

DOI: 10.7667/PSPC180537

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

周忠强, 韩松

(贵州大学电气工程学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要: 为发展基于数据驱动的电网态势感知理论与方法, 基于样本协方差矩阵的最大特征值(Maximum Eigenvalue of Sample Covariance Matrix, MESCM), 提出了一种适用于低信噪比场景的电网异常状态检测方法。该方法源于随机矩阵理论, 通过数据源矩阵的构造, 窗口数据矩阵及其标准矩阵的构建, 进而形成其样本协方差矩阵。通过该矩阵的最大特征值计算与越限判别, 实现电网态势感知与预警。借助 PSS/E 软件, 案例分析在一个 IEEE 39 节点系统及一个南方电网规划系统展开, 涉及负荷异常跃变及三相短路接地故障。与传统平均谱半径分析法的计算结果比较表明该方法具有抗噪性能高, 计算耗时少的优点, 同时对于非完整性信息有一定的鲁棒性。

关键词: 随机矩阵理论; 样本协方差矩阵; 最大特征值; 异常状态检测; 信噪比; 非完整信息

MESCM based abnormal state detection of power system in low SNR environment

ZHOU Zhongqiang, HAN Song

(School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: This paper proposes a novel method for abnormal state detection in low SNR environment by employing Maximum Eigenvalue of Sample Covariance Matrix (MESCM) for developing the theory and method of data-driven power grid situation awareness. Inspired by the random matrix theory, it firstly constructs a data source matrix, and obtains a moving window matrix and its standard matrix, then acquires the sample covariance matrix. In this way, the situation awareness and early warning for interconnected power systems could be achieved by MESCM calculation and its violation check. Utilizing PSS/E® software, the case studies have been carried on an IEEE 39-bus system and a planning system of China Southern Power Grid, involving two main working conditions such as abnormal load change and short circuit fault. The results show that the proposed methodology has the advantage of higher noise resistance and less computing time in comparison with the traditional mean spectral radius based method and preliminarily verifies that it would be robust under incomplete information.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51567006), Program for Top Science & Technology Talents in Universities of Guizhou Province (No. 2018036) and Guizhou Province Science and Technology Fund (No. [2019]1100).

Key words: random matrix theory; sample covariance matrix; maximum eigenvalue; abnormal state detection; signal-to-noise ratio; incomplete information

0 引言

以同步相量测量装置(Phasor Measurement Units,

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51567006); 贵州省普通高等高校科技拔尖人才支持计划资助(2018036); 贵州省科学技术基金(黔科合基础[2019]1100)

PMU)为基础的广域测量系统(Wide Area Measurement System, WAMS)日趋成熟, 所产生的数据量正呈指数级增长。面向高维复杂系统非线性和随机性^[1-3], 将大数据技术引入传统电力系统分析中, 深入开展基于数据驱动的运行状态数据挖掘、提取、分析与融合的研究, 实现电网运行状态的“大数据思维”分析与评价^[4-7], 对于我国“互联网+”智能电网的

发展具有重要的理论意义^[8-10]。

随机矩阵理论(Random Matrix Theory, RMT)是一种具有普适性的方法,无需详细物理模型,可以从高维角度认识复杂系统的行为特征。一方面,从基于RMT的电力系统分析应用研究进展角度来看,文献[11]首先提出了一种基于RMT的电力系统大数据应用架构,并给出了输电网运行状态异常检测方法。在此基础上,文献[12]利用增广矩阵,采用平均谱半径(Mean Spectral Radius, MSR)指标,进一步提出了一种配电网运行状态相关性分析方法。文献[13]采用了相同评价指标,从整体上分析了不同扰动对于电力系统暂态稳定性的影响程度和影响范围。继而文献[14]进一步利用历史数据和实时数据建立了随机矩阵模型,通过数据融合,借助平均谱半径指标,基于IEEE39节点算例,实现了静态稳定态势评估。但广域测量系统中同步相量测量数据具有涉及现场测量点多、电磁环境复杂、通信距离远的特点,有较高的信噪比降低风险。而现有基于RMT的电力系统分析应用研究中,鲜有涉及上述方法在低信噪比场景下的适应性。此外,面向电网异常状态检测时,文献[8,15]采用了基于经验谱分布函数单环定律的平均谱半径指标,其计算效率或存在提升空间。另一方面,从RMT在其他工程领域,如通信工程的应用研究发展角度来看,其频谱感知领域已对RMT开展了较为深入的研究。近期,Zeng^[16-17]和Cardoso^[18]等人针对传统能量检测算法对噪声敏感的问题,提出了利用通信信号样本协方差矩阵的最大特征值(Maximum Eigenvalue of Sample Covariance Matrix, MESCM)的统计特性进行分析的频谱感知方法,该方法具有适用性强,灵敏度高、鲁棒性好、无需主用户信号及噪声等先验知识的特点。

因此,为提升传统方法的低信噪比环境适应性及计算效率,本文利用MESCM提出一种适用于低信噪比环境的电网异常状态检测方法。通过一个IEEE39节点系统、一个南方电网规划系统的算例仿真及与传统的平均谱半径分析法的比较结果,表明该方法具有抗噪性能高、计算耗时少的优点,同时对于非完整性信息有一定的鲁棒性。

1 基于MESCM的电网异常状态检测

1.1 随机矩阵理论基础

一个高维的矩阵,若其元素均为随机变量,则称其为随机矩阵^[19]。随机矩阵理论是以大维随机矩

阵为研究对象,分析其特征值、奇异值以及其他相关参数的统计分布特性^[20]的一种理论。它主要涉及两个重要定律,即M-P定律^[21](Marchenko-Pastur law)与单环定律(Single Ring Theorem),本文采用M-P定律。

设 $\tilde{\mathbf{X}} = \{\mathbf{x}_{i,j}\}_{1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq T}$ 为一个 $N \times T$ 维的非Hermitian特征的矩阵,每一个元素为独立同分布的随机变量,其期望和方差分别满足 $\mu(x)=0, \sigma^2(x) < \infty$ 。矩阵行列比满足 $c = N/T \in (0,1]$ 。 $\tilde{\mathbf{X}}$ 的样本协方差矩阵 \mathbf{S} 为

$$\mathbf{S} = \frac{1}{N}(\tilde{\mathbf{X}}\tilde{\mathbf{X}}^H) \quad (1)$$

式中:上标H表示共轭转置。样本协方差矩阵 \mathbf{S} 的经验谱分布函数(Empirical Spectral Distribution, ESD)服从M-P律,如式(2)所示。

$$f_{mp(x)} = \begin{cases} \frac{\sqrt{(b-x)(x-a)}}{2\pi xc\sigma^2}, & a \leq x \leq b \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $a = \sigma^2(1 - \sqrt{c})^2, b = \sigma^2(1 + \sqrt{c})^2, \sigma^2$ 为刻度参数, $\sigma^2 = 1$ ^[14]。 a 和 b 分别表示谱密度函数中特征值的理论下确界和上确界。

1.2 考虑噪声的PMU数据源矩阵

假设有 $N \geq 1$ 个PMU,在任意采样时刻 t_i ,所接收的信号可构成一个列向量 $\mathbf{x}_s(t_i) = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)^T$ 将各个采样时刻的数据按照时间顺序排列,可以构成一个二维矩阵,即数据源矩阵 \mathbf{X}_s ,如式(3)所示。

$$\mathbf{X}_s = \begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,t_i} & \cdots \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,t_i} & \cdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ x_{N,1} & x_{N,2} & \cdots & x_{N,t_i} & \cdots \end{pmatrix} \quad (3)$$

考虑传输过程中信道噪声的影响,定义异常检测模型为

$$\mathbf{X}_s = \mathbf{X}_p + \mathbf{m} \times \boldsymbol{\eta} \quad (4)$$

其中: \mathbf{X}_p 为未受噪声污染的PMU信号矩阵, $\boldsymbol{\eta}$ 为噪声矩阵; \mathbf{m} 为噪声幅值。为便于分析,本文中噪声源采用高斯噪声。

显然,噪声的严重程度会影响数据源矩阵的样本质量,进而对相应电网异常检测算法的效果产生影响。为此,定义数据源矩阵的信噪比^[22](Signal-to-Noise Ratio, SNR)为

$$\rho = \frac{\text{Tr}(\mathbf{X}_s \mathbf{X}_s^T)}{\text{Tr}(\boldsymbol{\eta} \boldsymbol{\eta}^T) \cdot m^2} \quad (5)$$

其中, $\text{Tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹。

1.3 基于 MESCM 的异常状态识别

选取相应电网状态变量数据构造为前述数据源矩阵 \mathbf{X}_s , 采用滑动窗口 (Moving Split-Window, MSW) 技术生成 $N \times T$ 维的窗口数据矩阵 \mathbf{X} , \mathbf{X} 的行向量按式(6)方法进行标准化处理, 得到标准非 Hermitian 矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}$ 。

$$\tilde{\mathbf{X}}_{i,j} = (\mathbf{x}_{i,j} - \bar{\mathbf{x}}_i) \times (\sigma(\tilde{\mathbf{x}}_i) / \sigma(\mathbf{x}_i)) + \bar{\tilde{\mathbf{x}}}_i \quad (6)$$

$$1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq T$$

其中: $\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,T})$; $\bar{\mathbf{x}}_i$ 、 $\sigma(\mathbf{x}_i)$ 分别为 \mathbf{x}_i 的均值和标准差; $\bar{\tilde{\mathbf{x}}}_i$ 、 $\sigma(\tilde{\mathbf{x}}_i)$ 分别为非 Hermitian 矩阵行向量 $\tilde{\mathbf{x}}_i$ 的均值和标准差, 且 $\bar{\tilde{\mathbf{x}}}_i = 0$, $\sigma(\tilde{\mathbf{x}}_i) = 1$ 。

由式(1)得出 $\tilde{\mathbf{X}}$ 的样本协方差矩阵 \mathbf{S} 。这样, 当满足矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}$ 的每个元素均为独立同分布的变量, 且均值为 0, 方差为 1 时, 矩阵 \mathbf{S} 特征值的分布收敛于 M-P 律。

由随机矩阵理论 M-P 律可知, 样本协方差矩阵的特征值往往呈现一定的规律。当有异常事件发生时, 系统的随机性被破坏, 导致这些特征值不满足统计规律, 其中, MESCM 将越过其正常的统计性边界范围。因此, 可以利用该原理检测上述系统的异常状态。

以 λ_{\max} 表示样本协方差矩阵 \mathbf{S} 的最大特征值, 定义其阈值函数为

$$\gamma = (1 + \sqrt{c})^2 \quad (7)$$

当 $\lambda_{\max} \geq \gamma$ 时, 即可判定为有异常事件发生。强噪声的干扰及窗口数据矩阵维度的增大会使最大特征值的取值偏大, 此时的阈值将会使检测过于灵敏。因此, 结合异常事件分级告警的思路, 本文中该阈值考虑 20% 的裕度, 设定为 1.2γ 。

1.4 与传统方法的区别与讨论

为明晰本文方法与其他两种传统方法的区别, 将它们的基本原理、检测指标以及矩阵类型列入表 1。

表 1 三种方法比较

Table 1 Comparison between the proposed method and other two traditional methods

算法	基本原理	检测指标	矩阵类型
本文方法 (MESCM 法)	M-P 律	最大特征值	协方差矩阵
谱半径分析法 (MSR 法)	单环定律	平均谱半径	奇异值 等价矩阵
主元分析法 (PCA 法)	矩阵投影	T^2 统计量、 SPE 统计量	主元空间、 残差空间

MESCM 法和 MSR 法基于 RMT, 都是通过计算其基于特征值的统计指标, 利用该指标的理论值可被中心极限定理等统计理论预测^[11]的原理来进行异常检测。主元分析法 (Principal Component Analysis, PCA) 本质上是一种降维方法, 将原数据进行分解, 得到主元空间和残差空间, 并且通过检测两个常用的统计量 Hotelling's T^2 和平方预测误差 (Squared prediction error, SPE) 的取值是否超过其相应的控制限来确定是否处于正常工况。MESCM 法以 M-P 律为理论基础, 保持了基于数据驱动方法不依赖精确数学模型的优点, 又区别于 PCA 法中的主元, 同时利用 MESCM 灵敏度高的特点, 克服了 MSR 法在强噪声干扰下表现不佳的缺点。

2 方法步骤

具体步骤如下:

- 1) 由式(3), 将 PMU 量测数据构造为数据源矩阵 \mathbf{X}_s 。
- 2) 采用滑动窗口技术, 确定其窗口宽度 T , 设定采样起始时刻 t_1 。由式(7)计算阈值 γ 。
- 3) 从数据源矩阵 \mathbf{X}_s 中取得 $N \times T$ 维的滑动窗口矩阵 \mathbf{X} 。
- 4) 由式(6), 对 \mathbf{X} 的行向量进行标准化处理, 得到标准的非 Hermitian 矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}$ 。
- 5) 由式(1)计算矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}$ 的样本协方差矩阵 \mathbf{S} 。
- 6) 计算样本协方差矩阵 \mathbf{S} 的特征值, 并从中筛选出最大特征值, 作为电网异常状态检测指标 λ_{\max} 。
- 7) 判断 $\lambda_{\max} \geq \gamma$ 是否成立, 若成立, 则判定电网出现异常状态, 否则重复步骤 3)~步骤 7)。

基于 MESCM 的电网异常状态检测流程如图 1。

3 算例分析

为了验证本文所提方法在异常负荷跃变以及三相接地故障下的识别能力, 算例分析在一个 IEEE 39 节点标准系统^[23]和一个南方电网规划系统^[24]中开展。具体为: 在 IEEE39 节点系统中分别设置了节点 15 的负荷异常跃变及节点 15 至节点 16 线路的三相接地短路故障; 在南方电网规划系统中设置贵州区域某 220 kV 联络输电线路三相短路接地故障。借助 PSS/E 34.2 软件开展时域仿真, 以获取模拟的 PMU 数据, 进而构造数据源矩阵, 仿真步长为 0.01 s。依据第 2 节方法步骤, 利用 Matlab 2014a 软件编制算法程序, 通过与传统的平均谱半径分析方法及计算结果的比较, 验证本文所提方法的有效性以及低信噪比场景下的适应性。

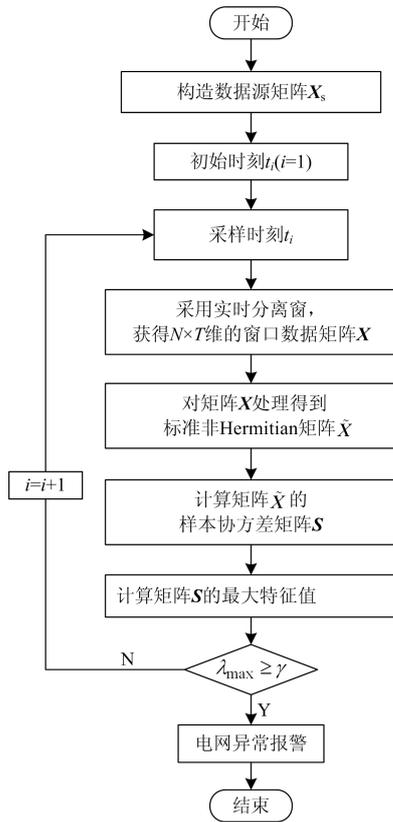


图 1 基于 MESCM 的电网异常状态检测流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed MESCM based method for abnormal state detection of power grid

3.1 算例 1: 一个 IEEE39 节点系统

1) 完整信息下异常负荷跃变测试

分别在 $\rho = 4.2 \times 10^3$ 的高信噪比场景及 $\rho = 260$ 的低信噪比场景下进行研究, 共 2 500 个采样点, 其中采样时刻 t_0 至 t_{500} 中无异常事件发生, 设置从采样时刻 t_{501} 起节点 15 有功功率由 320 MW 跃变至 360 MW, 采样时刻 t_{1500} 后恢复正常。

选取除平衡节点 39 外其他 38 个节点中负荷节点的电压相角和发电机节点的功角数据, 构成 38 维数据源矩阵进行分析。设滑动窗口 $T=120$, 即一个窗口内需要 120 组采样数据(包括 1 组当前时刻和 119 组历史数据), 因此本文所提方法获得的 MESCM 指标和平均谱半径分析法获得的 MSR 指标变化曲线从采样时刻 t_{120} 开始。该测试中阈值为 $\gamma = 2.9$ 。

依次对每个滑动时间窗口构成的矩阵按照 2.2 节所述步骤进行计算, 可得到 $\rho = 4.2 \times 10^3$ 的高信噪比场景及 $\rho = 260$ 的低信噪比场景下的 MESCM 指标变化曲线, 如图 2(a)所示, 同时, 由文献[7]所提方法, 可获得 MSR 指标变化曲线, 如图 2(b)所示。

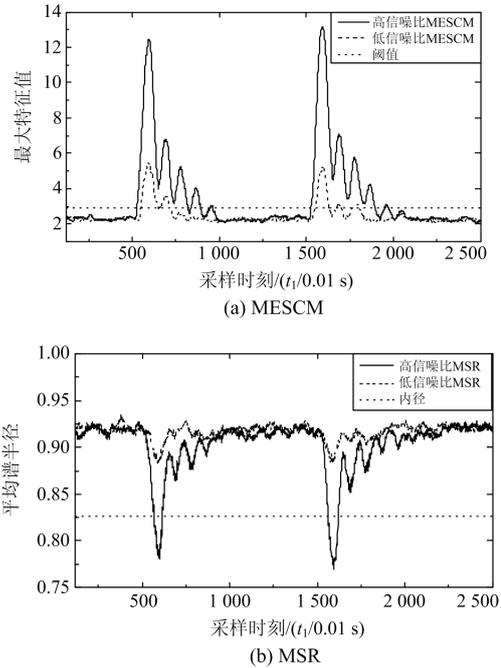


图 2 基于 MESCM 和 MSR 方法的结果比较

Fig. 2 Results from methods based on MESCM or MSR

由该预想扰动事件描述, 可知在采样时刻 t_{501} 及 t_{1500} , 系统分别有节点负荷阶跃上升和阶跃下降行为发生。对比图 2(a)和图 2 (b)可以发现: 一方面, 在高信噪比场景下, 系统随机性被打破, MESCM 及 MSR 均明显越过了各自阈值, 说明了两种方法能够有效检测电网状态异常; 另一方面, 在低信噪比场景下, 由于噪声的干扰, MSR 指标并未越过其内径, 不能实现有效检测。而此时 MESCM 的最大值小于高信噪比下的最大值, 在采样时刻 t_{526} 及 t_{1527} 突破其阈值, 表征 MESCM 法能够检测出状态异常事件的发生。

此外, 从上述算例的谱分布角度来看, 可绘制两种信噪比场景下特征值分布、平均谱半径以及内外径情况如图 3 所示。

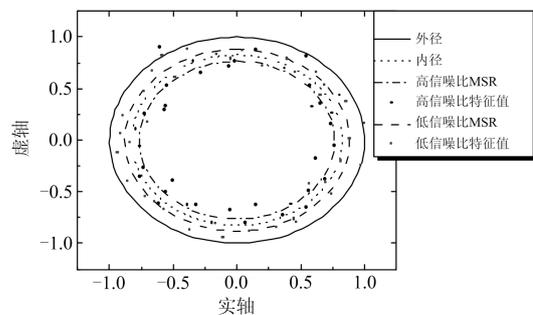


图 3 谱分布示意图

Fig. 3 Eigenvalue distribution of ring law

结合图 2(b), 从图 3 可以看出, 高信噪比环境下, 采样时刻 t_{1476} , MSR 跌落至最低值 0.776, 说明 MSR 随着事件的发生而偏离了内径限值, 或者说特征值分布出现了“坍缩”现象, 证明了该方法对于状态异常检测的有效性。而低信噪比环境下, 采样时刻 t_{1472} , MSR 跌落至最低值 0.881 6。此时, 特征值分布仍符合单环定律, 并未越限, 表明该方法在低信噪比环境下难以有效检测异常负荷跃变。

2) 非完整信息下三相短路故障测试

仍然采用与前述相同的两种信噪比环境设定, 设置采样时刻 t_{1000} 节点 15 至节点 16 线路首端发生三相接地短路故障, 5 个采样时刻后切除故障线路, 共 2 000 个采样时刻。

为验证非完整信息下的适应性, 剔除 15、16 节点及与之相连的 14、18、17、21、24 等这几个节点的信息。选取除平衡节点 39 外的其他 31 个节点中负荷节点的电压, 电压相角; 发电机节点的电压、功角等数据构成 62 维数据源矩阵。设滑动窗口 $T=200$, 阈值 $\gamma=3.01$, 开展所提 MESCM 方法分析, 结果如图 4(a)所示, 类似地给出 MSR 法计算结果如图 4(b)所示。

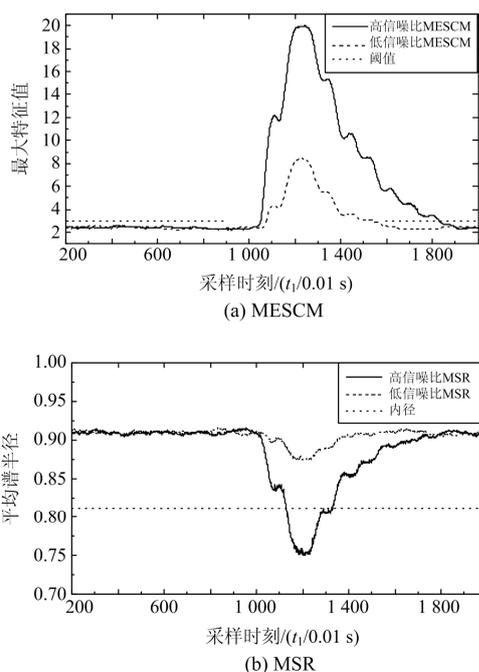


图 4 所提 MESCM 方法与传统的 MSR 方法的结果比较

Fig. 4 Results from methods based on MESCM or MSR

由图 4(a)与图 4(b)的实线可以发现, 高信噪比环境中非完整信息情形下, 两种方法均能够有效地识别出三相短路故障呈现的异常状态。然而, 对比图 4(a)与图 4(b)的虚线可以发现, 低信噪比环境中

非完整信息情形下, MSR 在采样时刻 t_{1021} 达到最小值 0.874 6, 但该值仍然大于其内径值, 说明此时该方法不能有效检测异常状态, 而 MESCM 方法则能够有效识别。

3.2 算例 2: 一个实际电网系统

1) 大规模电网的适用性分析

以一个南方电网规划系统为对象, 考虑 $\rho=4.4 \times 10^{-3}$ 的低信噪比场景, 采样时刻 t_{1000} 设置贵州区域内某 220 kV 输电线路三相短路故障, 5 个采样时刻后切除故障线路, 共 2 000 个采样点。取各省级区域共 200 个主要 500 kV 节点的电压相角构造 200 维数据源矩阵, 设滑动窗口 $T=300$, 阈值 $\gamma=3.96$, 由所提 MESCM 方法可得结果如图 5(a)所示, 类似地给出 MSR 法计算结果如图 5(b)所示。此外, 从谱分布角度, 给出相应结果如图 6 所示。

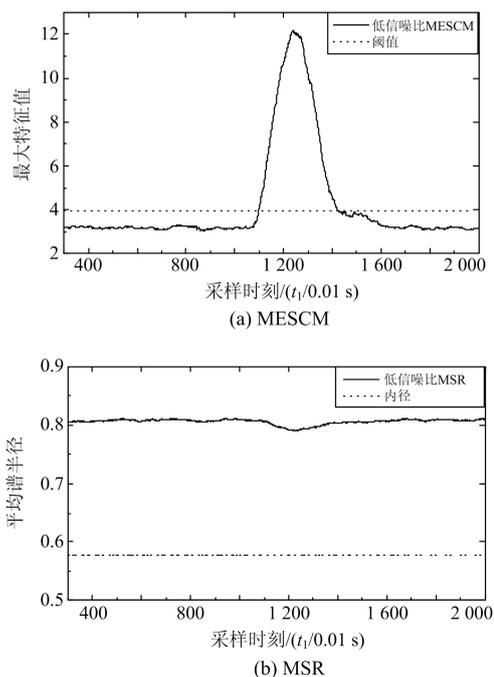


图 5 所提 MESCM 方法与传统的 MSR 方法的结果比较

Fig. 5 Results from methods based on MESCM or MSR

观察图 5(a)可以发现, 受噪声影响, MESCM 从采样时刻 t_{1078} 开始出现较为明显的上升趋势, 延迟于该局部区域 220 kV 三相短路故障事件发生后 78 个采样时刻, 在采样时刻 t_{1098} 越过阈值并发出异常状态告警。而从图 5(b)可以看出, MSR 在采样时刻 t_{1228} 跌落至最低值 0.79, 仍大于其内径, 难以实现有效检测。图 6 谱分布情况呈现出 200 个特征值点仍收敛于双环之内, 表明了 MSR 分析法易受噪声影响而失效。

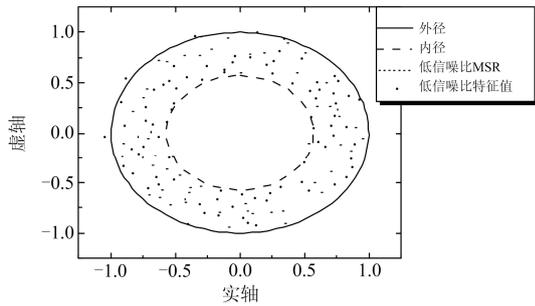


图 6 谱分布示意图

Fig. 6 Eigenvalue distribution of ring law

2) 计算耗时分析

利用 Matlab R2014a 软件，在主频 3.2 GHz CPU，8G RAM 的计算机上进行了 MESCM 法和 MSR 法的计算效率比较分析。将上述三个算例涉及的不同维数规模的数据源矩阵所需计算耗时列于表 2 中。

表 2 两种方法的计算耗时比较

Table 2 Time costing analysis for the two methods

算法	矩阵维度	时间/s
MESCM 法	38×120	2.39×10 ⁻³
	62×200	3.24×10 ⁻²
	200×300	0.187
MSR 法	38×120	10.3×10 ⁻³
	62×200	9.3×10 ⁻²
	200×300	0.704

由表 2 可知，两种算法的计算耗时均随着数据源矩阵维数增加而上升。但 MESCM 法的耗时相对较少，大约仅需传统 MSR 法的 1/5。

4 结论

为改善传统电网异常状态检测方法的抗噪能力及计算效率，本文提出了一种基于 MESCM 的电网异常状态检测方法。借助 PSS/E 和 Matlab 软件，通过两个不同规模电网算例验证了该方法的有效性，同时得到以下结论和认识：

1) 相较于传统的平均谱半径分析法，本文所提基于样本协方差矩阵最大特征值的方法抗噪性能更好、计算耗时更少。

2) 本文所提方法在非完整信息情形下能够实现检测，具有一定的鲁棒性。

3) 本文所提方法目前采用的是静态判据，检测效果有一定限制；下一步将进一步开展动态判据的研究。

参考文献

[1] 邵雅宁, 唐飞, 刘涤尘, 等. 一种适用于 WAMS 量测数据的系统暂态功角稳定评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(6): 33-39.
 SHAO Yaning, TANG Fei, LIU Dichen, et al. An approach of transient angle stability assessment in power system for WAMS measured data[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(6): 33-39.

[2] 赵晋泉, 杨婷, 吴凡, 等. 基于数据挖掘的输配网一体化事故响应决策[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 1-8.
 ZHAO Jinquan, YANG Ting, WU Fan, et al. Data mining based accident response and decision-making for integrated transmission and distribution grid[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 1-8.

[3] 高志远, 曹阳, 徐昊亮, 等. 电力系统关键技术发展论刍议[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(17): 14-17.
 GAO Zhiyuan, CAO Yang, XU Haoliang, et al. Primary discussion on the key technologies development of power system[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(17): 14-17.

[4] 马天男, 王超, 彭丽霖, 等. 多源异构大数据下综合能源系统用户用能行为预测分析研究[J]. 智慧电力, 2018, 46(10): 86-95.
 MA Tiannan, WANG Chao, PENG Lilin, et al. Research on consumer energy use behavior forecasting and analysis of integrated energy system under multi-source heterogeneous data[J]. Smart Power, 2018, 46(10): 86-95.

[5] 董飞飞, 俞登科. 我国电网技术的回顾与展望[J]. 智慧电力, 2018, 46(4): 6-10.
 DONG Feifei, YU Dengke. Retrospect and prospect of china power grid technology[J]. Smart Power, 2018, 46(4): 6-10.

[6] 李滨, 覃芳璐, 吴茵, 等. 基于模糊信息粒化与多策略灵敏度的短期日负荷曲线预测[J]. 电工技术学报, 2017, 32(9): 149-159.
 LI Bin, QIN Fanglu, WU Yin, et al. Short-Term daily load curve forecasting based on fuzzy information granulation and multi-strategy sensitivity[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(9): 149-159.

[7] 朱永利, 李莉, 宋亚奇, 等. ODPS 平台下的电力设备监测大数据存储与并行处理方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(9): 199-210.
 ZHU Yongli, LI Li, SONG Yaqi, et al. Storage and parallel processing of big data of power equipment condition monitoring on ODPS platform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(9): 199-210.

- [8] HOU K, SHAO G, WANG H, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(3): 119-125. DOI: 10.1186/s41601-018-0086-0.
- [9] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合(二)应用及探索[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(8): 1-13.
XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking part two applications and explorations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(8): 1-13.
- [10] 郝然, 艾芊, 肖斐. 基于多元大数据平台的用电行为分析构架研究[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(8): 20-27.
HAO Ran, AI Qian, XIAO Fei. Architecture based on multivariate big data platform for analyzing electricity consumption behavior[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(8): 20-27.
- [11] 贺兴, 艾芊, 邱才明, 等. 随机矩阵理论在电力系统认知中的应用初探[J]. 电网技术, 2017, 41(4): 1165-1173.
HE Xing, AI Qian, QIU Caiming, et al. A primary study on the situation awareness of power systems using random matrix theory[J]. Power System Technology, 2017, 41(4): 1165-1173.
- [12] XU X, HE X, AI Q, et al. A correlation analysis method for power systems based on random matrix theory[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(4): 1811-1820.
- [13] 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.
LIU Wei, ZHANG Dongxia, WANG Xinying, et al. Power System transient stability analysis based on random matrix theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(18): 4854-4863.
- [14] 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.
WU Qian, ZHANG Dongxia, LIU Daowei, et al. A method for power system steady stability situation assessment based on random matrix theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(20): 5414-5420.
- [15] YAN Yingjie, SHENG Gehao, QIU Caiming, et al. Big data modeling and analysis for power transmission equipment: a novel random matrix theoretical approach[J]. IEEE Access, 2018, 6: 7148-7156.
- [16] ZENG Y, KOH C L, LIANG Y C. Maximum eigenvalue detection: theory and application[C] // IEEE International Conference on Communications, May 19-23, 2008, Beijing, China: 4160-4164.
- [17] KORTUN A, RATNARAJAH T, SELLATHURAI M, et al. On the eigenvalue-based spectrum sensing and secondary user throughput[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(3): 1480-1486.
- [18] CARDOSO L S, DEBBAH M, BIANCHI P, et al. Cooperative spectrum sensing using random matrix theory[C] // International Symposium on Wireless Pervasive Computing, May 7-9, 2008, Santorini, Greece: 334-338.
- [19] XIAO Yang. Security and privacy in smart grids[M]. Boca Raton, USA: CRC Press, 2017.
- [20] QIU R C, ANTONIK P. Smart grid using big data analytics: a random matrix theory approach[M]. Chichester, UK: John Wiley & Sons, 2017.
- [21] MARCHENKO V A, PASTUR L A. Distribution of eigenvalues for some sets of random matrices[J]. Sbornik Mathematics, 1967, 1(1): 507-536.
- [22] 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.
XU Xinyi, HE Xing, AI Qian, et al. A correlation analysis method for operation status of distribution network based on random matrix theory[J]. Power System Technology, 2016, 40(3): 781-790.
- [23] 荣娜, 李泽滔, 韩松. 改进的机电振荡模式相对局域性指标及其适应性[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(2): 140-144.
RONG Na, LI Zetao, HAN Song. Improved relative-locality index of electromechanical oscillation mode and its adaptability[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(2): 140-144.
- [24] HAN S, XU Z, WU C. Mode shape estimation and mode checking for IAO using correlation analysis technique[J]. Electric Power Systems Research, 2011, 81(6): 1181-1187.

收稿日期: 2018-05-08; 修回日期: 2018-08-02

作者简介:

周忠强(1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统大数据分析与应用; E-mail: zzzq_ee@163.com

韩松(1978—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为交直流电力系统动态分析、新型电力电子装备以及配电网规划。E-mail: shan@gzu.edu.cn

(编辑 葛艳娜)