流扰动作用下,获取电力系统设备状态判决式,即电力系统设备状态参量的辨识:

$$S_L = -k \sum_{i=1}^N (p_i \log_a p_i) \quad (10)$$

式中: p_i 为电力学系统达到某一状态的概率, $\sum_{i=1}^N p_i = 1$ 。

通过式(10)实现电力系统设备状态参量的辨识,为后续电力系统设备状态识别的精度提升奠定基础。

2 电力系统设备状态特征提取和智能识别

电力系统设备状态智能识别过程如图1所示。

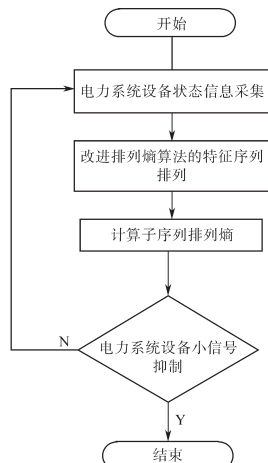


图1 电力系统设备状态智能识别

Fig. 1 Intelligent recognition of power system equipment status

2.1 电力系统设备状态特征提取

为实现电力系统设备状态智能识别,本文采用改进排列熵算法获取电力设备状态特征量。

首先提取电力系统设备状态的特征序列阻抗特征量^[13],得到电力系统设备状态参数 $X(j)$ 为

$$X(j) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-jt} dt \quad (11)$$

采用输出阻抗的频率特性分析方法,得到电力系统的信息熵提取规划方程为

$$C_\psi = \int_R \frac{|\Psi|^2}{t} dt \quad (12)$$

分析电力系统设备状态的熵特征量,通过信息熵进一步评估小波频率分量的干扰抑制,得到电力系统设备状态监测的小波变换公式为

$$WT_i(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \bar{\Psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (13)$$

式中: $\bar{\Psi}$ 为小波基。

通过改进排列熵算法提取电力系统设备状态特征,分析电力系统设备状态的熵特征量,通过信息熵的优化排序方法^[14],将设备状态表示为 $a(n)=0$ 和 $a(n)=1$ 。通过改进排列熵分析,获取电力系统设备线路自然衰减截止频率,此时,电力系统设备状态存在两种方式:

1)当 $a=a_0^j$ (a_0 为尺度参数, $a_0>0$),电力系统设备的故障特征函数为

$$\Psi_{a_0,b}(t) = a_0^{-j} \Psi[a_0^j(t-b)] \quad j=0,1,2,\dots \quad (14)$$

2)当电力系统设备故障参数序列为 $\Psi(a_0^j t)$ 时,电力系统设备的故障特征增长为 a_0^j 倍,得到电力系统设备运行状态的特征演化分量为

$$\Psi_{a_0^j, kb_0}(t) = a_0^{-j} \Psi[a_0^j(t - ka_0^j b_0)] \quad (15)$$

式中: b_0 为电力系统设备运行状态的特征分量。

由此得到电力系统设备状态特征量为

$$WT_i(a_0^j, kb_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \bar{\Psi}_{a_0^j, kb_0}(t) dt \quad (16)$$

根据上述分析,提取电力系统设备状态特征,确定电力系统设备状态特征,在识别之前确定相应识别量,避免电力系统设备非状态特征的影响,提升识别的精度,根据特征提取结果,识别电力系统设备状态。

2.2 电力系统设备状态智能识别实现

在上述电力系统设备状态特征提取的基础上,建立电力系统设备的状态智能识别模型。根据状态识别结果进行线性控制和组合优化。

采用信息熵优化排序方法,分析电力系统设备状态特征。采用小扰动抑制方法,在稳态工作点注入小信号扰动分量基础上,结合小信号扰动识别的方法,抑制电力系统设备状态智能识别过程中的干扰因素,实现电力系统设备状态智能识别^[15]。

电力系统设备状态智能信息分布相位为 W_N^{kn} , 电力系统设备状态监测的传感器数目 $N = n - (m - 1)\tau$, 其中 m 为设备状态监测的层数, τ 为离散时间序列号, 计算电力系统设备状态监测的低频和低频分量分别为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{kn} \quad (17)$$

$$X'(k) = \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_N^{kn} + W_N^{kn/2} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n + \frac{N}{2}) W_N^{kn} \quad (18)$$

通过线路首端保护装置控制,得到电力系统设备状态监测的关联函数,表示为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N/2-1} [x(n) + (-1)^k \cdot x(n + N/2)] W_N^{kn} \quad (19)$$

式(19)中,电力系统设备状态监测特征序列的时域采样点个数为 n , 考核滤波器延时,得到电力系统设备状态参数的关联积分 $X(2r)$ 服从于指数规律,即

$$X(2r) = \sum_{n=0}^{N/2-1} [x(n) + x(n + \frac{N}{2})] W_{N/2}^m \quad (20)$$

式中: r 为不同阻带截止频率及采样率。

根据提取电力设备状态运行的通带截止频率得到电力设备状态监测的可靠性参数分布为

$$X(2r) = \sum_{n=0}^{N/2-1} g(n) \cdot W_{N/2}^m \quad (21)$$

其中 $g(n) = x(n) + x(n + \frac{N}{2})$

在上述分析基础上,实现电力系统设备状态的智能识别。

3 仿真分析

3.1 仿真环境

为验证所提方法的可靠性,通过仿真测试验证本文方法在电力系统设备状态智能识别的应用性能。仿真在 Matlab 平台上进行,仿真操作系统选择 Windows7 系统,该系统的内存为 16 GB, CPU 为 3.6 GHz, 获取的数据通过 SPSS 13.0 软件进行分析。试验以某地 220 kV 变电站内变压器的运行状态进行识别,该变压器的型号为 ZF1-252,具体试验环境如图 2 所示。



图2 试验环境

Fig.2 Experimental environment

3.2 仿真参数

试验用的变压器主要仿真参数为:额定电流 3 150 A, 开断电流 50 kA, 保护变比 1 200:1, 额定电压 220 kV, 空载损耗 98 kW, 容量 150 MV·A, 采样间隔 0.2 s, 采样率 10 GHz。

根据上述参数设定,对比所提方法、基于多种测度的电网设备在线状态评估方法以及基于综合健康指数的电力设备状态评估方法,以识别的精度和识别耗时为试验指标,获取的变压器设备运行状态信号变化,如图 3 所示。

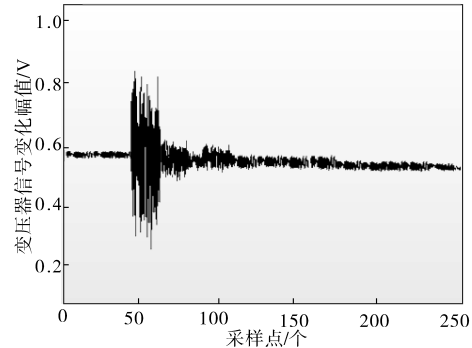


图3 变压器运行状态信号样本变化幅值

Fig.3 Variation amplitude of transformer operation state signal sample

3.3 仿真结果分析

3.3.1 电力系统设备状态识别精度分析

为了证明所提方法可应用在电力系统设备状态识别中,仿真对比了所提方法、基于多种测度的电网设备在线状态评估方法以及基于综合健康指数的电力设备状态评估方法的识别精度,结果如图 4 所示。

分析图 4 可以看出,在相同仿真环境下,采用所提方法、基于多种测度的电网设备在线状态评估方法以及基于综合健康指数的电力设备状态评估方法对电力系统设备状态进行识别,识别精度存在一定差距。其中,所提方法识别电力设备状态的精度始终保持在 90% 以上,其他两种方法的识别精度始终低于所提方法。其中,多种测度

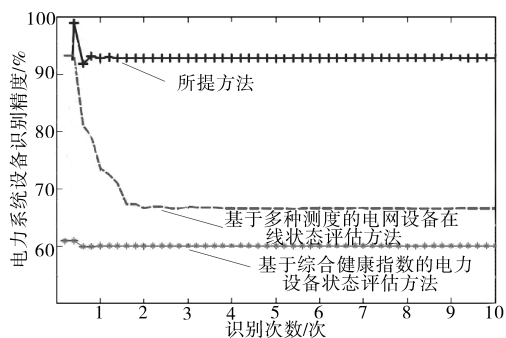


图4 电力系统设备状态识别精度对比

Fig.4 Comparison of power system equipment status recognition accuracy

的电网设备在线状态评估方法随着识别次数的增加,评估的精度下降,这是由于该方法需要通过有向关系矩阵求解模糊测度的最优值,该迭代过程中易受到其他因素干扰,导致识别精度不断下降。而本文方法在识别前分析了电力系统设备运行状态参数,并构建相关识别模式,提升了所提方法的识别精度。

3.3.2 电力系统设备状态识别耗时分析

为了进一步验证所提方法的可行性,试验分析了所提方法、基于多种测度的电网设备在线状态评估方法以及基于综合健康指数的电力设备状态评估方法的识别耗时,仿真结果如图5所示。

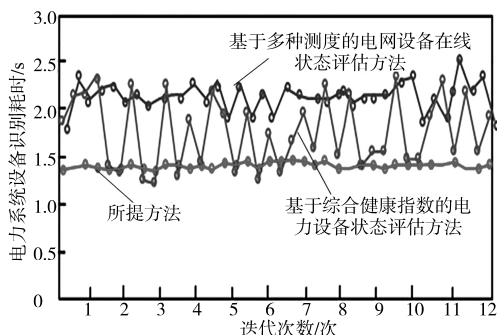


图5 电力系统设备状态识别耗时对比

Fig.5 Comparison of power system equipment status identification time

分析图5可以看出,采用三种方法对电力系统设备状态识别的耗时不同。其中,所提方法的识别平均耗时低于其他两种传统方法,且变化较为稳定,而其他两种方法的识别耗时存在一定波动,验证了所提方法的可行性。

4 结论

本文提出基于改进排列熵算法的电力系统设备状态智能识别方法。通过构建电力系统设

备运行状态的量化参数模型,对电力系统设备状态约束参量进行辨识;通过信息熵的优化排序方法,获取电力系统设备状态监测和优化特征,采用小扰动抑制方法,结合小信号扰动识别,实现电力系统设备状态智能识别。仿真结果表明,所提方法识别的精度较高,且识别速度较快。

参考文献

- [1] 周金,高云鹏,吴聪,等.基于改进小波阈值函数和CEEMD电能质量扰动检测[J].电子测量与仪器学报,2019,33(1):141-148.
- [2] 贾科,朱正轩,杨哲,等.基于改进的Adaboost算法的光伏发电机组智能孤岛检测方法[J].电网技术,2019,43(4):1227-1235.
- [3] 刘志文,董旭柱,吴争荣,等.基于多种测度的配电网关键设备在线状态评估[J].电力系统及其自动化学报,2018,30(11):52-57.
- [4] 杨春波,陶青,张健,等.基于综合健康指数的设备状态评估[J].电力系统保护与控制,2019,47(10):104-109.
- [5] 徐天福,罗庆.基于P-Q解耦变换的智能电网状态估计算法[J].沈阳工业大学学报,2019,41(3):251-256.
- [6] 高浩瀚,张利,梁军,等.基于改进排列熵算法和Yamamoto算法的非侵入式用电设备状态变化检测[J].电力自动化设备,2020,40(1):192-197.
- [7] 赵晶,虞志刚,冯旭,等.无线传感器网络多路径传输时延优化调度算法研究[J].中国电子科学研究院学报,2018,13(3):264-271.
- [8] 陈发毅,钱振天,姚文熙,等.改善低直流母线电容电机驱动系统稳定性方法[J].电源学报,2018,16(3):163-167.
- [9] 李昌超,康忠健,于洪国,等.基于PageRank改进算法的电力系统关键节点识别[J].电工技术学报,2019,34(9):1952-1959.
- [10] 尹蕊,郭江涛,王晓磊,等.面向智能电网的关联规则挖掘算法的设计[J].微型电脑应用,2020,36(5):85-88.
- [11] 欧阳子霖,李晓松,鲍锡阳,等.基于“场-路”耦合方法的多分裂式变压器不同工况特性分析[J].电力学报,2020,35(1):13-19,52.
- [12] 孙志媛,梁水莹,傅裕斌.基于PSNodeRank算法的电力系统关键节点辨识方法[J].电力科学与技术学报,2020,35(2):157-162.
- [13] 王帅,姜敏,李江林,等.全维度智能变电站设备状态监测关键技术研究[J].电测与仪表,2020,57(7):82-86.
- [14] 康欢,张小凤,张光斌.基于两参数熵的广义相位排列熵算法[J].中国科学(信息科学),2019,49(9):1205-1216.
- [15] 杨鹏,申洪涛,陶鹏,等.云平台下时间序列数据并行化排列熵特征提取方法[J].电力自动化设备,2019,39(4):217-223.

收稿日期:2020-09-27

修改稿日期:2020-10-20