DOI: 10. 13382/j. jemi. B2306543

融合 RMT 特征值的电网异常状态检测*

刘义艳' 郝婷楠' 张 伟2

(1.长安大学能源与电气工程学院 西安 710018;2.深圳市沃尔核材股份有限公司 深圳 518000)

摘 要:随着电网规模的不断扩大,电网监测数据变得越来越多元化、高速化、海量化,使得电网监测工作变得更加复杂和艰巨。 针对传统方法处理电网高维数据效率低、同步性差的问题,本文研究了一种利用随机矩阵理论(RMT)提取监测数据特征值实 现电网异常状态的检测方法。首先,设计了电网内异常扰动类型,构建了一个矩阵窗口来选择时间序列内的监测信号,从而建 立高维矩阵;其次,应用 M-P 定律和单环定律进行矩阵变换,提取特征值并根据特征值分布情况来判断系统状态;然后,基于特 征值的线性统计,构建了多种评价指标,包括最大特征值(MESCM)、最小特征值(EME)、最大最小特征值之比(MME)和平均谱 半径(mean spectral radius,MSR)等指标;最后,比较了每个统计指标在电网出现短路故障、开路故障以及故障清除时的表现,以 实现电网状态识别、异常事件检测和电网稳定性评估。案例测试结果表明,这些指标可以准确判断系统是否发生异常、检测异 常的起止时间,并评估电网的稳定性。本文方法可以检测开路、短路等扰动事件,实现全局监测数据的同步处理,其计算量较 小、效率高,适用于大规模电网异常状态的检测。

Abnormal state detection of power system based on RMT eigenvalue fusion

Liu Yiyan¹ Hao Tingnan¹ Zhang Wei²

(1. School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710018, China;

2. Shenzhen Woer Heat-Shrinkable Material Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: With the continuous expansion of the power grid scale, the power grid monitoring data presents a trend of diversification, high-speed and massive quantities. Consequently, the monitoring work of the power grid has become increasingly complex and challenging. In order to solve the problems of low efficiency and poor synchronization of high-dimensional data processing in power system by traditional methods, a monitoring method based on random matrix theory is being investigated to extract monitoring data feature values and detect power grid anomalies. Firstly, disturbance situations within the power grid are designed, and a matrix window is constructed to select monitoring signals within a time series, resulting in a high-dimensional matrix. Secondly, Marchenko-Pastur law and single-ring law are applied for matrix transformation, and feature values are extracted based on the distribution of these values to judge the system's state. Then, linear statistics based on feature values are used to construct various evaluation indicators, including maximum eigenvalue of sample covariance matrix, energy with minimum eigenvalue, maximum-minimum eigenvalue, and mean spectral radius. Finally, the performance of each statistical indicator during short-circuit faults, open-circuit faults, and fault clearance in the power grid is compared to achieve power grid state recognition, anomaly event detection, and power grid stability assessment. The results show that these indicators can accurately determine whether the system has anomalies, detect the start and end time of anomalies, and evaluate the stability of the power grid. The method proposed by this paper can detect disturbances like open circuits and short circuits, and achieve synchronized processing of global monitoring data with low computational complexity and high efficiency, making it suitable for detecting anomalies in large-scale power grids.

Keywords: power grid; random matrix theory; feature vector; evaluation indicators; abnormal detection

收稿日期: 2023-05-18 Received Date: 2023-05-18

^{*}基金项目:陕西省重点研发计划(2021GY-098)、国家重点研发计划项目(2021YFB1600202)、国家重点研发计划项目(2021YFB2601300)资助

0 引 言

随着电网互联水平的提高,电网规模不断扩大,电网 内的输配电装置的增加导致电网状态监测数据量呈指数 激增,电网的异常检测工作增加难度。如何在电网监测 系统的海量实时更新的传输数据中及时准确地发现异常 数据,是保障电网安全运输的重要环节^[1-3]。因此,采用 高效的数据处理方式与分析方法对电网内部的状态进行 快速诊断,并准确地发现电网的异常状态,可以提高电网 供电稳定性,改善供电电能质量,降低经济损失^[4]。

传统的电力系统数据处理方法是从输电线路模型出 发,对各个监测线路采集的数据逐一处理,判断节点状 态,准确率比较高,但是对电网模型稳定性要求高,数据 利用率低,处理效率低,难以满足大电网的海量数据同时 处理要求^[5-6]。随机矩阵理论(random matrix theory, RMT)作为一种典型的基于数据驱动的大数据分析方法, 是对复杂电力系统内的海量数据流进行统计分析的理想 工具^[7-8]。RMT 通过构建高维矩阵将系统内的各类数据 融合在一起同步处理,应用矩阵变换与分解方法对矩阵 的特征值进行提取统计,根据特征值的变化情况从概率 分布与线性统计的角度对矩阵进行评估,从而反映电力 系统当前的状态^[9-10]。国内外大量学者在 RMT 应用于 电网异常行为识别中做了相关的研究。文献[11]采用 随机矩阵理论建立协方差矩阵最大最小特征值之差的评 价指标,准确实现大规模电网的事件监测功能,并通过实 际案例证明该评价指标在强噪声环境下具有更强的适应 性。文献[12]应用特征向量法实现电网的故障定位,对 节点电网监测矩阵进行样本协方差矩阵变换,提取矩阵 特征值和特征向量,通过特征向量中的异常元素确定电 网中的故障位置,并在 IEEE39 节点标准电网中验证该方 法的可行性。文献[13]应用随机矩阵理论对用户用电 行为进行监测,将各用户用电数据输入矩阵同时处理分 析,从中发现异常用电的用户并精准地定位到该用户,解 决传统方法检测异常的延迟性高及定位异常用户的准确 率低等问题。文献[14]对状态监测数据构建的随机矩 阵特征值统计量进行聚类分级,根据聚类结果判断电能 表的运行状态,通过算例分析验证该方法检测异常状态 的有效性和时效性。

上述研究在电网异常状态识别方面取得了一定成 果,但随着电网规模的增大,电力数据的维度也在增加。 传统方法存在建模过程复杂、求解困难、维数灾难、处理 数据的过程繁琐和同步性较差等问题。为了快速准确地 识别到电网的异常情况,本文研究了融合 RMT 特征值的 电网异常状态检测方法。首先构建一定尺寸的矩阵窗 口,按时间序列选择窗口内的监测信号建立高维矩阵,对 矩阵进行预处理降低各类信号间差异,应用 RMT 的 M-P (Marchenko-Pastur)定律的单环定律提取特征值,根据特 征值分布情况判断电网状态;然后利用特征值线性统计 构建评价指标,通过滑动窗口连续观测指标实现电网的 实时监测。通过电网扰动案例验证了该方法的有效性与 时效性,融合多种指标可以更全面的描述电网的状态。

1 电网异常状态与矩阵构建

1.1 电网异常事件分析

本文采用 IEEE39 输电网模型,在 IEEE39 节点内对 模型进行参数设计。采样频率设置为 1 000 Hz, 扰动类 型、发生的位置和时间的具体设计如下:

1) 扰动类型 1: 输电线路发生短路故障。仿真时长 为 20 s, 在第 2 s 设置母线节点 2 出现三相接地短路故 障,故障持续 0. 25 s 后清除; 监测电网内各节点的电压信 号变化情况, 如图 1 所示。母线节点 2 发生短路故障后, 电网结构发生突变, 所有节点均发生电压凹陷, 故障发生 0. 25 s 后故障清除, 电压出现抬升, 但依旧处于波动状 态, 随着时间的推移, 电压波动幅度越来越小, 直至恢复 正常水平。



2) 扰动类型 2: 输电线路发生开路。仿真时长为 20 s,在第 5 s 设置母线节点 29 和母线节点 38 的传输线 路之间出现开路故障,故障发生后未被及时处理; 监测电 网内各节点的电压信号变化情况,如图 2 所示。母线 29 和 38 之间发生开路故障后,母线 38 和与其相连的发电 机脱离电网,且母线 38 节点无用电负荷,从图 2 可以看 到,开路故障发生后,母线 38 节点的电压跌到 0,其余母 线上的电压受到电网结构改变的影响,发生不同程度的 电压波动,随后恢复到正常水平。

对比图1和2可以发现,在电网中某一节点或某一







条线路发生故障时,电网中没有发生故障的线路的电信 号也会出现不同程度的波动,短路故障期间信号波动较 大,当故障被清除后,电网依然在处于波动状态,并维持 较长时间;开路故障仅对开路线路的影响较大,对其它线 路影响较小,故障期间系统相对稳定。

1.2 电网状态监测矩阵

当前输电电网的数据主要来源于安装在电网监测点 的广域测量系统,系统内负责测量工作的同步相量测量 单元实时测量上传监测数据,包括直接测量的各相的电 压幅值、电流幅值、电压相位、电流相位、测量时间以及间 接计算的节点有功功率、无功功率、三相电压零序分量等 数据。

本文使用的数据均来自配置有 PMU 的节点上监测 到的数据^[15]。利用电网监测数据构造矩阵的流程如图 3 所示。

图 3 中,对于一个有 n 个 PMU 监测节点,每个节点 有 k 个状态变量的电网,在第 t_i 时刻电网的监测系统可 采集到 $N = n \times k$ 个数据,将这 N 个数据按一定顺序构成 一个列向量作为当前时刻 t_i 的状态数据,为了构成一个 高维矩阵,需要对当前时刻的状态数据与此前一定时间 内的监测数据拼接得到 $X_{N\times T}$, T 的大小取决于矩阵框设 定的大小。按一定时间步长滑动矩阵窗口,更新矩阵内 数据,实现对电网状态的实时监测。

2 融合特征值的检测指标

2.1 随机矩阵理论

RMT 内容十分丰富,本文主要涉及 M-P 定律和单环 定律^[16]。

1) Marchenko-Pastur 定律



图 3 电网数据矩阵构造方法

Fig. 3 Construction method of data matrix about power grid

对于一个 $M \times M$ 维 Hermitian 矩阵A,其具有M个实数特征值 $l^{A} = (l_{1}^{A}, l_{2}^{A}, \dots, l_{M}^{A})$,定义其经验谱分布函数为:

$$F_{M}^{A}(x) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} I(\lambda_{i}^{A} \le x)$$
(1)

其中, M 为方阵的维度, λ_i^A 为矩阵的第个特征值, $I(\cdot)$ 为指示性函数, 当括号内条件判断为真时, $I(\cdot)$ 的 值为 1,反之值为 0。

由监测系统得到的系统数据并不满足 Hermitian 矩阵的特性,因此需对 $N \times T$ 维监测矩阵进行归一化和标准化处理,得到矩阵元素独立同分布且满足 $\mu(x) = 0$, $\sigma^2(x) = d$ 分布的非方阵 $X_{N \times T}(N < T)$ 。其样本协方差矩阵定义为:

$$\boldsymbol{S} = \frac{d}{T} \boldsymbol{X} \boldsymbol{X}^{H} \tag{2}$$

其中,d为矩阵方差,T为矩阵的X列数, X^{H} 为矩阵 X的共轭转置矩阵。由 M-P 定律有,样本协方差矩阵S的经验谱分布满足概率密度函数:

$$f_{MP}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi c\sigma^2 x} \sqrt{(b-x)(x-a)}, a \le x \le b\\ 0, \notin \mathbb{H} \end{cases}$$
(3)

其中, $a = \sigma^2 (1 - \sqrt{c})^2$, $b = \sigma^2 (1 + \sqrt{c})^2$, c 为矩阵行 列比, σ^2 为矩阵方差, x 样本协方差矩阵的特征值。

2) 单环定律

(6)

对于每一行的元素满足独立同分布且服从 $\mu(x) = 0, \sigma^2(x) = d$ 分布的非方阵 $X_{N \times r}(N < T)$,利用哈尔酉矩 阵U对 $X_{N \times r}$ 进行处理后得到矩阵的奇异值等价矩阵。 定义 $X_{N \times r}$ 的奇异值等价矩阵为:

$$X_u = U\sqrt{XX^H} \tag{4}$$

其中, U 为与矩阵同维度的哈尔酉矩阵。对于同时 构造的多个奇异值等价矩阵,在计算时采用矩阵积作为 矩阵变换结果,定义其矩阵积为:

$$Z = \prod_{i=1}^{L} X_{u,i} \tag{5}$$

其中, L 为奇异值等价矩阵个数。对矩阵通过变换 得到奇异值等价矩阵之后可将矩阵的特征值映射到复平 面,即矩阵有 N 个复数特征值,提取这些复数特征值的 (实部,虚部)数对,单环定律发现所有特征值的数对在 坐标平面的分布满足概率密度函数:

$$f_{RL}(\lambda) = \begin{cases} \frac{1}{\pi c \sigma^2 L} |\lambda|^{(\frac{L}{2}-2)}, (1-c)^{\frac{L}{2}} \leq |\lambda| \leq 1\\ 0, \ddagger \& \end{cases}$$

为了方便计算,在后面的分析中,仅考虑L = 1的情况。

由式(6)可知,高维随机矩阵的奇异值等价矩阵的 复数特征值主要分布在内环半径为 √1-*c* 和外环半径 为1的圆环内,内环半径与矩阵的维度比有关。

2.2 线性特征值统计理论

M-P 定律和单环定律特征值的分布情况可以判断当前矩阵内元素是否满足随机分布,从而判断当前系统内部是否正常,实现实时异常检测^[17-18]。仅凭借 M-P 定律和单环定律判断系统状态需要通过观察统计图像才能发现异常^[19],不利于对系统状态进行量化分析与评估,因此通过线性特征统计量(linear eigenvalue statistic,LES)的量化指标来观察特征值的分布情况,反映系统的状态^[20-21]。

对于矩阵 $X_{N\times T}$ 的特征向量 $\lambda_1, \lambda_2 \cdots \lambda_n$,其线性特征 值统计量可以表示为:

$$N_n(\varphi) = \sum_{i=1}^n \varphi(\lambda_i)$$
⁽⁷⁾

式中: λ_i 是矩阵的第*i*个特征值, $\varphi(*)$ 是测试函数,使 用不同的测试函数可以求取特征向量的不同的线性特征 值统计量 $N_i(\varphi)$ 。

2.3 基于 RMT 的检测指标

1) 基于 M-P 定律的检测指标

(1) 样本协方差矩阵的最大特征值(maximum eigenvalue of sample covariance matrix, MESCM)指标,具体定义为:

$$\boldsymbol{\lambda}_{\max} = \max(\boldsymbol{\lambda}_1, \boldsymbol{\lambda}_2 \cdots \boldsymbol{\lambda}_n) \tag{8}$$

式中: $\lambda_1,\lambda_2,...,\lambda_n$ 为样本协方差矩阵的所有特征值。 当电力系统中有异常事件发生时,系统的随机性将会被 破坏,统计到的特征值会超出固有范围,矩阵的最大特征 值幅值升高,且系统的状态破坏程度越高,幅值跃变幅度 越大。

(2)最小特征值理论指标(enevgy with minimum eigenvalue, EME 指标),具体定义为:

$$\lambda_{\min} = \min(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n)$$
(9)

式中: $\lambda_1,\lambda_2,\dots,\lambda_n$ 为样本协方差矩阵的所有特征值。 当电力系统中有异常事件发生时,矩阵的最小特征值出 现幅值下降。

(3) 融合最大最小特征值指标(maximum-minimum eigenvalue, MME 指标), 具体定义为:

$$\lambda_{\rm MME} = \frac{\lambda_{\rm max}}{\lambda_{\rm min}} \tag{10}$$

2) 基于单环定律的检测指标

采用特征值的矩统计指标作为评价指标,用于标征 特征值的分布情况,定义圆环定律得到的特征值 $\lambda_1, \lambda_2,$ …, λ_a 的 *k* 阶中心矩:

$$\alpha_{k} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left[\lambda_{i} - E(\lambda) \right]^{k}$$
(11)

式中: $E(\lambda)$ 为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 的期望值。k = 1 时,得到的 α_1 对应特征值的一阶中心矩,描述特征值分布的紧促 程度。

除中心矩外还有原点矩用于表征特征值的分布情况,定义圆环定律得到的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 的 *k* 阶原 点矩:

$$\boldsymbol{\beta}_{k} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left(\lambda_{i} \right)^{k} \tag{12}$$

k = 1时, $β_1$ 对应特征值的一阶原点矩,描述特征值 在复平面分布半径的平均值,即MSR,描述特征值分布的 中心圆; k = 2时, $β_2$ 对应特征值的二阶原点矩,即方差谱 半径,描述特征值分布与中心圆的距离情况。

2.4 基于 RMT 的异常检测流程

基于 RMT 的 M-P 定律和单环定律,可以得到监测矩阵的特征值,对特征值进行一系列线性计算公式可以得到矩阵不同的评估指标。RMT 的异常检测流程如图 4 所示。

具体步骤如下:

1)为电网配置 PMU 监测点,采集全局监测数据;

2)选择合适大小的窗口,采用滑动窗口技术选择当前时刻的监测数据与窗口内的历史数据构造当前时刻电 网监测矩阵,随着时间的推移滑动窗口更新当前时刻 矩阵;

3) 对当前时刻矩阵内数据进行归一化和标准化处理,降低各行数据的量级差异;



图 4 RMT 异常检测算法流程



4) 根据 RMT 的 M-P 定律和单环定律的矩阵变换公式, 对监测矩阵进行矩阵变换, 求解矩阵特征值;

5)应用线性特征值统计理论计算特征值统计量,作 为状态评估指标;

6)滑动矩阵窗口更新矩阵元素,重复上述步骤,实现 电网状态的实时监测,根据指标变化情况判断电网状态。

当电网内部某一节点或线路出现异常时,系统的结构发生变化,供电稳定性遭到破坏,监测数据出现波动,因此采集到的数据构成的高维矩阵内出现异常数据破坏矩阵原有的随机特性,再应用 RMT 分析矩阵时,其特征值不再满足特定的分布规律,得到的检测指标出现波动,当电网恢复正常水平时,检测指标也就随之恢复到正常范围,由此实时判断电网的状态。

3 算例分析

3.1 算例描述

对 IEEE10 机 39 节点标准系统开展时域研究,采样频率为1000 Hz,仿真总时长为20s,即每个监测节点的每个电气量采集20000个数据。

根据 PMU 配置方案,在 IEEE39 节点系统的 2、4、8、 10、12、14、16、18、19、20、22、23、25、26、27、29、31、39 这 18 个母线节点安装 PMU 装置,监测这些节点的信号作为数 据源。选取 18 个节点的电压幅值、电流幅值、有功功率、 无功功率 4 个监测量构成矩阵的 72 行,设定滑动窗口宽 度为 100,即选取每个节点的每个监测量的当前数据与前 99 个监测数据构成矩阵的行向量,因此矩阵维度为 72×100,矩阵的行列比 *c*=0.72。每一个矩阵内的数据信息如表 1 所示。

表1 监测矩阵内数据说明

Table 1	Description	of the	data i	n the	monitoring	matrix
---------	-------------	--------	--------	-------	------------	--------

矩阵行数	信号来源节点	监测电气量	数据维度	矩阵维度
1	母线节点 2	电压幅值	1×100	
2	母线节点 2	电流幅值	1×100	
3	母线节点 2	有功功率	1×100	
4	母线节点 2	无功功率	1×100	
5	母线节点4	电压幅值	1×100	
6	母线节点4	电流幅值	1×100	
7	母线节点4	有功功率	1×100	72×100
8	母线节点4	无功功率	1×100	
69	母线节点 39	电压幅值	1×100	
70	母线节点 39	电流幅值	1×100	
71	母线节点 39	有功功率	1×100	
72	母线节点 39	无功功率	1×100	

窗口的滑动步长影响着计算量和异常检测的延迟时间,需选择合适的滑动步长,用于实时更新矩阵内元素, 通过大量实验,本文设定矩阵窗口的滑动步长为10,即 每过0.01 s构建一个新的监测矩阵,矩阵构建示意图如 图5所示。



设置电网内发生的异常情况如表 2 所示,采集两种 异常情况发生时电网内 PMU 设置点的监测数据,按上述 方式构造矩阵,应用 RMT 的 M-P 定律和单环定律对矩阵 进行分析,观察矩阵的特征值分布情况,应用线性特征值 统计理论统计矩阵的系列指标,观察指标的变化趋势,检 验各指标对电网中存在的异常事件识别的有效性。

	表 2 电网	内异常情	况算例描述
Table 2	2 Description of	abnorma	l situation in power grid
序号	异常位置	发生时间	异常情况描述
算例1	母线 2	2 s	母线2在2s发生三相短路, 2.25s清除短路
算例2	母线 29 和 38 之间	5 s	5 s 时母线 29 和 38 之间发生开路

3.2 RMT 应用分析

1) 基于 M-P 定律的异常检测有效性分析

应用 RMT 的 M-P 定律对算例 1 采集的信号进行特 征值求解,特征值分布图如图 6 所示。对比图 6 中 4 幅 图的内容可以发现,图 6(a)是电网正常运行下状态监测 矩阵的 M-P 分布情况,此时柱状图近似符合曲线的变化 趋势;图 6(b)是电网内存在三相短路故障时状态矩阵的

> 0.10 ■矩阵特征值分布 矩阵特征值分布 0.4 M-P分布函数 M-P分布函数 概率密度分布 0.3 0.2 概率密度分布 0.05 0.1 llfan a an d 0 0 2 特征値ん 特征値ん (a) t=1 s时矩阵M-P分布 (b) t=2.1 s时矩阵M-P分布 (a) Matrix M-P distribution at t=1 s (b) Matrix M-P distribution at t=2.1 s 0.10 0.15 ■矩阵特征值分布 ■矩阵特征值分布 M-P分布函数 M-P分布函数 概率密度分布 概率密度分布 0.10 0.05 0.05 0 0 2 特征値ん 特征値ん (c) t=5 s时矩阵M-P分布 (d) t=20 s时矩阵M-P分布 (c) Matrix M-P distribution at t=5 s (d) Matrix M-P distribution at t=20 s



同样对算例 2 进行 M-P 分布分析得到图 7。算例 2 是电网在 5 s 时母线 29 和母线 38 之间发生开路故障的 矩阵的 M-P 分布情况, *t* = 1 s 时,电网正常,矩阵的 M-P 分布近似满足曲线趋势, *t* = 5.1 s 时,电网存在线路开路 故障,M-P 分布开始远离曲线,t = 7 s 和 t = 20 s 的矩阵的 M-P 分布相似,且均偏离曲线分布,说明当前电网内依然存在故障,且异常信号趋于稳定。

M-P 分布,此时柱状图不满足曲线的变化趋势,表示矩阵

偏离随机矩阵,矩阵内出现异常数据;图 6(c)是故障清

除后短时间内状态监测矩阵的 M-P 分布情况,此时柱状

图依然不满足曲线变化趋势,但是相较于图 6(b) 可以发

现偏离程度有所下降;图 6(d)是故障清除较长时间后状

态矩阵的 M-P 分布情况,此时的柱状图近似符合曲线的

变化曲线,说明电网逐渐恢复正常运行状态。





(2)基于单环定律的异常检测有效性分析 应用 RMT 的单环定律对算例 1 采集的信号进行特 征值求解,此时特征值均为复数,并绘制特征值的(实部, 虚部)圆环分布图如图8所示。



Fig. 8 The torus distribution of partial time node matrix in example 1

算例1是电网在2s时母线2发生三相短路故障,在 2.25s时故障被清除,对比图8中4幅图的内容可以发 现,图8(a)是电网正常运行下状态监测矩阵的圆环分布 情况,此时矩阵的复数特征值在坐标轴内分布比较均匀, 大致分布在圆环内和内环附近,近似满足单环定律;图 8(b)是电网内存在三相短路故障时状态矩阵的圆环分 布,此时矩阵的复数特征值几乎全部分布在内环里,表示 矩阵偏离随机矩阵,矩阵内出现异常数据,不再满足单环 定律;图8(c)是故障清除后短时间内状态监测矩阵的特 征值分布情况,此时特征值分布依然不满足单环定律的 分布规则,但是相较于图8(b)可以发现偏离程度有所下 降;图8(d)表示故障清除较长时间后状态矩阵的圆环分 布情况,此时的特征值分布近似符合单环定律,说明电网 逐渐恢复正常运行状态。

同样对算例 2 应用单环定律进行分析得到图 9。算例 2 是电网在 5 s 时母线 29 和母线 38 之间发生开路故障, t = 1 s 时,电网正常,矩阵的特征值分布近似满足单环定律, t = 5. 1 s 时,电网存在线路开路故障,矩阵的特征值开始向内环内收拢,特征值分布开始不满足单环定律, t = 7 s 和 t = 20 s 的矩阵的特征值分布与 t = 5 s,且均偏离单环定律,说明当前电网内依然存在故障,但是系统已经趋于稳定。

3.3 特征值统计指标应用分析

从 3.2 节可知,从矩阵的特征值分布情况可以判断

电网内是否存在异常情况,但是从图片上特征值统计和 分布情况的动态变化过程无法准确判断出现异常的时间,因此本节对特征值指标进行分析,判断电网的异常。

1) 基于 M-P 定律的指标应用分析

对监测矩阵的样本协方差矩阵的特征值进行统计可 得到相应的指标,对算例1按时间序列构造的矩阵进行3 个指标计算,得到指标的变化趋势如图10所示。

对比图 10(a)~(c)可以看出,电网正常状态下 MESCM 指标相较于 EME 指标数值比较稳定,电网运行 至第2s时2号母线出现短路故障,电网进入运行异常状 态,此时 MESCM 指标和 EME 指标均出现幅值突变现象, 突变幅度较大,可以由此判断出电网出现异常状态, 2.25 s 三相短路故障清除,电网仍处于失稳状态,因此 MESCM 和 EME 指标随着时间推移逐渐向正常状态幅值 靠近,直至回到正常值,其中 MESCM 指标的检测效果相 较于 EME 指标更好,然而这两个指标均无法检测到故障 清除的时间。图 10(c)的 MME 指标可以看到两个明显 的峰值,一个在2s,另一个在2.25 s,其余时间指标数值 比较稳定,因此,MME 指标可以用来辅助判断异常开始 和结束的时间节点。

同样,对算例2的按时间序列构造的矩阵进行上述3 个指标计算,得到指标的变化趋势如图11所示。

在算例2中,电网在5s出现输电线路开路故障,图 11(a)~(c)中曲线在5s时均发生跳变,其中MESCM指















图 11 算例 2 的 M-P 指标

Fig. 11 The M-P index of example 2

标和 MME 指标出现抬升, EME 指标出现跌落, 且 MESCM 和 MME 的跃变幅度更大,数值效果更明显, EME 跃变幅度小,曲线波动大,效果不明显;由于开路故障并 未被清除,所以系统在5s后一直处于故障状态, MESCM 在5s时突变到波峰后数值出现下降,随着时间推移数值 稳定在20左右,依然高于故障前的数值,说明此时系统 内仍然存在故障,但故障波动小,系统相对稳定; MME 指 标在5s时出现一个波峰,检测到异常开始的时间,异常 一直没有被清除掉,因此没有第2个波峰,说明该指标对 系统异常出现和清除的时间节点具有较好的检测效果。

2) 基于单环定律的指标应用分析

基于单环定律,对监测矩阵的酉矩阵的特征值进行 统计可得到相应的指标,本文选择平均谱半径 MSR 指标 用于异常检测,对算例 1 进行 MSR 计算得到图 12。



Fig. 12 The MSR index of example 1

监测矩阵的维度为 72×100,根据单环定律的内环半 径计算公式可以计算出圆环的内环半径为 0.53,即图中 12 的虚线,以该线为参考值,在故障发生前矩阵的平均 谱半径统计值稳定在 0.6 附近,高于内环半径,显示正 常,2 s 时,谱半径跌落至 0.1,表示系统出现异常,2.25 s 之后谱半径开始震荡回升,直到 13.3 s 后平均谱半径再 一次稳定在内环半径以内,说明在 2.25 s 短路故障清除 后系统仍处于异常状态,13.3 s 后系统回归稳定。 同样,对算例2的按时间序列构造的矩阵进行上述 MSR指标计算,得到指标的变化趋势如图13所示。

算例2根据单环定律的内环半径计算公式可以计算 出圆环的内环半径为0.53,图13平均谱半径统计显示, 在故障发生前矩阵的平均谱半径统计值稳定在0.6附 近,高于内环半径,显示正常,5s时,谱半径跌落至0.15, 表示系统出现异常,随后,谱半径稳定在0.38,说明系统 系统相对稳定但是一直处于异常状态。



图 13 算例 2 的 MSR 指标 Fig. 13 The MSR index of example 2

根据算例 1 和算例 2 中 MESCM, EME, MME 和 MSR4 个指标的统计情况, 对各指标在电力系统异常状态检测领域的应用性能进行总结, 如表 3 所示。

表 3 RMT 统计指标功能介绍

 Table 3
 Introduction of statistical index function about random matrix theory

指标名称	统计来源	功能介绍
MESCM		确定扰动发生的时间
EME	wp户体	同 MESCM,性能略低于 MESCM
MME	M-P 定伴	确定扰动开始和结束的时间
MSR	单环定律	确定系统异常的时间范围

由表3可以看出,传统的方法大多是根据单一的评价指标来实现电网的异常监测,而本文融合多种指标可以更全面的描述电网的状态。

4 结 论

本文提出了一种基于融合 RMT 特征值的电网异常 状态检测方法。基于 M-P 定律和单环定律的特征值统 计构造了 4 个指标,将 4 个指标应用到电网监测信号检 测中,得到如下结论:

1) RMT 的 M-P 定律和单环定律对于电网扰动均具 有较好的表征效果,适用于电网数据的异常检测,且可同 时检测两种扰动情况;

2)4个指标对异常数据均具有检测效果,在异常发 生时,MESCM 相较于 EME 来说异常突变幅度更大,突变 效果更明显,抗干扰能力更强,更适合用于判断系统是否 发生异常;

3) MME 在异常开始和结束时会出现两个明显的尖峰,适合用于检测异常的起止时间;

4) MSR 由于具有固定的评定标准——内环半径,在 系统的稳定性和异常判断上更准确,适合用于判断电力 系统的稳定性。

综上所述,本文方法量化了电网的异常评价标准,可 判断电网系统内异常的存在和异常的起止时间,对电网 的稳定状态具有更好的评价效果。但本文的方法无法准 确定位到异常发生的具体线路或节点。后续可根据矩阵 的特征向量元素判断异常的数据来源监测点,实现进一

步的异常定位。

参考文献

- BASTOS A F, SANTOSO S. Universal waveshape-Based disturbance detection in power quality data using similarity metrics [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 35(4): 1779-1787.
- [2] KHETARPAL P, TRIPATHI M M. A critical and comprehensive review on power quality disturbance detection and classification [J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2020, 28(11): 1-9.
- [3] 孙伟,李鹏宇,杨建平. 配电泛在物联网无线通信链路可靠性的置信区间预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 32-40.
 SUN W, LI P Y, YANG J P. Reliability confidence interval prediction of power distribution ubiquitous IoT wireless communication link [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (6): 32-40.
- [4] DANILO M O, MARTIN S F, HERNAN D A C, et al. Heuristic methodology for planning AC rural mediumvoltage distribution grids[J]. Energies, 2021, 14(16): 5141.
- [5] LIANG R, PENG N, ZHOU L T, et al. Fault location method in power network by applying accurate information of arrival time differences of modal traveling waves [J].
 IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(5): 1-8.
- [6] 孙伟,丁震,王建平.基于多跳无线传感器网络的智能 电网延时优化研究[J].电子测量与仪器学报, 2019, 33(8):140-146.
 SUN W, DING ZH, WANG J P. Research on delay optimization of smart grid based on multi-hop wireless sensor networks[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 140-146.
- [7] AN J, DENG Z, CHEN H, et al. A novel fault detection location method under noise environments based on random matrix theory [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 30(4): 1-10.
- [8] SHI X, QIU R. Early anomaly detection in power systems based on random matrix theory [J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2019: 1-8.

第37卷

- [9] 连鸿波,陈旸,李家睿. 基于随机矩阵理论的数据建 模方法[J]. 电工技术,2021(13):69-73. LIAN H B, CHEN Y, LI J R. A data modelling approach based on random matrix theory [J]. Electrotechnical, 2021(13):69-73.
- [10] 王波,王佳丽,刘涤尘,等.基于高维随机矩阵理论的电网薄弱点评估方法[J].中国电机工程学报,2019,39(6):1682-1691,1864.

WANG B, WANG J L, LIU D CH, et al. Research on evaluating vulnerability of power network based on high dimensional random matrix theory [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(6): 1682-1691,1864.

- [11] 邓子晗,安军. 基于随机矩阵理论的电网事件监测研究[J]. 东北电力大学学报,2020,40(2):7-12.
 DENG Z H, AN J. Research on grid event monitoring based on random matrix theory[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2020, 40(2):7-12.
- [12] 刘晓军,马羽中,杨冬锋,等. 基于数据相关性分析 的电网故障时刻确定与故障识别方法[J]. 电网技 术,2022,46(4):1529-1538.

LIU X J, MA Y ZH, YANG D F, et al. Fault time determination and identification in power grids based on data correlation analysis[J]. Power System Technology, 2022,46(4):1529-1538.

[13] 王鹏,刘长江,刘攸坚,等. 基于高维随机矩阵的异常用电行为识别方法[J]. 广东电力, 2019, 32(6): 78-85.

> WANG P, LIU CH J, LIU Y J, et al. A highdimensional random matrix-based method for identifying abnormal electricity consumption behaviour [J]. Guangdong Electricity, 2019, 32(6): 78-85.

[14] 程瑛颖, 杜杰, 周全, 等. 基于随机矩阵理论和聚类 算法的电能表运行状态评估方法[J]. 中国电力, 2020, 53(11): 116-125.

> CHENG Y Y, DU J, ZHOU Q, et al. Evaluation method for running state of electricity meters based on random matrix theory and clustering algorithm [J]. Electric Power, 2020, 53(11): 116-125.

- [15] VELAZQUEZ J F, BELTRAN E, BAROCIO E, et al. A fast automatic detection and classification of voltage magnitude anomalies in distribution network systems using PMU data [J]. Measurement, 2022, 192: 110816. 1-110816. 15.
- [16] 张伟.基于随机矩阵理论的电网异常监测方法研究[D]. 西安:长安大学,2023.
 ZHANG W. Research on power grid anomaly monitoring method based on random matrix theory [D]. Xi' an: Chang'an University, 2023.
- [17] HE X, QIU R C, CHU L, et al. Invisible units detection and estimation based on random matrix theory [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 35 (3): 1846-1855.

- [18] 毛钧毅,韩松,李洪乾,等.采用 Spiked 协方差模型与 "相变"现象的电网不平衡扰动评估[J]. 仪器仪表学 报, 2020, 41(12): 208-216.
 MAO J Y, HAN S, LI H Q, et al. Unbalanced disturbance evaluation in power grid using Spiked covariance model and phase transition phenomenon[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(12): 208-216.
- [19] 段晨东,张伟,代杰.基于随机矩阵理论的地下电缆 异常检测方法研究[J].电气自动化,2021,43(5): 115-118.
 DUAN CH D, ZHANG W, DAI J. Research on underground cable anomaly detection method based on random matrix theory[J]. Electrical Automation, 2021, 43(5): 115-118.
- [20] XIONG Y X, YAO W, CHEN W B, et al. A data-driven approach for fault time determination and fault area location using random matrix theory[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2020, 116:105566. 1-105566. 17.
- [21] SHU H C, WANG G X, TIAN X C. Single-ended protection method of MMC-HVDC transmission line based on random matrix theory [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 142:1-10.

作者简介



刘义艳(通信作者),2004 年于长安大 学获得学士学位,2007 年于长安大学所获 得硕士学位,2010 年于长安大学获得博士 学位,现为长安大学副教授,主要研究方向 为电网大数据处理与电能质量分析。

E-mail: yyliu1@ chd. edu. cn

Liu Yiyan (Corresponding author) received her B. Sc. degree in 2004 from Chang'an University, received her M. Sc. degree in 2007 from Chang'an University and received her Ph. D. degree in 2010 from Chang'an University. Now she is an associate professor in Chang'an University. Her main research interests include power grid big data processing and power quality analysis.



郝婷楠,2022 年于长安大学获得学士 学位,现为长安大学硕士研究生。主要研究 方向为目标检测。

E-mail: 1193097313@ qq. com

Hao Tingnan received her B. Sc. degree in 2022 from Chang'an University. Now she is

a M. Sc. candidate in Chang'an University. Her main research interest includes object detection.



张伟,2022年于长安大学获得硕士学位,现就职于深圳市沃尔核材股份有限公司,主要研究方向为工业自动化。 E-mail:2628160065@qq.com

Zhang Wei received his M. Sc. degree

from Chang' an University in 2022. He now

works for Shenzhen WOER Heat-Shrinkable Material Co., Ltd. His main research interest incudes the field of industrial automation.