

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240561

基于 KDE 传递熵因果分析的强迫功率振荡扰动源定位方法

王丽馨¹, 王思宇¹, 杨德友², 高 晗², 沙东鹤¹, 蔡国伟¹

(1. 东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 哈尔滨理工大学电气与电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 准确、快速定位强迫功率振荡源是抑制强迫功率振荡的关键。在强迫功率振荡过程中, 扰动源机组持续向电网中注入能量, 非扰动源机组持续吸收能量, 扰动源机组与非扰动源机组功率振荡响应之间存在因果关系。从因果关系角度出发, 提出了一种基于核概率密度(kernel density estimation, KDE)传递熵(transfer entropy, TE)因果分析的电力系统强迫功率振荡扰动源快速定位方法。该方法首先利用电力系统广域量测信息构建系统各发电机有功功率对之间的 KDE 传递熵模型, 进而采用滑动窗方式计算各发电机对间的传递熵大小。通过对不同发电机对计算得到的传递熵统计结果进行量化比较, 确定系统各量测量之间因果传递方向, 从而实现系统强迫功率振荡扰动源快速定位。最后, 通过 IEEE 4 机 2 区域系统及 IEEE 16 机 5 区域测试系统仿真数据验证了所提方法的可行性及有效性。

关键词: 电力系统; 强迫功率振荡; KDE 传递熵; 因果关系; 扰动源定位

A method for locating the disturbance source of forced power oscillation based on KDE transfer entropy causal analysis

WANG Lixin¹, WANG Siyu¹, YANG Deyou², GAO Han², SHA Donghe¹, CAI Guowei¹

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China; 2. School of Electrical and Electronic Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Accurate and fast location of the disturbance source of forced power oscillation is the key to suppressing such oscillations. In the process of forced power oscillation, the disturbance source generators continuously inject energy into the power grid, while the non-disturbance source generators continuously absorb energy. There is a causal relationship between the power oscillation response of the disturbance source generators and the non-disturbance source generators. In this paper, a method for fast locating the forced oscillation source in power systems using the kernel density estimation (KDE) transfer entropy (TE) causal analysis is proposed considering casual relationships. This method first uses wide-area measurement information of the power system to construct a KDE transfer entropy model between the active power pairs of each generator in the system. Then, a sliding window method is used to calculate the transfer entropy between each generator pair. By quantitatively comparing the statistical results of the transfer entropy calculated for different generator pairs, the causal transfer direction between the system's measurements is determined, thereby achieving rapid location of the disturbance source of forced power oscillation in the system. Finally, the feasibility and effectiveness of the proposed method are verified through simulation data from the IEEE 4-machine 2-area system and the IEEE 16-machine 5-area test system.

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFB2400800).

Key words: power system; forced power oscillations; KDE transfer entropy; causal relationship; disturbance source location

0 引言

电力系统强迫功率振荡(forced power oscillation,

基金项目: 国家重点研发计划项目资助“响应驱动的大电网稳定性智能增强分析与控制技术”(2021YFB2400800); 新能源电力系统全国重点实验室开放课题项目资助(LAPS24014)

FO)是由持续的周期性扰动引发的一种低频振荡现象, 且当外施扰动频率与系统固有振荡频率接近时, 将诱发系统共振, 严重威胁电力系统安全稳定运行^[1-2]。由于强迫功率振荡具有起振速度快、失去扰动源后快速平息等特点, 在电网规模逐步扩大以及新能源规模化开发利用背景下, 快速、准确定位振荡源是抑制电力系统强迫功率振荡的关键^[3-4]。

现有认可度较高的强迫功率振荡扰动源定位方法可分为两类：基于物理机理的定位方法和基于数据驱动的定位方法。基于物理机理的扰动源定位方法主要包括能量法、行波法以及阻尼转矩法。其中振荡能量法应用较为广泛，文献[5]首次提出了基于振荡能量流的扰动源定位方法；文献[6]依据系统强迫功率振荡过程中元件的能量转换特性定位扰动源；文献[7]以能量法为基础，通过比较有功功率波动与电压频率波动间的相位关系实现扰动源定位。文献[8-9]分别提出了基于行波相似性和阻尼转矩法的强迫功率振荡源定位方法。上述方法虽然能够定位强迫功率振荡源，但定位结果的准确性依赖系统详细模型和参数的精度，而实际复杂系统的详细模型和参数通常较难获取，导致上述方法在实际应用中局限性较大。

同步相量测量单元的普及为数据驱动的强迫功率振荡扰动源定位提供了技术支撑。文献[10]基于广域量测信息计算耗散能量流定位强迫功率扰动源，为能量法在线定位扰动源提供新思路；文献[11-13]分别采用带通滤波器、多元经验模态分解法以及同步压缩变换技术提取量测信号中的强迫功率振荡时域分量，进而定位扰动源。然而，以上方法在应用时均需从量测信号中提取强迫功率振荡时域分量，进而计算耗散能量流，计算过程复杂，影响在线应用时效性。此外，还有学者将机器学习方法应用于强迫功率振荡扰动源定位方面。文献[14]提出了基于多分类器集成学习的扰动源在线定位方法；文献[15-16]分别将深度迁移学习方法和时空图卷积神经网络应用于强迫功率振荡源定位方面。然而，上述机器学习方法在多运行工况场景下的泛化能力存在局限性，且定位结果可解释性差，较难适应运行方式多变的新型电力系统。

近年来，随着电力系统量测数据规模不断增长，因果分析在发现变量背后因果关系方面展现出巨大潜力，受到科研学者广泛关注。文献[17]提出基于传递熵密度聚类的用户窃电识别方法；文献[18-19]分别采用收敛交叉映射因果分析法和协整-格兰杰因果分析法筛选影响用电需求的关键性指标；文献[20]提出一种基于改进快速因果推断算法的电力负荷-气象数据因果辨识算法；文献[21]提出了一种逆信息熵因果推理方法，从物理机制上揭示了电力系统中强相关变量之间的因果关系。因果关系分析方法具有挖掘时间序列中潜在的驱动因素、揭示事件发生机制和指导干预行为等优势。然而，目前将因果分析方法应用于强迫功率振荡扰动源定位问题的研究鲜见相关报导。

本文在深入分析强迫功率振荡过程中量测量之间因果关系的基础上，提出了一种基于核概率密度(kernel density estimation, KDE)传递熵(transfer entropy, TE)因果分析的电力系统强迫功率振荡扰动源定位方法。该方法以系统广域量测的发电机有功功率为输入，采用滑动窗方式计算各发电机有功功率对之间KDE传递熵大小，并对KDE传递熵结果进行统计特征分析，进而依据各发电机对之间传递熵统计均值相对大小确定量测量之间因果传递方向，从而定位强迫功率振荡扰动源。相比于传统数据驱动方法，本文方法在保证强迫功率振荡源定位结果精度的基础上，极大地提高了扰动源定位效率。IEEE 4机2区域系统及16机5区域系统算例仿真分析充分验证了所提方法在强迫功率振荡扰动源定位方面的可行性和有效性。

1 强迫功率振荡扰动源定位理论分析

1.1 电力系统强迫功率振荡数学模型

电力系统的动态模型一般可用如下的随机微分-代数方程形式描述。

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{u}) \quad (1)$$

$$\mathbf{0} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad (2)$$

式中： \mathbf{x} 为系统的状态变量，如发电机功角， $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ； \mathbf{y} 为系统的输出量，如母线电压幅值和相位， $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ； \mathbb{R}^n 为实数域； $\mathbf{f}(\cdot)$ 为微分方程组； $\mathbf{g}(\cdot)$ 为代数方程组； \mathbf{u} 为扰动变量，代表原动机机械功率或励磁电压周期性扰动。

假设扰动 \mathbf{u} 服从Ornstein-Uhlenbeck分布，如式(3)所示。

$$\dot{\mathbf{u}} = -\mathbf{E}\mathbf{u} + \mathbf{F}\mathbf{e}^{j\omega t} \quad (3)$$

式中： \mathbf{E} 为对角矩阵，其对角项表示扰动的相关次数； \mathbf{F} 表示所施加周期性扰动的幅值； ω 表示施加周期性扰动的频率。

将式(1)和式(3)线性化，并消去式(2)中的输出量 \mathbf{y} ，则电力系统动态模型可表示为

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{\mathbf{x}} \\ \Delta \dot{\mathbf{u}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_x - \mathbf{f}_y \mathbf{g}_y^{-1} \mathbf{g}_x & \mathbf{f}_u \\ \mathbf{0} & -\mathbf{E} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x} \\ \Delta \mathbf{u} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{F}\mathbf{e}^{j\omega t} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中： $\Delta \mathbf{x}$ 为系统状态变量偏差矩阵； $\Delta \mathbf{u}$ 为系统扰动变量偏差矩阵； \mathbf{f}_x 、 \mathbf{f}_y 和 \mathbf{f}_u 分别为 $\mathbf{f}(\cdot)$ 与变量 \mathbf{x} 、 \mathbf{y} 和 \mathbf{u} 对应的雅可比矩阵； \mathbf{g}_x 和 \mathbf{g}_y 代表 $\mathbf{g}(\cdot)$ 与变量 \mathbf{x} 、 \mathbf{y} 对应的雅可比矩阵。

若 $\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x} \\ \Delta \mathbf{u} \end{bmatrix}$ ， $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_x - \mathbf{f}_y \mathbf{g}_y^{-1} \mathbf{g}_x & \mathbf{f}_u \\ \mathbf{0} & -\mathbf{E} \end{bmatrix}$ ， $\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{F}\mathbf{e}^{j\omega t} \end{bmatrix}$ ，则式(4)可表示为

$$\dot{z} = \mathbf{A}z + \mathbf{W} \quad (5)$$

式(5)为考虑发电机周期扰动下系统线性化的状态空间模型。假设与系统振荡模式对应的第 r 个特征值表示为: $\lambda_r = \delta_r + j\omega_r$, 其中 δ_r 为特征值实部, ω_r 为特征值虚部, 则系统状态变量的时域解析表达式可以表示为

$$z(t) = \underbrace{\sum_{r=1}^n \mathbf{v}_r \mathbf{u}_r^T z(0) e^{\delta_r t} \sin(\omega_r t + \varphi_r)}_{\text{自然振荡分量}} + \underbrace{\left(\sum_{r=1}^n \mathbf{v}_r \mathbf{u}_r^T z(0) e^{\lambda_r t} \right) \otimes \mathbf{F} e^{j\omega t}}_{\text{强迫振荡分量}} \quad (6)$$

式中: \mathbf{v}_r 和 \mathbf{u}_r 分别为特征值 λ_r 对应的左特征向量和右特征向量; n 代表系统总模态数; $z(0)$ 为 $z(t)$ 的初值; φ_r 为 $z(t)$ 的初始相位; \otimes 代表卷积算子。

分析式(6)可知, 系统在受到周期性扰动后的时域响应由自然振荡分量与强迫功率振荡分量两部分组成, 即系统发生强迫功率振荡过程中, 发电机周期性扰动 ($\mathbf{F}e^{j\omega t}$) 直接作为构成系统时域响应的一部分。

在因果模型定义中, 结构因果模型由两组变量 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} (\mathbf{U} 中的变量称为外生变量, \mathbf{V} 中的变量称为内生变量)以及一组函数组成^[20], 如式(7)所示。

$$H = \{H_Y : W_Y \rightarrow Y | Y \in \mathbf{V}\} \quad (7)$$

式中: $W_Y \subseteq (\mathbf{U} \cup \mathbf{V}) - \{Y\}$; 函数 H_Y 根据模型中其他变量的值为集合 \mathbf{V} 中的每个变量 Y 赋值。

式(7)中结构因果模型中定义的因果关系表明: 如果变量 Z 出现在 Y 的赋值函数 H_Y 中, 则说明变量 Z 的动态变化是变量 Y 动态变化的原因。分析式(6)可以看出, 发电机周期性扰动 $\mathbf{F}e^{j\omega t}$ 直接出现在系统状态变量 $z(t)$ 的时域解析表达式中。根据式(7)因果模型所述因果关系, 可以推断系统中任意发电机控制回路的周期性扰动是系统所有发电机发生强迫功率振荡的“原因”。换句话说, 从信息论的角度分析, 系统发电机组强迫功率振荡的动态响应与外施的周期性扰动源之间存在明确的因果关系。

1.2 电力系统强迫功率振荡源定位的因果关系物理分析

从强迫功率振荡在电力系统中传播特性角度来分析, 当发电机调速器受到周期性扰动时(亦可以是励磁系统受到周期性扰动, 本节仅以调速系统受到周期性扰动为例对强迫功率振荡发生过程中的物理机制进行简要阐释), 其转子转速在不平衡力矩作用下发生变化, 并直接导致发电机 G1 向电网注入的电磁功率出现相应的周期性波动, 如图 1 所示。

假设系统中负荷均为恒功率负荷, 由于系统中各设备通过电网交互发生功率振荡, 此时系统中其他节点的电压、电流根据电网运行条件和电网在该振荡频率下的参数发生改变, 从而导致系统中其他发电机也将以周期性波动的形式向电网注入电磁功率, 以维持系统内整体功率平衡。

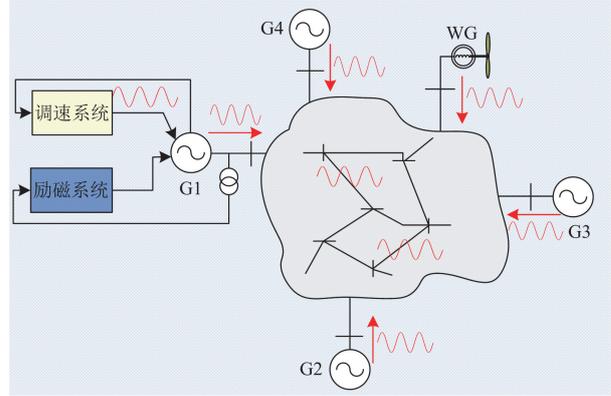


图 1 强迫功率振荡过程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the forced power oscillation process

上述对强迫功率振荡在电网中传播的物理过程的分析, 可大致表示为图 2 所示的因果关系图。由此可见, 发电机 G1 机械功率周期性振荡是发电机 G1 有功功率被迫振荡的直接原因, 而发电机 G1 有功功率的周期性振荡是发电机 G2、G3、G4 及风电机组 WG 有功功率被迫振荡的直接原因。此外, 由于电网中的机电响应具有时空传播特性, 距离扰动点近的发电机组率先受到扰动冲击, 并随着振荡向外传播, 依据电气距离差异逐渐影响系统其他发电机组有功输出, 表现为距离扰动点越近的发电机组, 有功功率输出越早呈现强迫功率振荡特征。因此, 在强迫功率振荡过程中, 发电机 G2、G3、G4

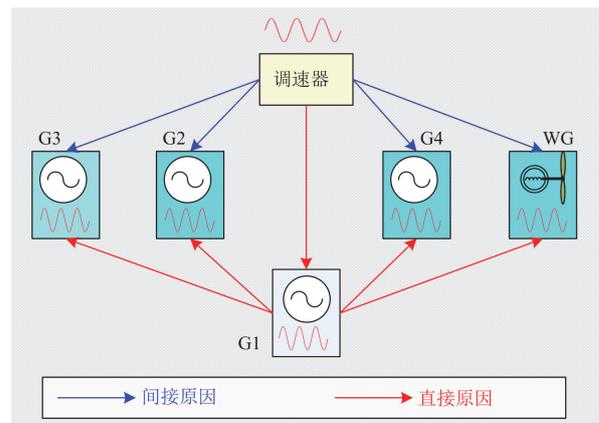


图 2 强迫功率振荡因果关系图

Fig. 2 Causal graph of the forced power oscillation

和风电机组 WG 之间也表现出某种程度的间接因果关系。

上述分析利用物理规律揭示了电力系统强迫功率振荡响应中蕴含的振荡传播特性具有明确的因果关系。然而上述分析在新能源高比例接入的新型电力系统中应用面临挑战。本文从信息论角度出发,采用因果分析手段挖掘强迫功率振荡过程中各量测量之间的因果关系,从而实现准确、高效的强迫功率振荡扰动源快速定位。

2 基于 KDE 传递熵的因果分析方法

通过第 1 节分析可知,电力系统强迫功率振荡响应信号之间具有明确的因果关系,因此本节从信息论角度出发,挖掘强迫功率振荡过程中各量测信号之间的因果关系,并以“原因”变量对应的发电机组作为强迫功率振荡扰动源机组。为此,本节提出了一种基于 KDE 传递熵的强迫功率振荡扰动源定位方法,在无须获取系统模型和参数的情况下实现完全数据驱动的强迫功率振荡扰动源在线定位。

2.1 信息论理论基础

在信息论中,通常采用信息熵来衡量一个系统中所含信息量的多少,信息熵数学表述为信息量的期望值。一个随机事件所含信息量的大小就是将其不确定性进行量化的信息熵值^[17,22]。信息熵表达式如式(8)所示。

$$H(A) = -\sum_{x \in X} P(a) \log P(a) \quad (8)$$

式中, $P(a)$ 为随机系统中变量 A 发生的概率。

信息论中,信息熵值大小可以视为对随机变量不确定性的度量,即事件发生的概率越大,系统越稳定,信息熵值越小;反之,事件发生的概率越小,系统越不稳定,信息熵值越大。

为了衡量变量间的不确定性,将信息熵定义推广至具有两个随机变量的系统中,得到联合熵 $H(A,B)$ 和条件熵 $H(A|B)$,如式(9)和式(10)所示。

$$H(A,B) = -\sum_{a \in A} \sum_{b \in B} p(a,b) \log p(a,b) \quad (9)$$

$$H(A|B) = -\sum_{a \in A} \sum_{b \in B} p(a,b) \log p(a|b) \quad (10)$$

式中: $p(a,b)$ 为一对随机变量 (A,B) 的联合概率密度函数; $p(a|b)$ 为一对随机变量 (A,B) 的条件概率密度函数,它表征了能够通过一个变量降低对另一个变量的不可预测性。

采用互信息可以进一步刻画两个随机变量之间的相互依赖程度,如式(11)所示。

$$I(A;B) = \sum_{a \in A} \sum_{b \in B} p(a,b) \log \frac{p(a,b)}{p(a)p(b)} \quad (11)$$

式中: $I(A;B)$ 为变量 A 与变量 B 之间的互信息; $p(a)$ 与 $p(b)$ 分别代表变量 A 和变量 B 各自的边际概率密度。

分析式(11)可以看出,互信息具有对称性, A 对 B 的互信息与 B 对 A 的互信息相等,而实际系统中时序序列之间可能存在某种单向因果关系,但互信息只能反映时间序列间的关联性而难以描述这种单向因果方向,实际应用存在局限性。

2.2 基于 KDE 传递熵的因果分析

为了改善互信息的缺陷, Schreiber 提出了传递熵概念^[23]。该方法是一种非参数模型方法,以信息论理论为基础,能够较好地分析变量间定向的动态信息传递,在变量间因果关系分析中展现出卓越优势。下面简述其基本原理。

假设两个离散时间序列向量 $\mathbf{X} : \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 与 $\mathbf{Y} : \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 且 \mathbf{X} 满足 k 阶马尔可夫过程, \mathbf{Y} 满足 i 阶马尔可夫过程。则时间序列 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 之间的传递熵定义为

$$\begin{cases} T_{X \rightarrow Y}(k, i) = \sum p(y_{n+1}, y_n^{(i)}, x_n^{(k)}) \log \frac{p(y_{n+1} | y_n^{(i)}, x_n^{(k)})}{p(y_{n+1} | y_n^{(i)})} \\ T_{Y \rightarrow X}(k, i) = \sum p(x_{n+1}, x_n^{(k)}, y_n^{(i)}) \log \frac{p(x_{n+1} | x_n^{(k)}, y_n^{(i)})}{p(x_{n+1} | x_n^{(k)})} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $p(y_{n+1}, y_n^{(i)}, x_n^{(k)})$ 表示 y_{n+1} 、 $y_n^{(i)}$ 及 $x_n^{(k)}$ 的联合概率密度; $p(x_{n+1}, x_n^{(k)}, y_n^{(i)})$ 表示 x_{n+1} 、 $x_n^{(k)}$ 及 $y_n^{(i)}$ 的联合概率密度; $p(y_{n+1} | y_n^{(i)})$ 和 $p(x_{n+1} | x_n^{(k)})$ 代表条件概率; $p(y_{n+1} | y_n^{(i)}, x_n^{(k)})$ 为 y 取第 $n+1$ 个量测点,而 x 取第 n 个量测点的条件概率。

由于式(12)中转移概率与条件概率难以直接计算,因此本文基于贝叶斯定理与条件概率密度将二者转换为联合概率密度形式^[24],如式(13)所示。

$$\begin{cases} p(y_{n+1} | y_n^{(i)}, x_n^{(k)}) = \frac{p(y_{n+1}, y_n^{(i)}, x_n^{(k)})}{p(y_n^{(i)}, x_n^{(k)})} \\ p(y_{n+1} | y_n^{(i)}) = \frac{p(y_{n+1}, y_n^{(i)})}{p(y_n^{(i)})} \end{cases} \quad (13)$$

进而利用多变量核密度估计法将式(13)中联合概率密度表示为式(14)^[23]。

$$\left\{ \begin{aligned} p(y_{n+1} | y_n^{(i)}, x_n^{(k)}) &= \frac{\frac{1}{3|\mathbf{H}_1|^{1/2}} K[\mathbf{H}_1^{-1/2}(y_{n+1} - x_n^{(k)} - y_n^{(i)})]}{\frac{1}{2|\mathbf{H}_2|^{1/2}} K[\mathbf{H}_2^{-1/2}(x_n^{(k)} - y_n^{(i)})]} \\ p(y_{n+1} | y_n^{(i)}) &= \frac{\frac{1}{2|\mathbf{H}_3|^{1/2}} K[\mathbf{H}_3^{-1/2}(y_{n+1} - y_n^{(i)})]}{\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N K(y_n^{(i)} - y_n^{(i)}(m))} \end{aligned} \right. \quad (14)$$

式中: \mathbf{H}_1 、 \mathbf{H}_2 和 \mathbf{H}_3 均为对称正定系数矩阵; $K(\cdot)$ 为多变量核函数, 本文选择高斯函数; N 为单变量核概率密度估计模型中对应的离散系数; $y_n^{(i)}(m)$ 表示离散系数为 m 时 $y_n^{(i)}$ 的对应值。

同理, 得到式(15)。

$$\left\{ \begin{aligned} p(x_{n+1}, x_n^{(k)}, y_n^{(i)}) &= \frac{\frac{1}{3|\mathbf{H}_1|^{1/2}} K[\mathbf{H}_1^{-1/2}(x_{n+1} - x_n^{(k)} - y_n^{(i)})]}{\frac{1}{2|\mathbf{H}_2|^{1/2}} K[\mathbf{H}_2^{-1/2}(x_n^{(k)} - y_n^{(i)})]} \\ p(x_{n+1} | x_n^{(k)}) &= \frac{\frac{1}{2|\mathbf{H}_3|^{1/2}} K[\mathbf{H}_3^{-1/2}(x_{n+1} - x_n^{(k)})]}{\frac{1}{N} \sum_{d=1}^N K(x_n^{(k)} - x_n^{(k)}(d))} \end{aligned} \right. \quad (15)$$

式中, $x_n^{(k)}(d)$ 表示离散系数为 d 时 $x_n^{(k)}$ 的对应值。

根据式(12)~式(15)计算 KDE 传递熵, 实现系统各变量间因果关系的准确量化。

KDE 传递熵根据时间序列之间的信息传递方向来判断因果关系, KDE 传递熵具有不对称性, 该不对称性体现了变量之间相互影响程度的差异性, 因此可以通过比较两个时间序列传递熵的大小 ($T_{X \rightarrow Y}, T_{Y \rightarrow X}$) 识别变量间的因果关系, 从而判断量测信号之间传递的方向。对于两个时间序列向量 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} , 具体表现为:

1) 如果 \mathbf{X} 对 \mathbf{Y} 的传递熵大于 \mathbf{Y} 对 \mathbf{X} 的传递熵, 即满足 $T_{X \rightarrow Y} > T_{Y \rightarrow X}$, 就把 \mathbf{X} 称为“因”变量, \mathbf{Y} 称为“果”变量;

2) 如果 \mathbf{X} 对 \mathbf{Y} 的传递熵小于 \mathbf{Y} 对 \mathbf{X} 的传递熵, 即 $T_{X \rightarrow Y} < T_{Y \rightarrow X}$, 则把 \mathbf{Y} 称为“因”变量, \mathbf{X} 称为“果”变量;

3) 如果 \mathbf{X} 对 \mathbf{Y} 的传递熵近似等于 \mathbf{Y} 对 \mathbf{X} 的传递熵, 即 $T_{X \rightarrow Y} \approx T_{Y \rightarrow X}$, 那么 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 之间没有明显的因果关系。

3 基于 KDE 传递熵的强迫功率振荡扰动源定位

现代电网通常在大容量发电机处安装 PMU 量测装置, 且随着广域量测系统日趋完善, 电网中将部署越来越多的 PMU 量测装置。PMU 能够实时记录发电机及电网中的母线电压、有功功率等电网运行数据, 并通过 WAMS 传送至电网运行与控制中心。以上传至电网运行与控制中心的广域量测数据为基础, 计算系统各发电机有功功率对之间的传递熵, 实现强迫功率振荡扰动源准确定位。本文所提基于 KDE 传递熵的电力系统强迫功率振荡扰动源定位流程如图 3 所示, 具体实施步骤如下。

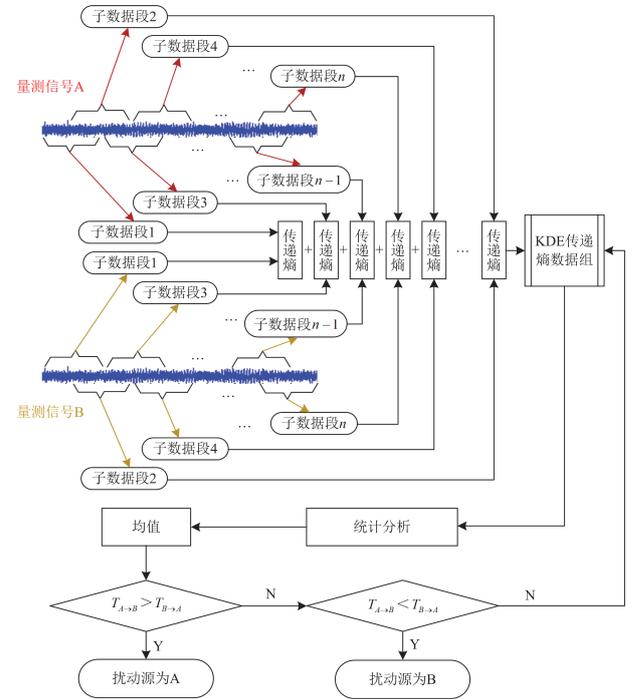


图 3 基于 KDE 传递熵的强迫功率振荡扰动源定位流程

Fig. 3 Flowchart of the forced power oscillation disturbance source location based on KDE transfer entropy

步骤 1: 从 PMU 中获取系统各发电机有功功率量测信息, 构建有功功率量测信息矩阵。

步骤 2: 对有功功率输入信号进行低通滤波、带通滤波预处理, 滤除掉不关注的频段范围, 并对振荡数据进行归一化处理, 消除由于量测数据数量级差异对定位结果精度带来的影响。

步骤 3: 以步骤 2 处理后获取的全部发电机有功功率信号作为输入, 通过连续不断滑动分析时窗, 据式(12)~式(15)计算各发电机对有功功率对之间的 KDE 传递熵。

步骤 4: 对步骤 3 得到的各机组间 KDE 传递熵计算结果进行统计分析, 并依据机组间传递熵均值比较结果定位强迫功率振荡扰动源。即: 若满足 $T_{A \rightarrow B} > T_{B \rightarrow A}$, 则判断该强迫功率振荡模式下功率传递方向为 A(因)→B(果); 反之, 若满足 $T_{A \rightarrow B} < T_{B \rightarrow A}$, 则该强迫功率振荡模式下功率传递方向为 B(因)→A(果)。

4 算例验证

4.1 IEEE 4 机 2 区域系统

为了验证本文所提强迫功率振荡扰动源定位方法的有效性, 首先利用 IEEE 4 机 2 区域系统进行分析, 并利用 IEEE 16 机 68 节点系统对所提扰动源定位方法在大系统中的适应性进行了验证。在 Matlab 提供的 Power System Toolbox 仿真平台上搭建 4 机系统和 16 机系统模型并进行仿真分析。其中, 每台发电机均配有调速系统、励磁系统以及 PSS 控制系统, 系统中负荷采用恒功率负荷模型。

典型 IEEE 4 机 2 区域系统结构接线图如图 4 所示, 系统结构及元件参数详见文献[25]。基础运行方式下, 小干扰计算结果表明, 系统共有 3 个机电振荡模式, 且各振荡模式阻尼特性良好。本文以系统区域间振荡模式为例, 对所提强迫功率振荡扰动源定位方法的准确性和有效性进行分析验证。

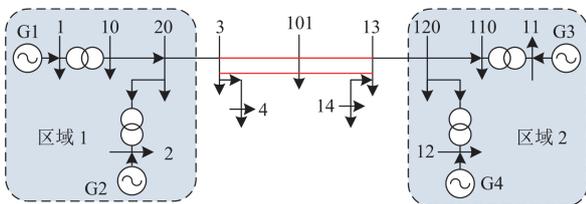


图 4 IEEE 4 机 2 区域系统结构接线图

Fig. 4 Wiring diagram of IEEE 4-generator 2-area system

为了模拟由于发电机受到周期性扰动而引起的强迫功率振荡, 向发电机 G1 的励磁系统中持续注入幅值为 0.015 p.u.、频率为 0.6 Hz 的正弦扰动信号, 使之与系统 0.61 Hz 的区域间模式发生共振。为了模拟系统中的环境激励, 系统中全部负荷均以基础值的 3%随机波动, 仿真时长为 200 s。图 5 给出了强迫功率振荡期间系统 4 台发电机有功功率振荡曲线。

利用本文第 2 节提出的 KDE 传递熵计算方法计算系统 4 台发电机有功功率之间的传递熵, 单次传递熵计算结果(第 50 s 时间断面)如表 1 所示。其中 X 取 G1、Y 取 G2 代表发电机 G1 有功功率对发电机 G2 有功功率的传递熵计算结果 $T_{G1 \rightarrow G2}$, 反之 X

取 G2、Y 取 G1 代表发电机 G2 有功功率对发电机 G1 有功功率的传递熵计算结果 $T_{G2 \rightarrow G1}$, 其余传递熵与此类似, 不再赘述。4 台发电机组有功功率对之间传递熵的指向性关系如图 6 所示。

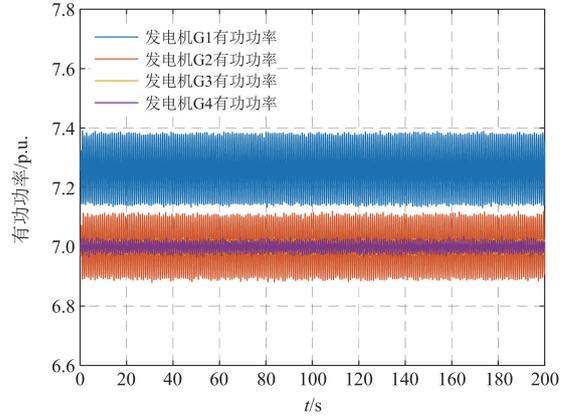


图 5 IEEE 4 机 2 区域系统发电机有功功率振荡曲线
Fig. 5 Active power oscillation curves of generators of IEEE 4-generator 2-area system

表 1 单次传递熵计算结果

Table 1 Single calculation results of transfer entropy

X	Y			
	G1	G2	G3	G4
G1	0	1.004	1.131	1.333
G2	0.859	0	1.104	1.213
G3	1.010	1.003	0	0.6535
G4	1.037	1.086	0.6425	0

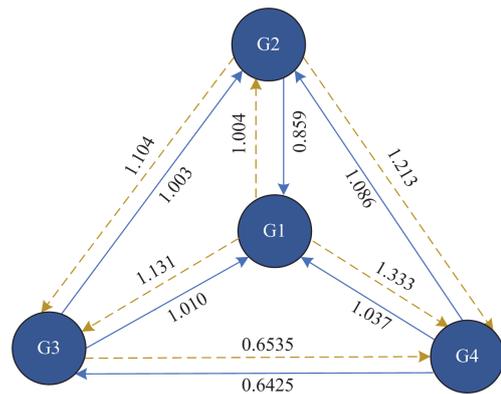


图 6 发电机有功功率传递熵指向性关系图

Fig. 6 Active power transfer entropy directivity diagram

分析表 1 和图 6 可知, 发电机 G1 有功功率对系统其余 3 台发电机有功功率的 KDE 传递熵 $T_{G1 \rightarrow G2, G3, G4}$ (传递熵结果依次为: 1.004, 1.131, 1.333) 均大于其余 3 台发电机对发电机 G1 有功功率的 KDE 传递熵 $T_{G2, G3, G4 \rightarrow G1}$ (传递熵结果依次为: 0.859,

1.010,1.037)。根据第 3 节提出的基于 KDE 传递熵的扰动源定位流程分析可知, 发电机 G1 有功功率振荡是发电机 G2、G3 和 G4 有功功率振荡的原因。

此外, 可以看到发电机 G3 有功功率与发电机 G4 有功功率之间传递熵分别为 0.6535 和 0.6425, 传递熵相差不大, 表明发电机 G3 与 G4 间功率振荡传递无明显因果关系。而发电机 G2 有功功率与发电机 G3、发电机 G4 有功功率之间传递熵分别满足: $T_{G2 \rightarrow G3} > T_{G3 \rightarrow G2}$ ($1.104 > 1.003$), $T_{G2 \rightarrow G4} > T_{G4 \rightarrow G2}$ ($1.213 > 1.086$)。原因可能是扰动源引发的强迫功率振荡存在明显的振荡传播滞后性, 即与扰动源发电机 G1 电气距离较近的区域 1 中的发电机 G2 首先感知强迫功率振荡, 并且随着功率振荡在系统中逐步扩散传播, 区域 2 中的发电机 G3 和 G4 较发电机 G2 在时间上滞后感知到强迫功率振荡, 因此非扰动源机组发电机 G2 与区域 2 中发电机 G3 和发电机 G4 的有功功率之间也存在一定因果关系。然而, 扰动源机组必须与系统中其他全部机组间均满足因果关系, 故根据传递熵理论分析, 最终判定发电机 G1 为振荡源, 且该定位结果与扰动源设置一致, 验证了所提方法的准确性。

以上仅探究了强迫功率振荡过程中某一固定时间断面下系统各发电机组功率振荡间的因果关系, 并以此为依据定位强迫功率振荡扰动源。然而, 系统实际运行过程中, 由于各个时刻噪声强度不同, 使得不同时间断面的量测数据有一定差异性。为避免单次计算结果偶然性对扰动源定位结果准确性的影响, 本文进一步采用滑动窗分析方式计算各台发电机有功功率对之间的传递熵。同样选取分析窗为 50 s 的发电机有功功率作为输入, 滑动窗口每 2 s 滑动一次, 200 s 内计算得到系统各发电机有功功率对之间的传递熵, 均值统计结果如表 2 所示, 不同传递熵差值结果如图 7 所示。

表 2 4 机 2 区域系统传递熵均值统计结果

Table 2 Statistical results of transfer entropy of

4-generator 2-area system			
TE	均值	方差	净差值
$T_{G1 \rightarrow G2}$	1.0611	0.0552	0.151
$T_{G2 \rightarrow G1}$	0.9107	0.0396	
$T_{G1 \rightarrow G3}$	1.1890	0.0843	0.277
$T_{G3 \rightarrow G1}$	0.9113	0.0463	
$T_{G1 \rightarrow G4}$	1.2462	0.0750	0.3255
$T_{G4 \rightarrow G1}$	0.9207	0.0420	

由图 7 可知: 随着计算窗口的不断滑动, $T_{G1 \rightarrow G2, G3, G4}$ 与 $T_{G2, G3, G4 \rightarrow G1}$ 的差值也近似呈现一定程度的波动, 但传递熵差值始终大于 0。这表明传递

熵 $T_{G1 \rightarrow G2, G3, G4}$ 始终大于 $T_{G2, G3, G4 \rightarrow G1}$, 即发电机有功功率振荡传递方向始终是从 G1 流向系统其他发电机组, 发电机 G1 为扰动源机组。

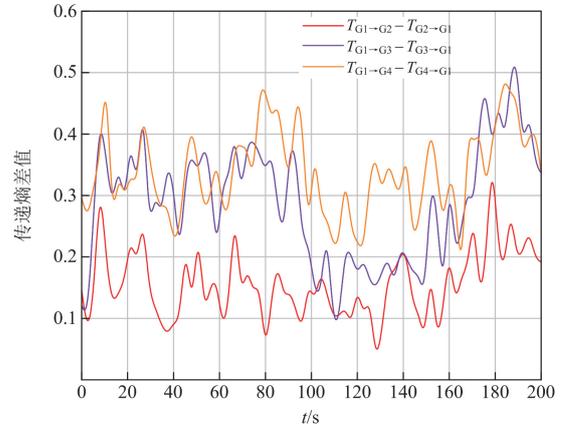


图 7 传递熵差值随时间变化的计算结果

Fig. 7 Calculation results of the time-varying transfer entropy difference

进一步, 根据表 2 中传递熵均值统计结果, 参考文献[23], 以传递熵净差值表征因果关联强度, 以有向箭头代表振荡传递方向, 有向箭头起点连接振荡“原因”机组, 有向箭头终点连接振荡“结果”机组, 构建振荡传播因果关系图, 如图 8 所示。从图 8 可进一步看出, 强迫功率振荡在 4 台发电机之间传播的起点均为发电机 G1, 说明该强迫功率振荡源于发电机 G1, 而实际上此次强迫功率振荡由发电机 G1 励磁系统施加周期性扰动引起, 因此进一步验证了所提扰动源定位方法的准确性。

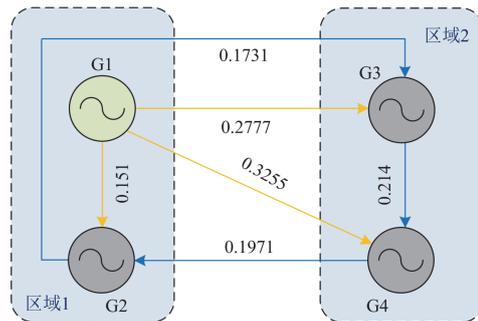


图 8 4 机 2 区域系统振荡传播因果关系图

Fig. 8 Causality diagram of oscillatory propagation of 4-generator 2-area system

进一步分析本文所提强迫功率振荡源定位方法在功率数据采集不同步情况下的适用性。为了模拟功率数据采集不同步的情况, 本文选取不同起、止时刻下 4 台发电机组 200 s 的有功功率作为输入, 即选择系统中不同时段发电机功率数据作为输入。利

用第 2 节提出的 KDE 传递熵计算方法计算系统 4 台发电机有功功率之间传递熵大小, 传递熵及其均值统计结果如表 3 和图 9 所示。

表 3 功率数据采集不同步时传递熵统计结果

Table 3 Statistical results of transfer entropy with unsynchronized power data acquisition

TE	均值	方差	净差值
$T_{G1 \rightarrow G2}$	1.0581	0.0477	0.1474
$T_{G2 \rightarrow G1}$	0.893	0.0338	0.1474
$T_{G1 \rightarrow G3}$	1.1763	0.0973	0.2556
$T_{G3 \rightarrow G1}$	0.9207	0.0564	0.2556
$T_{G1 \rightarrow G4}$	1.2219	0.0780	0.3023
$T_{G4 \rightarrow G1}$	0.9196	0.0647	0.3023

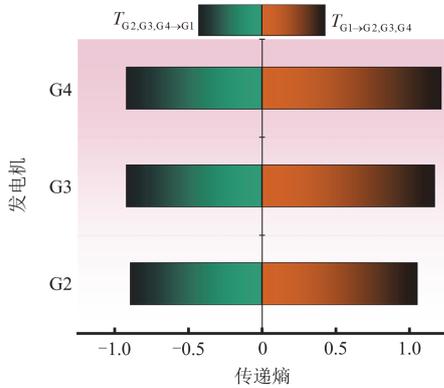


图 9 功率数据采集不同步时传递熵均值统计结果图

Fig. 9 Statistical results of transfer entropy with unsynchronized power data acquisition

对比表 2 和表 3 可以看出, 数据采集不同步情况下计算得到的各台发电机之间有功传递熵值与数据采集同步情况下发电机之间有功传递熵值大小虽然有所差异, 但整体满足发电机 G1 有功功率对其余 3 台发电机组有功功率 KDE 传递熵 $T_{G1 \rightarrow G2,G3,G4}$ 大于其余 3 台发电机对 G1 的有功功率 KDE 传递熵 $T_{G2,G3,G4 \rightarrow G1}$, 即强迫功率振荡传递方向均为发电机 G1 指向发电机 G2、G3 和 G4, 因此判定发电机 G1 为扰动源机组, 定位结果准确。

根据表 3 传递熵均值统计结果及净差值结果构建强迫功率振荡传播因果关系图, 数据采集不同步时系统振荡传播因果关系如图 10 所示。从图 10 可进一步看出, 功率数据采集不同步情况下, 强迫功率振荡在 4 台发电机之间传播的起点均为发电机 G1, 说明该强迫功率振荡源于发电机 G1, 进一步验证了所提扰动源定位方法在功率数据采集不同步情况下的准确性。

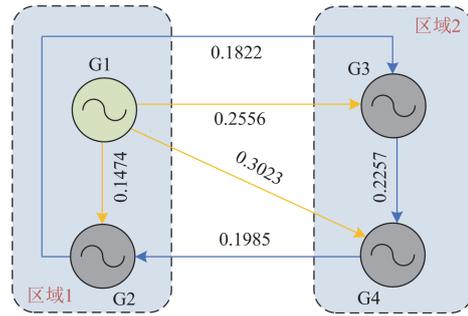


图 10 功率数据采集不同步时系统振荡传播因果关系图

Fig. 10 Causality diagram of oscillatory propagation with unsynchronized power data acquisition

进一步, 分析本文所提扰动源定位方法对数据窗长度的适应性。本文以 1 s 为单位不断增加滑动时间窗口, 对时长为 0~200 s 的 200 个时间窗口进行分析, 不同滑动分析窗口下发电机 G1 与发电机 G2、G3 和 G4 有功功率间传递熵计算结果如图 11 所示, 各传递熵均值统计如图 12 所示。从图 11 中可以看出, 随着滑动分析窗口长度不断增加, 机组有功功率间传递熵结果呈现波动状态, 但在不同滑动窗长下的传递熵计算结果始终满足: $T_{G1 \rightarrow G2,G3,G4} > T_{G2,G3,G4 \rightarrow G1}$, 表明在整个振荡过程中发电机 G1 有功功率始终是发电机 G2、G3、G4 功率振荡的原因, 即发电机 G1 为扰动源机组。同时进一步分析图 11 可以看出, 当滑动窗口达到 130 s 并进一步增加分析窗口长度时, 各机组有功功率间传递熵计算结果基本维持不变, 表明随着计算数据量的增加, 量测数据中包含的系统强迫功率振荡信息量也逐渐增多, 衡量信息传递量的传递熵结果也将趋于稳定。

此外, 为了验证本文所提扰动源定位方法对量测噪声的鲁棒性, 进一步采用对时域仿真数据添加

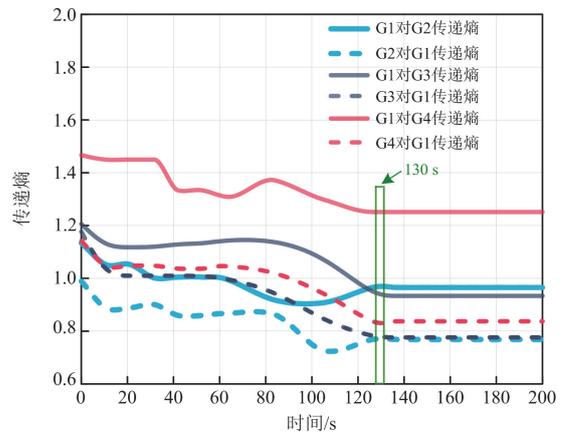


图 11 不同数据窗长度下传递熵计算结果

Fig. 11 Calculation results of transfer entropy with different data window lengths

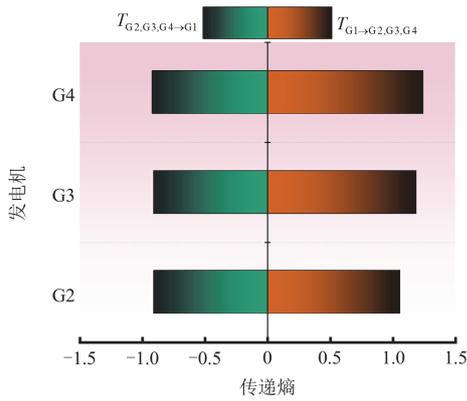


图 12 不同数据窗长度下传递熵均值条形图

Fig. 12 Bar chart of transfer entropy mean with different data window lengths

不同分贝高斯白噪声的方式进行验证。在基础噪声 (20 dB) 情况下, 以 2 dB 为步长分别增加、减少噪声强度, 对 10~60 dB 的噪声强度环境进行分析。图 13 给出了在不同噪声水平下, 200 s 的时域数据 KDE 传递熵统计结果, 其中分析窗长度为 50 s, 每 2 s 滑动一次。

分析图 13 可知, 在不同噪声水平下, 基本满足发电机 G1 有功对其余 3 台发电机组有功的 KDE 传递熵大于其余 3 台发电机对 G1 的功率 KDE 传递熵, 即强迫功率振荡传递方向均为由发电机 G1 指向发电机 G2、G3 和 G4, 因此判定发电机 G1 为扰动源机组, 定位结果准确。此外, 随着信噪比的不断增大, 发电机 G1 与其他发电机之间的传递熵差值总体上呈扩张趋势, 表明随着噪声水平的降低, 周期性强迫功率振荡信号在量测信号中逐渐占据主导地位, 扰动源机组与非扰动源机组间能量传递关系与因果关系也愈加明显。同时, 从图 13(a) 计算结果可以看出, 在噪声水平较高情况下, 所提方法计算的传递熵结果存在一定误差, 强迫功率振荡扰动源定位精度减弱。因此, 在噪声水平较高情况下, 本文所提方法需要对量测信号采用滤波降噪等预处理, 以提高扰动源定位效果。

表 4 进一步对比分析了本文所提 TE 方法和传统耗散能量流(dissipation energy flow, DEF)方法^[11]、基于 EMD 的耗散能量流方法^[12]在强迫功率振荡源定位方面的计算效率(计算平台硬件配置为: 联想处理器 CPU Inter Core i7-9400F, 主频 2 GHz, 运行内存 16 GB)。由表 4 对比分析结果可知, 传统 DEF 方法、EMD 方法和本文 TE 方法计算耗时分别为 4.23 s、3.67 s 和 2.70 s, 本文方法计算耗时相比其余两种方法分别减少了 36.2%和 26.4%。上述结果

表明, 由于本文所提扰动源定位方法避免了强迫功率振荡模式时域分量重构以及复杂能量流计算过程, 有效提升了强迫功率振荡扰动源定位效率。

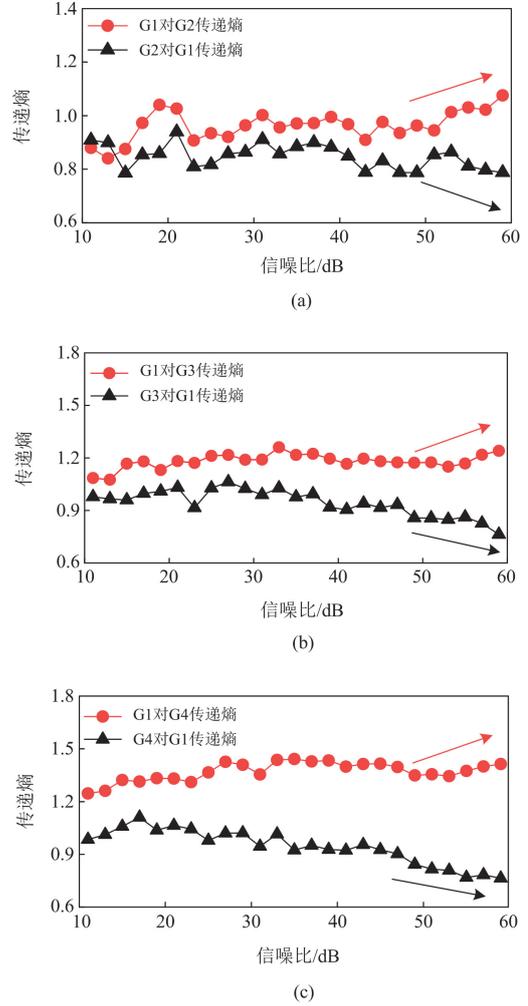


图 13 不同量测噪声水平下传递熵结果

Fig. 13 Transfer entropy results with different noise level

表 4 不同方法计算时间对比

Table 4 Calculation time comparison of different methods			
算法	传统 DEF	EMD	传递熵
计算时间/s	4.23	3.67	2.70
本文效率提升/%	36.2	26.4	—

4.2 IEEE 16 机 5 区域系统

本节以图 14 所示 IEEE 16 机 5 区域系统为例, 进一步验证所提强迫功率振荡扰动源定位方法在大系统分析中的准确性及适用性, 系统结构参数详见文献[26]。

小干扰稳定分析结果表明, 系统存在 15 个机电振荡模式, 所有振荡模式阻尼良好。本文以

0.51 Hz 的区域间振荡模式为例,验证所提强迫功率振荡扰动源定位方法的有效性和适用性。向发电机 G1 励磁系统注入 0.51 Hz 的正弦波,激发系统强迫功率振荡。同样,全部负荷以基础值的 3%随机波动,模拟系统中的环境激励。仿真时长为 240 s。以系统 16 台发电机的有功功率作为输入信号,采用本文所提扰动源定位方法进行扰动源定位。采用滑动窗方式分析,滑动分析窗长选择为 60 s,滑动步长设置为 2 s。图 15 给出了 7 个时间断面的发电机 G1 与系统其余 15 台发电机有功功率对之间传递熵计算结果。其中,为了便于分析与比较,对传递熵方向作如下定义:发电机 G1 对其他发电机的传递熵为正值,表示功率振荡传递方向为从发电机 G1 流向系统其余发电机;其余发电机对发电机 G1 的传递熵为负值,表示功率振荡传递方向为从系统其他发电机流向发电机 G1。同时对 240 s 内计算得到的传递熵计算结果进行统计分析,传递熵统计结果如图 16 和表 5 所示。

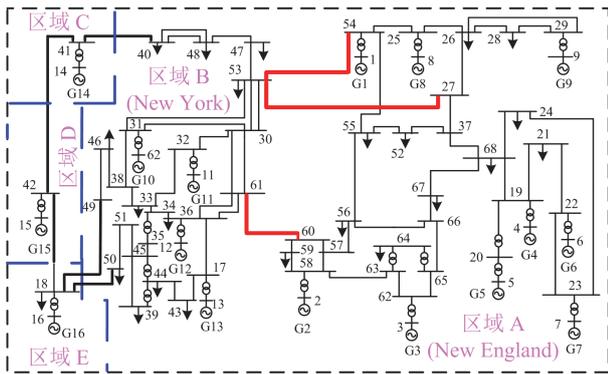


图 14 IEEE 16 机 5 区域系统结构图

Fig. 14 Structural diagram of IEEE 16-generator 5-area system

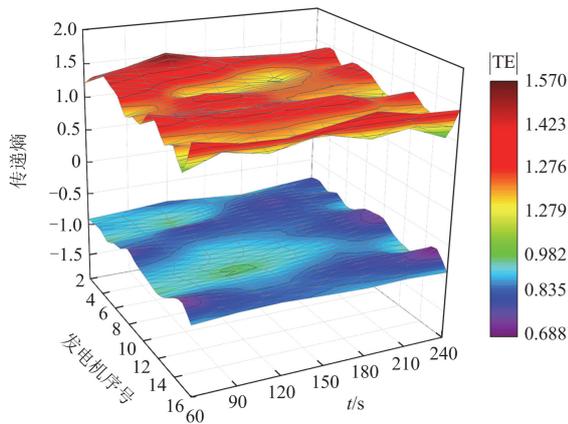


图 15 不同时间断面下传递熵计算结果

Fig. 15 Transfer entropy calculation results with different time sections

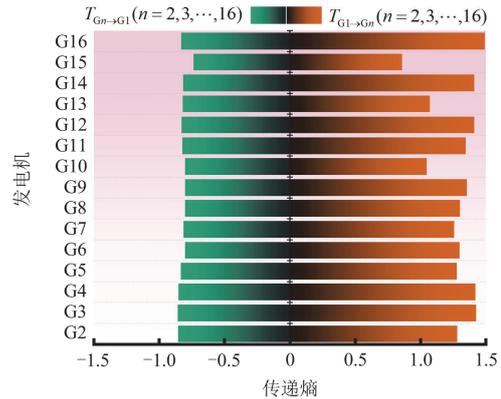


图 16 IEEE 16 机系统发电机传递熵堆积条形图

Fig. 16 Stacked bar chart of transfer entropy of IEEE 16-generator system

表 5 IEEE 16 机系统传递熵统计结果

Table 5 Transfer entropy statistics of IEEE 16-generator system

	G1			
	$T_{X \rightarrow Y}$		$T_{Y \rightarrow X}$	
	均值	方差	均值	方差
G2	1.2789	0.0085	-0.8540	0.0038
G3	1.4256	0.0133	-0.8580	0.0046
G4	1.4183	0.0255	-0.8508	0.0028
G5	1.2766	0.0211	-0.8334	0.0042
G6	1.2992	0.0120	-0.8008	0.0079
G7	1.2577	0.0121	-0.8141	0.0063
G8	1.3015	0.0144	-0.8020	0.0047
G9	1.3559	0.0107	-0.8029	0.0072
G10	1.0472	0.0175	-0.8027	0.0151
G11	1.3455	0.0119	-0.8226	0.0085
G12	1.4119	0.0059	-0.8284	0.0054
G13	1.0718	0.0104	-0.8192	0.0083
G14	1.4089	0.0209	-0.8157	0.0038
G15	0.8583	0.0119	-0.7361	0.0107
G16	1.4890	0.0184	-0.8303	0.0101

从图 15 和图 16 可以看出,由于受到量测噪声影响,不同时间断面下传递熵计算结果也略有差异,但不同时间断面下 KDE 传递熵计算结果均满足:发电机 G1 对其他发电机(G2—G16)的 KDE 传递熵 $T_{G1 \rightarrow Gn}$ (n=2,3,...,16) (正传递熵绝对值)均显著大于其余发电机对发电机 G1 的传递熵 $T_{Gn \rightarrow G1}$ (n=2,3,...,16) (负传递熵绝对值),表明系统中功率振荡是由发电机 G1 流向系统其他发电机组,根据本文第 3 节给出的基于 KDE 传递熵因果分析的扰动源定位流程,判断发电机 G1 为扰动源。该定位结果与扰动源设置一致,验证了本文所提方法的有效性。同时,从表 5 可以清晰地看出,传递熵统计标准差较小,表明传递熵计算结果均值附近结果较为集中,

即传递熵计算结果以均值为中心呈小幅波动, 传递熵计算结果具有较高的可靠性。

5 结论

本文在深入分析系统强迫功率振荡过程中扰动源与非扰动源机组量测信号因果关系的基础上, 提出了基于 KDE 传递熵因果分析的电力系统强迫功率振荡扰动源在线定位方法, 并通过 IEEE 4 机 2 区域系统及 16 机 5 区域系统仿真数据对所提方法进行分析、验证。本文所提强迫功率振荡扰动源定位方法为完全数据驱动方法, 摆脱了对系统模型和参数的依赖, 仅依据量测数据即可实现强迫功率振荡扰动源的快速在线定位。相较于传统基于能量流的强迫功率振荡扰动源定位方法, 本文方法避免了重构量测信号中强迫功率振荡模式时域分量的复杂过程, 有效提高了强迫功率振荡扰动源的定位精度与定位效率。此外, 所提方法从因果分析角度剖析了强迫功率振荡过程中量测信号的变化规律, 通过分析电网中各发电机组功率振荡数据的因果传递性定位强迫功率振荡扰动源位置, 具有较为明确的物理意义, 为电力系统强迫功率振荡扰动源定位提供了有益的思路, 也为后续采取有针对性的振荡抑制措施提供了基础。

本文所提扰动源定位方法尚未考虑量测数据部分缺失情况对扰动源定位结果精度的影响, 后续将针对这一问题开展进一步的研究工作。

参考文献

- [1] 于建平, 余一平, 许剑冰, 等. 基于自适应准谐振控制的储能抑制广义强迫功率振荡传播方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(5): 128-138.
YU Jianping, YU Yiping, XU Jianbing, et al. Energy storage suppression method of generalized forced oscillation propagation based on adaptive quasi-resonant control[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(5): 128-138.
- [2] FENG Shirui, WU Xi, WANG Zhenquan, et al. Damping forced oscillations in power system via interline power flow controller with additional repetitive control[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2021, 6(2): 264-275.
- [3] 郝琪, 刘崇茹, 王瑾媛, 等. 基于深度子领域自适应的直驱风机次/超同步振荡源定位[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(17): 27-37.
HAO Qi, LIU Chongru, WANG Jinyuan, et al. Location of sub-/super-synchronous oscillation source for direct-driven wind turbines based on deep subdomain adaptation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(17): 27-37.
- [4] 王增平, 林一峰, 王彤, 等. 电力系统继电保护与安全控制面临的挑战与应对措施[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(6): 10-20.
WANG Zengping, LIN Yifeng, WANG Tong, et al. Challenges and countermeasures to power system relay protection and safety control[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(6): 10-20.
- [5] 陈磊, 闵勇, 胡伟. 基于振荡能量的低频振荡分析与振荡源定位(一)理论基础与能量流计算[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(3): 22-27.
CHEN Lei, MIN Yong, HU Wei. Low frequency oscillation analysis and oscillation source location based on oscillation energy part one mathematical foundation and energy flow computation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(3): 22-27.
- [6] 余一平, 闵勇, 陈磊, 等. 基于能量函数的强迫功率振荡扰动源定位[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(5): 1-6.
YU Yiping, MIN Yong, CHEN Lei, et al. Disturbance source location of forced power oscillation using energy functions[J]. Automation of Electric Power systems, 2010, 34(5): 1-6.
- [7] 蒋平, 郑斌青, 冯双. 基于功率及频率波动相位的强迫扰动源定位[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(1): 112-117.
JIANG Ping, ZHENG Binqing, FENG Shuang. Forced disturbance-source locating based on phase-angle between power and frequency fluctuations[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(1): 112-117.
- [8] 耿天翔, 张竹竞, 项丽, 等. 基于起振特性的强迫功率振荡扰动源定位及解列方案[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(6): 98-103.
GENG Tianxiang, ZHANG Zhuqing, XIANG Li, et al. A locating and splitting scheme for disturbance source of forced power oscillation based on the propagation characteristic[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(6): 98-103.
- [9] 李阳海, 黄莹, 刘巨, 等. 基于阻尼转矩分析的电力系统低频振荡源定位[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 84-91.
LI Yanghai, HUANG Ying, LIU Ju, et al. Power system oscillation source location based on damping torque analysis[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 84-91.
- [10] CHEN Lei, MIN Yong, HU Wei. An energy-based method for location of power system oscillation source[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(2): 828-836.
- [11] CHEN Lei, MIN Yong, CHEN Yiping, et al. Online monitoring of generator damping using dissipation energy flow computed from ambient data[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2017, 11(18): 4430-4435.
- [12] 姜涛, 刘博涵, 李雪, 等. 基于多元经验模态分解的电力系统强迫功率振荡源定位[J]. 中国电机工程学报,

- 2022, 42(22): 8063-8075.
- JIANG Tao, LIU Bohan, LI Xue, et al. Forced oscillation location in power systems using multiple empirical mode decomposition[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(22): 8063-8075.
- [13] ESTEVEZ P G, MARCHI P, GALARZA C, et al. Non-stationary power system forced oscillation analysis using synchrosqueezing transform[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(2): 1583-1593.
- [14] BANNA H U, SOLANKI S K, SOLANKI J. Data-driven disturbance source identification for power system oscillations using credibility search ensemble learning[J]. IET Smart Grid, 2019, 2(2): 293-300.
- [15] 冯双, 陈佳宁, 汤奕, 等. 基于 SPWVD 图像和深度迁移学习的强迫功率振荡源定位方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(17): 78-87.
- FENG Shuang, CHEN Jianing, TANG Yi, et al. Location method of forced oscillation source based on SPWVD image and deep transfer learning[J]. Automation of Electric Power systems, 2020, 44(17): 78-87.
- [16] 冯双, 彭祥佳, 陈佳宁, 等. 基于时空图卷积神经网络的强迫功率振荡定位与传播预测[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(4): 1298-1310.
- FENG Shuang, PENG Xiangjia, CHEN Jianing, et al. Forced oscillation location and propagation prediction based on temporal graph convolutional network[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(4): 1298-1310.
- [17] 刘康, 李彬, 薛阳, 等. 基于传递熵密度聚类的用户窃电识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(20): 7535-7546.
- LIU Kang, LI Bin, XUE Yang, et al. User electric theft detection method based on transfer entropy density clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(20): 7535-7546.
- [18] 李龙飞, 钟海旺, 张广伦, 等. 基于因果分析的行业月度电量预测方法[J]. 电网技术, 2023, 47(9): 3629-3638.
- LI Longfei, ZHONG Haiwang, ZHANG Guanglun, et al. Monthly sectoral electricity demand prediction method based on causal analysis[J]. Power System Technology, 2023, 47(9): 3629-3638.
- [19] 刘俊, 赵宏炎, 刘嘉诚, 等. 基于协整-格兰杰因果检验和季节分解的中期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 73-80.
- LIU Jun, ZHAO Hongyan, LIU Jiacheng, et al. Medium-term load forecasting based on cointegration-granger causality test and seasonal decomposition[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 73-80.
- [20] 张广伦, 钟海旺. 基于改进 FCI 算法的电力负荷-气象数据因果关系图辨识[J/OL]. 中国电机工程学报: 1-13 [2024-07-09]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.240407>.
- ZHANG Guanglun, ZHONG Haiwang. Casual relationship identification between power system load and meteorological data based on improved FCI algorithm[J/OL]. Proceedings of the CSEE: 1-13[2024-07-09]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.240407>.
- [21] 穆钢, 陈奇, 刘洪波, 等. 揭示电力系统运行数据中因果关系逆信息熵因果推理方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(15): 5406-5417.
- MU Gang, CHEN Qi, LIU Hongbo, et al. Reciprocal information entropy causal inference method for exploring the cause-effect relationship in power system operation data[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(15): 5406-5417.
- [22] 吴双, 胡伟, 张林, 等. 基于 AI 技术的电网关键稳定特征智能选择方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(1): 14-21.
- WU Shuang, HU Wei, ZHANG Lin, et al. An intelligent key feature selection method of power grid based on artificial intelligence technology[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 14-21.
- [23] QI Chu, SHI Yilin, LI Jince, et al. The causality analysis of incipient fault in industrial process using dynamic data stream transfer entropy[J]. Journal of Process Control, 2023, 128: 103022.
- [24] 杨楠, 黄禹, 叶迪, 等. 基于自适应多变量非参数核密度估计的多风电场出力相关性建模[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(13): 3805-3812.
- YANG Nan, HUANG Yu, YE Di, et al. Modeling of output correlation of multiple wind farms based on adaptive multivariable nonparametric kernel density estimation[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(13): 3805-3812.
- [25] KUNDAR P. Power system stability and control[M]. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 1994.
- [26] CANIZARS C, FERNANDES T, GERALDI J E. Benchmark models for the analysis and control of small-signal oscillatory dynamics in power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 32(1): 715-722.

收稿日期: 2024-05-08; 修回日期: 2024-08-09

作者简介:

王丽馨(1991—), 女, 博士, 副教授, 研究方向为基于数据驱动的电力系统稳定分析与阻尼调控; E-mail: wanglxnedu@163.com

王思宇(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统稳定性分析与控制; E-mail: 1661672196@qq.com

杨德友(1983—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统稳定性分析与控制。E-mail: edyyang@hotmail.com

(编辑 周金梅)