

# 利用 Rayleigh 熵和并行计算的大规模电网 异常负荷快速识别

李洪乾, 韩松, 周忠强

(贵州大学电气工程学院, 贵州 贵阳 550025)

**摘要:** 为提升大规模电网应用场景下的计算效率和适应性, 提出了一种利用 Rayleigh 熵和并行计算技术的异常负荷识别方法。首先分别构造大规模电网中各分区在负荷随机波动及噪声干扰情况下的数据源矩阵, 继而构建其窗口矩阵和标准矩阵, 进而形成各分区的样本协方差矩阵。其次, 利用并行计算技术, 采用 Rayleigh 熵同步快速估计各分区的 MESCM 指标。最后, 通过对该指标进行越限判别, 实现对大规模电网异常负荷的快速识别。借助 Matlab R2014a 和 PST 软件, 案例分析在一个 IEEE54 机 118 母线标准系统和一个 420 机 2736 母线波兰系统中展开。与传统随机矩阵理论计算方法的计算结果比较表明了所提方法的有效性和高效性。

**关键词:** 大规模电网; MESCM; Rayleigh 熵; 并行计算; 异常负荷识别

## Efficient abnormal load identification in large-scale power system employing Rayleigh quotient and parallel computing technology

LI Hongqian, HAN Song, ZHOU Zhongqiang

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

**Abstract:** An efficient abnormal load identification method in large-scale power system employing Rayleigh quotient and parallel computing technology is proposed for improving the efficiency of abnormal load identification and the adaptability in large-scale power system. It firstly constructs a group of data source matrices with random load fluctuation and noise interference for each area, respectively. Then their standard matrices would be obtained through using a moving window matrix. Consequently, the sample covariance matrices of area can be formed. Secondly, the MESCM of area could be estimated rapidly with the help of the Rayleigh quotient and the parallel computing technology. In this way, the rapid identification of abnormal load in large-scale power system may be achieved by the violation checking of MESCM. The case studies have been carried on an IEEE 54-machine and 118-bus system and a Polish 420-machine and 2736-bus system utilizing Matlab R2014a and PST software. The results in comparison with those results from the traditional mean spectral radius based method show that the proposed methodology is valid and efficient.

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 Science and Technology Fund of Guizhou Province (No. [2019]1100).

**Key words:** large-scale power system; MESCM; Rayleigh quotient; parallel computing; abnormal load identification

## 0 引言

随着广域测量系统(Wide Area Measurement System, WAMS) 以及智能电网的建设与发展, 爆炸

式增长的数据量对电网数据处理及知识提取提出了挑战<sup>[1-2]</sup>。将大数据思维引入电力系统分析<sup>[3-4]</sup>, 从电力以至相关非电数据中挖掘知识及其价值应用, 借助高性能计算技术实现电网运行状态的大数据思维分析与评价<sup>[5]</sup>, 对确保新一代电力系统安全具有重要的理论意义。

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

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

从高维角度认识复杂系统的行为特征。从基于 RMT 的电力系统分析理论与方法研究进展来看,文献[6]采用 RMT 中平均谱半径(Mean Spectral Radius, MSR)作为相关性指标,开展了各种影响因素与配电网运行状态之间的内在联系挖掘研究。文献[7]综合考虑了电网历史数据和实时数据,基于 MSR 指标提出了一种电网静态稳定态势评估的方法。文献[8]进一步利用 MSR 指标分析电网状态,提出了一种电网扰动定位的方法。文献[9-10]依据 RMT 原理提出了一种基于样本协方差矩阵最大特征值(Maximum Eigenvalue of Sample Covariance Matrix, MESCM)的适用于低信噪比场景的电网异常状态识别方法。然而,上述文献中案例分析大多采用数十个母线的小规模系统算例,尚未对此类方法在大规模电力系统的适应性,如基于全部特征值求解技术的 MSR 或 MESCM 指标计算效率不高,全域求解效率偏低等问题开展研究。

因此,为了提高负荷异常识别方法的效率,并提升其在大规模电力系统中的适用性,从大维矩阵的部分特征值求取和电网分区同步计算的思路出发,从算法理论角度借助 Rayleigh 熵<sup>[11-12]</sup>加速估算 MESCM 指标,从技术实现角度借助多核并行计算技术<sup>[13-14]</sup>实现各分区指标的准同步获取,进而提出了一种基于 Rayleigh 熵和并行计算技术的适用于大规模电网异常负荷的快速识别方法。通过一个 IEEE54 机 118 母线系统及一个波兰 420 机 2 736 母线系统的算例,与传统基于 MSR 计算方法所得的结果比较,验证了该方法的有效性和高效性。

## 1 基于 Rayleigh 熵和并行计算的快速识别

### 1.1 数据源矩阵的构建与预处理

WAMS 系统中,相量测量单元(Phasor Measurement Unit, PMU)可采集具有统一时间戳的三相相量幅值和相角测量数据<sup>[15]</sup>。对于一个有  $w$  个分区的大规模电力系统,可由各分区 PMU 采集并上传至所属分区调度控制中心主站的电压幅值或相角时序数据,分别构建相应分区数据源矩阵  $\mathbf{X}_{s,z}$ ,其中分区编号  $z = 1, 2, \dots, w$ 。 $\mathbf{X}_{s,z}$  的表达如式(1)所示。

$$\mathbf{X}_{s,z} = \begin{pmatrix} x_{z,1,1} & x_{z,1,2} & \cdots & x_{z,1,i} & \cdots \\ x_{z,2,1} & x_{z,2,2} & \cdots & x_{z,2,i} & \cdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \\ x_{z,N,1} & x_{z,N,2} & \cdots & x_{z,N,i} & \cdots \end{pmatrix} \quad (1)$$

$\mathbf{X}_{s,z}$  不仅存在随机噪声的干扰,还受到了负荷随机波动造成的影响,其异常检测模型可表示为

$$\mathbf{X}_{s,z} = (1 + \psi_z) \mathbf{X}_{p,z} + m_z \times \boldsymbol{\eta}_z \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X}_{p,z}$  为未受噪声污染的信号矩阵; $\psi_z$  为负荷随机波动率,波动范围设置为  $\pm 1\%$ ; $\boldsymbol{\eta}_z$  为噪声矩阵; $m_z$  为噪声幅值。

得到各区域数据源矩阵  $\mathbf{X}_{s,z}$  后,对各区域分别采用滑动窗口技术生成  $N_z \times T$  维窗口数据矩阵  $\mathbf{X}_z$ ,对  $\mathbf{X}_z$  按式(3)分别进行标准化处理,得到标准非 Hermitian 矩阵  $\mathbf{X}_{n,z}$ 。

$$\mathbf{X}_{n,z_j} = (\mathbf{x}_{z_i,j} - \mu(\mathbf{x}_{z_i})) \times (\sigma(\mathbf{x}_{n,z_i}) / \sigma(\mathbf{x}_{z_i})) + \mu(\mathbf{x}_{n,z_i}) \quad (3)$$

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

式中: $\mathbf{x}_{z_i} = (x_{z_i,1}, x_{z_i,2}, \dots, x_{z_i,T})$ ;  $\mu(\mathbf{x}_{z_i})$ 、 $\sigma(\mathbf{x}_{z_i})$  分别为  $\mathbf{x}_{z_i}$  的均值和标准差; $\mu(\mathbf{x}_{n,z_i})$ 、 $\sigma(\mathbf{x}_{n,z_i})$  分别为非 Hermitian 矩阵行向量  $\mathbf{x}_{n,z_i}$  的均值和标准差。

### 1.2 样本协方差矩阵的形成与 M-P 定律

RMT 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统计分布特性的一种理论<sup>[16]</sup>。而 RMT 中 M-P(Marchenko-Pastur law)定律描述了大维随机矩阵的渐进谱分布特性,可描述如下。

设  $\mathbf{X}_{n,z} = \{\mathbf{x}_{z_i,j}\}_{1 \leq i \leq N_z, 1 \leq j \leq T}$  为一个  $N_z \times T$  维的随机矩阵,每一个元素均独立同分布。期望  $\mu(\mathbf{x}_z) = 0$ , 方差  $\sigma^2(\mathbf{x}_z) < \infty$  时,  $\mathbf{X}_{n,z}$  的样本协方差矩阵  $\mathbf{S}_z$  为

$$\mathbf{S}_z = 1/N (\mathbf{X}_{n,z} \mathbf{X}_{n,z}^H) \quad (4)$$

式中,上标 H 表示共轭转置。当矩阵满足维容比 ( $N_z/T \rightarrow c \in (0, \infty)$ ) 不变时,样本协方差矩阵  $\mathbf{S}_z$  的经验谱分布函数(Empirical Spectral Distribution, ESD)服从 M-P 律<sup>[16]</sup>,如式(5)所示。

$$f_{mp}(x) = \begin{cases} \frac{\sqrt{(b-x)(x-a)}}{2\pi x c \sigma^2}, & a \leq x \leq b \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$a = \sigma^2(1 - \sqrt{c})^2, b = \sigma^2(1 + \sqrt{c})^2 \quad (6)$$

当  $c > 1$  时,式(5)中  $f_{mp}(x)$  的分布函数在原点有质量  $1 - 1/c$ 。式(6)中  $\sigma^2$  为刻度参数,  $\sigma^2 = 1$ 。 $a$  和  $b$  分别表示谱密度函数中特征值的理论下、上确界。

进一步地,  $\mathbf{X}_{n,z}$  的各元素均为独立同分布的变量,且均值为 0, 方差为 1 时,  $\mathbf{X}_{n,z}$  的样本协方差矩阵  $\mathbf{S}_z$  的特征值分布将收敛于 M-P 律。

### 1.3 基于 Rayleigh 熵的 MESCM 快速估算

MESCM 作为异常负荷识别的指标,相较于 MSR,具有更好的低信噪比场景适应性。然而,基

于全部特征值求解技术的 MESCM 指标计算效率不高。针对此类大维矩阵, 可采用部分特征值估算算法, 快速获取最大特征值估计值。由于协方差矩阵为实对称阵, 故可采用 Rayleigh 熵<sup>[17]</sup>对其进行估算, 以提高计算效率, 为潜在的在线应用场景奠定基础。其原理与方法可描述如下。

对于  $N_z$  阶实对称阵  $S_z$  的最大特征值快速估算, 首先任取一非零  $N_z$  维初始列向量  $u_{0,z}$ , 然后将该列向量与  $S_z$  相乘后再除以该列向量的 Rayleigh 熵, 并把本次计算所得列向量作为下次初始列向量。反复进行上述迭代, 当迭代次数足够大或相邻两次迭代所得到的值相差较小时, 则本次迭代所得值可近似为  $S_z$  最大特征值。具体迭代公式如下。

$$\begin{cases} v_{k,z} = \frac{(S_z u_{k-1,z}, u_{k-1,z})}{(u_{k-1,z}, u_{k-1,z})} \\ u_{k,z} = \frac{S_z u_{k-1,z}}{v_{k,z}} \end{cases} \quad (k=1, 2, 3, \dots) \quad (7)$$

式中:  $v_{k,z}$  为对称阵  $S_z$  和对应列向量  $u_{k-1,z}$  的 Rayleigh 熵;  $u_{k,z}$  表示迭代过程中“归一化”后的最大特征值对应特征向量,  $u_{0,z} = \{1, 1, \dots, 1\}_{N_{z \times 1}}$ 。( $\cdot$ ) 表示向量内积。当  $k$  充分大或  $\|v_{k,z} - v_{k-1,z}\| < \varepsilon$  时,  $v_{k,z} \approx \lambda_{\max}$ 。

#### 1.4 基于 Spiked 模型的动态阈值

传统 M-P 率中的阈值采用式(6)中的边界值, 但由于该边界值  $a$  与  $b$  仅与矩阵的  $c$  有关, 忽略了样本所受到的干扰, 故该边界值存在一定的局限性。因此, 本文采用了前期研究中基于 Spiked 模型的动态阈值<sup>[9]</sup>, 对 MESCM 指标进行越限判别。该动态阈值在传统阈值模型的基础上, 考虑了样本所受干扰的影响, 从而增强了异常负荷识别的适应性。其具体表达如式(8)所示。

$$\gamma = \alpha(1 + \rho) \left( 1 + \frac{c}{\rho} \right) \quad (8)$$

式中:  $\rho$  为当前时刻该分区的全局信噪比估算值<sup>[9]</sup>;  $c$  为该分区的维容比;  $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$  为比例系数, 可根据滑动窗宽度  $T$  进行调整, 一般取  $\alpha = 0.5$ 。

#### 1.5 分区并行计算与加速比

对于区域互联的大规模电力系统来说, 依托现有通信链路条件、数据采集与监视控制系统和广域测量系统, 采用分散式或分区式并行计算技术<sup>[18-19]</sup>, 在各分区调度控制中心主站同步实施异常负荷辨识, 可以避免全域或全网集中式识别中实时性、快速性甚至鲁棒性差的问题。

并行计算技术<sup>[5]</sup>的实现需要集群、多核或众核等形式的硬件平台, 以及 MapReduce、Matlab 或 CUDA 等软件及配套模块程序。本文在硬件平台上利用一台多核 CPU 计算机, 软件算法上采用 Matlab R2014a 并行计算工具箱中的 SPMD 函数, 通过一个 CPU 核执行一个分区异常负荷识别算法的策略, 模拟大规模电力系统中的各分区调度控制中心主站同步执行所提方法的应用场景。

此外, 为测定并行计算技术的效率提升程度, 有必要提及一个衡量并行计算性能的指标, 即加速比  $S_q$ <sup>[20]</sup>。其表达为

$$S_q = T_1/T_q \quad (9)$$

式中:  $T_1$  为单核(串行)环境下的计算时间;  $T_q$  为算法在  $q$  个内核环境下的运行时间。加速比越大说明计算效率越高。

## 2 所提方法流程图与步骤

所提方法流程如图 1 所示, 具体步骤如下。

(1) 根据目标电力系统的区域划分, 利用全网 PMU 量测数据, 由式(1)分别构造各分区的数据源矩阵  $X_{s,z}$ 。如为模拟现场信号, 可通过式(2)引入噪声和随机波动负荷。

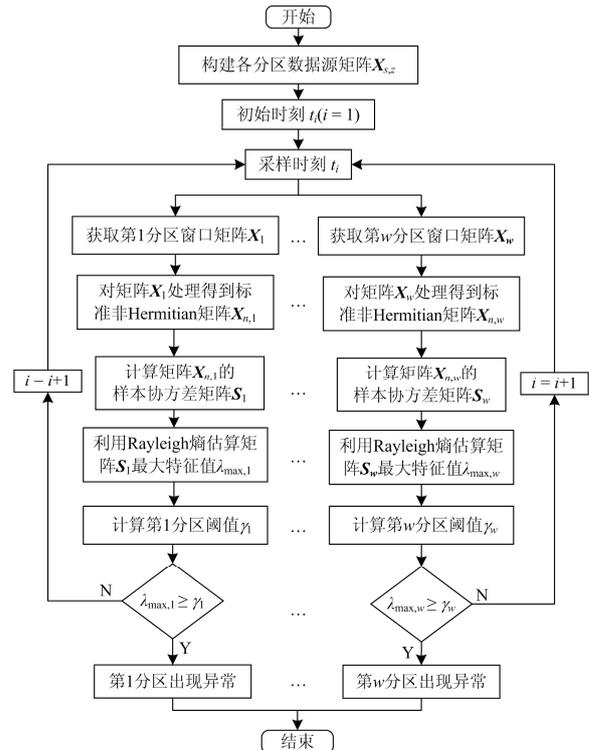


图 1 大规模电网异常负荷识别流程图

Fig. 1 Flowchart of abnormal load detection for large scale power system

(2) 采用滑动窗口技术, 确定各分区时间窗口宽度  $T$ , 并设定采样起始时刻  $t_1$ 。

(3) 依托并行计算技术, 将各分区的计算任务分配给其区域计算终端完成。根据所设窗口宽度  $T$ , 由各分区的数据源矩阵  $\mathbf{X}_{s,z}$  同步地获得相应分区的  $N_z \times T$  维滑动窗口矩阵  $\mathbf{X}_z$ 。

(4) 在各个区域计算终端中, 由式(3)对各分区  $\mathbf{X}_z$  的行向量同步地进行标准化处理, 得到相应分区标准的非 Hermitian 矩阵  $\mathbf{X}_{n,z}$ 。

(5) 在各个区域计算终端中, 依据式(4), 同步地计算各分区  $\mathbf{X}_{n,z}$  矩阵的样本协方差矩阵  $\mathbf{S}_z$ 。

(6) 在各个区域计算终端中, 根据式(7), 同步对各分区的  $\mathbf{S}_z$  进行 Rayleigh 熵迭代计算, 估算各分区的 MESCM, 即  $\mathbf{S}_z$  的最大特征值  $\lambda_{\max,z}$ 。

(7) 在这些区域计算终端中, 各分区分别估计当前时刻信噪比  $\rho_z$ , 从而由式(8)获得相应分区的 MESCM 动态阈值  $\gamma_z$ 。

(8) 在各个区域计算终端中, 分别判断所在区域  $\lambda_{\max,z} \geq \gamma_z$  是否成立。若成立, 则判定电网出现负荷异常, 否则重复步骤(3)一步骤(8)。

### 3 算例分析

#### 3.1 大规模电网异常负荷识别有效性测试

借助 Matlab R2014a 和 Power System Toolbox (PST) Version 3.0 工具软件, 以一个波兰 420 机 2 736 母线系统算例<sup>[21]</sup>作为模拟数据源, 以测试所提方法在大规模电网场景下的有效性和计算效率。其中, 该波兰系统算例包含 6 个分区, 如图 2 所示。受篇幅限制, 图中仅给出 400 kV 区间联络线和两侧的母线编号, 以及各分区中各电压等级的母线规模。

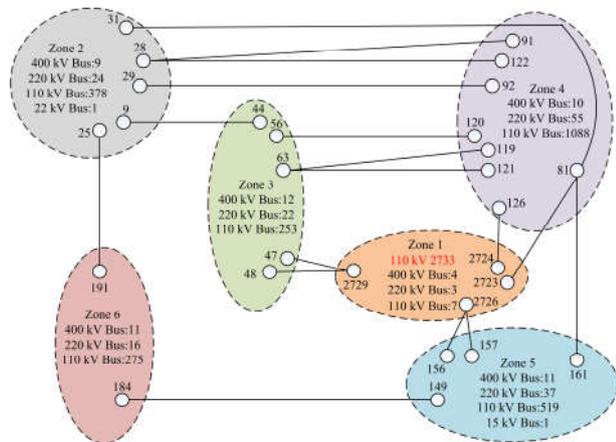


图 2 一个波兰 420 机 2736 母线系统示意图

Fig. 2 Schematic diagram for a Poland 420-machine and 2736-bus system

场景 1: 单一地点异常负荷扰动测试

设置第 1 分区中编号 2733 的 110 kV 母线的负荷发生异常变化, 具体见表 1。

表 1 一个合成的异常负荷

Table 1 Synthetic abnormal load

母线号	采样时刻 $t_i$	负荷/MW
$P_{\text{Bus-2733}}$	1~300	100
	301~600	200
	601~800	$t-400$
	801~1 000	400

按照第 2 节步骤(1), 为模拟现场测试中噪声干扰和随机负荷波动, 在各区信号中引入高斯噪声源<sup>[9]</sup>, 信噪比  $\rho = (30 \ 0.3)$  dB。这样, 可由式(2)和式(1)构建一个模拟现场实测 PMU 信号的数据源矩阵。

由于较宽的滑动窗会使得识别结果延时较长, 而较窄的滑动窗又会使得计算结果不准确, 故本例中各区滑动窗长取一个相同值。这样, 由步骤(2), 可设各区滑动窗口宽度  $T$  为 220, 比例系数  $\alpha$  为 0.5, 即一个窗口内包含 220 组采样数据, 其中 1 组为当前数据和 219 组为历史数据。因此, 所提方法获得的 MESCM 指标变化曲线从采样时刻  $t_{220}$  开始。

进一步地, 由步骤(3)、步骤(4)和步骤(5), 可分别获得各分区的滑动窗口矩阵, 标准的非 Hermitian 矩阵以及样本协方差矩阵。然后, 由步骤(6), 利用 Rayleigh 熵快速估算出各分区的最大特征值, 即 MESCM 指标, 其在第 220 至第 1 000 采样点的变化曲线如图 3 所示。同时, 由步骤 7 可获得全网各分区的 MESCM 指标动态阈值, 如图 3 所示。需要说明的是, 由于上述测试工况下, 该系统仅有 1 区和 4 区越过阈值, 故仅给出第 1 分区及第 4 分区的 MESCM 指标阈值, 如图 3 所示。

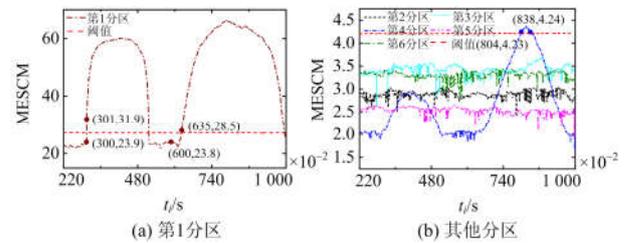


图 3 MESCM 及其动态阈值的结果

Fig. 3 Results of MESCM and dynamic threshold

由图 3 可知, 在  $t_{300}$  采样时刻之前, 即使有随机负荷的波动以及噪声的干扰, 但由于未发生异常, 故各区 MESCM 指标均无明显变化。而在  $t_{301}$  采样时刻, 受第 1 分区中编号 2 733 母线有功负荷由 100 MW 突变至 200 MW 的影响, 系统随机性被打

破, 从而使得图 3(a)中第 1 分区的 MESCM 指标由 23.9 近似阶跃地增加至 31.9, 明显越过该分区的阈值。而在  $t_{600}$  采样时刻后, 受前述爬坡型负荷设置的影响, 图 3(a)在  $t_{635}$  采样时刻 MESCM 指标越过阈值并不断增长。这些说明了该方法不仅能对异常阶跃型负荷, 也能对异常爬坡型负荷进行有效识别。

观察图 3(b)可以发现, 除第 1 分区以外的其他区域中, 第 4 分区的 MESCM 指标在  $t_{804}$  采样时刻超过阈值, 且仅持续了 34 个采样时刻, 而其他分区均无明显变化。一方面从内因分析来看, 这主要与区域 1 内扰动点与区域 4 的等效电气距离较小有关, 表明分区 1 和分区 4 的电气联系相较于其他分区更为紧密。另一方面从外象应用来看, 由图 3(a)和图 3(b)呈现的阈值越限程度差异可初步判断负荷异常发生在第 1 分区。

场景 2: 单一地点不同幅值异常负荷扰动测试

设置第 1 分区中编号 2 733 的母线负荷异常变化为表 1 的 50%, 其他参数均与场景 1 相同, 用第 2 节所述步骤进行识别可得图 4。

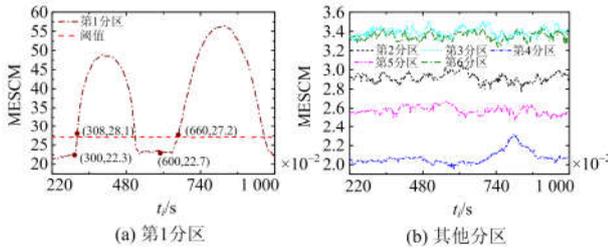


图 4 MESCM 及其动态阈值的结果

Fig. 4 Results of MESCM and dynamic threshold

对比图 3(a)与图 4(a)可见, 当信噪比及维容比基本不变时, 第 1 分区的基准值与阈值也基本保持不变。另一方面, 当异常负荷幅值下降 50%时, 虽然图 4(a)中 MESCM 指标的最大值相较图 3(a)下降了 18.5%, 但在异常发生后的第 8 个采样时刻, 图 4(a)中的 MESCM 指标仍超过了阈值。这表明该方法适应于不同幅值异常负荷的扰动识别。

场景 3: 三个分区同时异常负荷扰动测试

设置第 1 分区编号 2 733 的 110 kV 母线、第 3 分区编号 591 的 110 kV 母线以及第 5 分区编号 1980 的 110 kV 母线同时出现表 1 相同情况异常负荷扰动, 采用第 2 节所述步骤进行识别可得图 5。

观察图 5(a)、图 5(b)与图 5(c)可见, 第 1、3 和 5 分区的 MESCM 指标在负荷扰动发生后均超过了阈值。对比图 5(a)与图 5(b)可知, 在识别相同幅值的异常负荷时, 第 3 分区比第 1 分区识别到异常负

荷延迟了 18 个采样时刻, 然而这对第 3 分区异常负荷识别的影响不大。此外, 观察图 5(d)可知, 第 4 分区有 146 个采样时刻超过了阈值, 但通过与其他三个分区在该时段内的阈值越限程度进行对比, 可判定负荷扰动发生在第 1、3 和 5 分区。因此所提方法对识别多分区同时发生异常负荷扰动是适用的。

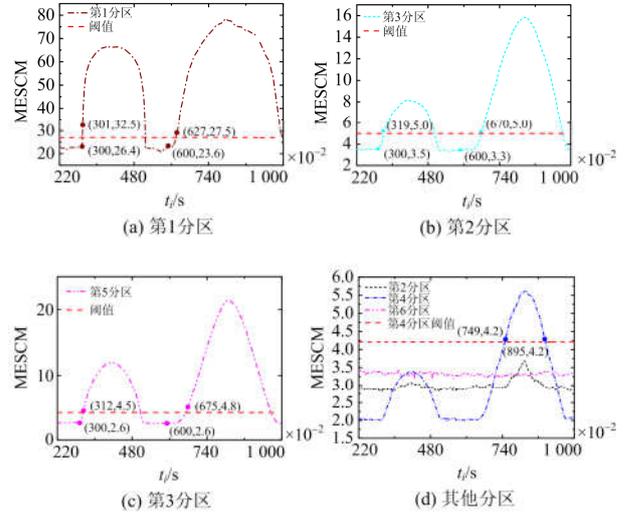


图 5 MESCM 及其动态阈值的结果

Fig. 5 Results of MESCM and dynamic threshold

### 3.2 MESCM 估算偏差分析

相对传统的全部特征值求取方法, 从部分特征值估计思路出发, 利用 Rayleigh 熵开展了 MESCM 指标的快速估算。在迭代允许最大误差为  $10^{-4}$ 、最大迭代次数为  $10^3$  次的情形下, 上述 420 机 2 736 母线波兰系统算例下 220 至 1 000 采样点时间窗内各分区 MESCM 偏差率计算结果如图 6 所示。

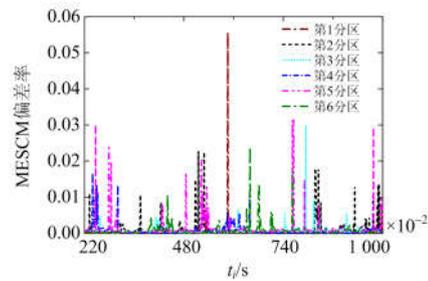


图 6 MESCM 偏差率图

Fig. 6 Deviation ratio of MESCM index

由图 6 可知, 所提方法获得的最大特征值相较于 Matlab R2014a 软件中全部特征值求解函数所得最大特征值, 各分区偏差率均小于 6%, 且实际迭代次数均在 300 次以下。这表明对于大规模电力系统利用 Rayleigh 熵实施 MESCM 的快速估计, 其准确度是可以接受的。

### 3.3 计算耗时分析

利用一台配备 AMD-2700 3.2 GHz 8 核 CPU, 16 GB DRAM 内存的计算机开展了一个 IEEE54 机 118 母线系统及一个 420 机 2 736 母线波兰电力系统, 在串行及并行计算下 MSR 方法和 MESCM 方法的计算耗时分析。其中, 并行计算方式通过中央处理器的每个计算核心模拟一个分区的计算终端同步完成, 即 3 个分区用 3 个计算核心、6 个分区用 6 个计算核心模拟多分区计算终端的并行计算。针对上述两种规模的系统, 串行和并行计算条件下基于全部特征值求解技术的 MSR 方法与基于 Rayleigh 熵的 MESCM 方法的计算耗时如表 2 所示。

表 2 串行和并行计算条件下传统 MSR 方法与本文所提 MESCM 方法的计算耗时

Table 2 Time-costing comparison between the traditional method MSR and the proposed method for MESCM with sequential or parallel computing

算法	矩阵维度	时间窗	分区数	时间
MSR 串行计算	118×2 300	240	3	63.19 s
	2 736×1 000	220	6	4.18 h
MSR 并行计算	118×2 300	240	3	17.59 s
	2 736×1 000	220	6	2.27 h
MESCM 串行计算	118×2 300	240	3	33.70 s
	2 736×1 000	220	6	124.45 s
MESCM 并行计算	118×2 300	240	3	7.58 s
	2 736×1 000	220	6	65.24 s

一方面, 从基于全部特征值求解的 MSR 方法与基于部分特征值求解的 MESCM 方法的比较角度来看, 由表 2 中 MSR 和 MESCM 的串行计算结果可知, 对于 118 母线规模的系统, 采样点数为 2 300 时, 基于 Rayleigh 熵的 MESCM 方法计算耗时为 33.70 s, 而传统计算全部特征值的 MSR 方法耗时为 63.19 s, 前者的计算效率较后者约高了 2 倍。对于 2 736 母线规模的系统, 采样点数为 1 000 时, 相较于后者的 4.18 h 耗时, 前者仅为 124.45 s, 计算效率提高了近 121 倍。可见, 由于 MSR 方法需要计算全部特征值, 而 MESCM 方法仅需计算最大特征值, 所以, 对于大规模电力系统, 基于 Rayleigh 熵的 MESCM 方法可以显著提高计算效率。

另一方面, 从串行与并行计算效率的比较角度来看, 进一步由表 2 MSR 和 MESCM 的并行计算结果可知, 对于 118 母线系统, MESCM 方法并行计算耗时为 7.58 s, 相较于串行计算, 其加速比约为 4.4, 达到了“超线性加速比”。而对于 2 736 母线系统, MESCM 方法并行计算耗时为 65.24 s, 由于第 4 区域系统规模为总规模一半, 故相较于串行计算,

加速比约为 2, 达到了预期的加速效果。

## 4 结论

本文利用 Rayleigh 熵和并行计算技术, 基于 MESCM 提出了一种适用于大规模电网异常负荷识别的方法。借助 Matlab 软件, 通过一个 IEEE54 机 118 母线系统及一个波兰 420 机 2 736 母线系统算例, 验证了该方法的有效性和高效性, 同时得到以下结论。

(1) 利用 Rayleigh 熵的 MESCM 方法相较于传统计算全部特征值的 MSR 方法在计算效率上有显著提升。

(2) 对于大规模电力系统, 采用分区并行计算技术, 可获得较为理想的加速效果。

(3) 通过大规模电网各分区协方差矩阵特征值变化率等指标, 进一步构造新的识别判据和相应阈值值得进一步研究。

## 参考文献

- [1] 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.
- [2] 邱衍江, 张新燕, 张超, 等. 新能源汇集地区广域次同步振荡监测系统研究与构建[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(1): 88-94.  
QIU Yanjiang, ZHANG Xinyan, ZHANG Chao, et al. Research and construction of wide-area subsynchronous oscillation monitoring system in new energy influx area[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(1): 88-94.
- [2] ADHIKARI U, MORRIS T, PAN S. WAMS cyber-physical test bed for power system, cybersecurity study, and data mining[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(6): 2744-2753.
- [4] 李端超, 王松, 黄太贵, 等. 基于大数据平台的电网线损与窃电预警分析关键技术[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 143-151.  
LI Duanchao, WANG Song, HUANG Taigui, et al. Key technologies of line loss and stealing electricity prediction analysis based on big data platform[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 143-151.
- [5] GURRALA G, DIMITROVSKI A, PANNALA S, et al. Parareal in time for fast power system dynamic simulations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(3): 1820-1830.

- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 张力, 张子仲, 顾建炜. 基于随机矩阵理论的电网状态分析与扰动定位方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(12): 93-99.  
ZHANG Li, ZHANG Zizhong, GU Jianwei. State analysis and disturbance positioning method of power grid based on random matrix theory[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(12): 93-99.
- [9] 周忠强, 韩松, 李洪乾. 基于 Spiked 模型的低信噪比环境电网异常状态检测[J]. 电测与仪表, 2018, 55(18): 91-97.  
ZHOU Zhongqiang, HAN Song, LI Hongqian. Spiked population model based abnormal state detection of power system in low SNR environment[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(18): 91-97.
- [10] 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.  
ZHOU Zhongqiang, HAN Song. Maximum eigenvalue based abnormal state detection of power system in low SNR environment[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(8): 113-119.
- [11] HERNANDEZ V, ROMAN J E, TOMAS A, et al. Single vector iteration methods in SLEPc[M]. Scalable Library for Eigenvalue Problem Computations, 2005.
- [12] FREITAG M A, SPENCE A. Rayleigh quotient iteration and simplified Jacobi-Davidson method with preconditioned iterative solves[J]. Linear Algebra and its Applications, 2008, 428(8-9): 2049-2060.
- [13] 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.
- [14] GAN G, ZHU Z, GENG G, et al. An efficient parallel sequential approach for transient stability emergency control of large scale power system[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 5854-5864.
- [15] BALIMIDI M, PUDI S, DWIVEDI A, et al. PMU based adaptive zone settings of distance relays for protection of multi-terminal transmission lines[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(3): 126-140. DOI: 10.1186/s41601-018-0087-z.
- [16] SEAN O, ROURKE. A note on the Marchenko-Pastur law for a class of random matrices with dependent entries[J]. Electronic Communications in Probability, 2012, 17(16): 1-13.
- [17] OSTROWSKI A M. On the convergence of the Rayleigh quotient iteration for the computation of the characteristic roots and vectors. III[J]. Archive for Rational Mechanics and Analysis, 1959, 3(1): 325-340.
- [18] 舒继武, 薛巍, 郑纬民. 一种电力系统暂态稳定并行计算的优化分区策略[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(19): 6-10.  
SHU Jiwu, XUE Wei, ZHENG Weimin. An optimal partition scheme of parallel computing power system transient stability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(19): 6-10.
- [19] 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.
- [20] 罗彬, 李刚, 苗树敏, 等. 大规模电力系统潮流转移比多核并行批处理方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(21): 5446-5454.  
LUO Bin, LI Gang, MIAO Shumin, et al. A parallel batch method for power flow transferring analysis in large-scale power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 35(21): 5446-5454.
- [21] ZIMMERMAN R D, MURILLO-SANCHEZ C E, THOMAS R J. Matpower: steady-state operations, planning and analysis tools for power systems research and education[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 12-19.

收稿日期: 2018-12-31; 修回日期: 2019-05-06

作者简介:

李洪乾(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统大数据分析与应用; E-mail: 17822840703@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

周忠强(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统大数据分析与应用。

(编辑 许威)