

# “双碳”目标下一种新的提高含风电电力系统安全稳定预警精度方法研究

宁 剑<sup>1\*</sup>, 凌行龙<sup>2,3#</sup>, 张 勇<sup>1</sup>, 赵云军<sup>2,3</sup>, 李亚迪<sup>2,3</sup>, 田 红<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>国家电网有限公司华北分部, 北京

<sup>2</sup>南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院有限公司), 江苏 南京

<sup>3</sup>北京科东电力控制系统有限责任公司, 北京

收稿日期: 2021年9月14日; 录用日期: 2021年9月30日; 发布日期: 2021年10月14日

## 摘 要

随着我国提出“碳达峰”和“碳中和”目标, 风电接入电力系统发生系统稳定风险的概率逐渐加大, 安全稳定预警技术已成为电力系统稳定性研究的重要环节。针对目前电力系统安全稳定预警策略存在数据量小, 识别精度低等问题, 提出一种新的提高含风电电力系统安全稳定预警精度方法, 该方法首先对PMU采集的原始大数据进行筛选与降维预处理, 提取关键特征数据, 生成稳定性幅值预警指标所需的初始特征量矩阵, 然后通过对含风电电力系统监控终端节点和各节点之间的区域进行编号, 确定区域关联关系与对应的关联值, 生成网络关联多特征向量状态检测矩阵, 再结合Vinnicombe距离计算传递函数距离, 判断系统是否处于稳定, 并有效提高系统稳定性识别精度。最后通过10机39节点含风电新英格兰系统验证本文提出方法正确性与有效性。

## 关键词

关键特征数据, 新能源电力系统, 电力系统安全稳定, 广域数据降维, 预警识别精度

# Research on A New Method to Improve the Security and Stability Early Warning Accuracy of Power System Integrated with Wind Power under “Double Carbon” Target

Jian Ning<sup>1\*</sup>, Xinglong Ling<sup>2,3#</sup>, Yong Zhang<sup>1</sup>, Yunjun Zhao<sup>2,3</sup>, Yadi Li<sup>2,3</sup>, Hong Tian<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>North China Branch of State Grid Corporation of China, Beijing

\*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 宁剑, 凌行龙, 张勇, 赵云军, 李亚迪, 田红. “双碳”目标下一种新的提高含风电电力系统安全稳定预警精度方法研究[J]. 智能电网, 2021, 11(5): 353-363. DOI: 10.12677/sg.2021.115034

<sup>2</sup>NARI Group Corporation Co., Ltd. (State Grid Electric Power Research Institute Co., Ltd.), Nanjing Jiangsu

<sup>3</sup>Beijing Kedong Electric Power Control System Co., Ltd., Beijing

Received: Sep. 14<sup>th</sup>, 2021; accepted: Sep. 30<sup>th</sup>, 2021; published: Oct. 14<sup>th</sup>, 2021

## Abstract

With the proposal of the goals of “carbon peaking” and “carbon neutralization” in China, the risk probability of wind power connecting to power system is increasing gradually. Security and stability early warning technology has become an important link in the stability research of power system. Aiming at the problems of small amount of data and low identification accuracy in the current power system security and stability early warning strategy, a new method to improve the security and stability of early warning identification accuracy of power system integrated with wind power is proposed. Firstly, the original big data collected by PMU is screened and dimensionless preprocessed to extract the key characteristic data, generate the initial eigenvalue matrix required for the stability amplitude early warning index, then number the area between the power system monitoring terminal node and each node, determine the regional association relationship and corresponding association value, generate the network association multi eigenvector state detection matrix, and then calculate the transfer function distance combined with the Vinnicombe distance to judge whether the system is stable, and effectively improve the accuracy of system stability identification. Finally, the correctness and effectiveness of the proposed method are verified by a 10 machines and 39 nodes New England system integrated with wind power.

## Keywords

Key Feature Data, New Energy Power System, Security and Stability of Power System, Wide Area Data Dimensionality Reduction, Early Warning Identification Accuracy

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

为实现我国提出的“双碳”目标，新能源技术在不断迅速发展，电网规模也日益增大，因此含风电电力系统运行工况也日趋复杂，电网发生风险的概率逐渐加大，这对调度运行人员技能水平提出了更高的要求和挑战。安全稳定控制策略是系统安全稳定控制的核心和基础，但在投入安全稳定控制策略前期需要开展含风电电力系统的预警研究，从而辅助并告知调度员应在何时加入安全稳定控制策略。因此，如何提出快速精准在线预警分析方法来辅助支撑调度运行人员进行风险预控，从而提高含风电电力系统安全稳定运行水平，这对新能源电力系统风险预控研究是有重要意义的。

目前，不少国内外学者对新能源接入电力系统安全稳定预警领域进行了深入研究。在新颖的安全稳定预警算法研究方面，邓梅等[1]运用一种 PSASP 程序仿真方法，提出电力系统稳定性预警策略。姜惠兰等[2]提出一种分析含风电场的电力系统小干扰稳定性的方法，以依据特征根分析法实现风电场接入对系统小干扰稳定性影响的量化分析，达到预警目的。徐泰山等[3]提出了局部电网解列的量化控制性能指标和两阶段在线策略优化集群计算方法，实现电网安全稳定预警。此外，孙宏斌等[4]也提出基于仿真大数

据的“智能型”电网超前安全预警方法，分析将纯“模型驱动”模式变革为“模型→数据混合驱动”模式的可行性与优越性，该方法在广东电网的初步应用效果良好。

在电力系统定位危险源预警研究方面，文献[5]针对电力系统中出现时滞现象构造一种新的含时滞依赖矩阵的 Lyapunov 泛函，得到了保守性小且计算量少的稳定性判据，扩大电网安全稳定运行区域。李洋麟等[6]提出一种快速小干扰源稳定评估及预警方法，并能保证评估和预警的快速性。郭晶等[7]基于模糊层次分析法计算各设备指标权重，结合异常持续时间和增量权重，生成设备预警级别，综合考虑设备预警等级和数量获得信息系统整体预警状态。通过算法验证，表明该方法能够快速进行可靠性判定和故障识别，实现准确及时动态预警。Song 等[8]人通过 PMU 采集的广域实时数据和瞬态能量理论为基础，提出一套新的局部异常因子在线监测和定位方法。利用 PMU 采集实时数据，对扰动能量的分布趋势进行了修正，并在观测点出现强扰动时，对外界干扰点进行实时定位。陈厚合等[9]针对电气综合能源系统 (Integrated Energy System, IES) 系统变量间的交互耦合机理，提出一种 IES 静态安全控制策略，满足 IES 安全运行要求。孙华东等[10]基于电力系统稳定性评估方法存在失效风险容易引发电网稳定性运行，提出一种对高比例电力电子系统中区域稳定性评估的统一性稳定判据预警并验证了其有效性。此外，华北电力调控分中心在国内率先引入可调节负荷资源参与电网调控，应对供暖季新能源出力持续攀升带来的调峰问题[11]，为提升电力系统安全稳定提供了新的思路。

通过研读以上国内外代表性文献，笔者发现目前新型电力系统安全稳定预警研究主要分为指标类、波形类以及阻尼比跟踪类三大预警体系，为研究提高新型电力系统安全稳定问题提供了解决思路。同时，笔者研究发现目前存在风电接入电力系统安全稳定预警方法和体系不够完善，在故障发生后的研究居多，算法识别精度低，属于补救性措施，缺乏事前预防的有效手段。此外，现有算法中对大数据与数据分析的预警研究方法较少。因此本文研究从电网大数据本身出发，利用 PMU 监测数据，对认知、理解和解决风电接入电力系统安全稳定预警难题具有重要意义。

## 2. 系统模型与基本理论

### 2.1. 含风电电力系统状态空间方程

对于实际风电接入的电力系统，很难精确建立整个电力系统的高阶数学模型，即使推导出这种高阶数学模型，也很难实际应用[12]。为了避免系统模型复杂性，引用文献[2]含风电电力系统状态空间模型。

含风机的双机系统的状态方程矩阵形式如式(1)所示：

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{\delta}_1 \\ \Delta \dot{\delta}_2 \\ \Delta \dot{\omega}_1 \\ \Delta \dot{\omega}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ A_1 & A_2 & A_3 & 0 \\ A_4 & A_5 & A_6 & A_7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta_1 \\ \Delta \delta_2 \\ \Delta \omega_1 \\ \Delta \omega_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{E} \end{bmatrix} [u] = A \begin{bmatrix} \Delta \delta_1 \\ \Delta \delta_2 \\ \Delta \omega_1 \\ \Delta \omega_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{E} \end{bmatrix} [u] \quad (1)$$

在式(1)中，

$$A_1 = -\frac{S_{E1}}{M_1}, \quad A_2 = \frac{S_{E1}}{M_1}, \quad A_3 = -\frac{D_1}{M_1} - \frac{k_1 \beta_1}{M_1}, \quad A_4 = -\frac{S_{E2}}{M_2}, \quad A_5 = \frac{S_{E2}}{M_2}, \quad A_6 = -\frac{k_3 \beta_1}{M_2}, \quad A_7 = -\frac{D_2}{M_2}$$

### 2.2. 基本理论

本文从实际含风电电网大数据分析角度出发，利用 PMU 持续上传形成的大数据，将这些大数据由单一时间段矩阵生成多时间段高维矩阵，并利用广域数据降维方法将高维矩阵降至低维矩阵，再结合 Vinnicombe 距离进行研究，涉及基本理论如下：

**2.2.1. Vinnicombe 距离[13]**

Vinnicombe 距离可简称为 *v-gap*, 表示的是两个传递函数之间距离的一种测量, 用符号  $\delta_v$  表示。两个传递函数  $G_1$  和  $G_2$  的 Vinnicombe 距离表示为:

$$\delta_v(G_1, G_2) = \begin{cases} \max_{\omega} \kappa(G_1(e^{j\omega}), G_2(e^{j\omega})) & \text{满足式(21)} \\ 1 & \text{不满足式(21)} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} (1 + G_1^* G_2)(e^{j\omega}) \neq 0 & \forall \omega \\ \psi(1 + G_1^* G_2) + \eta(G_2) - \tilde{\eta}(G_1) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\kappa(G_1(e^{j\omega}), G_2(e^{j\omega})) = \frac{|G_1(e^{j\omega}) - G_2(e^{j\omega})|}{\sqrt{1 + |G_1(e^{j\omega})|^2} \sqrt{1 + |G_2(e^{j\omega})|^2}} \quad (4)$$

式中:  $G_1^*(e^{j\omega}) = G_1(e^{-j\omega})$ ;  $\eta(G_2)$  为  $G_2$  的开右半平面极点数;  $\tilde{\eta}(G_1)$  为  $G_1$  的闭右半平面极点数;  $\psi(x)$  为传递函数  $x$  的奈奎斯特曲线逆时针包围圆圈点的圈数, 当  $x$  在虚轴上面有极点时, 奈奎斯特曲线要避免开这些的极点;  $\kappa(G_1(e^{j\omega}), G_2(e^{j\omega}))$  为  $G_1$  和  $G_2$  向单位黎曼球投影所得到的投影点的弦距离。

**2.2.2. 基于广域数据信息的数据降维方法[14]**

若给定一个高维度、高稀疏且相关的时空状态检测矩阵  $P$ , 再对矩阵  $P$  进行多尺度降维, 使其能够保持内部各对象关系基本不变的前提下实现一种高维度数据在低维度中的表示, 使矩阵内元素可以明确的表示出来。根据欧几里德距离计算公式计算高维时空状态检测矩阵  $P$  中各对象间的相异度矩阵  $D$ ,  $d_{ij}$  是相异度矩阵  $D$  中的元素, 可表示为:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (5)$$

利用式(5)算出相异度矩阵  $D$  中心化内积得到矩阵  $B$ , 其中  $b_{ij}$  是矩阵  $B$  中的元素, 可表示为:

$$c_{ij} = a_{ij} - \bar{a}_{i.} - \bar{a}_{.j} + \bar{a}_{..} \quad (6)$$

$$\bar{a}_{i.} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n a_{ij} \quad (7)$$

$$\bar{a}_{.j} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_{ij} \quad (8)$$

$$\bar{a}_{..} = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} \quad (9)$$

$$a_{ij} = -\frac{1}{2} d_{ij}^2 \quad (10)$$

矩阵  $B$  的前两个特征根如式(11)所示, 特征根对应的特征向量如式(12)所示。

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0 \quad (11)$$

$$x'_{(i)} x_{(i)} = \lambda_i, 1 \leq i \leq 2 \quad (12)$$

令矩阵  $X = [x_{(1)}, x_{(2)}]$ , 矩阵  $X$  即为矩阵  $M$  在二维空间表示。

### 3. 一种新的提高风电电力系统安全稳定预警精度算法

#### 3.1. 幅值预警指标识别阈值选择

对含风电电力系统安全性造成影响的因素有很多, 主要影响包括电流、电压、频率、阻尼比等。考虑到电力系统安全稳定裕度、系统风险等因素, 本文主要采用幅值预警指标进行基于 Vinnicombe 距离识别研究, 阈值  $h$  选择根据文献[15]中记载, 考虑到系统运行的方式及参数对系统不稳定影响参数的确定, 当未出现电网长链结构和弱联络线、短路电流过大、发电机功率裕度不足、功率严重不足等情况发生时电力系统是稳定的, 此时  $h = 0$ ; 当出现线路输送功率达到静态稳定极限和负荷的波动出现时  $h = -1$ 。在本文中根据 Vinnicombe 距离计算出的二维图中没有孤立离群点, 则  $h = 0$ , 表示系统处于稳定状态; 若根据 Vinnicombe 距离计算出的二维图中有孤立离群点, 则  $h = -1$ , 表示系统处于不稳定状态。

#### 3.2. 一种新的提高风电电力系统安全稳定预警精度算法

根据本文第 1 章相关系统模型与基本理论, 本文提出基于关键特征广域降维数据 Vinnicombe 距离的幅值预警指标方法, 首先对 PMU 采集到的原始大数据采用文献[16]中方法进行筛选与降维预处理, 建立关联矩阵, 生成需要检测幅值预警指标的初始特征量矩阵, 然后将单一指标单时间段的状态检测矩阵融合成为多时间段的状态检测矩阵, 利用数据降维方法将高维矩阵降阶到低维矩阵, 代入到电力系统状态方程中, 再结合 Vinnicombe 距离计算传递函数距离。具体的设计步骤如下:

**步骤 1:** 对要利用 PMU 采集的节点进行编号, 先对电力系统中发电机节点  $Gen_j$  进行编号, 然后对检测节点  $Sub_j$  进行编号, 最后对各节点之间的区域  $Ln_j$  进行编号。本文根据文献[17]中提供的电网大数据, 截取了 PMU24 小时中从 0~179.9662 s 采集的电流幅值和相角、电压幅值和相角以及频率值, 共形成了 950,400 个数据汇总成为本文使用的大数据。

**步骤 2:** 对步骤 1 中提及的 950,400 个数据, 本文采用文献[16]提出的基于遗传乌燕鸥算法进行大数据筛选与预处理, 从而减少数据计算量, 并生成本文低频振荡幅值预警指标所需要的初始特征量矩阵。然后, 根据式(13)计算各特征量区域矩阵  $H_i$  为:

$$H_i = BJ_i \quad (13)$$

式(13)中  $B$  为关联矩阵, 关联矩阵  $B$  是根据步骤 1 中对采集节点进行编号, 再由关联值和关联关系构建形成。构建规则为: 若节点不在区域内则关联值为 0; 若节点在区域内, 节点关键特征量指向区域内则为 1, 节点关键特征量指向区域外则为 -1。  $J_i$  为各节点上传的特征量大数据组成的列矩阵, 再由式(14)构建单一时间段的特征向量状态检测矩阵  $M_i$  如下:

$$M_i = \begin{bmatrix} B^T \\ H_i \end{bmatrix} \quad (14)$$

**步骤 3:** 通过式(15)在时间轴上将单一时间段状态检测矩阵  $M_i$  拓展为多时间段状态检测矩阵  $M$ 。

$$M = [M_1 M_2 \cdots M_n] \quad (15)$$

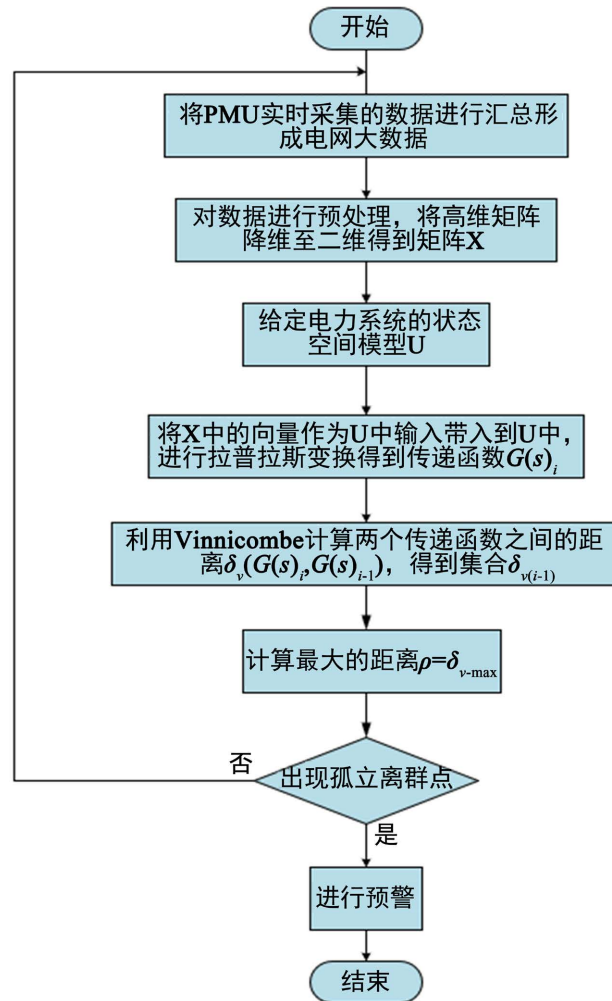
**步骤 4:** 将步骤 3 中得到的状态检测矩阵  $M_i$  代入到“1.2.2 基于广域数据的数据降维方法”中的式(5)~式(12), 并将矩阵  $M$  进行降维, 得到降维矩阵  $X = [x_{(1)}, x_{(2)}]$ , 降维矩阵  $X$  为矩阵  $M$  在二维空间表示。

**步骤 5:** 根据式(1)得到降阶后的电力系统状态空间模型  $U$ 。

**步骤 6:** 将降维矩阵  $X$  中的向量作为输入值代入到模型  $U$  中, 再对模型  $U$  进行拉普拉斯变换, 将其转化为传递函数, 得到传递函数  $G(s)_i$ 。

**步骤 7:** 根据 Vinnicombe 距离相关理论, 利用式(2)~式(4)可以求取两个传递函数之间的距离大小  $\delta_v(G(s)_i, G(s)_{i-1})$  后得到集合  $\delta_{v(i-1)}$ , 并依次求取基于传递函数  $G(s)_i$  的最大距离, 记为  $\rho = \delta_{v-max}$ 。

实现上述预警方法步骤流程图如图 1 所示。

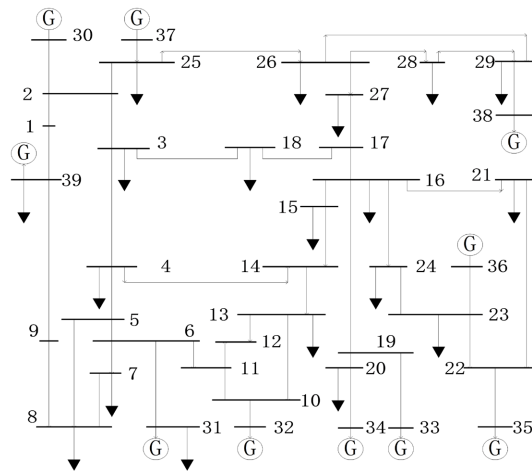


**Figure 1.** A new algorithm of improving the early warning accuracy of security and stability of power system integrated with wind power

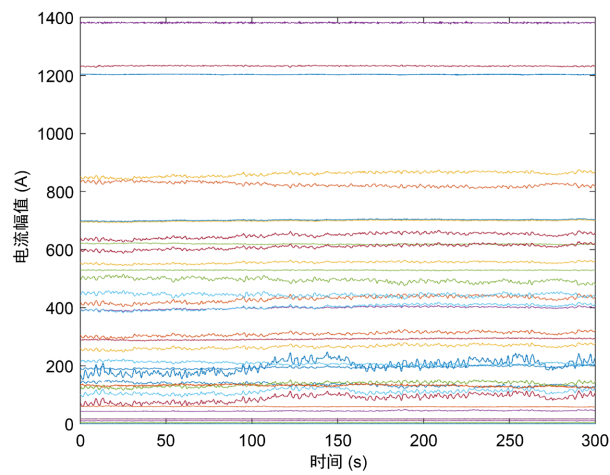
**图 1.** 一种新的提高含风电电力系统安全稳定预警精度算法流程图

#### 4. 算例仿真

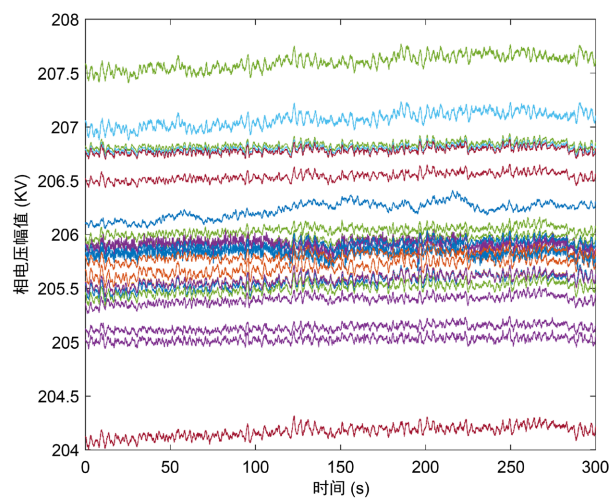
为了验证本文提出方法分析电网大数据可行性与有效性, 笔者根据文献[17]中使用的实测 PMU 数据分布原则, 以 10 机 39 节点含风电新英格兰系统作为仿真验证系统, 并将 PMU 采样节点按照 2.2 小节步骤 1 进行编号, 如图 2 所示。然后, 从新英格兰电网 PMU 观测节点中提取出 0~179.9662 s 时间段 PMU 数据。根据 3.2 小节中步骤 2 和步骤 3, 对 PMU 实测数据利用文献[16]基于遗传乌燕鸥算法方法进行筛选预处理, 得到电流幅值、电压幅值、电流角度和电压角度, 如图 3~6 所示(不同颜色曲线代表不同节点 PMU 测得数据)。



**Figure 2.** 10 machines and 39 nodes New England system integrated with wind power  
**图 2.** 10 机 39 节点含风电新英格兰系统



**Figure 3.** PMU current amplitudes  
**图 3.** PMU 电流幅值



**Figure 4.** PMU phase voltage amplitudes  
**图 4.** PMU 相电压幅值

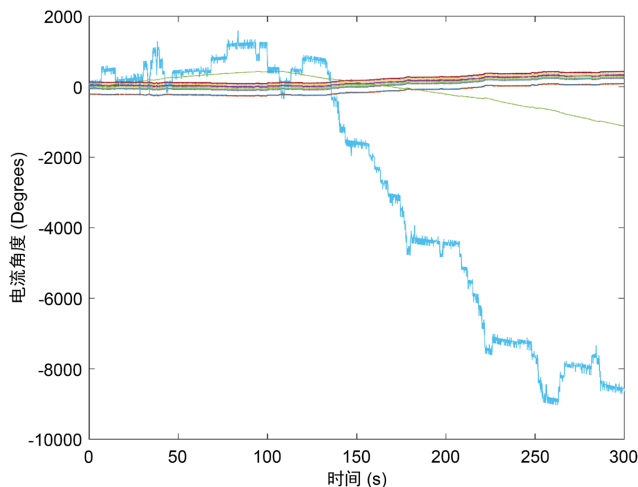


Figure 5. PMU current angles  
图 5. PMU 电流角度

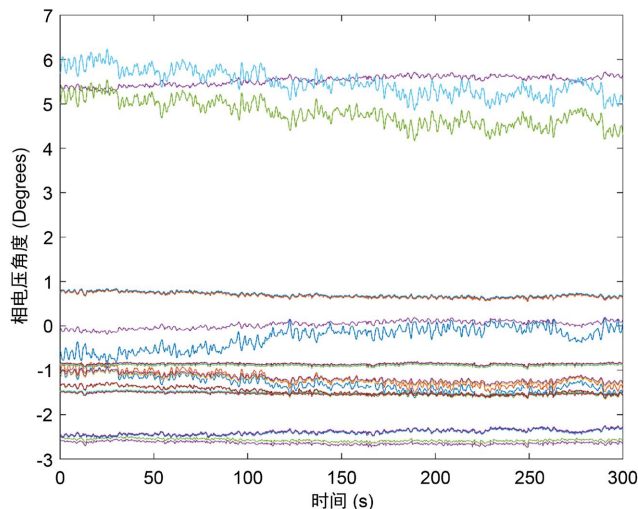


Figure 6. PMU voltage angles  
图 6. PMU 相电压角度

图 3~6 清晰描绘出通过大数据筛选与处理后约 5 min 的 PMU 实际检测数据,可观察出大约在 50~270 s 的时候幅值有明显的波动,表明电力系统发生低频振荡。由于本文方法可以推广到系统不稳定时多种幅值参数,本文仅以电压幅值参数情况作为仿真案例,其它幅值参数情况处理方法同理。笔者截取  $t = 140$  s 时刻电力系统不稳定时刻 PMU 电压数据进行基于 Vinnicombe 距离幅值预警指标识别检测。当  $t = 140$  s 时,含风电电力系统未正常运行工况。Vinnicombe 距离图与根据 Vinnicombe 距离数据计算得到的二维图如图 7(a)与图 7(b)所示。

从图 7(a)中可以观察到节点 2 和节点 5 的 Vinnicombe 距离值与其它节点数值相差很大。在图 7(b)中二维坐标图更直观表示出节点 2 和节点 5 远离其它节点成为孤立离群点。此时选择基于 Vinnicombe 距离方法的电力系统安全稳定幅值预警指标阈值  $h = -1$ ,表示系统处于不安全状态。用 LOF 方法进行对比分析,LOF 方法检测规则为[18]:若系统不存在孤立离群点,则 LOF 方法的数值越接近数值 1,系统稳定;若系统有孤立离群点存在,LOF 方法的数值会根据孤立离群点离群程度逐渐变大,系统将不稳定,LOF 结果如图 8(a)和图 8(b)所示。



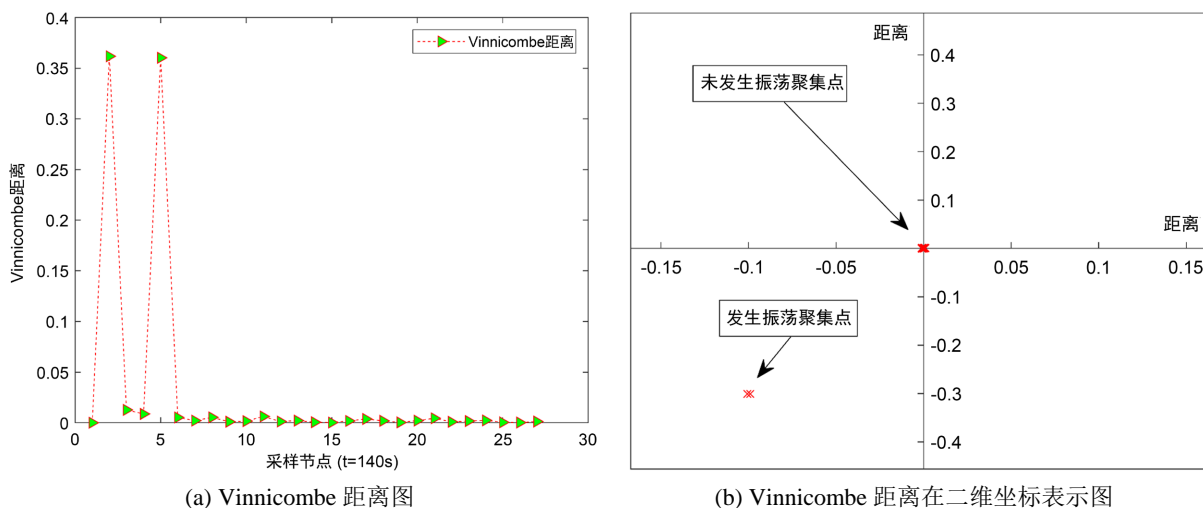


Figure 7. Vinnicombe distance data analysis results  
图 7. Vinnicombe 距离数据分析结果

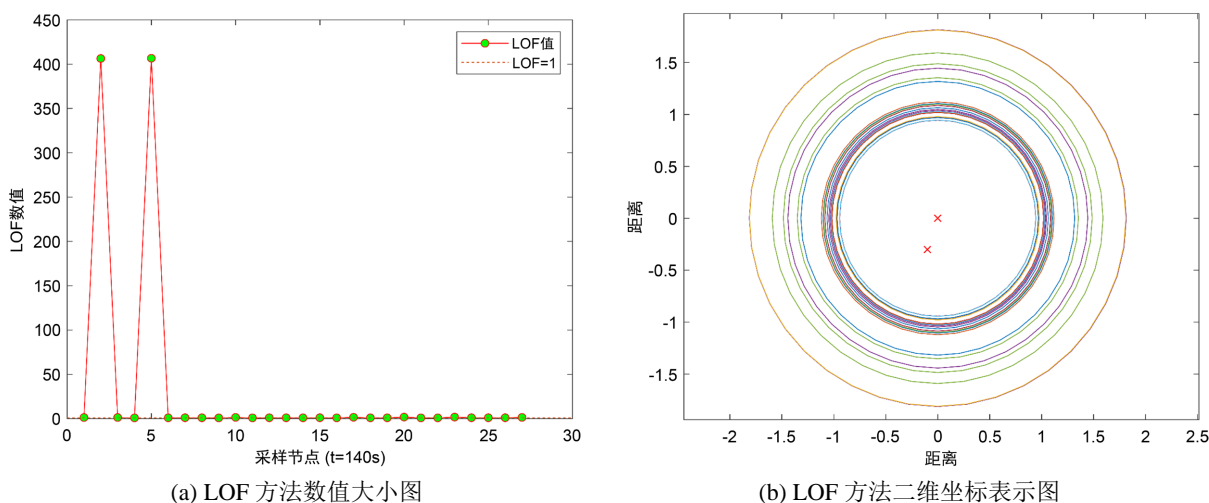


Figure 8. LOF early warning method  
图 8. LOF 预警方法

从图 8(a)中可观察到节点 2 和节点 5 中 LOF 方法数值接近 400，其它节点在数值 1 附近。图 8(b)上半部分表示以坐标原点作为圆心，LOF 方法具体数值大小作为圆半径，图 8(b)右下部分圆半径在数值 400 左右，表示系统不稳定，图 8(b)左上部分圆半径在数值 1 附近，具体数值计算结果如表 1 所示。

Table 1. Vinnicombe distance method and LOF method when power system is unstable  
表 1. 电力系统不稳定时 Vinnicombe 距离方法与 LOF 方法数值计算结果

27 个节点序号	Vinnicombe 距离值	LOF 方法数值	阈值理论值	本文方法	LOF 方法
1	0	1.3174	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
2	0.3618	406.3303	$h = -1$	$h = 0$	$h = -1$
3	0.0127	1.3527	$h = 0$	$h = -1$	$h = 0$
4	0.0087	0.97022	$h = 0$	$h = -1$	$h = 0$
5	0.3603	406.5946	$h = -1$	$h = 0$	$h = 0$

Continued

6	0.0052	1.0366	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
7	0.0021	1.1193	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
8	0.0053	1.0648	$h = 0$	$h = -1$	$h = -1$
9	0.0010	0.94375	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
10	0.0016	1.4864	$h = 0$	$h = 0$	$h = -1$
11	0.0062	0.94375	$h = 0$	$h = -1$	$h = -1$
12	0.0012	1.0472	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
13	0.0021	1.0479	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
14	0.0005	1.0283	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
15	0.0002	1.1049	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
16	0.0018	0.97842	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
17	0.0037	1.5918	$h = 0$	$h = 0$	$h = -1$
18	0.0019	1.0185	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
19	0.0003	1.021	$h = 0$	$h = 0$	$h = -1$
20	0.0021	1.8139	$h = 0$	$h = 0$	$h = -1$
21	0.0044	0.94505	$h = 0$	$h = 0$	$h = -1$
22	0.0009	0.96877	$h = 0$	$h = 0$	$h = -1$
23	0.0017	1.811	$h = 0$	$h = 0$	$h = -1$
24	0.0023	1.0983	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
25	0.0004	1.0865	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
26	0.0002	1.1203	$h = 0$	$h = 0$	$h = 0$
27	0.0012	1.4435	$h = 0$	$h = 0$	$h = -1$

通过分析表 2 中含风电电力系统未正常运行工况，再结合表 2 中两种方法综合对比结果，可以得出当系统处于不稳定的情景下，本文方法在节点 3、节点 4、节点 8 和节点 11 出现误判现象，而运用传统 LOF 方法检测系统稳定性在节点 10、节点 17、节点 20、节点 23 和节点 27 处均出现误报现象，可见使用本文方法可有效提高 3.696% 的识别精度。上述分析结论综合体现出使用本文提出方法可提高含风电电力系统稳定性识别精度的有效性与准确性，但是任何方法都不是完美的，本文方法也不例外，会产生误判现象，出现的误差大部分都是由于节点距离接近数值 0 处发生。

Table 2. Compared results of Vinnicombe distance and LOF methods

表 2. Vinnicombe 距离法与 LOF 法对比结果

模式	理论值	本文方法/%	LOF 法/%	本文方法误差/%	LOF 法误差/%
系统不稳定	100	85.186	81.48	14.814	18.519

### 5. 结语

针对风电接入电力系统安全稳定预警指标识别精度不高的问题，提出一种新的提高含风电电力系统安全稳定预警精度方法，并设计整个方法的实现步骤。本文方法特色在于通过电网大数据降维分析，可以直观准确地对电力系统稳定性进行预警分析，识别精度较高，并与传统电力系统稳定性预警 LOF 方法进行比较，在 10 机 39 节点含风电新英格兰系统上进行了仿真验证。仿真结果表明本文方法相比 LOF 方

法预警精度得到提升,使用本文方法可有效提高 3.696% 的识别精度,充分说明运用本文方法能有效地检测系统是否处于安全稳定情况,误差较小。因此,本文方法可以有效地解决新型接入电力系统安全稳定预警问题。笔者同时发现如何将本文方法与多特征量综合预警指标相结合,以及如何分析并消除误判现象产生的原因,仍需在后续研究工作中进一步完善。

## 基金项目

国网华北分部电力调控分中心安控策略建模及静态安全分析 N-2 功能升级改造项目(26992320001Q)。

## 参考文献

- [1] 邓梅, 李长福, 张颖, 等. 末端送出电网风电大规模脱网对主电网安全稳定控制策略分析[J]. 四川电力技术, 2019, 42(3): 22-25+49.
- [2] 姜惠兰, 白玉苓, 王绍辉, 等. 风电接入对电力系统小干扰稳定影响分析方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021: 1-7.
- [3] 徐泰山, 丁茂生, 彭慧敏, 等. 交直流电力系统暂态安全稳定在线紧急控制策略并行算法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(10): 174-180.
- [4] 孙宏斌, 黄天恩, 郭庆来, 等. 基于仿真大数据的电网智能型超前安全预警技术[J]. 南方电网技术, 2016, 10(3): 42-46+5.
- [5] 钱伟, 吴嘉欣, 费树岷. 基于时滞依赖矩阵泛函的变时滞电力系统稳定性分析[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(1): 53-58.
- [6] 李洋麟, 江全元, 颜融, 等. 基于卷积神经网络的电力系统小干扰稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(2): 50-57.
- [7] 郭晶, 张捷, 丁西, 等. 基于模糊层次分析的电网信息系统动态预警方法[J]. 中国电力, 2021, 54(5): 174-178.
- [8] Song, D.W., Yang, X.T., Wen, B.Y., et al. (2014) A New Online Realization Method of Locating Low Frequency Oscillation Source in Power Grid Based on PMU. *IEEE International Conference on Power System Technology*, Chengdu, 20-22 October 2014, 530-536. <https://doi.org/10.1109/POWERCON.2014.6993752>
- [9] 陈厚合, 邵俊岩, 姜涛, 等. 基于参数灵敏度的综合能源系统安全控制策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(15): 4831-4843.
- [10] 孙华东, 王一鸣, 高磊, 郭强, 等. 高比例电力电子电力系统稳定性的统一性判据研究(二): 区域稳定判据[J/OL]. 中国电机工程学报, 2021: 1-11. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20210809.1722.011.html>, 2021-08-10.
- [11] 宁剑, 江长明, 张哲, 等. 可调节负荷资源参与电网调控的思考与技术实践[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(17): 1-8.
- [12] 阿布德哈伊·撒拉姆, 欧姆·马利克. 电力系统稳定性: 建模、分析与控制[M]. 李勇, 曹一家, 蔡晔, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2018.
- [13] 于淼, 尚伟鹏, 袁志昌, 等. 基于迭代辨识方法的含风电多干扰电力系统阻尼控制[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(23): 61-67.
- [14] 赵庆周, 李勇, 田世明, 段义隆, 谭益, 曹一家. 基于智能配电网大数据分析的状态监测与故障处理方法[J]. 电网技术, 2016, 40(3): 774-780.
- [15] 刘福潮, 邢晶, 王维洲, 等. 电力系统低频振荡综合预警方法研究[J]. 电力安全技术, 2015, 17(8): 29-34.
- [16] 贾鹤鸣, 李瑶, 孙康健. 基于遗传乌燕鸥算法的同步优化特征选择[J]. 自动化学报, 2020, 46(x): 1-15.
- [17] Test Cases Library of Power System Sustained Oscillations. <http://web.eecs.utk.edu/~kaisun/Oscillation/actualcases.html>
- [18] Breuning, M.M., Kriegel, H.P. and Raymond, T.N. (2000) LOF: Identifying Density-Based Local Outlier. In: *Proceedings of ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, ACM Press, New York, 93-104.