

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.250030

基于组合模型的风电高渗透电力系统区域惯量辨识

张晓英¹, 何蓉¹, 史冬雪², 张璘², 王进花¹

(1. 兰州理工大学自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730050;

2. 国网甘肃省电力公司陇南供电公司, 甘肃 陇南 746000)

摘要: 风电机组的大规模接入导致电力系统惯量明显下降, 并对系统频率安全稳定造成威胁。针对风电高渗透电力系统区域惯量辨识中频率最优测点选择困难和惯量估计误差较大等问题, 提出了一种基于组合模型的风电高渗透电力系统区域惯量辨识方法。首先, 采用基于形状距离(shape-based distance, SBD)指标的 K-shape 聚类算法对频率响应曲线进行聚类, 并确定各区域内频率动态响应曲线的最优测量路径。其次, 结合最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)和受控自回归滑动平均模型(autoregressive moving average with exogenous input, ARMAX)对不同风电渗透率下各区域惯量水平进行辨识, 并与传统 ARMAX 模型的惯量辨识结果进行对比分析。最后, 通过改进的 IEEE 10 机 39 节点系统对所提方法的有效性进行仿真验证。结果表明, 所提方法有效提高了区域和全系统惯量辨识精度。

关键词: 风电高渗透电力系统; 频率动态响应; K-shape 聚类; 组合模型; 区域惯量辨识

Regional inertia identification of high wind power penetration power systems based on a combination model

ZHANG Xiaoying¹, HE Rong¹, SHI Dongxue², ZHANG Jin², WANG Jinhua¹

(1. College of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. Longnan Power Supply Company, State Grid Gansu Electric Power Company, Longnan 746000, China)

Abstract: The large-scale integration of wind turbine generators has led to a significant decrease in power system inertia, posing threats to system frequency security and stability. To address the challenges of optimal frequency measurement point selection and high estimation error in regional inertia identification of high wind power penetration systems, a regional inertia identification method based on a combined model is proposed. First, the K-shape clustering algorithm based on the shape-based distance (SBD) index is adopted to cluster frequency response curves, and the optimal path of frequency dynamic responses within each region is determined. Second, the least squares support vector machine (LSSVM) and the autoregressive moving average with exogenous input (ARMAX) model are combined and used to identify regional inertia levels under different wind power penetration rates. The results are compared with those obtained using the traditional ARMAX-based inertia identification method. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified through simulations using the modified IEEE 10-generator 39-bus system. The results show that the proposed method effectively improves the identification accuracy of both regional and system-level inertia.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 62063020).

Key words: high wind power penetration power system; frequency dynamic response; K-shape clustering; combined model; regional inertia identification

0 引言

随着“双碳”目标的提出, 新能源机组并网渗

透率不断提高, 逐步替代了传统同步发电机, 导致系统等效惯量逐渐降低^[1]。等效惯量是反映电力系统旋转动能储备的重要指标, 其降低会直接影响系统的频率稳定性^[2]。当系统发生功率扰动(如负荷突变或机组脱网)时, 惯量不足会导致频率变化速率(rate of change of frequency, RoCoF)加快, 频率偏差

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(62063020); 甘肃省教育厅: 产业支撑计划项目资助(2025CYZC-029)

幅度增大, 从而威胁电力系统的安全运行^[3-4]。风电机组因其出力与电网频率变化无直接功率耦合关系, 故缺乏有效的一次调频能力, 其集中接入进一步强化了电力系统的区域低惯量特性, 显著削弱频率支撑能力, 对系统安全构成严重威胁^[5]。

现有的电力系统惯量评估方法主要有 3 种: 直接计算法、两区域振荡频率法和系统参数辨识法^[6-7]。文献[8-9]采用直接计算法对英国和冰岛电力系统进行了惯量评估研究, 通过同步相量测量装置(phasor measurement unit, PMU)采集扰动后系统不平衡功率和频率变化率数据, 并利用两者的比值计算系统惯量。然而, 这种方法的评估精度受限于 PMU 测量装置的数量和分布, 测量数据不足会导致评估误差增大。文献[10]采用两区域振荡频率法对理想两机系统惯量进行评估, 通过整合转子运动方程与潮流方程, 构建了相应的数学表达式。该方法以振荡频率的测量为基础, 有效估算系统惯量, 评估效果较佳。但文献[11]将该方法应用于实际系统的惯量评估时产生较大误差, 结果表明两区域振荡频率法只适用于理想两机系统。文献[12-13]均采用了系统辨识法, 通过整合发电机转子运动方程与参数辨识技术, 不仅有效辨识了系统频率响应的传递函数, 还成功提取了其中的惯量响应环节, 取得了良好的惯量辨识效果。

然而, 上述惯量辨识方法虽能有效估计系统层面的惯量, 却未关注区域间的惯量分布。风电机组的集中接入加剧了区域间惯量分布的不均衡, 不仅会影响扰动传播速度, 还会改变系统频率的分布特性。因此, 对风电高渗透电力系统分区后再进行惯量辨识显得尤为重要。文献[14]仅通过谱聚类对系统拓扑分区, 未考虑节点频率响应特性, 导致区域频率最优测量节点选择困难, 进而影响区域惯量估计的准确性。文献[15-16]根据网络中 PMU 的实际部署情况进行区域划分, 具有被动性, 难以确保区域内所有节点的频率响应能够保持一致。

针对上述问题, 本文提出一种基于组合模型的风电高渗透电力系统区域惯量辨识方法。首先, 梳理风电高渗透电力系统的惯量特征; 其次, 采用基于直流潮流的电力系统频率响应(direct-current-loadflow-based frequency response, DFR)分析方法, 对扰动后系统的惯量响应动态过程进行分析, 并获取有功-频率 PMU 量测数据; 再次, 采用基于形状距离(shape-based distance, SBD)指标的 K-shape 聚类算法对频率响应曲线进行聚类, 并利用肘部法确定最佳簇数; 在此基础上, 结合发电机转子运动方程提出一种最小二乘支持向量机-受控自回归滑动平均

(least squares support vector machine-autoregressive moving average with exogenous input, LSSVM-ARMAX)组合辨识模型, 采用该组合模型辨识电力系统各区域惯量, 有效提高了惯量辨识精度; 最后, 通过对改进的 IEEE10 机 39 节点系统进行仿真, 验证了本文所提风电高渗透电力系统区域惯量辨识方法的有效性与可行性。

1 电力系统频率响应分析与惯量理论

1.1 电力系统频率响应动态分析

电力系统针对有功功率波动的频率调节过程包括 3 个阶段: 惯量响应、一次调频和二次调频^[17]。同步发电机组的频率响应包含频率调节和惯量响应, 两者在时间上有所重叠, 如图 1 所示。

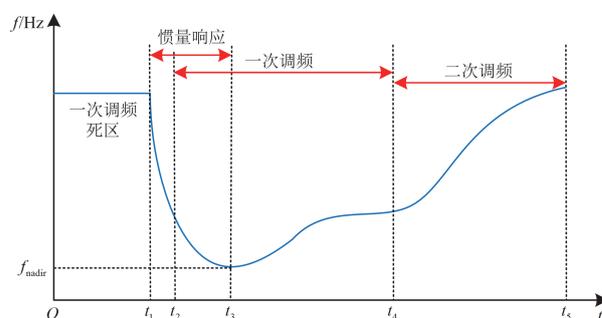


图 1 电力系统扰动后频率响应特性

Fig. 1 Frequency response characteristics of power system after disturbance

由图 1 可知, 电力系统的频率响应可被分为以下几个阶段。

1) 扰动初始时刻 t_1

扰动瞬间, 系统经历两个关键过程: (1) 扰动功率按机组同步功率系数重新分配; (2) 负荷有功-频率特性逐步调节, 通过改变有功缺额产生与惯量相似的稳定作用, 从而有效抑制频率的快速波动。

2) $t_1 \sim t_2$ 时间段

初始惯量响应阶段: 扰动发生后, 同步机组电磁功率瞬时变化而机械功率滞后, 调速器未动作前, 系统依靠转子动能和转动惯量维持暂态稳定。

3) $t_2 \sim t_3$ 时间段

此阶段惯量响应与一次调频协同工作: 当频率偏差超过调速器死区时, 通过调节原动机的机械功率输出补偿系统功率缺额。随着调频作用的持续, 系统对惯量的需求递减, 直至 t_3 时刻, 系统达到新的平衡状态, 频率下降至最低点 f_{nadir} 。

4) $t_3 \sim t_4$ 时间段

频率达到最低值后进入恢复阶段: 原动机输出

功率持续增加使机械功率超过电磁功率，转子开始吸收动能，转速逐步回升。在系统扰动期间，惯量通过释放存储的旋转动能，以抵消功率缺额、抑制频率波动。

5) $t_4 \sim t_5$ 时间段

二次调频阶段：通过调节多台机组的输出功率及跨区域功率交换，将系统频率恢复至额定值，并维持电网的稳定运行。

综上所述，惯量是电力系统稳定的关键。在频率调节的初始阶段，系统惯量为电磁功率提供了必要的动能支撑，确保了有功功率的实时平衡。同时，惯量通过减缓频率变化速率，为后续一次调频的及时响应创造了必要条件。

1.2 传统电力系统区域惯量

传统电力系统中，惯量主要指的是同步发电机的转动惯量，代表转子中累积的旋转动能^[18]。当系统有功功率发生波动时，转子通过转速变化吸收或释放动能来平衡系统功率^[19]。单台同步发电机组的惯量大小定义为惯量常数 H ，计算公式如式(1)所示。

$$H = \frac{E}{S_N} = \frac{J\omega^2}{2S_N} \quad (1)$$

式中： J 为发电机转子的转动惯量； ω 为发电机额定转速； E 为额定转速下转子的旋转动能； S_N 为发电机的额定容量。

传统电力系统中，发电机转子运动方程表征系统惯量响应的有功-频率关系。扰动时，系统频率响应呈现出明显的空间差异性，可将系统划分为多个区域，同一区域内的惯量响应相同。区域 i 的惯量响应可通过摇摆方程描述为^[20]

$$2H_{G_i} \frac{d\Delta f_i}{dt} = \Delta P_{T_i} - \Delta P_{E_i} - D\Delta f_i \quad (2)$$

式中： H_{G_i} 为传统电力系统区域 i 的转动惯量； Δf_i 为区域 i 的频率偏差； ΔP_{T_i} 为区域 i 机械功率变化量； ΔP_{E_i} 为区域 i 电磁功率变化量； D 为阻尼系数。

根据额定容量对区域内各发电机转动惯量进行加权得到 H_{G_i} ，如式(3)所示。

$$H_{G_i} = \frac{\sum_{m=1}^n S_{G_m} H_{G_m}}{\sum_{m=1}^n S_{G_m}} \quad (3)$$

式中： S_{G_m} 为第 m 台同步发电机额定容量； H_{G_m} 为第 m 台同步发电机的转动惯量； n 为同步发电机总台数。

获得各区域惯量后可以进一步计算系统总惯量 H_Σ 为

$$H_\Sigma = \sum H_{G_i} \quad (4)$$

式中：各区域惯量 H_{G_i} 已归算至系统额定惯量，可直接相加。

1.3 风电高渗透系统区域等效惯量

风电高渗透系统中，电力电子设备的接入使系统频率与风机转子完全解耦，无法提供惯量支撑功率^[21]。但通过施加虚拟惯量，风电机组可以模拟同步机组的惯量响应，实现对电网动态有功的支持，从而维持电网的稳定运行。因此，传统同步机组和风电机组的惯量响应均可用转子运动方程描述。在不考虑系统阻尼的情况下，系统功率变化量 ΔP 、惯量常数 H 与频率偏差 Δf 之间存在直接关联，如式(5)所示。

$$\Delta P = 2H \frac{d\Delta f}{dt} \quad (5)$$

传统电力系统中，区域惯量来源于实际运行的同步发电机组。而在风电高渗透电力系统中，除了同步发电机组的传统惯量，还需考虑风电机组提供的虚拟惯量，共同构成系统区域惯量。图2为包含 r 个区域的风电高渗透电力系统，区域间通过联络线相连。

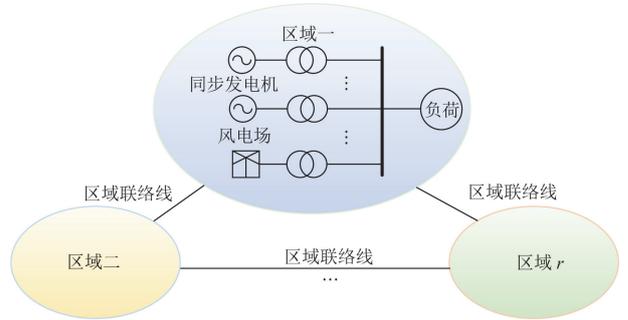


图2 风电高渗透电力系统分区示意图

Fig. 2 Zoning diagram of high permeability power system of wind power

根据式(3)可得风电高渗透电力系统各区域惯量 H_i 的计算公式为

$$H_i = \frac{\sum_{m=1}^n H_{G_m} S_{G_m} + E_w}{\sum_{m=1}^n S_{G_m} + S_w} \quad (6)$$

式中： S_w 为风电机组额定容量； E_w 为风电机组可以参与系统频率响应的能量。

风电高渗透电力系统总惯量 H_{sys} 为

$$H_{sys} = \sum H_i \quad (7)$$

2 基于频率动态响应的系统分区

2.1 电力系统网络模型简化分析

为了迅速精确地评估扰动后的系统惯量响应, 本文采用简化的 DFR 模型分析方法。具体包括: 1) 忽略系统功角与电压的不稳定性, 实现模型的线性化; 2) 高压电网中忽略电压幅值的变化以及发电机调压器的影响^[6]; 3) 扰动初期忽略发电机调速器的作用。基于上述假设, 本文忽略无功-电压的耦合影响, 仅考虑有功-频率的耦合影响, 并保留系统网络拓扑结构^[22], 将复杂的非线性潮流模型简化为线性模型, 网络模型为

$$\Delta \mathbf{P} = \mathbf{B} \cdot \Delta \boldsymbol{\theta} \quad (8)$$

式中: $\Delta \mathbf{P}$ 为各节点有功功率注入变化量向量; \mathbf{B} 为系统导纳矩阵; $\Delta \boldsymbol{\theta}$ 为各节点相角变化量向量。

将式(8)中各矩阵按照节点类型进行分类, 可得

$$\begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P}_G \\ \Delta \mathbf{P}_D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{GG} & \mathbf{B}_{GD} \\ \mathbf{B}_{DG} & \mathbf{B}_{DD} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \boldsymbol{\theta}_G \\ \Delta \boldsymbol{\theta}_D \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $\Delta \mathbf{P}_G$ 、 $\Delta \mathbf{P}_D$ 分别为发电机与负荷节点的功率注入变化量向量; \mathbf{B}_{GG} 、 \mathbf{B}_{GD} 、 \mathbf{B}_{DG} 和 \mathbf{B}_{DD} 为基于支路导纳构建的节点导纳矩阵中的各个子矩阵; $\Delta \boldsymbol{\theta}_G$ 、 $\Delta \boldsymbol{\theta}_D$ 分别为发电机节点和负荷节点的电压相角变化量。

为了与 DFR 模型保持一致, 本文进一步简化模型, 忽略了定子电阻, 假设发电机内电势与机端电压恒定, 并对转子运动方程进行线性化处理。

$$\begin{cases} \frac{d\Delta\delta_j}{dt} = \omega_0 \Delta\omega_j \\ H_j \frac{d\Delta\omega_j}{dt} = \Delta P_{mj} - \Delta P_{Gj} - D_j \Delta\omega_j \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\Delta\delta_j$ 表示发电机功角的变化量; $\Delta\omega_j$ 表示发电机转子转速的变化量; ω_0 为转子的额定转速; ΔP_{mj} 表示原动机机械功率的调整量; ΔP_{Gj} 为发电机电磁功率的变化量; D_j 为发电机阻尼系数; H_j 为发电机惯量常数。

相较于传统模型, DFR 模型保留了电网拓扑结构, 能够分析功率扰动位置、网络结构和机组惯量等空间维度的影响因素, 从而凸显出惯量响应在空间上的差异性, 提高了计算精度。同时, 忽略了无功-电压之间的耦合关系, 侧重于有功-频率的动态变化, 大幅缩短了计算时间, 显著提升了分析效率。

2.2 基于 K-shape 算法的频率动态响应分区

聚类是一种广泛应用于无监督数据挖掘的方法, 特别适用于时间序列数据的处理。通过聚类可

以洞察数据之间的规律和相关性, 从而根据时间序列数据的相似性对其进行分类^[23]。传统 K-means 算法通过欧几里得距离(euclidean distance, ED)衡量相似性。该方法原理简单直接, 计算效率高。然而, K-means 忽略了潜在的水平缩放和数据平移效应, 因此在处理不同长度的时间序列或存在相位差异的场景时效果欠佳。

K-shape 聚类是从 K-means 聚类方法发展而来的一种改进方法, 在两个关键维度上取得了显著进步。

1) 距离计算: 使用互相关度量来计算距离, 并采用统计方法来确定两个长度不同且未精确对齐的时间序列之间的相似性。

2) 质心计算: 在聚类包含多个时间序列的情况下, 整个聚类可以通过一个称为质心的单一序列来表示^[24]。从一系列时间序列中推出质心的一种简单方法是计算所有时间序列中对应坐标的算术平均值, 从而确定质心的坐标。

2.2.1 频率响应曲线相似性度量指标

为了准确评估系统各节点频率响应曲线的相似程度, 需要选取能够有效处理幅值和相位差异的相似性度量指标。常用的距离指标如动态时间规整(dynamic time warping, DTW)等, 虽然性能优异, 但其计算成本高昂。为此, 本文采用归一化的互相关度量来确定系统频率响应曲线之间的相似度。

互相关度量: 互相关是一种统计度量方法, 用于确定两个序列 $x = (x_1, \dots, x_l)$ 和 $y = (y_1, \dots, y_l)$ 之间的相似性, 即使它们未严格对齐。为了实现位移不变性, 该方法保持序列 y 静止, 并将序列 x 沿序列 y 滑动, 以计算每个位移 s 下两者的内积。序列的位移 $\bar{x}(s)$ 定义为

$$\bar{x}(s) = \begin{cases} \underbrace{(0, \dots, 0)}_{|s|}, x_1, x_2, \dots, x_{l-s}, & s \geq 0 \\ x_{l-s}, \dots, x_{l-1}, x_l, \underbrace{0, \dots, 0}_{|s|}, & s < 0 \end{cases} \quad (11)$$

考虑到一系列不同的 s 值, 逐步推导出 $\bar{x}(s)$ 和 y 之间的点积, 得到的点积总数为 $2l-1$, 进而可以获得两个序列之间的相关系数 $R_s(\bar{x}, \bar{y})$ 为

$$R_s(\bar{x}, \bar{y}) = \begin{cases} \sum_{d=1}^{l-s} x_{d+s} \cdot y_d, & s \geq 0 \\ \sum_{d=1}^{l+s} x_d \cdot y_{d+s}, & s < 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中: x_d 、 y_d 分别为序列 x 、 y 中第 d 时刻的元素; x_{d+s} 、 y_{d+s} 分别为序列 x 、 y 中第 $d+s$ 时刻的元素。

最后, 使用归一化相关系数来评估基于形状的

距离(shape-based distance, SBD), 定义 SBD 距离指标 $S_{BD}(\bar{x}, \bar{y})$ 如式(13)所示。

$$S_{BD}(\bar{x}, \bar{y}) = 1 - \max \left(\frac{R_s(\bar{x}, \bar{y})}{\sum_{d=1}^l x_d^2 \cdot \sum_{d=1}^l y_d^2} \right) \quad (13)$$

$S_{BD}(\bar{x}, \bar{y})$ 的取值范围为[0, 2], 其值越小表明两个序列之间的相关性越强。当节点频率之间的 $S_{BD}(\bar{x}, \bar{y})$ 较小时, 其频率响应曲线相似程度较高, 可划分为同一区域。因此, 在 SBD 距离指标基础上, 频率响应分区可通过基于距离的 K-shape 聚类算法完成。

2.2.2 区域最优测量节点 D_M 的选取

在电力系统惯量评估中, 区域惯性中心(center of inertia, COI)频率的准确获取至关重要^[25]。传统方法需依赖区域内所有同步发电机组的转速数据, 但实际系统中 PMU 配置不足常导致数据缺失。为此, 本文采用 K-shape 聚类算法, 选取具有代表性的质心节点作为区域最优测量节点 D_M , 通过其频率响应近似表征区域 COI 频率。在保证精度的同时降低对 PMU 全覆盖的依赖。

K-shape 聚类算法通过 SBD 距离指标来计算质心。在 K-shape 聚类算法中, 质心的最佳值 $\bar{\mu}_k^*$ 是通过求解优化问题得到的, 是最能代表时间序列整体动态特性的典型序列。其数学定义为

$$\bar{\mu}_k^* = \arg \max_{\bar{\mu}_k} \sum_{\bar{x} \in D} \left(\frac{\max R_s(\bar{x}, \bar{\mu}_k)}{\sum_{d=1}^l x_d^2 \cdot \sum_{d=1}^l \mu_k^2} \right)^2 \quad (14)$$

式中: D 为当前聚类中的时间序列集合; $\bar{\mu}_k$ 表示质心, 该质心对于确定质心的最佳值 $\bar{\mu}_k^*$ 以确保质心与聚类内的每个序列之间的最大相似性至关重要。

综上所述, 本文选取各聚类中的最优质心 $\bar{\mu}_k^*$ 对应的实际网络节点作为区域最优测量节点 D_M 。

2.2.3 频率响应分区

本文提出一种基于互相关度量的距离指标 SBD 的时间序列聚类算法, 并结合“肘部法”来确定最佳簇数。

基于 SBD 距离指标和 K-shape 聚类算法的频率响应分区步骤如下。

步骤 1: 数据初始化

1) 输入: 频率响应时间序列数据集以及一系列可能的簇数(K 值)。

2) 预处理: 对长度或采样频率不同的时间序列数据进行预处理, 如插值或重采样, 以确保具有相同的长度。

步骤 2: 迭代过程

1) 随机分配: 对于每个 K 值, 随机将时间序列分配到 K 个初始簇中。

2) 迭代细化: 使用 SBD 距离度量, 计算每个时间序列与所有簇中心的距离, 并将每个时间序列分配到最近的簇中心所在的簇。

3) 更新质心: 提取时间序列的形状特征, 根据当前簇的成员更新每个簇的质心。即簇中心对应节点 D_M 的频率响应曲线可以表征区域的频率响应特性。

4) 重复: 重复 2)和 3), 直至簇成员不再发生变化或达到预设的最大迭代次数。

步骤 3: 计算簇内误差平方和(sum of squares of error, SSE)

对于每个 K 值, 计算簇内所有点到其所属簇中心的 SBD 距离的平方和 S_{SE} , 如式(15)所示。

$$S_{SE} = \sum_{d=1}^l (y_d - \hat{y}_d)^2 \quad (15)$$

式中: y_d 为簇内某一时间序列在第 d 时刻的实际值; \hat{y}_d 为该时间序列对应的簇中心在第 d 时刻的取值。

步骤 4: 确定最佳簇数(肘部法)

1) 绘制 SSE 图: x 轴为 K 值, y 轴为 S_{SE} 。

2) 识别肘部: 找到 S_{SE} 减小显著变缓的点, 即“肘部”, 也即最优簇数。

3) 选择最佳 K 值: 根据肘部法, 选择 SSE 图上的肘部点对应的 K 值作为最终聚类的簇数。

步骤 5: 最终聚类

使用确定的最佳 K 值, 重新运行聚类算法, 得到最终的簇分配和质心。

通过上述步骤, 使用基于 SBD 的 K-shape 聚类算法对频率响应曲线进行有效的聚类, 通过计算各点到簇中心的 S_{SE} , 并结合肘部法确定最优簇数, 实现对时间序列数据的有效且同质分离。此过程不仅保留了时间序列的形状特征, 还通过直观的图形方法优化了簇数的选择, 确保了聚类结果的准确性和可靠性。

3 惯量辨识

3.1 模型原理分析

风电机组接入电力系统时会产生严重的谐波问题, 且测量数据常受随机脉冲噪声干扰, 严重影响惯量辨识^[26]。ARMAX 模型作为受控自回归滑动平均模型, 能够有效描述系统输入与输出之间的传递关系, 适用于不确定系统的辨识, 能有效抑制噪声。准确辨识各区域惯量的关键在于从频率-功率数据中提取惯量响应环节并滤除噪声。

本文采用 ARMAX 模型捕捉扰动后风电高渗透电力系统各区域的动态响应特性, 并提取相关特征, 其动态模型表示为

$$y(t) = \frac{B(q)}{A(q)}u(t) + \frac{1}{A(q)}e(t) \quad (16)$$

式中: $y(t)$ 、 $u(t)$ 、 $e(t)$ 分别表示系统的输出、输入以及噪声; q 为单位延迟算子, 即 $q^{-1}y(t) = y(t-1)$ 。

$$\begin{cases} A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{r-1}q^{-(r-1)} + a_rq^{-r} \\ B(q) = 1 + b_1q^{-1} + \dots + b_{g-1}q^{-(g-1)} + b_gq^{-g} \end{cases} \quad (17)$$

式中: a_1, \dots, a_{r-1}, a_r 和 b_1, \dots, b_{g-1}, b_g 分别为待辨识的系数; r 、 g 分别为 $A(q)$ 、 $B(q)$ 的最大阶次。

将各区域内 D_M 节点的有功变化 ΔP 作为输入、频率偏差 Δf 作为输出, 通过辨识获得适用于电力系统区域频率动态响应曲线的传递函数 $G(s)$ 。

$$G(s) = \frac{b_0 + \dots + b_{g-1}s^{g-1} + b_gs^g}{a_0 + \dots + a_{r-1}s^{r-1} + a_rs^r} \quad (18)$$

式中: a_0 、 b_0 分别为传递函数 $G(s)$ 分母和分子的常数项。

本文在计及惯量、一次调频及风电等关键动态环节的基础上, 进而辨识出系统的惯量响应特性, 其传递函数可以表示为

$$\Delta f(s) = \frac{1}{Hs + D} \Delta P \quad (19)$$

其单位脉冲响应 $\delta(t)$ 为

$$\delta(t) = \frac{1}{2H} e^{-\frac{D}{2H}t} \quad (20)$$

获取 $\delta(t)$ 零时刻的幅值, 通过式(20)计算得到系统惯量常数。

3.2 LSSVM-ARMAX 参数辨识组合模型

LSSVM-ARMAX 组合模型有机融合了机器学习的自适应性与系统辨识的理论优势, 通过 LSSVM 模型对 ARMAX 模型的评估结果进行校正, 同时捕捉数据的非线性特征和时间序列的动态特性, 提升辨识精度^[27]。

LSSVM 即最小二乘支持向量机, 是标准支持向量机(support vector machine, SVM)的扩展。对于给定样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_c, y_c) \in R_n \times R$, 通过非线性映射 $\varphi(x)$ 将输入样本 x_c 映射至高维特征空间执行线性回归, 如式(21)所示。

$$y(x) = \varphi(x_c)\gamma + v \quad (21)$$

式中: γ 为 LSSVM 的权值系数; v 为常值偏差。

对于风电高渗透电力系统的 ARMAX 动态模型式(16), 可以将其转化为最小二乘形式, 表示为

$$y(t) = \varphi(t)\gamma + e(t) \quad (22)$$

其约束条件为

$$y_c = \varphi(x_c)\gamma + e(t_c) + \xi_c \quad (c=1, 2, \dots, l) \quad (23)$$

式中: y_c 为第 c 个样本的实际输出值; ξ_c 为松弛因子; l 为样本总数。

定义核函数 $K(x, x_p)$ 代替非线性映射, 求解线性方程, 最终得到 LSSVM 回归函数模型, 表示为

$$y(x) = \sum_{p=1}^l \lambda K(x, x_p) + b \quad (24)$$

式中: λ 为拉格朗日乘子; $K(x, x_p)$ 为满足 Mercer 条件的任意对称函数, 不同核函数能构造出不同特性的支持向量机。本文选用高斯核函数, 其表达式为

$$K(x, x_p) = \exp\left[-\frac{\|x - x_p\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (25)$$

式中: σ 为核函数参数。

图 3 为采用 LSSVM-ARMAX 组合模型辨识风电高渗透电力系统区域惯量的具体流程。

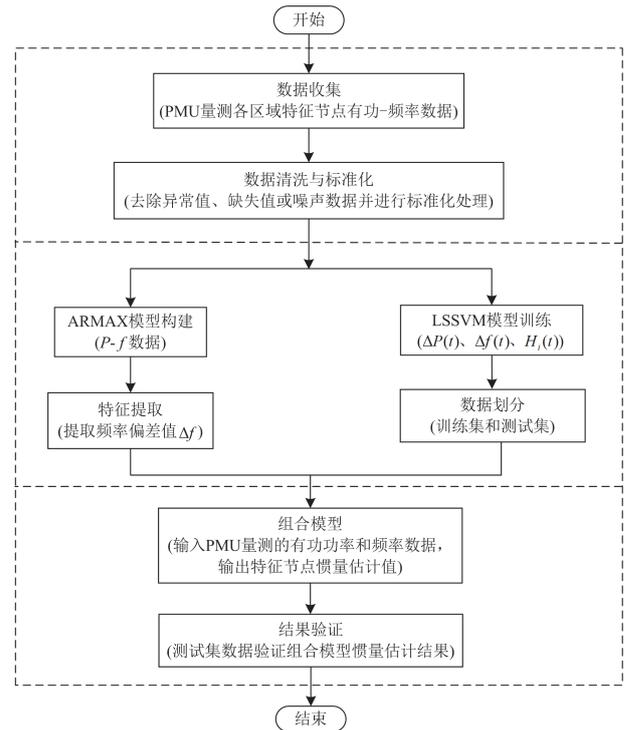


图 3 基于组合模型的区域惯量辨识流程

Fig. 3 Regional inertia identification process based on mixed model

4 算例分析

4.1 仿真算例搭建

在 PSASP 软件中搭建改进的 IEEE10 机 39 节点

系统,如图4所示。为模拟风电高渗透电力系统,将发电机G4、G5、G8以及G9替换为等值风电场,分别由422台、338台、360台和553台双馈风电机组成,单台容量为2MVA、输出功率为1.5MW,其中各台风机运行状态相同,可将风电场等效为单一机组进行等值处理。采用常规控制策略时,按照同步机惯量常数计算方法,双馈风电机惯量常数为2~6s。本文风电场惯量常数统一设置为2.18s。本文风电场惯量常数统一设置为2.18s。

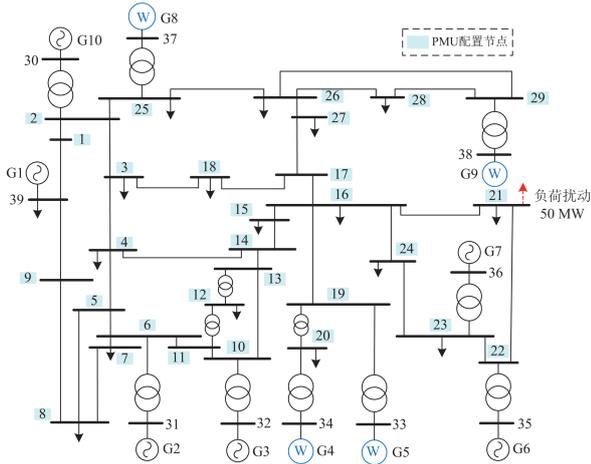


图4 改进的IEEE39节点系统

Fig. 4 Improved IEEE10-generator 39-node system

算例参数设置如下:该系统包含10台发电机,额定频率为50Hz,总额定容量为1000MVA,总负荷为6140.8MW,负荷模型均为恒功率模型。其中,发电机G1为外部电网等值机,容量远大于其他发电机;发电机G2为平衡机,发电机G2—G10均配置有励磁系统和调速器。传统IEEE10机39节点系统中,非发电机机端节点均需配置PMU。各发电机具体参数设置如表1所示,本文所提区域惯量和系统惯量均以系统总额定容量为基准。

表1 传统IEEE10机39节点系统各发电机有功功率、额定容量和惯量常数

Table 1 Active power, rated capacity and inertia constant of each generator in traditional IEEE10-generator 39-node system

发电机	P/MW	S/MVA	H/s
G1	1000	10 000	5.000
G2	520.8	700	4.329
G3	650	800	4.475
G4	632	800	3.575
G5	508	600	4.333
G6	650	800	4.350
G7	560	700	3.771
G8	540	700	3.471
G9	830	1000	3.450
G10	250	1000	4.200
合计	6140.8	17 100	—

为验证模型在风电高渗透场景下频率动态响应的准确性,本算例设置了两种不同运行场景,具体仿真设计如下。

1) 运行场景1:系统运行至 $t=5s$ 时, Bus21处有功功率突增50MW,此时系统中的发电机均为同步机,系统风电渗透率为0%;

2) 运行场景2:保持场景1的扰动设置不变,系统中同步发电机G4、G5、G8和G9一起退出运行,分别替换为等值风电场,此时系统风电渗透率为41.2%。

4.2 基于DFR模型的惯量响应仿真分析

为验证所提DFR模型的有效性,本文以场景1的传统IEEE10机39节点为算例,对DFR模型与传统频率响应分析方法进行对比分析。为保证公平性,所有仿真均采用0.01s的仿真步长。其中,全状态分析通过PSASP7.0程序实现。

以Bus16为例对各响应模型进行仿真,仿真结果如图5所示。其中,DFR和PSASP全状态分析的仿真结果为Bus16的频率响应曲线,SFR模型仿真结果是系统统一频率响应曲线。

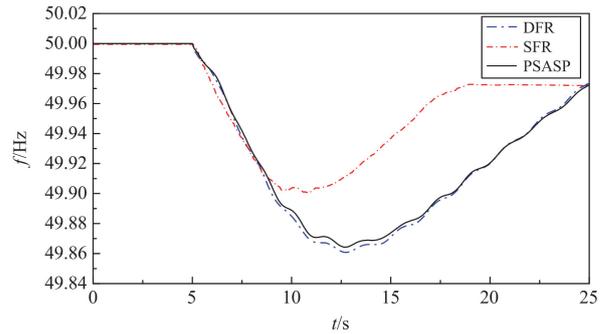


图5 频率响应仿真结果

Fig. 5 Simulation results of frequency response

以PSASP全状态仿真结果为基准,分别计算各模型的最大频率偏移误差 α 以及平均频率偏移误差 β ,表示为

$$\left\{ \begin{aligned} \alpha &= \frac{f_m - f_{m0}}{f_{m0} - 50} \times 100\% \\ \beta &= \frac{\int_{t_0}^{t_1} f - f_0}{t_1 - t_0} \times 100\% \end{aligned} \right. \quad (26)$$

式中: f_m 为简化方法的最大频率偏移; f_{m0} 为基准最大频率偏移; t_0 为扰动发生时刻; t_1 为仿真结束时刻; f 为简化方法频率响应仿真结果; f_0 为基准频率响应仿真结果。

以有功扰动后Bus16的频率响应为例,各方法的仿真结果比较如表2所示。

表 2 各方法频率响应比较

Table 2 Comparison of frequency response of each method

方法	f_m/Hz	$\alpha/\%$	f/Hz	$\beta/\%$
PSASP	49.8643	—	49.9718	—
DFR	49.8608	2.5792	49.9731	0.0317
SFR	49.9011	27.1186	49.9720	0.2188

由图 5 和表 2 可知, 相较于 SFR 模型, 基于 DFR 模型的频率响应仿真结果能更为准确地反映系统各节点的频率响应。

4.3 分区方法有效性验证

利用 PMU 装置采集节点频率响应数据。图 6 为 $t = 4 \sim 8$ s 时 IEEE10 机 39 节点系统的频率动态响应曲线, Bus16、Bus22 和 Bus29 的频率呈现出明显的空间差异性。因此, 为辨识各区域惯量并计算系统总惯量, 需先将系统划分为多个区域。

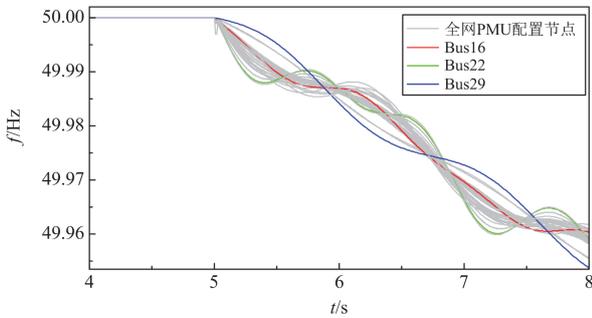


图 6 PMU 配置节点频率响应曲线

Fig. 6 Frequency response curves of PMU configuration nodes

针对以上两种运行场景, 采用肘部法确定其最优聚类簇数, 分别为 $K = 3$ 、 $K = 4$ 。图 7 为两种运行场景下的肘部法最优聚类簇图, 可以看到随着聚类簇数的增加, SSE 函数的变化趋势, 拐点处即为最优聚类簇数的选择依据。

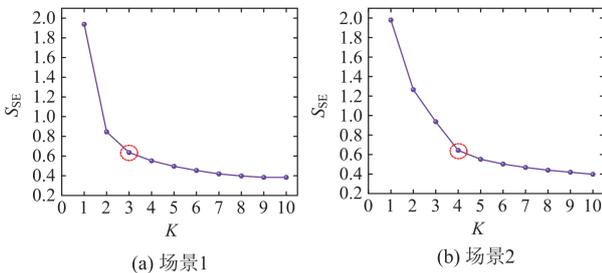


图 7 不同运行场景最优聚类簇图

Fig. 7 Optimal cluster diagram for different running scenarios

通过肘部法确定两种运行场景下的最优聚类簇数后, 进一步采用基于 SBD 距离指标的 K-shape 聚类算法对系统 PMU 配置节点进行聚类分析, 选出区域最优测量节点, 如表 3、表 4 所示。

表 3 场景 1 分区结果

Table 3 Partition results of Scenario 1

区域编号	区域内发电机编号	D_M
区域 1	G1	Bus1
区域 2	G2、G3、G8、G10	Bus13
区域 3	G4、G5、G6、G7、G9	Bus28

表 4 场景 2 分区结果

Table 4 Partition results of Scenario 2

区域编号	区域内发电机编号	D_M
区域 1	G1	Bus1
区域 2	G2、G3	Bus13
区域 3	G8、G9、G10	Bus28
区域 4	G4、G5、G6、G7	Bus23

图 8 为两种运行场景下的系统分区图, 在不同风电渗透率下, 全网节点被分为不同簇, 每簇中心点附近的节点为区域最优节点 D_M 。

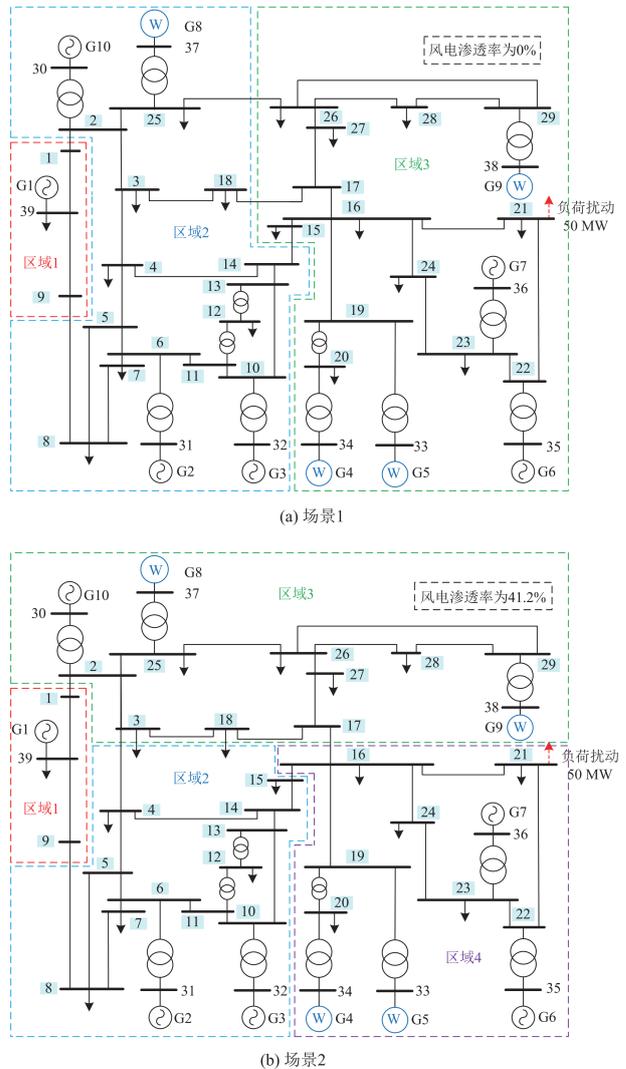


图 8 基于 K-shape 算法的系统分区图

Fig. 8 System partition diagram based on K-shape algorithm

根据分区结果得到频率响应曲线, 同一区域节点频率响应相似, 不同区域的频率响应曲线在数值和形态上存在差异, 从而验证了分区结果的合理性。分区后同一区域内数据差异小, 因此可通过区域最优节点 D_M 反映区域总体特征。

以区域 3 为例, 本文分析不同风电渗透率下区域节点 D_M (即 Bus28) 的频率响应特性, 如图 9 所示。

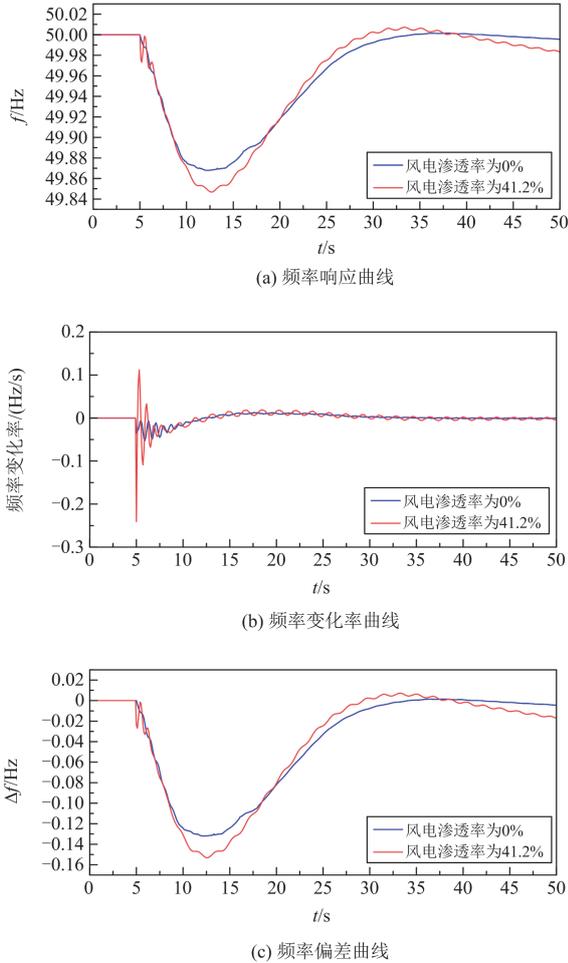


图 9 不同风电渗透率时频率响应曲线(区域 3)

Fig. 9 Frequency response curves with different wind power permeability (Region 3)

4.4 区域惯量辨识方法可行性验证

以表 3、表 4 的分区结果为例, 对两种运行场景下的各区域进行辨识。图 10 为风电渗透率为 41.2% 时 Bus28 的频率响应曲线在两种模型下的拟合结果。

由图 10 可知, 相较于传统的 ARMAX 辨识方法, 基于 LSSVM-ARMAX 组合模型的辨识方法在辨识精度和模型泛化能力方面均展现出显著优势。

同时, 为验证 LSSVM-ARMAX 组合模型在风

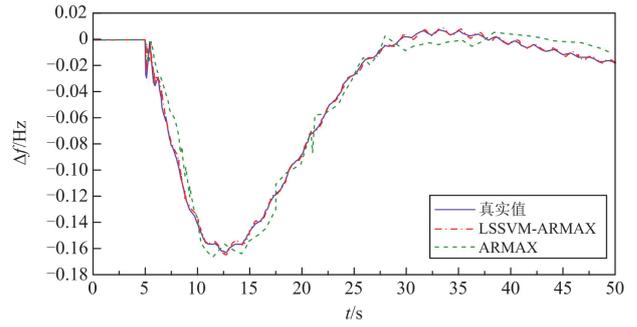


图 10 频率动态响应模型拟合结果(区域 3)

Fig. 10 Fitting results of frequency dynamic response model (Region 3)

电高渗透电力系统下的惯量辨识性能, 本文以 Bus28 为例, 分别在两种运行场景下进行仿真。通过对比传统 ARMAX 模型与 LSSVM-ARMAX 组合模型的惯量辨识结果, 并计算其与真实惯量值之间的误差, 综合评估两种模型的辨识精度和适应性。误差计算公式为

$$\begin{cases} \varepsilon_A = \left| \frac{H_A - H_{ture}}{H_{ture}} \right| \times 100\% \\ \varepsilon_{L-A} = \left| \frac{H_{L-A} - H_{ture}}{H_{ture}} \right| \times 100\% \end{cases} \quad (27)$$

式中: H_A 为 ARMAX 模型的惯量辨识值; H_{L-A} 为 LSSVM-ARMAX 组合模型的惯量辨识值; H_{ture} 为真实惯量值; ε_A 为 ARMAX 模型的辨识误差; ε_{L-A} 为 LSSVM-ARMAX 组合模型的辨识误差。

两种场景下 Bus28 在传统 ARMAX 模型与 LSSVM-ARMAX 组合模型中的惯量辨识结果及误差对比结果如表 5 所示。

表 5 两种模型对比结果

场景	H_{ture}/s	H_A/s	H_{L-A}/s	ε_A/s	$\varepsilon_{L-A}/\%$
场景 1	3.712	4.027	3.787	8.49	2.02
场景 2	3.346	3.672	3.445	9.74	2.95

由表 5 可知, LSSVM-ARMAX 组合模型在两种场景下的误差均远小于 ARMAX 模型, 验证了其在惯量辨识中的优越性。特别是在高风电渗透率场景下, LSSVM-ARMAX 模型仍能保持较高的辨识精度, 展现了更强的鲁棒性和适用性。

以表 3、表 4 的分区结果为例, 采用 LSSVM-ARMAX 组合模型对两种场景下各区域进行惯量参数辨识。为便于比较分析, 所有惯量常数均按 1000 MVA 容量归一化处理。表 6、表 7 为两种场景下各区域惯量参数辨识结果。

表 6 场景 1 区域惯量辨识结果

Table 6 Region inertia identification results of Scenario 1

区域编号	H_{tue}/s	H_{L-A}/s	$\varepsilon_{L-A}/\%$
区域 1	5.000	5.181	3.62
区域 2	4.138	4.081	1.37
区域 3	3.854	3.932	2.02
全系统	12.992	13.194	1.55

表 7 场景 2 区域惯量辨识结果

Table 7 Region inertia identification results of Scenario 2

区域编号	H_{tue}/s	H_{L-A}/s	$\varepsilon_{L-A}/\%$
区域 1	5.000	5.033	2.14
区域 2	4.407	4.654	4.62
区域 3	2.928	3.014	2.95
区域 4	3.163	3.066	3.08
全系统	15.498	15.767	1.74

由表 6、表 7 可以看出, 两种场景下各区域辨识误差均低于 5%, 全系统辨识误差均不超过 2%, 表明本文所提方法可以得到较为准确的辨识结果。且基于频率响应特性计算全网节点惯量等效指标的分区方法可以对系统进行有效的区域划分。

5 结论

本文考虑风电高渗透率对电力系统惯量的影响, 基于 SBD 距离指标采用 K-shape 聚类算法对系统分区, 并提出了一种基于 LSSVM-ARMAX 组合模型的系统区域惯量辨识方法, 主要结论如下。

1) 本文采用 DFR 频率响应模型对电力系统有功-频率进行动态分析。该方法通过对 IEEE10 机 39 节点系统进行合理简化, 能够在功率扰动事故中较为准确地分析系统频率动态响应过程。

2) SBD 距离指标能够正确反映扰动后系统初始频率响应曲线之间的相关性, 利用 K-shape 算法可以合理确定系统分区方案。

3) 采用 LSSVM-ARMAX 组合模型对系统区域惯量进行辨识, 能够更加真实地反映频率动态响应过程, 具有较高的计算效率和辨识精度。所得区域惯量可为调度人员提供参考, 对惯量较小的区域采取干预措施, 对电力系统安全运行及稳定控制有重要的实际工程应用价值。

后续将继续开展提升惯量支撑能力的研究, 以提高电力系统惯量水平, 并进一步研究基于惯量的新能源电网优化运行, 从而提升系统稳定性。

参考文献

[1] 李志军, 郭燕龙, 苗庆玉. 基于解析法的高比例可再生能源系统惯量支撑储能配置[J]. 电测与仪表, 2023,

60(11): 11-18.
 LI Zhijun, GUO Yanlong, MIAO Qingyu. High proportion of renewable energy storage system for inertial support energy storage configuration based on analytical method[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(11): 11-18.
 [2] 张钢, 宗启航, 柯贤波, 等. 基于临界惯量和预想故障的含风电电力系统暂态功角稳定在线预警[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(16): 72-83.
 ZHANG Gang, ZONG Qihang, KE Xianbo, et al. Online warning of transient power angle stability of power systems with wind power based on critical inertia and anticipated faults[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(16): 72-83.
 [3] 曾辉, 于晨阳, 李正文, 等. 一种区域电网惯量实用化快速估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(10): 180-187.
 ZENG Yang, YU Chenyang, LI Zhengwen, et al. A practical and fast estimation method of moment of inertia in a regional power network[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(10): 180-187.
 [4] 王正男, 张新慧, 彭克, 等. 惯量阻尼自适应虚拟直流发电机控制策略[J]. 电测与仪表, 2024, 61(1): 189-194.
 WANG Zhengnan, ZHANG Xinhui, PENG Ke, et al. Control strategy of inertia damping adaptive virtual DC generator[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(1): 189-194.
 [5] 朱林, 田政麟, 王正宇, 等. 基于相对增益矩阵的惯量响应空间耦合特征分析[J]. 电力建设, 2022, 43(9): 125-131.
 ZHU Lin, TIAN Zhenglin, WANG Zhengyu, et al. Analysis of spatial coupling characteristics of inertia response based on the relative gain matrix[J]. Electric Power Construction, 2022, 43(9): 125-131.
 [6] 李常刚, 刘玉田, 张恒旭, 等. 基于直流潮流的电力系统频率响应分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(34): 36-41.
 LI Changgang, LIU Yutian, ZHANG Hengxu, et al. Power system frequency response analysis based on the direct current loadflow[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(34): 36-41.
 [7] 张国荣, 王泰文, 侯立凯, 等. 柔性多状态开关参数辨识无差拍控制[J]. 电测与仪表, 2023, 60(10): 129-135, 165.
 ZHANG Guorong, WANG Taiwen, HOU Likai, et al. Deadbeat control with parameter identification for soft open point[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(10): 129-135, 165.
 [8] ZENG Yukai, YANG Qiufan, LIN Yujun, et al. Fractional-order virtual inertia control and parameter tuning for energy-storage system in low-inertia power grid[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2024, 9(5): 70-83.
 [9] FAN L, MIAO Z, WEHBE Y. Application of dynamic state and parameter estimation techniques on real-world data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(2): 1133-1141.
 [10] 李东东, 张先明, 姚寅, 等. 计及转子动能损失和风速相关性的风电场有效惯量估计[J]. 电力系统保护与控

- 制, 2023, 51(22): 63-73.
- LI Dongdong, ZHANG Xianming, YAO Yin, et al. Estimation of effective inertia of a wind farm considering rotor kinetic energy loss and wind velocity correlation[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(22): 63-73.
- [11] 刘方蕾. 基于惯量分布特性的新能源电力系统分区惯量评估研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2021.
- LIU Fanglei. Research on the area inertia estimation of power system with high-penetration of renewable energy considering distribution characteristics[D]. Beijing: North China Electrical Power University, 2021.
- [12] WILSON D, YU J, AL-ASHWAL N, et al. Measuring effective area inertia to determine fast-acting frequency response requirements[J]. International Journal of electrical Power and Energy Systems, 2019, 113: 1-8.
- [13] PULGAR-PAINEMAL H, WANG Y, SILVA-SARAVIA H. On inertia distribution, inter-area oscillations and location of electronically-interfaced resources[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 995-1003.
- [14] 孟建辉, 叶泰然, 任必兴, 等. 考虑频率不同响应阶段的惯量评估优化策略[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(11): 171-177.
- MENG Jianhui, YE Tairan, REN Bixing, et al. Optimization strategy for inertia assessment considering different frequency response stages[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(11): 171-177.
- [15] YAN X, CHOWDHURY N A. Mid-term electricity market clearing price forecasting: a hybrid LSSVM and ARMAX approach[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 53: 20-26.
- [16] TUTTELBERG K, KILTER J, WILSON D, et al. Estimation of power system inertia from ambient wide area measurements[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 7249-7257.
- [17] 曾辉, 苏安龙, 葛延峰, 等. 考虑负荷特性的区域电网在线转动惯量快速估计算法[J]. 电网技术, 2023, 47(2): 423-436.
- ZENG Hui, SU Anlong, GE Yanfeng, et al. Fast estimation algorithm for on-line moment of inertia of regional power grid considering load characteristics[J]. Power System Technology, 2023, 47(2): 423-436.
- [18] 李东东, 董楠, 姚寅, 等. 考虑频率响应分散性及系统分区的含风电系统等效惯量估计[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(3): 36-45.
- LI Dongdong, DONG Nan, YAO Yin, et al. Equivalent inertia estimation of a power system containing wind power considering dispersion of frequency response and system partitioning[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(3): 36-45.
- [19] 黄思维. 含新能源电力系统惯性的表征方式与估计方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2022.
- HUANG Siwei. Research on characterization and estimation method of inertia of power system including new energy[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2022.
- [20] 刘志坚, 洪朝飞, 郭成, 等. 基于 WRLS-ARMAX 系统辨识的新能源电力系统惯量评估[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(7): 84-93.
- LIU Zhijian, HONG Chaofei, GUO Cheng, et al. Inertia estimation of new energy power system based on WRLS-ARMAX system identification[J]. Electric Machines & Control Application, 2024, 51(7): 84-93.
- [21] 韩平平, 郭佳林, 董玮, 等. 基于系统聚类法的含新能源电力系统分区策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36(5): 114-120.
- HAN Pingping, GUO Jialin, DONG Wei, et al. Partition strategy of power system containing new energy based on system clustering method[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(5): 114-120.
- [22] 马燕峰, 李金媛, 王子建, 等. 基于量测数据的新能源电力系统区域等效惯量评估方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(17): 5406-5421.
- MA Yanfeng, LI Jinyuan, WANG Zijian, et al. Assessment method of regional equivalent inertia of new energy power system based on measured data[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 39(17): 5406-5421.
- [23] YANG D, WANG B, MA J, et al. Ambient-data-driven modal-identification-based approach to estimate the inertia of an interconnected power system[J]. IEEE Access, 2020, 8: 118799-118807.
- [24] 周涛, 黄菊, 韩汝帅, 等. 综合惯性控制下风力机惯性支撑能力分析及其等效惯量评估[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(12): 1915-1924.
- ZHOU Tao, HUANG Ju, HAN Rushuai, et al. Inertial support capacity analysis and equivalent inertia estimation of wind turbines in integrated inertial control[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(12): 1915-1924.
- [25] MORREN J, PIERIK J, HAAN S W H D. Inertial response of variable speed wind turbines[J]. Electric Power Systems Research, 2006, 76(11): 980-987.
- [26] 蒋小亮, 李元臣, 郝元钊, 等. 计及新能源虚拟惯量的电力系统等效惯量评估[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(4): 169-176.
- JIANG Xiaoliang, LI Yuanchen, HAO Yuanzhao, et al. Evaluation of power system equivalent inertia considering new energy virtual inertia[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(4): 169-176.
- [27] MA J, SU Y, WANG C, et al. Inertia identification of power system based on energy function method[J]. Energy Reports, 2024, 11: 2893-2900.

收稿日期: 2025-01-09; 修回日期: 2025-06-09

作者简介:

张晓英(1973—), 女, 通信作者, 教授, 硕士生导师, 研究方向为新能源并网系统稳定性分析与控制; E-mail: 245659219@qq.com

何蓉(2000—), 女, 硕士研究生, 研究方向为新能源并网电力系统惯量估计; E-mail: 2452395878@qq.com

史冬雪(1994—), 女, 助理工程师, 研究方向为新能源并网系统稳定性评估。E-mail: 2274195822@qq.com

(编辑 许威)