

基于随机矩阵的电网多元数据异常状态诊断

杨 扬¹, 刘道杰¹, 李 炜²

(1. 山东石油化工学院 机械与控制工程学院, 山东 东营 257061;
2. 中国石油化工股份有限公司 胜利油田分公司, 山东 东营 257061)

摘要: 为了解决电网故障选线难题, 有效提升电网安全运行水平, 提出了一种基于随机矩阵系列理论的电网双重判据定位诊断方法, 用于电网异常检测与故障类型识别; 首先通过借助 PMU 采集电网各节点处三相电压、三相电流数据构建样本数据源矩阵, 再分别从时间维度和空间维度判断故障时间、故障馈线及故障类型, 实现纵横多重分析; 其中时间维度以谱偏离度和平均谱半径为指标, M-P 律和单环定理作为双重判据确定故障时间; 空间维度采用滑动时窗得出样本协方差矩阵进行故障位置判定和故障类型识别; 最后借助 Matlab 软件, 以 IEEE39 节点系统和某油田实际电网为例, 进行电网故障时刻确定、故障位置判定和故障类型识别; 实验结果证明该方法相比其他算法, 优势在于谱偏离度的大小比之前小了很多, 从而大大扩展了故障检测的范围, 提高了故障识别的效率。

关键词: 高维随机矩阵; 平均谱半径; 谱偏离度; M-P 定律; 单环定理

Abnormal State Diagnosis of Power Grid Multivariate Data Based on Random Matrix

YANG Yang¹, LIU Daojie¹, LI Wei²

(1. Shandong Institute of Petrochemical Engineering, School of Mechanical and Control Engineering, Dongying 257061, China; 2. Technical Testing Center of Shengli Oilfield Company, Dongying 257061, China)

Abstract: In order to solve the problem of power grid fault line selection and effectively improve the safe operation level of power grid, a double criterion location diagnosis method based on random matrix series theory is proposed for power grid anomaly detection and fault type identification. Firstly, the sample data source matrix is constructed by collecting three-phase voltage and three-phase current data at each node of the power grid with the help of PMU, and then the fault time, fault feeder and fault type are judged from time latitude and space latitude respectively to realize vertical and horizontal multiple analysis. Among them, the time latitude is determined by the spectral deviation and the average spectral radius, and the M-P law and the single-loop theorem are used as double criteria to determine the fault time. In the spatial dimension, the sample covariance matrix obtained by sliding time window is used to determine the fault location and identify the fault type. Finally, with the help of MATLAB software, taking IEEE39-bus system and an actual power grid in an oil field as examples, the fault time, fault location and fault type identification of power grid are carried out. The experimental results show that compared with other algorithms, the advantage of this method is that the magnitude of spectral deviation is much smaller before, thus greatly expanding the scope of fault detection and improving the efficiency of fault identification.

Keywords: high-dimensional random matrix; MSR (mean spectral radius); spectrum deviation; M-P law; single loop law

0 引言

据统计, 我国停电事故占电力系统故障的 95% 以上^[1-2], 各类故障发生时, 故障选线相对困难。近年来, 电网信息管理系统大规模推广应用, 可实现用电信息采集、配电自动化等功能。与此同时, 随着系统长时间运行, 产生了运检、调度、营销等方面的大量多源数据, 这些海量数据为研究电网故障提供了有利条件。伴随电网数据多维度、强耦合、高随机性的特征, 计算机终端数据异常庞大,

计算工作呈现指数增长趋势。导致在大电网系统中出现网损增大、电压质量变差等问题, 影响到系统安全平稳运行, 严重时会引起电压崩溃造成大面积的停电事故。因此, 如何有效利用、处理这些海量数据, 保障电网安全稳定运行, 是当前电力大数据时代下亟待解决的问题^[3]。

近年来, 国家电网持续加大对电力大数据的研究与应用, 出现了大量电力调度自动化 MIS (管理信息系统), 伴随产生大量的动态数据, 推动了对大数据时代电网故障检

收稿日期: 2022-12-20; 修回日期: 2023-01-28。

基金项目: 东营市科学发展基金项目 (DJ2020014)。

作者简介: 杨 扬 (1986-), 女, 硕士研究生, 副教授。

李 炜 (1981-), 男, 在读博士生, 高级工程师。

引用格式: 杨 扬, 刘道杰, 李 炜. 基于随机矩阵的电网多元数据异常状态诊断[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(10): 40-48.

测和分析的研究。由于高斯噪声、测量误差等因素造成的数据具有随机性, 采用随机矩阵理论可对电网进行有效的分析。如文献 [4] 通过对数据流中的变异点进行检测, 借助样本协方差矩阵最大特征值对低信噪比环境电网异常状态进行检测。文献 [5] 利用随机矩阵理论对电网负荷曲线中的异常点进行了检测和修正。文献 [6] 利用数据源和失效模式的映射, 通过处理大量数据粗糙集信息熵来简化信息。但是随着电力系统规模的不断扩大, 需要假设和简化构建模型和参数, 计算量大且精确度不高, 难以实现电网实时检测分析, 同时特征数据具有不同类型和结构, 这给数据存储、运维策略带来很多问题。应用随机矩阵原理对配电网故障选线中多源异常数据的处理, 在不需要假设、简化的情况下, 可以减少分析过程中的偶然性、不确定性, 该方法能够准确、实时地获得分析结果, 从而实现了配电网的故障选线。在大数据的基础上, 通过对电力系统的历史数据的分析, 可以使电网的故障选线更加有效。

本文结合单环定理、特征值谱分析等随机矩阵理论对电网故障进行检测, 提出了一种结合平均谱半径 (MSR) 理论和 M-P 定律双重判据定位方法。将数据的统计学特征与故障选线策略相对应, 为大数据构架解决电网故障检测提供了新思路。本文通过 IEEE39 节点标准系统和某油田实际电网两个算例进行验证, 结果表明了该方法的准确性和有效性。

1 高维随机矩阵相关理论

1.1 M-P 定律

1976 年 Marcenko 和 Pastur 提出并证明了 M-P 法则, 用于描述任意矩阵的特征值, 其矩阵经验频谱分布满足某种规则^[7]。

在矩阵分析中, 一般采用经验频谱分布函数, 一个 m 阶的方阵 U , 它的经验谱分布函数为:

$$F^A(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(\lambda_i^A \leq x) \quad (1)$$

式中, λ_i^A ($i=1, 2, 3, \dots, n$) 为矩阵 A 的各项特征根; $I(\ast)$ 为指示性函数。

对高维随机矩阵 $X_{m \times n}$, 将其各列单独提取出来, 形成 N 个维数为 M 的向量, 从这 M 个向量中任意选一个向量:

$$x_a = [x_{1a}, x_{2a}, x_{3a}, \dots, x_{(m-1)a}, x_{ma}] \quad (2)$$

则 $X_{m \times n}$ 的样本协方差矩阵为:

$$S_N = \frac{1}{N-1} \sum_{a=1}^N (x_a - x)(x_a - x)^H \quad (3)$$

一般地, 高维随机矩阵 $X_{m \times n}$ 的样本协方差矩阵还可以做如下定义:

$$S_n = \frac{1}{n} X X^H \quad (4)$$

式中, $x = \frac{1}{N-1} \sum_{a=1}^N x_a$, $(x_a - x)$ 和 X^H 分别为 $(x_a - x)$ 和 X 的复共轭转置矩阵^[8]。

随机矩阵 $X_{m \times n}$ 的协方差矩阵 S_n , 其特征值 λ_i 收敛于函

数 $F(\lambda_i)$, 满足 $F(\lambda_i)$ 极限谱密度函数分布:

$$F(\lambda_i) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi\lambda\delta\Delta^2} \sqrt{(g-\lambda_i)(\lambda_i-e)}, & a \leq \lambda_i \leq b \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $a = \Delta^2 (1 - \sqrt{\delta})^2$, $b = \Delta^2 (1 + \sqrt{\delta})^2$, Δ^2 为一个尺度参数, 当 Δ^2 为 1 时就是标准的 M-P 定律。

通过 M-P 定律, 可以很好地估算出随机矩阵中各个要素的标准偏差, 并与特征值的频谱密度作比较, 使其直观地反映出这些偏差程度。

1.2 单环定理

在高维随机理论中, 通过对矩阵的经验特征值分配概率来量化结果。在不受干扰的情况下, 它的特征值在复平面上向一个圆环聚敛。相反在某一特定因素作用下, 随机矩阵的特征值分布将不再聚敛。步骤如下:

随机矩阵 $X_{m \times n}$ 做归一化处理成为, 得到标准的非 Hermitian 随机矩阵:

$$y_{ij} = [x_{ij} - \mu(x_i)] * \frac{\sigma(y_i)}{\sigma(y_j)} + \mu(y_j) \quad (6)$$

式中, $\mu(x_i)$, $\sigma(y_i)$ 分别为随机矩阵 $X_{m \times n}$ 的第 i 列均值和标准差^[2]满足:

$$\begin{cases} \mu(y_i) = 0 \\ \sigma(y_i) = 1 \end{cases} \quad (7)$$

非 Hermitian 随机矩阵 $Y_{m \times n}$ 可以按照公式 (8) 求其奇异值等价矩阵 $Y_{u,i}$:

$$Y_{u,i} = \sqrt{Y Y^H U} \quad (8)$$

式中, U 为 Haar 酉矩阵, 并且有:

$$Y_u Y_u^H = Y Y^H \quad (9)$$

奇异值等价矩阵 $Y_{u,i}$ 是一个高维随机矩阵, 其满足公式 (10) 性质:

$$Y_{u,i} = U_n \Lambda_n V_n \quad (10)$$

其中: Λ_n 是一个复对角阵; $U_n V_n$ 是两个互不关联的随机酉矩阵, 并且严格服从 Haar 分布。

假设 $Y_{u,i}$ 有 W 个奇异值等价矩阵, 那么求所有等价矩阵积 Z :

$$Z = \prod_{i=1}^W Y_{u,i} \quad (11)$$

矩阵积的行向量满足均值为 0, 方差为 1。对 Z 的每一行元素按照公式 (12) 进行标准化处理得到标准矩阵积 \bar{Z} , 其方差为 $1/n$ 。

$$\bar{z}_i = \frac{z_i}{\sqrt{w\sigma(z_i)}} \quad (12)$$

式中, $i=1, 2, \dots, W$; $\sigma(z_i)$ 为 Z 的标准差。

标准矩阵积 \bar{Z} 的特征值及经验谱分布满足公式 (13) 的函数分布:

$$f(\lambda_z) = \begin{cases} \frac{1}{\pi\delta W} |\lambda_z|^{2/w-2}, & (1-\delta)^{L/2} \leq |\lambda_z| \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中, δ 为 \bar{Z} 的行数和列数之比, 且 $\delta \in (0, 1]$; λ_z 为 \bar{Z} 的特征值。 \bar{Z} 的特征值在复平面分布的是一个圆环, 内环半

径为 $(1-\delta)^{L/2}$ ，外环半径为 1。

单环定理能将采样矩阵的特征降维为奇异值的频谱分布，并具有成熟的可视化方法，从而实现对测量数据的异常情况直接比对。图 1 采用 Matlab 中 plot 函数绘制示意图，图中细实线代表 $r=1$ 的外环，细虚线代表长度为 $(1-\delta)^{L/2}$ 的内环，* 号代表的是 λ_2 ，⊙ 代表的是 λ_1 。电网在非异常状态下，对差分、规范化的采样矩阵 $X_{m \times n}$ 进行归一化，所得的矩阵单元近似为独立高斯分布。

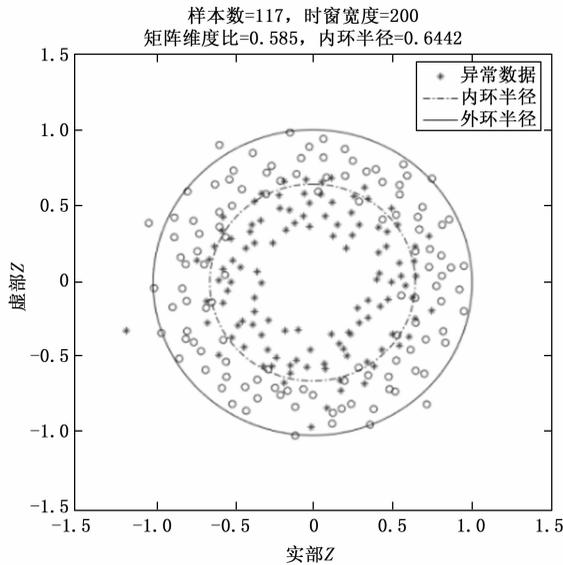


图 1 单环定理示意图

1.3 平均谱半径 (MSR) 理论

采用随机矩阵法来分析特定事件时，用平均谱半径来判定 (MSR)^[8]：

$$r_{MSR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\lambda_i| \quad (14)$$

式中， r_{MSR} 为矩阵的谱平均半径， λ_i 为矩阵的 M 个特征值。图 2 为 IEEE39 节点 9 号发生故障时 MSR 计算结果。由于采用滑动时窗的原因，从第 200 个数据开始显示，正常状态下的 MSR 分布在内环和外环之间，当故障发生时，MSR 会跌落至内环以下。如图 2 所示，设置 5 s 发生单相接地故障，MSR 小于内环半径，表明系统异常工作。MSR 的波动性和失效时间都与模拟值一致，失效持续时间与 T_w 相关，MSR 实现了从宏观角度来判定系统工作状态。

1.4 样本协方差矩阵理论

电网中选取 n 个节点量测数据作为空间样本，其中每个节点共有 m 个状态变量，构成 N 个变量，即 $N=n \times m$ 。在任意采样时刻 T_i ，所有节点量测数据构成一个列向量：

$$x(t_i) = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi}]^H \quad (15)$$

在一个时间段内， N 个向量在时序上矩阵分布为公式 (16)：

$$X = [x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_i), \dots] \quad (16)$$

为了可以对电力网络数据进行实时分析，采用了滑动时间窗^[10-12] (图 3) 加以辅助，实时窗口长度为 M_w ，宽度

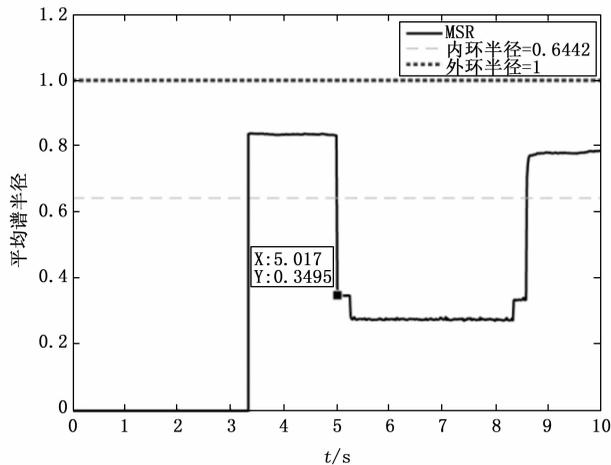


图 2 MSR 示意图

为 N_w 。当数据都是正常值的时候，生成的矩阵是满足某种分布规律，而遇到异常数据出现时，时窗生成的矩阵的奇异性就会变化。采样时向后平移一个采样点，因为前 T_w 宽度数据没有，所以只能检测之后发生的故障，移动时窗每次仅对 T_w 宽度数据处理，可以减少历史处理对当前数据状态的影响 (具体分析见 3.1)。 t_i 时刻的实时滑动时间窗包含 t_i 时刻的当前数据和 $(N_w - 1)$ 个相邻的历史数据，即

$$\tilde{X}_{t_i} = [X_{t_i-N_w+1}, X_{t_i-N_w+2}, \dots, X_{t_i}] \quad (17)$$

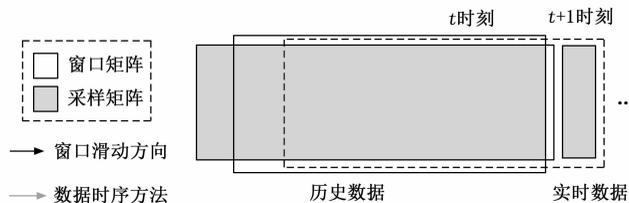


图 3 滑动时间窗口

在状态评估时间窗内，对系统的 M 个可测状态参量测量 N 次，所有测量数据组成的具有电网时空特性的 M 行 N 列数据：

$$X_{m \times n} = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M1} & \dots & x_{MN} \end{bmatrix} \quad (18)$$

2 电网故障检测步骤与阈值设定

本算法故障检测分两部分，一部分是确定故障时间的 (如图 4)，第二部分为判别故障馈线及故障类型 (如图 5)。

2.1 故障检测步骤

2.1.1 确定故障时间

从数据源采集数据后，采用滑动时间窗口处理数据，融合历史数据和当前数据作为量测时间序列 D ，对矩阵进行差分、加噪、归一化预处理生成 Haar 矩阵 U ，差分的目的是使样本数据平稳化，若一次差分后仍未符合要求，则

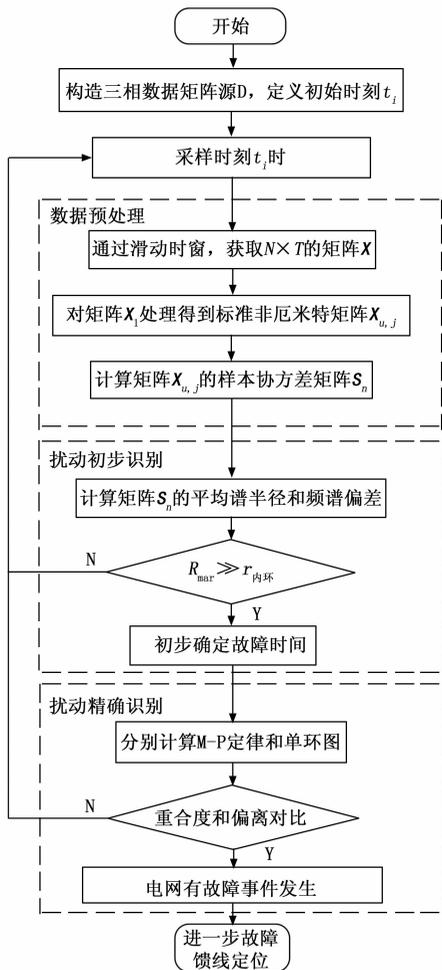


图 4 确定故障时间流程图

采取二次差分, 一般二次差分即可满足平稳要求。

2.1.2 确定故障类型

通过 1) 得到故障时间后, 选取故障时间附近时窗宽度的三相电压数据作为数据源同样采用滑动时窗的方法得到时间序列矩阵, 并对其预处理, 得到协方差矩阵, 将所有节点的 ABC 三相各分为一组, 通过计算频谱偏差比较超过阈值的大小确定故障馈线, 通过汇集所有节点故障相后综合分析得到故障类型。若某节点仅有一相超过阈值, 则判定为单相故障; 若某节点有两相超过阈值, 则判定为相间故障; 同理, 若三相均超过阈值, 则判定为三相故障^[9]。

2.2 阈值设定

电网出现故障时, 矩阵谱的变化对矩阵元素变化的影响最大, 特别是最大特征值和最小特征值, 因此定义 t 时刻的频谱偏差 $d_s(t)$ 为:

$$d_s(t) = (x_t^{\max} - x_t^{\min})^2 + (x_t^{\min} - x_t^{\min})^2 \quad (19)$$

x_t^{\max} 和 x_t^{\min} 分别为协方差矩阵的最大特征值和最小特征值。最大理论特征值 x^{\max} 为 $x^{\max} = (1 + \sqrt{c})^2$, 最小理论特征值 $x^{\min} = 1 - \sqrt{c}$, c 为协方差矩阵的维度比。

通过对各节点位置分析矩阵的频差进行对比, 对电网

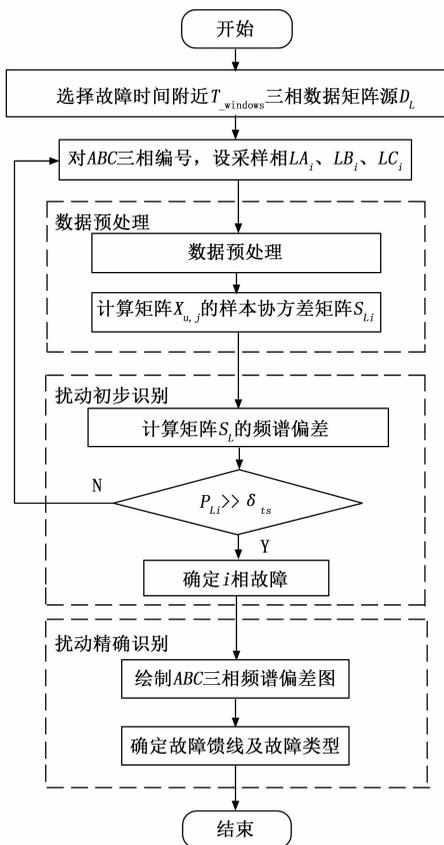


图 5 确定故障馈线与类型流程图

故障进行准确定位^[13-15]。在有大量节点的情况下, 相邻的结点往往具有近似的频谱偏差, 很难找出最大频谱偏差的结点。为了准确地识别故障节点, 本文对节点频谱偏差进行了以下改进:

$$d_{ts} = \frac{1}{d_{\max} + d_{\text{diff}} - d_t} \quad (20)$$

式中, d_{ts} 节点 t 改善了原指标数据输出, d_{\max} 为各结点最大偏差值, d_{diff} 为最大值与次最大值的差值。由上式可知, 对于任意一个节点 t , 均有 $d_{\max} - d_t \geq d_{\text{diff}}$, 进一步可得 $d_{ts} \leq 2/d_{\text{diff}}$ 。同时, 相对原偏差较大的节点和原偏差值幅度较为接近, 最大与第二大差值为较小的实数, 经上述公式处理后, 偏差可被判别。

在电网故障情况下, \mathbf{X}_{\max} 各线之间存在较强的相关性, 使频谱偏差增加。按历史库源设定频谱偏离阈值 \tilde{d}_s , 要求比无故障时产生的最大值还要大, 保留一定的余量, 在频谱偏离超过临界点时, 可视为电网出现故障^[18]。

3 算例分析

3.1 算例 1—IEEE39 模型分析

算例 1 基于图 6 新英格兰 IEEE39 节点模型, 仿真总时长 $T = 10$ s, 系统运行频率为 60 Hz, 数据采样频率也为 60 Hz, 选择每个节点及线路测量仪 (117 个) 三相电压电流功率等 k 个采样参数构成数据源矩阵 U , 设置时窗宽度 T

_ windows=200。

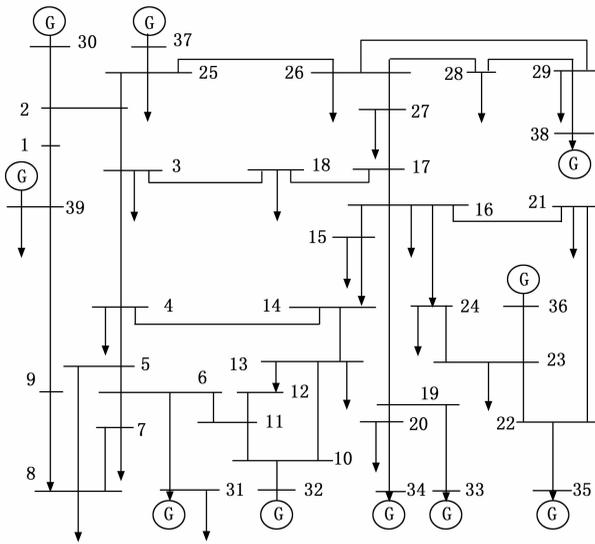


图 6 IEEE39 节点系统

3.1.1 异常状态判定

以 IEEE39 节点系统节点负荷增加作为异常状态的判定, 区别于正常状态和故障状态的电网第三种状态异常状态。本案例以节点负荷变化验证算法判断的准确性。设置节点 20 设置 5 s 时从 7.5 MW 变化到 30 MW, 持续时间 0.25 s, 研究判据对异常时刻的准确性^[3]。设置的负荷变化节点及变化幅度如表 1 所示。

表 1 负荷变化表

节点编号	采样时刻 t/s	负荷/MW
20	0~5	7.5
	5~5.25	30
	5.25~10	7.5
20	0~5	7.5
	5~5.25	20
	5.25~10	7.5

由图 7 (a) 可知谱平均半径大于内环半径附近, 未跌落至内环以内, 区别于故障状态。从频谱偏差的图 7 (b) 中看出在 5 s 时出现大幅升高, 说明出现非正常状态。

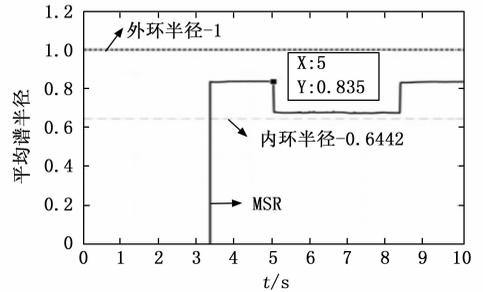
通过比较圆环分布图 8 (a) 和 (b) 可知, 正常状态时奇异值分布基本在圆环里面, 异常状态奇异值有部分分布在环外^[3]。

3.1.2 故障时间确定

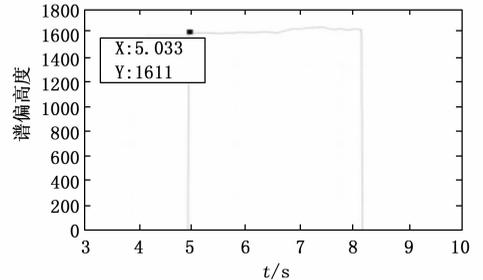
算例 1 用 MSR 和频谱偏差分析运行整体态势, 采用滑动时间窗口选取含有故障时间所有节点的三相电压作为数据源矩阵进行具体分析^[7], 并用 M-P 定律和单环定理来双重判断故障时刻, 验证判定方法是否在电网系统运行中有效性。

1) 相同节点发生不同故障:

设置节点 4 处在 $t=5$ s 时分别发生单相、相间、相间接地、三相故障, 故障持续 0.25 s。由于算例中滑动时间窗口

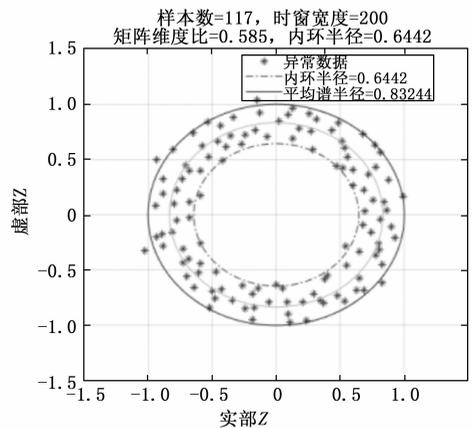


(a) 节点20频谱偏差图

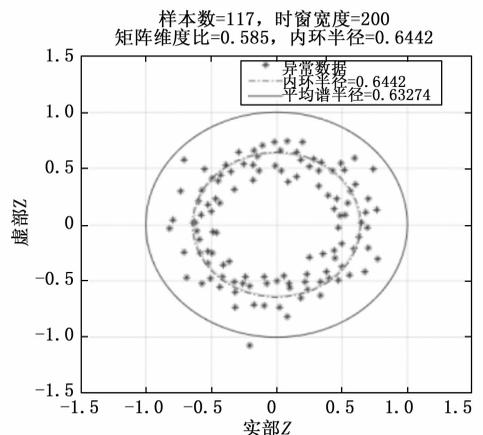


(b) 节点20频谱偏差

图 7 频谱偏差图



(a) 正常状态图



(b) 异常状态图

图 8 状态图

采样点数 $T=200$, 故系统运行状态监控测量的开始时间为

200/60 s, 0 到 (200/60) s 无法检测出故障不显示数据, 故谱平均半径图像开始的显示时刻为第 200/60 时刻。

从随机矩阵法和 MSR 的定义中可以看出, 在 MSR 小于内环时, 系统的工作是正常的。在图 9、图 10 中, MSR 和谱偏离度的波动性和异常时间都与提前设定值一致。其中, 异常状态持续时间和 T_w 相关, 还可以推断出异常的恢复时间。MSR 值越低, 谱偏离度越高, 表明其与电网的运行相关性越大。

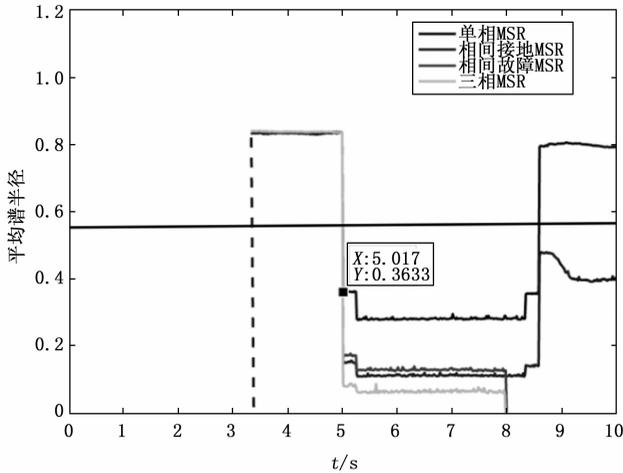


图 9 节点 9 发生不同故障时的谱平均半径

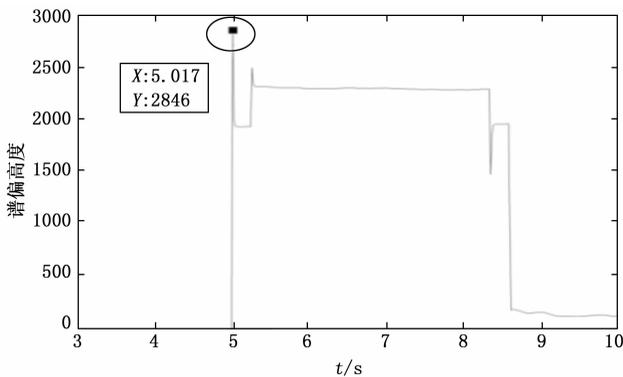
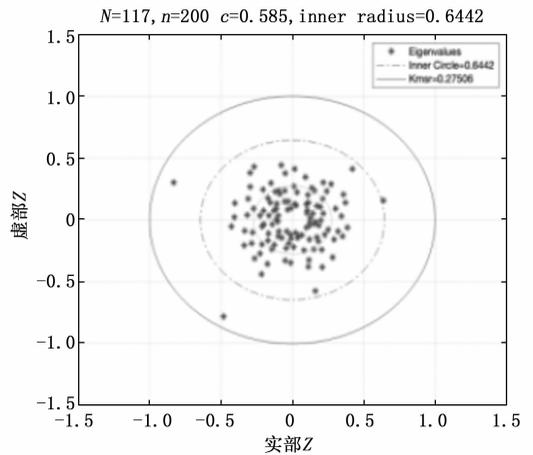


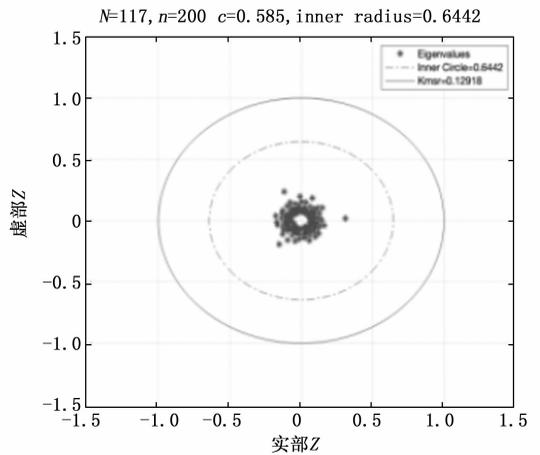
图 10 节点 9 发生单相故障时的频谱偏差

如图 10 所示, 正常时刻的特征值基本分布在圆环内, 其采样时间窗口内数据的谱平均半径为 0.840 4, 在内环和外环中间。5 s 单相故障时刻的特征值基本分布在内环外侧, 当 5.017 s 时检测到故障发生, 其单相、相间、三相故障的谱平均半径 (取稳定时段下的数值) 分别为 0.275 06、0.129 18、0.101 94 均小于内环半径。当采用谱平均半径和频谱偏差检测到故障时间后, 为进一步验证, 作出异常数据和正常数据的单环定理图进行对比, 利用 M-P 定律和单环定理来双重验证准确性。

图 11 为故障单环图, 从特征点的分布集中在圆环内可以识别出异常数据。图 12 M-P 律图对比看出正常数据和异常数据的区别, 异常数据的核密度曲线与极限谱密度函



(a) 单相故障单环定理图



(b) 相间故障单环定理图

图 11 故障单环图

数分布偏离了理想状态。

2) 不同节点发生相同故障:

图 13 表示不同节点发生不同故障的 MSR 归纳图, 节点 9 和节点 18 在 5 s 分别设置持续时间为 0.25 s 的单相、相间、相间接地、三相故障, 故障程度越高, MSR 跌幅越大。MSR 数值由大到小的顺序依次为单相接地 > 相间故障 > 相间接地 > 三相接地, 故障程度由大到小的顺序依次为三相故障 > 相间接地 > 相间故障 > 单相故障, 所以该方法可以实现不同故障判别。

如果出现短路故障, 则多个测点的数据都会发生同样趋势变化, 矩阵的相关性会增强, 不能满足独立的高斯分布。同一故障在多个结点出现时, 所产生的关联程度也不一样, 因而特征值向中心聚集的程度也不一样, 异常的程度与系统内部的关联度呈正相关, 与特征值向中心聚集的程度成正比。

3.1.3 故障类型识别

利用 IEEE39 模型对单相故障、相间故障、三相故障的仿真分析各节点三相电流, 分别分为 A 相、B 相、C 相电流采用改进后的频谱偏差来测试故障类型的准确性。由阈值设定公式频谱偏差为 5.2, 得节点 4 发生各种故障时的三

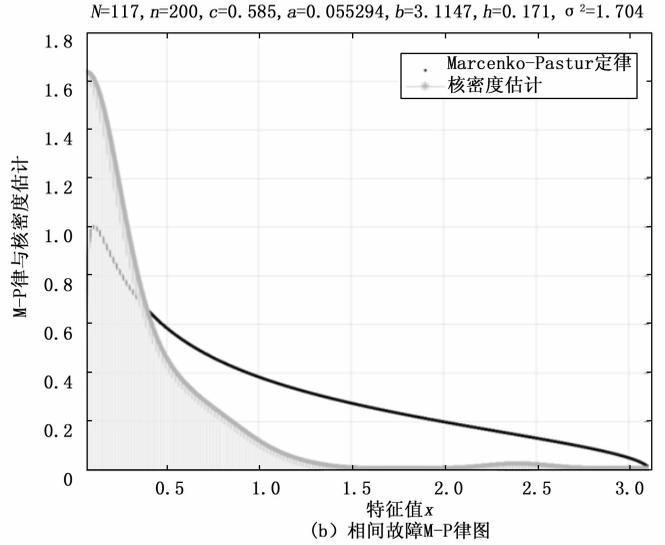
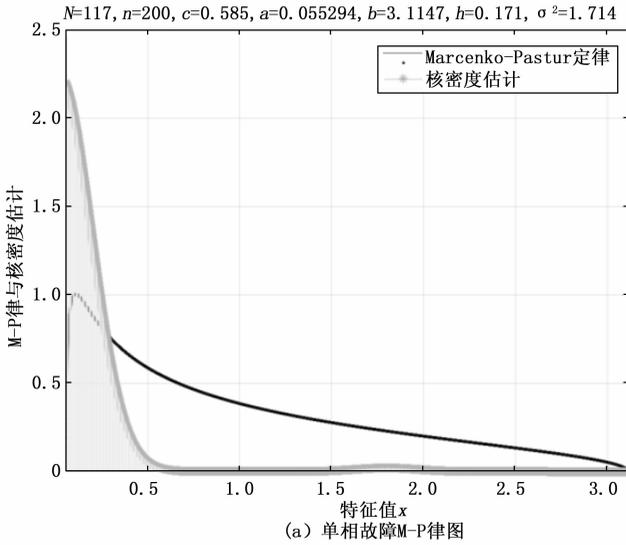


图 12 故障 M-P 律图

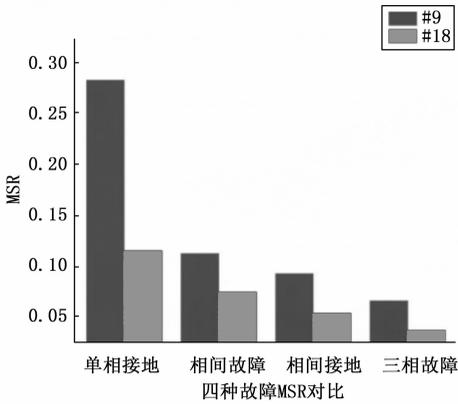


图 13 不同节点发生不同故障的 MSR 图

相电压频谱偏差。当检测到故障后，进行故障定位和故障类型判别，设定故障为节点 4 分别设定单相故障相间故障、三相故障，设置故障时间 5 s，持续时间 0.25 s，采集滑动时窗长度的包含故障时间所有节点的三相电流并计算频谱偏差 d_{R_1} 、 d_{R_2} 、 d_{R_3} ，如图 14 (a)、(b)、(c) 中，横坐标为节点编号，纵坐标为三相电流频谱偏差。

3.2 算例 2—A 油田电网模型分析

以 A 油田某年 1~6 月期间的全部线路电压监测数据为例，每隔 1 小时即可进行数据采集。应用高维随机矩阵理论，先从时间维度上计算出频谱偏差和谱平均半径，初步确定故障时间，在经过 M-P 定律和单环定理双重判定故障时间，选取故障时间附近的时窗宽度数据再构成数据源，对频谱的偏离进行了空间维度的分析，找到异常数据的来源，确定故障馈线。

3.2.1 确定故障时刻

首先采用滑动时间窗口生成时序矩阵，再经过差分、加噪、归一化处理得到协方差矩阵，最后求取特征值、谱平均半径和谱偏离度，如图 15、16 所示。在圈中对应时刻，

频谱偏差和 MSR 都是异常的，偏离正常指标。

结果与算例 1 理想模型对比差异较大，可以看出实际生产中与理论算法的差异性，使得在应用到实际环境中出现不适应现象。但是故障时刻相较于正常状态区别较大，相对明显的 MSR 下跌仍然有较好的判断能力，故标准算例及实际系统均能较好地看出本算法的可靠性，能精确的确定故障时间。图 16 中表示 1 080 h 和 3 800 h 为故障时刻，进一步使用 M-P 和单环定理双重判据，每个随机矩阵的特征值特性如图 17 (a) 和 (b) 所示。

对比图 17 发现，当特征值增加时，正常状态的核密度估算曲线的概率密度会先增加后降低，曲线的重合度较故障状态更大。故障状态的核密度估计曲线则与 M-P 定律重合度小，核密度估计曲线随着特征值的增大而呈现出先升后降的趋势，与正常状态时有很大差异。由此看出，故障状态时电压、电流数据与正常状态时电压、电流数据存在很大差别，矩阵不再具有独立的分布特征，从而判定在 3 080 h 系统发生故障。

3.2.2 故障位置判定

以 3 080 h 异常时间为例，对频谱的偏差进行了空间维度的分析，并找到了异常数据的来源。在图 18 中给出了 3 080 h 的频谱偏差，其中 I 线、VI 线频谱偏差程度与其他线有较大偏差，故判定故障馈线。

4 结束语

根据随机矩阵相关理论进行电网异常分析、线路故障时刻和故障类型判定及故障选线。通过应用两个算例数据源建立随机矩阵的方法，并对其进行了分析验证算法。在技术上，它避免了传统的人工拉路方式，不能适应配网故障后的自动选线。通过对故障选线的研究，对不同故障线路所产生的随机矩阵的特性分布进行了分析，利用 M-P 律和核密度曲线重合度和单环原理对故障线路进行快速、

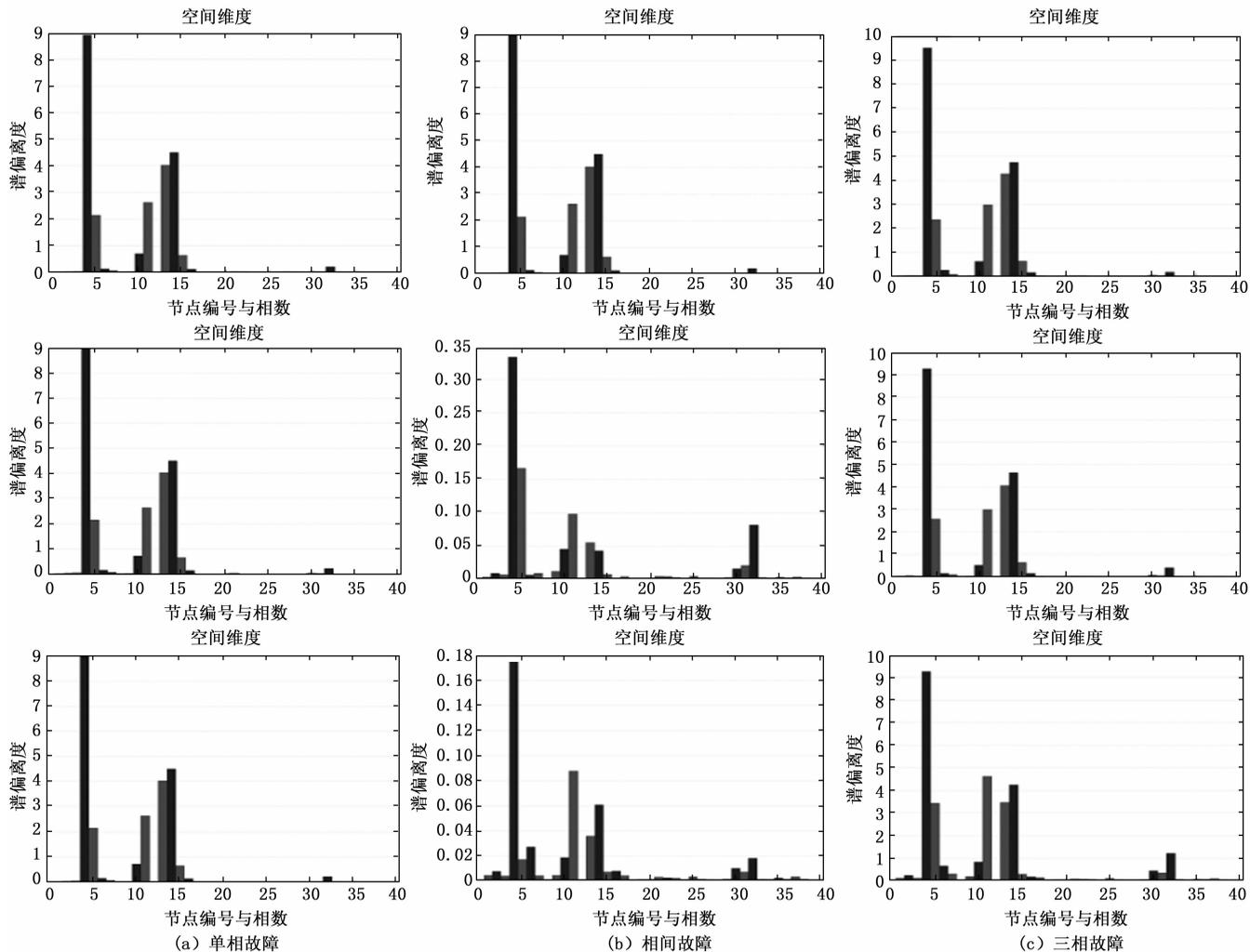


图 14 单相故障与相间故障下的三相电流的改进后的频谱偏差

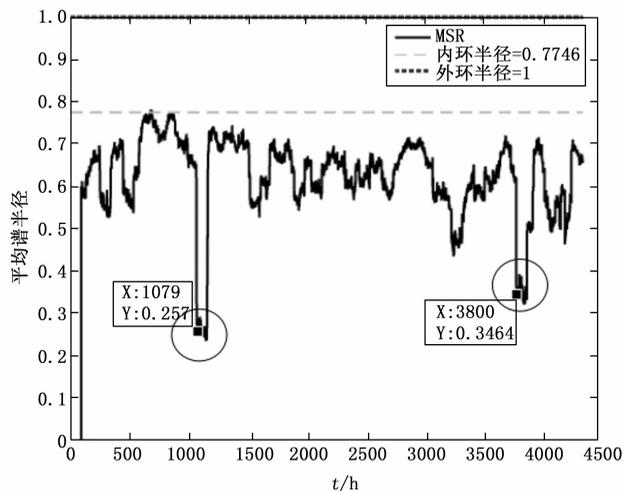


图 15 谱平均半径

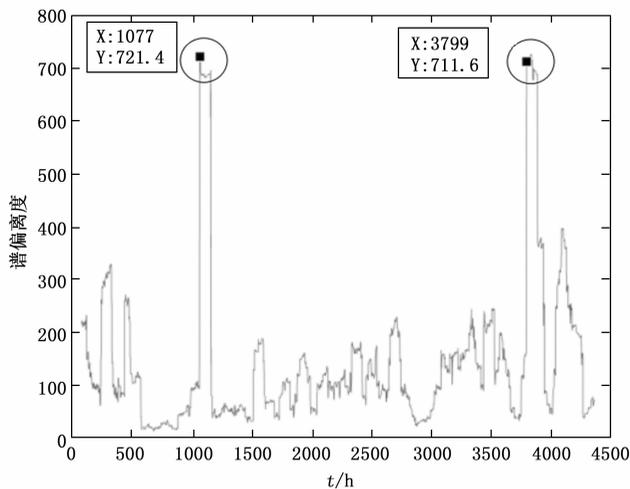


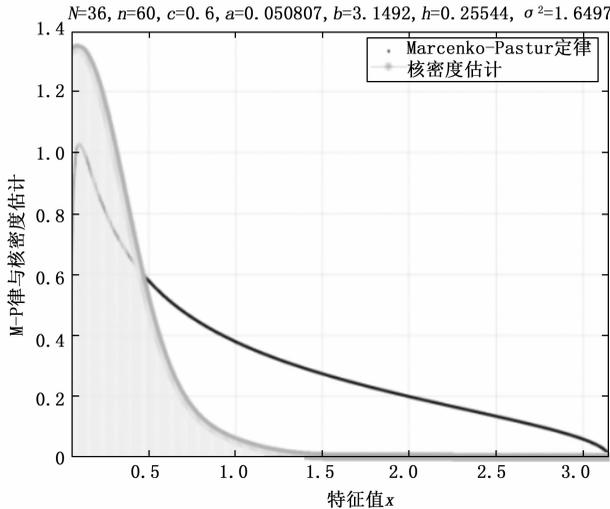
图 16 频谱偏差

准确的选择。

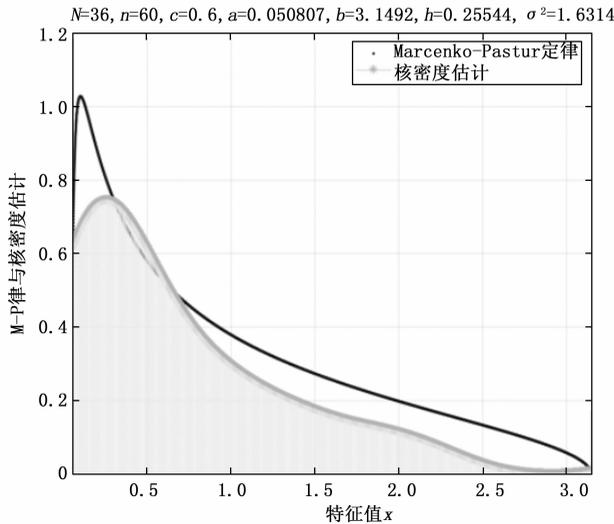
1) 采集三相电压电流数据源构建高维随机矩阵, 采用滑动时间窗口生成时间序列并对其进行差分、加噪、归一

化生成协方差矩阵, 求特征值和特征向量。利用谱偏离度、谱平均半径等指标对电网线路进行分析。

2) 提出一种 MSR 和 M-P 定律双重判据定位方法,



(a) 故障状态谱密度函数与M-P定律比较



(b) 正常状态谱密度函数与M-P定律比较

图 17 谱密度函数与 M-P 定律比较

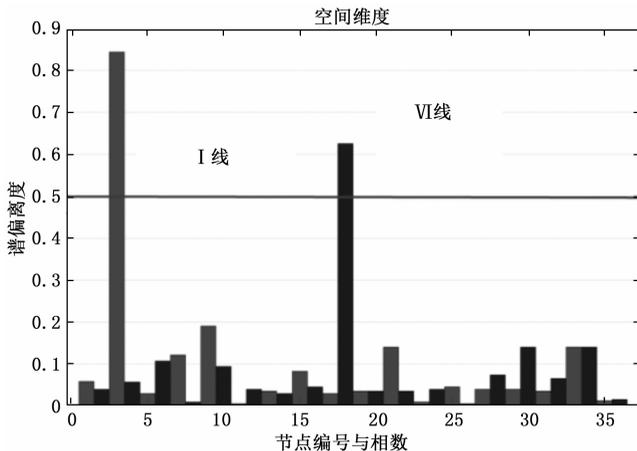


图 18 电流数据的频谱偏差 (空间维度)

通过 IEEE39 节点标准系统及某油田电网某年 1~6 月份的全部线路电压、电流数据两个算例，通过比较结果表明所提方法的准确性和有效性。

本文应用随机矩阵法对电网异常和故障状态进行研究，根据随机矩阵极限谱分布的原理，给出了频谱偏离程度和谱平均半径的定量计算方法，相比其他算法，该算法的优势在于谱偏离度的大小之前小了很多，从而大大扩大了故障检测的范围，提高了故障识别的效率。

参考文献:

[1] 安然. 基于随机矩阵理论的配电网无功优化方法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2020.

[2] 陈炳文, 李博文, 饶华兴, 等. 基于高维随机矩阵理论的故障选线及定位方法 [J]. 电力学报, 2020, 35 (3): 216-228.

[3] 李碧恒, 李知艺, 鞠平. 基于随机矩阵理论的低压配电网边-云协同故障检测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42 (1): 25-37.

[4] 周忠强, 韩松. 基于样本协方差矩阵最大特征值的低信噪比环境电网异常状态检测 [J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47 (8): 113-119.

[5] 邓子哈, 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.

[6] 吴茜, 张东霞, 刘道伟, 等. 基于随机矩阵理论的电网静态稳定态势评估方法 [J]. 中国电机工程学报, 2016, 36 (20): 5414-5420.

[7] 刘威, 张东霞, 王新迎, 等. 基于随机矩阵理论的电力系统暂态稳定性分析 [J]. 中国电机工程学报, 2016, 36 (18): 4854-4863.

[8] 蒋凯, 童晓阳, 梁晨. 基于随机矩阵的配电网故障选线方法研究 [J]. 电工技术, 2018 (13): 1-4.

[9] 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): 1529-1541.

[10] 胡旭光, 马大中, 孙秋野, 等. 基于随机矩阵谱偏离度的微网状态感知方法研究 [J]. 中国电机工程学报, 2019, 39 (21): 6238-6247.

[11] 李洪乾, 韩松, 周忠强. 基于样本协方差矩阵特征特性的电网多重扰动定位方法 [J]. 电工技术学报, 2021, 36 (3): 646-655.

[12] 韩新胜. 基于随机矩阵理论的频谱感知技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.

[13] 林超, 郑霖, 张文辉, 等. 基于随机矩阵理论的 WSN 异常节点定位算法 [J]. 计算机工程, 2020, 46 (1): 157-163.

[14] 张根周. 大数据在智能电网领域的应用 [J]. 电网与清洁能源, 2016, 32 (6): 33-35.

[15] 徐心怡, 贺兴, 艾芊, 等. 基于随机矩阵理论的配电网运行状态相关性分析方法 [J]. 电网技术, 2016, 40 (3): 781-790.

[16] 魏大千, 王波, 刘涤尘, 等. 高维随机矩阵描述下的量测大数据建模与异常数据检测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 39 (S1): 59-66.

[17] 王亮. 基于暂态信号的电力系统小电流接地故障定位技术 [D]. 济南: 山东大学, 2012.

[18] 莫文雄, 许中, 肖斐, 等. 基于随机矩阵理论的电力扰动事件时空关联 [J]. 高电压技术, 2017, 43 (7): 2386-2393.