

引用格式:吴岳,朱林,胡永浩,等.基于数据驱动相似度方法的风电场站动态等值建模研究[J].电力科学与技术学报,2024,39(5):118-128.

Citation: WU Yue, ZHU Lin, HU Yonghao, et al. Research on dynamic equivalent modeling of a wind farm using a data-driven degree of similarity method[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(5): 118-128.

# 基于数据驱动相似度方法的风电场站 动态等值建模研究

吴岳, 朱林, 胡永浩, 刘阳

(华南理工大学电力学院, 广东广州 510640)

**摘要:**针对大型集中式风电场站中风电单元众多、运行工况多变、集电网及拓扑接线繁杂的特点,提出一种数据驱动相似度方法,实现对大型集中式风电场站的等值建模。首先,引入相似度来表征风电发电单元运行状态中的数据特征,并通过相似度,以数据驱动方式实现风电发电单元聚类分群;其次,对同一集群的发电单元进行聚合,获得等值机组的等值参数,并最终得到风电场等值模型;最后,以广东省某海上风电场为实例,对所提方法进行仿真与验证。研究结果表明,该方法能有效提升风电场的建模效率和模型精度。

**关键词:**风电场;动态等值;数据驱动;物理量;相似度;谱聚类分群

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.05.013 中图分类号: TM614 文章编号: 1673-9140(2024)05-0118-11

## Research on dynamic equivalent modeling of a wind farm using a data-driven degree of similarity method

WU Yue, ZHU Lin, HU Yonghao, LIU Yang

(School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** Considering the characteristics of numerous wind power units, variable operating conditions, and complex collection grids as well as topological wiring in large-scale centralized wind farms, a data-driven similarity method is proposed to realize the equivalent modeling of such wind farms. Firstly, similarity is introduced to characterize the data features in the operating states of wind power generation units, and through similarity, data-driven clustering of wind power generation units is achieved. Secondly, the generation units within the same cluster are aggregated to obtain the equivalent parameters of the equivalent units, ultimately leading to the equivalent model of the wind farm. Finally, a case study of an offshore wind farm is used to simulate and verify the proposed method. The research results indicate that this method can effectively enhance the modeling efficiency and accuracy of wind farms.

**Key words:** wind farm; dynamic equivalent; data-driven; physical quantity; degree of similarity; spectral clustering

以风电为代表的新能源是新型电力系统源侧的主力军<sup>[1]</sup>。风力发电单元以电力电子变流器为接口,其时间尺度小,单机容量低,且运行特性明显异于传统同步电源的。风电场场站中发电单元数量

多,若采用一对一详细建模,耗时费力<sup>[2-3]</sup>。因此,亟待对风电场场站进行等值建模研究。

动态等值技术<sup>[4-5]</sup>能在保持原系统相似动态特性的基础上,显著减小系统规模并降低建模复杂

收稿日期:2023-11-06;修回日期:2024-03-19

基金项目:国家自然科学基金(U22B6007)

通信作者:朱林(1979—),男,博士,副教授,主要从事电力系统稳定与控制、直流输电技术以及新能源并网等方面的研究;E-mail: zhul@scut.edu.cn

性。该方法已在交、直流电力系统中成熟应用。但对风电场场站进行等值建模,须充分考虑风力发电的随机性、间歇性和波动性带来的运行状态多样性与场站内的集电网络约束<sup>[6]</sup>。目前,风电场场站的动态等值建模方法有单机等值法和多机等值法等<sup>[7-8]</sup>。单机等值法采用一台等值机组来表示整个场站,可大幅度简化场站模型。但以单一发电单元的个体状态来表征整个场站的建模方式,与大规模风电场场站中发电单元个体多的实际情况明显不符,这可能导致较大的等值误差<sup>[9]</sup>。

风电场场站多机等值法则是将动态特性接近的发电单元按个体聚类分群,并对每个集群单独聚合等值。该法可在保持发电单元个体差异与精简单元数量之间进行平衡。早期的多机等值研究针对的对象浅显单一,不具备通用性,且利用表面物理量凭人工经验分群,未能挖掘更深层次的信息。文献[10]就认为其所推导的等效功角可表征双馈风机的动态特性,可类比同步机的转子角进行同调判别,但该方法不能直接应用于采用全尺寸换流器的永磁同步发电机或光伏。文献[11-13]基于风机单个稳态物理量,如桨距角、Crowbar动作、风机转速、短路容量等进行分类。然而该法未能对风机动态特性进行充分挖掘,难以反映风电系统的动态过程。

数据分析、机器学习等统计方法的发展与成熟(如高斯混合模型聚类算法<sup>[14]</sup>和模糊聚类算法<sup>[15]</sup>等)给在风电场发电单元聚类分群提供了新的解决思路,可针对不同对象和物理量提供通用的分群方案。然而,这些方案可能存在分群指标过于单一的问题。如文献[16]利用故障电流时间序列进行机群划分,其短路电流的等值效果较好,但是风场输出的其他物理量,如有功功率、无功功率、电压的等值效果往往无法得到保障。有些仅能处理固定时间点的物理量,难以挖掘多时间尺度下的特征。如文献[17]以机端电压故障时间点处的跌落值作为分群的指标,该方法仅能反映该时刻点的风机状态差异。有些方案处理的场景或工况过于单一,如文献[18-20]仅在风速条件不变或单一故障状态下选取指标。此外,这些方案一般将所得物理量直接作为聚类算法中的分群指标,但这些物理量不足以作为衡量风机之间的相似程度的依据,分群结果的精确性不够。

综上所述,目前,风电场场站多机等值方法的本质缺点是数据量不足,分群指标难以充分体现风

机的复杂动态特征和风机间的异同性,等值风场的多工况鲁棒性较差等。

因此,本文提出了一种基于数据驱动相似度的风机分群方法,弥补以往研究中仅针对单工况或单物理量所导致的等值精度不足的缺陷。同时,本文改善了单物理建模可能存在的对复杂动态特征考量不够所导致等值模型鲁棒性不足的问题,解决了单数据驱动建模可能存在的数据冗余和耗时较长的问题。本文具体工作为:通过数据分析方法对物理量集合进行特征提炼并计算相似度来量化这些物理量数据核心特征的差异,在相似度的支撑下通过谱聚类算法进行科学的分群决策,循环优化出最终的风机分群结果。经过集群风机聚合等值与等值机组参数优化后,得到风电场场站的等值模型。仿真结果验证了所提方法的有效性。

## 1 风电场场站等值建模思路

电力系统中的传统建模是基于物理驱动方式建模,即从基本物理定律入手,在合理的假设条件下,采用微分代数方程来描述对象的运动特点与动力学特征。因此,同步发电机的动态等值常会选择转子角作为代表发电机动态的核心属性,将其与受扰后转子角摇摆情况来比对,进行同调判别。

但对于风电场场站,其发电单元通常采用电力电子变流器为接口,其在很大程度上对外呈现的是变流器动态。在负载变化、电网电压波动和开关控制响应速度等因素的共同作用下,变流器输出电压、功率方面的快速变化可被直接观测到。因此,单一指标难以表征风力发电单元间的动态行为差异<sup>[21]</sup>。风电场内复杂多变运行方式提供了大量表示运行状态的数据,这些数据蕴含了其所代表对象特征的关键信息。

数据驱动建模是一种解决这些难题的有效办法。但也应注意到,孤立采用数据驱动方式在海量数据中提取关键特征,一方面依赖算力与数据质量;另一方面,其所得到的结果也可能缺乏可解释性。盲目地依赖样本数量增加和过多地借助算力资源提升,对风电场站建模并不是明智的选择。

事实上,完全可以将两类建模方式的优点结合起来,发挥出更强的技术优势<sup>[22-23]</sup>。即从风力发电单元中筛选出能表征对象特征的物理量集合,使特征提取具有明确目标;同时,引入数据分析技术,挖掘出数据背后的信息价值,得到数据背后蕴含的信

息特征;通过信息特征来指引风电场的建模及参数优化,得到能匹配复杂多变场景的风电场站模型,提高风电场站等值建模的精确性和效率。

因此,本文为避免冗余数据带来的维数灾难问题,有针对性地选择能体现发电单元动态特性的物理量集合,利用数据分析方法挖掘所选物理量的时间序列数据中所蕴含的特征,将其用于度量考虑多工况下发电单元间的动态相似性,推动相似动态单元的聚类分群与参数聚合,最终得到风电场站的等值模型。

## 2 基于数据驱动相似度的聚类分群

在风电场站动态等值建模中,发电单元聚类分群是其中的关键一环。不同于已有研究中直接依赖某一故障特性(如低电压穿越)或某个物理量来进行分类,本文选择构建尽可能全面代表发电单元动态特性的物理量集合,采用Prony分析技术,提取蕴含在这些物理量时间序列数据中的信息特征,定义并计算特征相似度,来度量不同发电单元之间的动态相似程度,最终将相似度应用于谱聚类算法,实现对场内风电机组的聚类分群。

### 2.1 物理量集合选取

针对风电机组复杂多变的运行状态,为兼顾可解释性与可监测性,本文考虑的物理量如下。

#### 1) 有功功率 $P$ 。

有功功率是代表风电机组状态的重要物理量,其可直观反映风电电机机组在运行中各种因素变化的影响,既包括外界的风速条件<sup>[24]</sup>,也包含换流器控制策略和控制参数等。因此,有功功率可认为是反映这些影响因素的核心物理量。

#### 2) 无功功率 $Q$ 。

一般来说,风力发电单元在稳态过程中会保持功率因数为1.0。但在故障情况下,风力发电机组将根据控制策略来调节,改变无功功率输出<sup>[25]</sup>。尤其是在故障穿越阶段,风电发电单元将倾向于发出更多无功来避免直接脱网。因此,选择无功功率作为反映动态特性变化的物理量。

#### 3) 电压 $U$ 。

目前,风力发电主要采用依赖锁相环的跟网型变流器。在这种控制方式下,发电单元的变流器会与场站公共并网点电压发生紧密的联系。因此,可通过跟踪并网点电压来获得变流器控制平面相位。同时,发电单元的故障穿越判别也取决于电压,一

旦工作电压低于电压阈值将直接切换变流器控制方式<sup>[26]</sup>。因此,电压也应被视为一个反映动态特性变化的物理量。

在数据获取方面,受益于高精度传感器, $P$ 、 $Q$ 、 $U$ 均便于测量与获取。可将所需研究的 $n$ 个工况下的物理量集合 $\{\{P, Q, U\}_1, \dots, \{P, Q, U\}_n\}$ 以时间序列的形式呈现,构造本文的数据集。

### 2.2 数据预处理

对数据集,采用Prony分析技术进行数据信息特征提取。通过Prony分析,可以将采样信号时间序列拟合为具有振幅、相位、频率和衰减因子信息的指数函数线性组合 $F(t)$ ,其表达式为

$$F(t) = \sum_{i=1}^K A_i e^{\alpha_i t} \sin(2\pi f_i t + \varphi_i), i = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

式中, $A_i$ 、 $\alpha_i$ 、 $f_i$ 、 $\varphi_i$ 分别为第 $i$ 个模式的振幅、衰减因子、频率和相位; $K$ 为总阶数; $t$ 为时间。

通过式(1),可获得全阶次的振荡模式及其相应的信息特征。但随着阶次的增加,部分模式的振幅逐步接近于零,这意味着这些模式对核心信息特征的贡献逐步降低。因此,可以设置能量阈值 $e$ 来截取掉这些冗余模式。本文取 $e$ 值为0.999,将所有模式的能量按从大到小的顺序进行排列,并对其迭代求和,直到 $C$ 阶时累积能量等于或大于总能量

$\sum_{i=1}^K E_i$ 与指定 $e$ 的乘积,即

$$\sum_{i=1}^C E_i \geq e \sum_{i=1}^K E_i \quad (2)$$

式中, $E_i$ 为第 $i$ 个模式的能量,该值在该振荡模式下,对各采样点幅值进行平方后求和得到。

经过数据的预处理,数据可以简化为如下形式:

$$X(t) = \{x(t_0), x(t_0 + \tau), \dots, x(t_0 + (N-1)\tau)\} \approx \sum_{i=1}^C A_i e^{\alpha_i t} \sin(2\pi f_i t + \varphi_i), i = 1, 2, \dots, C \quad (3)$$

式中, $x(t_0)$ 为所选择物理量在 $t_0$ 时刻的数据; $X(t)$ 为所选择物理量集合的时间序列数据; $\tau$ 为步长; $N$ 为数据点的数量。

由于频率和衰减因子是影响最大的基础特征,故优先对其排序,即:

$$X(t) \propto \{(f_1, \alpha_1, E_1) \cup \dots \cup (f_c, \alpha_c, E_c)\} \quad (4)$$

2.3 信息特征的相似度描述

对于 2 个目标对象 A、B,可以通过信息特征的相似度,定量地描述它们之间的相似情况<sup>[27]</sup>。假设 A 有  $m$  个振荡模式,B 有  $v$  个振荡模式,两者都有  $k$  对相似振荡模式,第  $j$  对相似振荡模式的权重因子为  $\lambda_j$ ,相似性为  $s_j$ 。则 A 和 B 之间的相似度  $S$  可表示为

$$S = f(m, v, k, s_j, \lambda_j), j = 1, 2, \dots, k \quad (5)$$

利用式(4)中频率、衰减因子和能量来计算 A 的第  $g$  个模式和 B 的第  $h$  个模式之间的欧几里得距离:

$$d_{gh} = \sqrt{(f_{A,g} - f_{B,h})^2 + (\alpha_{A,g} - \alpha_{B,h})^2 + (E_{A,g} - E_{B,h})^2} \quad (6)$$

式中,  $f_{A,g}$ 、 $\alpha_{A,g}$ 、 $E_{A,g}$  分别为 A 的第  $g$  个振荡模式的频率、衰减因子和能量;  $f_{B,h}$ 、 $\alpha_{B,h}$ 、 $E_{B,h}$  分别为 B 的第  $h$  个振荡模式的频率、衰减因子和能量。

由式(6)可知:  $d_{gh}$  越小, A 中的第  $g$  个振荡模式和 B 中的第  $h$  个振荡模式之间越相似。因此,通过  $\min(d_{gh})$ , 对 A 和 B 所有模式进行筛查,可以挑选出 A 和 B 中的所有相似对。

然后,分别计算各相似对的相似性  $s$ 。这里以频率特征为例,第  $t$  对相似对的频率相似性  $s_f$  为

$$s_f = 1 - \frac{|f_A - f_B|}{f_A} \quad (7)$$

式中,  $f_A$  和  $f_B$  分别为 A 和 B 的第  $t$  对相似对的频率。

同理,第  $t$  对相似对中阻尼的相似性  $s_a$  为

$$\begin{cases} s_a = 1 - \frac{|\alpha_A - \alpha_B|}{\alpha_A}, & \alpha_A, \alpha_B > 0 \\ s_a = 0, & \alpha_A, \alpha_B \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $\alpha_A$  和  $\alpha_B$  分别为 A 和 B 的第  $t$  对相似对的阻尼。

考虑 2 个特征的相似权重,第  $t$  对相似对中的总相似性  $s_t$  可表示为

$$s_t = 0.5s_f + 0.5s_a \quad (9)$$

若 A、B 共有  $k$  个相似对,则对所有相似对重复该相似度计算过程,可以得到目标对象之间的总相似度,其表达式为

$$S = \sum_{i=1}^k (s_i \lambda_i) = \sum_{i=1}^k \left( \frac{E_i s_i}{\sum_{i=1}^k E_i} \right) \quad (10)$$

考虑风电多变的运行情况,为不失一般性,假定须考察  $n$  个工况。此时,针对所选定的物理量集合,对其数据集  $\{P, Q, U\}_1, \dots, \{P, Q, U\}_n$ , 对单一工况下每一单独指标重复循环该计算过程。最终,得到考虑多工况和多物理特性时的发电单元之间

的相似度:

$$S = \frac{1}{3n} \sum_{i=1}^n (S_{(P_i)} + S_{(Q_i)} + S_{(U_i)}) \quad (11)$$

2.4 相似度的谱聚类分群

在相似度的基础上,引入谱聚类算法实现对风电场内发电机组的分群。谱聚类算法具有高效、简单的特点。在该算法中,把所有的数据看做空间中的点,点与点之间用边相连。距离较远的 2 个点的边的权重较低,而距离较近的 2 个点的边的权重较高。通过对所有数据点组成的图进行切图,让切图后的不同子图间的边权重之和尽可能地低,而子图内的边权重之和尽可能地高,从而达到聚类分群的目的。

该算法的具体实施步骤如下:

- 1) 由式(11)计算两两机组之间的  $S$ , 以量化机组间的距离,并最终形成包含所有机组间相似情况信息的相似度矩阵;
- 2) 采用相似度矩阵计算度量矩阵  $D$  和拉普拉斯矩阵  $L$ ;
- 3) 标准化拉普拉斯矩阵,对拉普拉斯矩阵进行特征值分解,得到特征向量;
- 4) 对特征向量进行聚类,得到分群结果。

基于数据驱动相似度方法的聚类分群过程如图 1 所示。

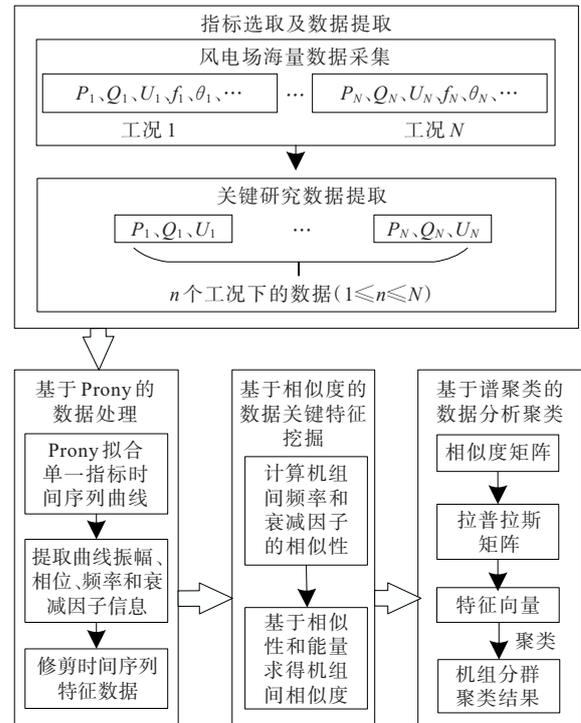


图 1 基于数据驱动相似度方法的分群聚类

Figure 1 Cluster analysis based on data-driven similarity method

### 3 聚合等值模型

对风电场内发电单元聚类分群后,还需要对每一集群进行聚合等值,得到等值模型结构、等值模型参数,以建成最终的风电场等值模型。

在实际风电场中,同期建设的发电单元类型一致。因此,聚合后的等值模型结构应与风电发电单元的详细结构相同,各组成元件如风力涡轮机等,其参数可根据容量进行比例缩放。但聚合等值模型的关键参数,尤其是变流器控制参数还有待进一步优化调整。

#### 3.1 聚合等值模型参数

聚合等值模型包括等值风电机组及等值箱式变压器两部分,需对其等值参数进行计算。由于风机变流器控制参数对风机运行特性特别灵敏,还需对其额外优化,以进一步减小等值误差。

对同一集群内的机组进行等值,其相关参数计算如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{\text{eq}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} P_i \\ Q_{\text{eq}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} Q_i \\ H_{\text{eq}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} S_i H_i}{\sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} S_i} \\ D_{\text{eq}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} S_i D_i}{\sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} S_i} \\ K_{\text{Teq}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} S_i K_{Ti}}{\sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} S_i} \end{array} \right. \quad (12)$$

式中, $N_{\text{all}}$ 为该集群中所联结的风机台数; $S_i$ 、 $P_i$ 、 $Q_i$ 、 $H_i$ 、 $D_i$ 、 $K_{Ti}$ 分别为该集群内第*i*台风机的容量、输出有功、输出无功及其惯性常数、阻尼系数、刚性系数; $P_{\text{eq}}$ 、 $Q_{\text{eq}}$ 、 $H_{\text{eq}}$ 、 $D_{\text{eq}}$ 、 $K_{\text{Teq}}$ 分别为等值风机的对应的输出有功、输出无功、惯性常数、阻尼系数、刚性系数的等值参数。

聚合等值模型的变流器控制参数需要在优化之前进行初始化,采用容量加权法计算其初始值,其计算式为

$$K_{\text{eq}0} = \sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} \left( \frac{S_i}{\sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} S_i} K_i \right) \quad (13)$$

式中, $K_i$ 为第*i*台发电机组的变流器控制参数; $K_{\text{eq}0}$

为等值发电机组的相应变流器控制参数初值。

此外,由于同期箱式变压器参数一致,故同一集群的等值箱式变压器参数也可直接通过 $N_{\text{all}}$ 台变压器的并联得到,即

$$\left\{ \begin{array}{l} R_{\text{teq}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} \frac{1}{R_{Ti}}} \\ X_{\text{teq}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} \frac{1}{X_{Ti}}} \\ G_{\text{teq}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} G_{Ti} \\ B_{\text{teq}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{all}}} B_{Ti} \end{array} \right. \quad (14)$$

式中, $R_{Ti}$ 、 $X_{Ti}$ 、 $G_{Ti}$ 、 $B_{Ti}$ 分别为第*i*台风机的箱式变压器的电阻、电抗、电导和电纳; $R_{\text{teq}}$ 、 $X_{\text{teq}}$ 、 $G_{\text{teq}}$ 、 $B_{\text{teq}}$ 分别为等值后的箱式变压器的电阻、电抗、电导与电纳参数。

#### 3.2 参数优化

为提升聚合等值模型的鲁棒性,本文采用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)对控制参数进行优化。

定义等值前、后各考量指标误差为

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta U = |U_{\text{pcc}} - U_{\text{eq}}(K_{\text{eq}x_j})| \\ \Delta P = |P_{\text{pcc}} - P_{\text{eq}}(K_{\text{eq}x_j})|, j = 1, 2, \dots, N_{\text{eq}} \\ \Delta Q = |Q_{\text{pcc}} - Q_{\text{eq}}(K_{\text{eq}x_j})| \end{array} \right. \quad (15)$$

式中, $\Delta U$ 、 $\Delta P$ 、 $\Delta Q$ 分别为详细模型和聚合等值模型的电压、有功功率和无功功率之间的偏差; $N_{\text{eq}}$ 为等值机数量; $U_{\text{pcc}}$ 为具体风电场并网点电压; $U_{\text{eq}}(K_{\text{eq}x_j})$ 为所有集群内风机的所有变流器控制参数共同影响下的等值风电场并网点电压; $P_{\text{pcc}}$ 、 $Q_{\text{pcc}}$ 分别为具体风电场输出有功功率、无功功率; $P_{\text{eq}}(K_{\text{eq}x_j})$ 、 $Q_{\text{eq}}(K_{\text{eq}x_j})$ 分别为等值风机的所有变流器控制参数共同影响下的等值风电场输出有功功率、无功功率。

因此,对等值风机变流器控制参数进行优化,可改变等值模型的并网点电压和输出的有功功率、无功功率,进一步改变等值误差。待优化的变流器控制参数见表1。

聚合等值模型的参数优化步骤如下:

1) 输入式(13)中各控制参数的初始值;

2) 利用PSO算法优化聚合等值模型参数,直到满足要求。

表 1 待优化参数

Table 1 Parameters to be optimized

参数	含义
$K_{pi,d}, K_{pi,q}, K_{ii,d}, K_{ii,q}$	电流内环 $d$ 轴比例控制参数、电流内环 $q$ 轴比例控制参数、电流内环 $d$ 轴积分控制参数、电流内环 $q$ 轴积分控制参数
$K_{p,dc}, K_{i,dc}$	直流电压比例控制参数、直流电压积分控制参数
$K_{p,Q}, K_{i,Q}$	无功功率内环比例控制参数、无功功率内环积分控制参数
$K_{p,pll}, K_{i,pll}$	锁相环比例控制参数、锁相环积分控制参数

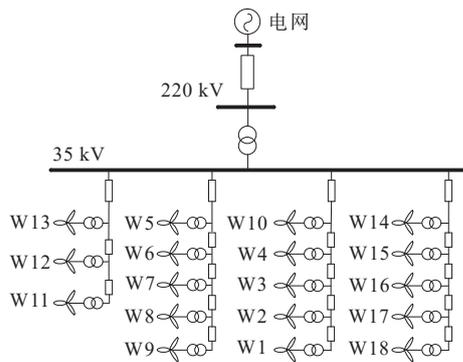
参数优化的目标是使聚合等值模型的特性与详细模型尽可能一致,其目标函数  $G(x)$  为

$$G(x) = \min(\Delta U + \Delta P + \Delta Q) \quad (16)$$

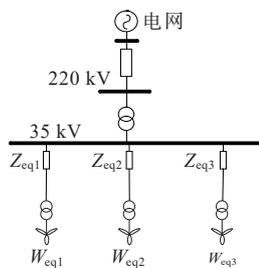
由于篇幅限制和具体的研究重点,本文将不深入阐述 PSO 的具体实施步骤。读者可自行查阅文献[28-29]。

### 4 算例分析

本文以广东省某实际永磁直驱海上风电场为实例。该风电场包括 18 台发电机组,每台发电机组的容量为 6.8 MW。该风电场的拓扑结构如图 2 所示。该机组机端电压为 690 V,该电压经由变压器升压至 35 kV 集电网络,最终接入 220 kV 电网。



(a) 原始系统



(b) 等值系统

图 2 风电场拓扑

Figure 2 Topology of wind farm

### 4.1 聚类分群结果

为验证本文聚类分群方法的有效性,设置不同的工况,收集相应数据。例如,在风电场并网点设置三相故障,该故障发生于 2.5 s,持续 0.1 s 后消失,收集每台机组的有功功率、无功功率和电压的时间等序列数据。

根据本文提出的相似度计算方法,针对稳态和故障 2 个工况,分别截取稳态时间序列下的 0.5 s 与全部暂态时间序列作为输入,此时输入的工况数为 2。采用 Prony 分析来提取输入的时间序列数据的特征,再计算两两发电机组之间的相似度。

任选 3 台机组 W6、W9 和 W16,其相似度计算结果见表 2。

表 2 案例机组的相似度结果

Table 2 Similarity results of case units

机组	相似度/%
W6, W9	0.941 7
W9, W16	0.807 4
W6, W16	0.808 2

相似度可度量 2 台机组之间的相似性,当其值接近 1 时,这 2 台机组之间极其相似;当其值接近 0 时,这 2 台机组之间存在显著差异。由表 2 可知, W6 和 W9 的相似度最高,即这二者运行特性最相似, W6 和 W9 也都与 W16 存在一定差异。

为验证该相似度确能衡量机组间运行特性的相似程度,提取机组 W6、W9 和 W16 的有功功率、无功功率和电压关键时间段内的响应曲线,结果分别如图 3~5 所示。

从图 3~5 中可以看出, W6 和 W9 的响应曲线更接近,而 W16 与这 2 台机组的有功和无功功率存在明显的差异。该结论进一步证明了本文相似度计算方法的准确性和适用性。

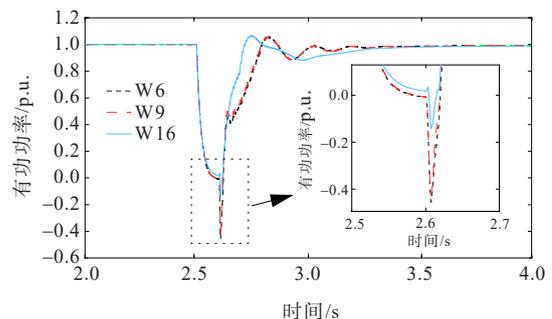


图 3 W6、W9 和 W16 的有功动态响应

Figure 3 Active dynamic responses of W6, W9 and W16

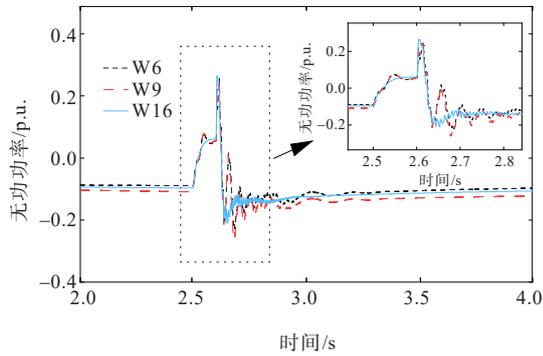


图4 W6、W9和W16的无功动态响应

Figure 4 Reactive dynamic responses of W6, W9 and W16

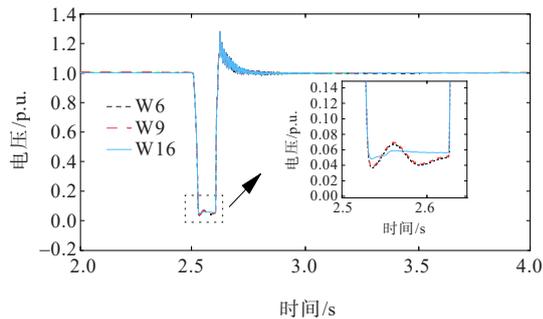


图5 W6、W9和W16的电压动态响应

Figure 5 Voltage dynamic responses of W6, W9 and W16

得到所有机组间相似度结果后,为了精准体现相似度的区别,本文绘制了一个热力图,如图6所示。在图6中,序号1~18分别代表机组W1~W18。比较机组之间的相似度,将所有机组划分为5个不同的集群,即 $K_1 \sim K_5$ 。从图6中可以看出, $K_1$ 和 $K_3$ 之间存在联系,须进一步对这种联系进行研究。

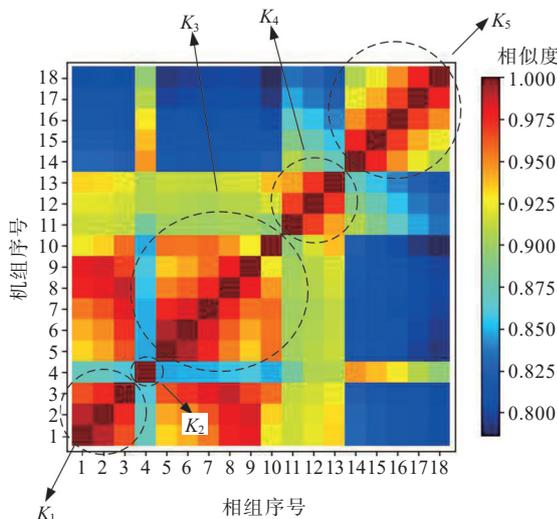


图6 相似度结果

Figure 6 Similarity result

本文采用基于相似度的谱聚类方法,通过数据分析得到最终的机组聚类分群结果,如图7所示。

表3为18台发电机组的聚类分群结果,即将18台风机分为了3个集群,每个集群所包含的风机如表中序号所示。由表3可知,基于数据驱动相似度方法在动态等值过程中完成了聚类分群发电机组的艰巨任务。

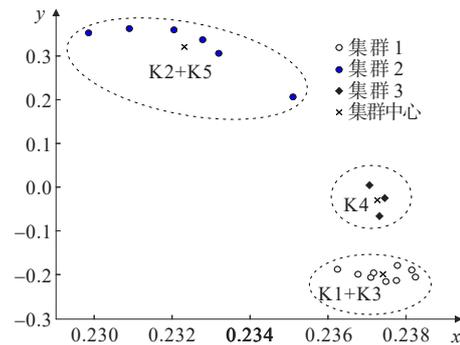


图7 谱聚类分群结果

Figure 7 Spectral clustering results

表3 18台发电机组的分群结果

Table 3 Clustering results of 18 power generation units

集群	机组序号
1	W1-W3, W5-W10
2	W4, W14-W18
3	W11-W13

### 4.2 本文风电场等值结果及分析

根据本文聚类分群结果,将每一集群内的风机进行聚合等值,最终将原风电场内18台风机等值成了3台等值发电机组,并对集电网络进行了简化和参数优化。等值风电场拓扑结构如图2(b)所示。

为满足等值模型和原始详细模型的有功功率、无功功率和电压之间的误差要求,本文设定以下参数:种群大小为10,迭代次数为50,惯性权重为0.5,学习系数为0.1。最终,获得了等值机组变流器的控制参数,结果见表4。通过这些步骤,得到风电场的动态等值模型。

为了研究本文所提等值方法的高效性和准确性,分别对详细模型和本文等值模型设置相同的故障扰动:当 $t=2.5$  s时,风电场PCC发生三相故障;0.1 s后,该故障清除。

故障扰动下各模型的有功、无功及PCC母线电

压动态响应分别如图 8~10 所示。

从图 10 中可看出,采用本文方法得到的等值模型与详细模型的曲线几乎相同。这一结果意味着所提出的方法可以保持原始详细模型固有的动态特性,且等值模型仅包括 3 台等值机组,可在保持高保真度的同时减小发电厂仿真模型的规模。图 11~13 增设了单相故障情况。从图 11~13 中可以看出,等值模型对单相故障扰动的暂态响应复现能力依旧良好。

表 4 等值风机变流器控制参数

Table 4 Control parameters of equivalent wind turbine converter

等值发电机组	$K_{pi,d}$	$K_{pi,q}$	$K_{ii,d}$	$K_{ii,q}$	$K_{p,dc}$
1	0.50	0.24	20.41	20.16	1.04
2	0.52	0.50	20.20	20.00	5.01
3	0.55	0.54	19.80	19.80	0.97
等值发电机组	$K_{i,dc}$	$K_{p,Q}$	$K_{i,Q}$	$K_{p,pll}$	$K_{i,pll}$
1	47.62	1.01	47.39	51.02	102.61
2	50.00	2.03	45.45	52.15	104.12
3	52.63	1.00	50.01	49.98	97.87

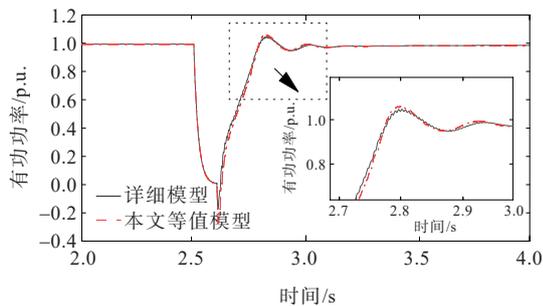


图 8 故障扰动下各模型的有功动态响应

Figure 8 Active dynamic response of each model under fault disturbance

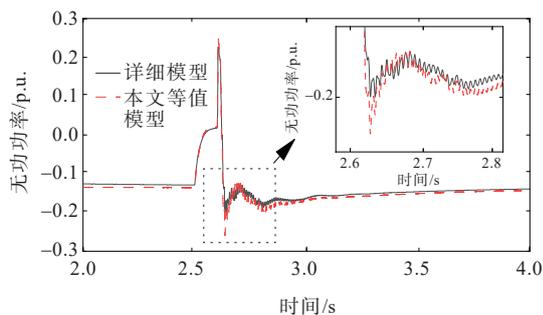


图 9 故障扰动下各模型的无功动态响应

Figure 9 Reactive dynamic response of each model under fault disturbance

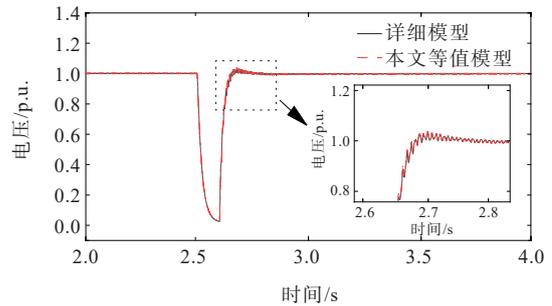


图 10 故障扰动下各模型的电压动态响应

Figure 10 Voltage dynamic response of each model under fault disturbance

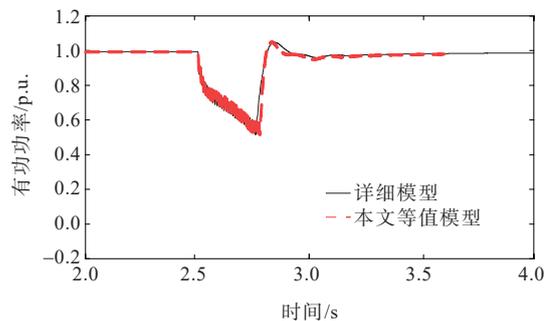


图 11 单相故障扰动下各模型的有功动态响应

Figure 11 Active dynamic response of each model under single-phase fault disturbance

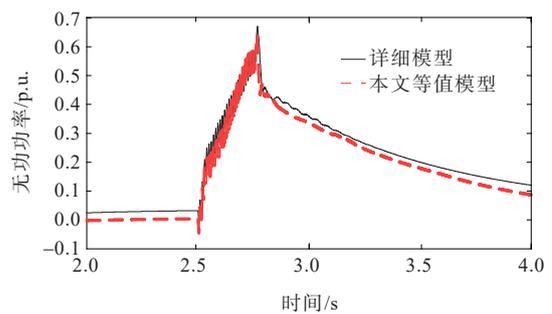


图 12 单相故障扰动下各模型的无功动态响应

Figure 12 reactive dynamic response of each model under single-phase fault disturbance

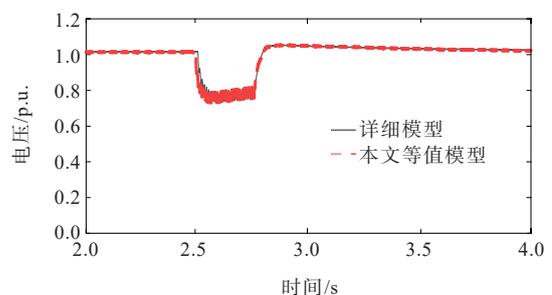


图 13 单相故障扰动下各模型的电压动态响应

Figure 13 Voltage dynamic response of each model under single-phase fault disturbance

同时,等值模型可以节省用于动态仿真分析的时间。如果原始系统对每台机组采用详细模型,模拟时间步长为  $20\ \mu\text{s}$ ,总模拟持续时间为  $5\ \text{s}$ ,则所需的计算时间总计为  $2\ 406\ \text{s}$ 。相比之下,等值模型仅需要  $58\ \text{s}$ ,节省了  $97\%$  的时间,极大地提高了仿真效率。

为进一步证明本文所提方法的优势,将其与传统单机倍乘等值方法进行对比,其故障设置与本文设置一致,仿真结果对比分别如图 14~16 所示。

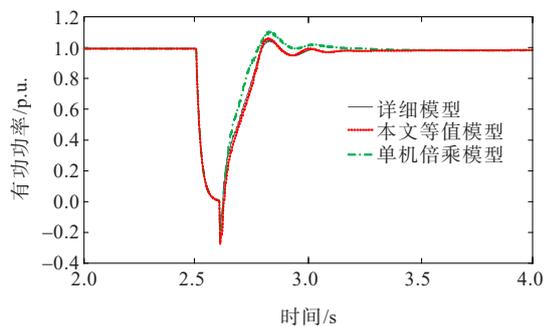


图 14 不同聚类方式下模型的有功动态响应对比

Figure 14 Comparison of active dynamic responses of models under different clustering methods

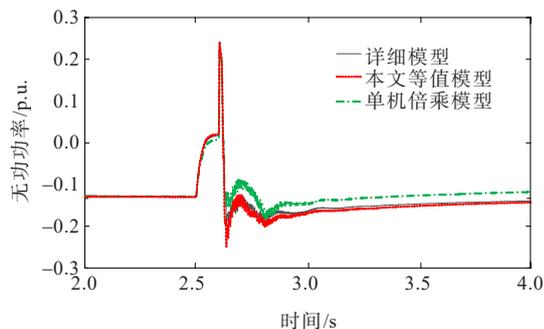


图 15 不同聚类方式下模型的无功动态响应对比

Figure 15 Comparison of reactive dynamic responses of models under different clustering methods

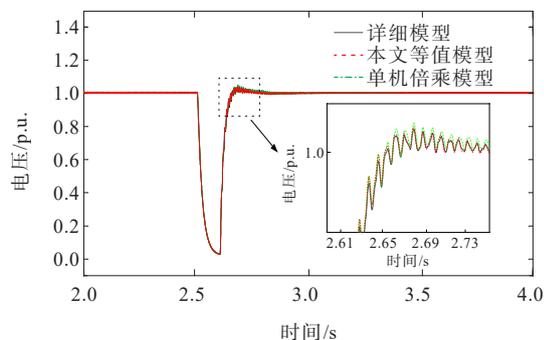


图 16 不同聚类方式下模型的电压动态响应对比

Figure 16 Comparison of voltage dynamic response of models under different clustering methods

由于单机倍乘模型忽视了大规模风电场内风机运行特性的差异,故其等值曲线与原详细模型的差异比本文模型与原详细模型差异大得多,进一步说明了本文所提模型的全面性和优越性。

## 5 结语

本文提出了一种新的基于数据驱动相似度的风电场动态等值方法。该方法结合物理建模和数据驱动建模,将物理特征考量和数据分析方法和谐地融合在一起,不仅对各类风电场具有通用性,且能应对多种工况,同时兼顾物理建模的高效率和数据建模的强鲁棒性。

首先,运用了数据采集、数据分析技术提取隐藏在大量数据中的关键特征,并通过数据挖掘引入相似度度量风机多工况下的动态相似性;其次,通过聚类算法将发电机组划分为不同的集群,同时综合集群约束原则以确保风电场的基本结构不变;最后,采用 PSO 算法计算出每个集群的聚合等值模型的参数,实现了风电场的动态等值建模。本文通过仿真验证了所提方法的实用性、准确性和高效率。

## 参考文献:

- [1] 朱金凤. 风电:“双碳”目标下的主力军[J]. 电气时代, 2021(12):1.  
ZHU Jinfeng. Wind power: the main force under the goal of “double carbon”[J]. Electric Age, 2021(12):1.
- [2] 苏晨博,刘崇茹,李志显,等. 基于阻抗法的大规模风电场等值方法研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(6):90-97.  
SU Chenbo, LIU Chongru, LI Zhixian, et al. Research on equivalent method of large-scale wind farm based on impedance method[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(6):90-97.
- [3] 周海强,崔晓丹,许剑冰,等. 计及低电压穿越及故障全过程动态的双馈风电场等值方法[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(6):216-225.  
ZHOU Haiqiang, CUI Xiaodan, XU Jianbing, et al. Equivalent method of DFIG-based wind farm considering low voltage ride-through and dynamics of entire fault process[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(6):216-225.
- [4] 陈厚合,王为超,姜涛,等. 基于数据驱动的电力系统动态等值方法研究[J]. 电网技术, 2020, 44(8):3047-3056.  
CHEN Houhe, WANG Weichao, JIANG Tao, et al. Data-driven dynamic equivalence method in bulk power systems[J]. Power System Technology, 2020, 44(8):3047-3056.
- [5] 崔晓丹,吴家龙,王希,等. 适用于次同步振荡研究的直

- 驱风电场等值建模[J]. 电网与清洁能源,2022,38(10):148-157.
- CUI Xiaodan, WU Jialong, WANG Xi, et al. Equivalent modeling of direct drive wind farms for subsynchronous oscillation research[J]. Power System and Clean Energy, 2022,38(10):148-157.
- [6] 袁超,颜全椿,顾文,等. 考虑尾流效应及连接架构的风电场等值方法研究[J]. 可再生能源,2023,41(6):794-803.
- YUAN Chao, YAN Quanchun, GU Wen, et al. Study on the wind farm equivalent method considering wake effect and connection structure[J]. Renewable Energy Resources,2023,41(6):794-803.
- [7] 王晗玥,许建中. 风电场站单机聚合模型倍乘元件阻抗参数设计[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(21):146-157.
- WANG Hanyue, XU Jianzhong. Design of impedance parameters of a multiplier element in an aggregation model of a single wind turbine of a wind farm[J]. Power System Protection and Control,2023,51(21):146-157.
- [8] ZOU J X, PENG C, YAN Y, et al. A survey of dynamic equivalent modeling for wind farm[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews,2014,40:956-963.
- [9] 令狐桐雯,韩民晓,霍启迪,等. 考虑不同故障穿越模式的双馈风电场短路电流计算等值建模[J]. 南方电网技术,2022,16(10):28-37.
- LINGHU Tongwen, HAN Minxiao, HUO Qidi, et al. Equivalent modeling of doubly-fed wind farms short-circuit current calculation considering different fault ride-through modes[J]. Southern Power System Technology, 2022,16(10):28-37.
- [10] 朱林,王贝,陈达. 基于等效功角同调的双馈风电场等值建模[J]. 南方电网技术,2018,12(6):37-44.
- ZHU Lin, WANG Bei, CHEN Da. Equivalent modeling of doubly-fed wind farm based on equivalent power angle coherence[J]. Southern Power System Technology, 2018, 12(6):37-44.
- [11] KUNJUMHAMMED L P, PAL B C, OATES C, et al. The adequacy of the present practice in dynamic aggregated modeling of wind farm systems[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017,8(1):23-32.
- [12] 宋延涛,范雪峰,吴庆范,等. 基于MMC的海上风电柔性直流送出控制策略研究[J]. 高压电器,2023,59(12):63-74.
- SONG Yantao, FAN Xuefeng, WU Qingfan, et al. Research on flexible DC output control strategy for offshore wind power based on MMC[J]. High Voltage Apparatus,2023,59(12):63-74.
- [13] 邵振国,刘懿萱,张嫣. 基于实测数据的风电场风速-功率特性仿射建模方法[J]. 电力自动化设备,2019,39(6):96-101.
- SHAO Zhenguo, LIU Yixuan, ZHANG Yan. Affine modelling method of wind speed-power characteristics in wind farm based on measured data[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(6):96-101.
- [14] 邓俊,张阳,李怡然,等. 基于高斯混合模型聚类的双馈风电场动态等值建模方法[J]. 太阳能学报,2024,45(1):342-350.
- DENG Jun, ZHANG Yang, LI Yiran, et al. Dynamic equivalence modeling of doubly-fed wind farm based on Gaussian mixture model clustering algorithm[J]. Acta Energetica Solaris Sinica,2024,45(1):342-350.
- [15] 陈向群,杨茂涛,刘谋海,等. 基于模糊聚类分析的电能质量扰动模式识别方法[J]. 电力科学与技术学报,2022,37(2):79-85.
- CHEN Xiangqun, YANG Maotao, LIU Mouhai, et al. Disturbance pattern recognition method of power quality based on the fuzzy clustering analysis[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(2): 79-85.
- [16] 贾科,孔繁哲,张旻,等. 基于改进K-均值算法的双馈风电场故障等值建模方法[J]. 电网技术,2023,47(10):4161-4173.
- JIA Ke, KONG Fanzhe, ZHANG Yang, et al. Fault equivalent modeling of doubly fed wind farm based on improved K-means algorithm[J]. Power System Technology,2023,47(10):4161-4173.
- [17] 王磊,盖春阳,王恒. 基于改进D-K聚类算法的直驱型风电场动态等值建模[J]. 太阳能学报,2021,42(3):48-55.
- WANG Lei, GAI Chunyang, WANG Heng. Dynamic equivalence method of pmsg wind farms based on improved d-k clustering algorithm[J]. Acta Energetica Solaris Sinica,2021,42(3):48-55.
- [18] 丁新虎,潘学萍,和大壮,等. 基于GA优化GRU-LSTM-FC组合网络的风电场动态等值建模[J]. 电力自动化设备,2023,43(8):119-125.
- DING Xihu, PAN Xueping, HE Dazhuang, et al. Wind farm dynamic equivalent modeling by GA-optimized GRU-LSTM-FC combined network[J]. Electric Power Automation Equipment,2023,43(8):119-125.
- [19] 薛翼程,张哲任,徐政. 适用于短路故障分析的风电场动态等值建模方法[J]. 太阳能学报,2022,43(5):327-335.
- XUE Yicheng, ZHANG Zheren, XU Zheng. Dynamic equivalent model of wind farm for short-circuit faults analysis[J]. Acta Energetica Solaris Sinica,2022,43(5):327-335.
- [20] 张武洋,杨飞,孔繁哲,等. 永磁直驱风电场故障等值建模方法[J]. 南方电网技术,2023,17(8):23-30+47.
- ZHANG Wuyang, YANG Fei, KONG Fanzhe, et al. Equivalent modeling method for faults in permanent magnet direct-driven wind farm[J]. Southern Power System Technology,2023,17(8):23-30+47.
- [21] 韩估,苗世洪,李力行,等. 基于多视角迁移学习的风场

- 内机群划分及等值风场参数综合优化[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(15): 4866-4881.
- HAN Ji, MIAO Shihong, LI Lixing, et al. Wind turbines clustering in wind farm based on multi-view transfer learning and synthetic optimization of parameters in equivalent wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(15): 4866-4881.
- [22] 阮广春, 何一鑫, 谭振飞, 等. 面向新型电力系统运行的数据-物理融合建模综述[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(13): 5021-5037.
- RUAN Guangchun, HE Yiliu, TAN Zhenfei, et al. Review of hybrid data-driven and physics-based modeling for the operation of new-type power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(13): 5021-5037.
- [23] 柳梦琳, 马大中, 孙秋野. 基于信息-物理模型的多能源路由器多目标优化[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(1): 32-41.
- LIU Menglin, MA Dazhong, SUN Qiuye. Multi-objective optimization of multi-energy router based on a cyber physical model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(1): 32-41.
- [24] 齐金玲, 李卫星, 晁璞璞, 等. 直驱风电场实用化等值方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(12): 50-57.
- QI Jinling, LI Weixing, CHAO Pupu, et al. Practical equivalent method for direct-driven wind farm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(12): 50-57.
- [25] 王健, 徐迦勒, 冯昊. 基于LVRT期间无功功率特性的双馈风电场等效建模方法[J]. 电气应用, 2022, 41(5): 1-10.
- WANG Jian, XU Jiale, FENG Hao. Equivalent modeling method for DFIG wind farms based on reactive power characteristics during LVRT[J]. Electrotechnical Application, 2022, 41(5): 1-10.
- [26] 刘素梅, 王泽彭, 毕天姝. 计及转子侧变换器控制切换模式差异的双馈风电场多机表征方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(14): 130-139.
- LIU Sumei, WANG Zepeng, BI Tianshu. Multi-machine characterization method for DFIG wind farms considering difference of control switching modes of rotor-side converters[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(14): 130-139.
- [27] 朱林, 盛启亮, 刘平, 等. 基于相似理论的电力系统动态等值精确度量化评价方法[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(4): 116-122.
- ZHU Lin, SHENG Qiliang, LIU Ping, et al. Quantitative evaluation method for power system dynamic equivalent accuracy with similarity theory[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(4): 116-122.
- [28] 王潇桐, 王彤, 邓俊, 等. 光伏逆变器机电暂态模型的控制模式及参数一体化辨识策略[J]. 电网技术, 2023, 47(9): 3547-3558.
- WANG Xiaotong, WANG Tong, DENG Jun, et al. Control mode and parameter integration identification of photovoltaic inverter electromechanical transient model[J]. Power System Technology, 2023, 47(9): 3547-3558.
- [29] 蔡卫江, 李雪锋, 赵士正. 基于粒子群算法的SVC抑制阻尼系统振荡控制器设计[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(5): 60-65.
- CAI Weijiang, LI Xuefeng, ZHAO Shizheng. Design of oscillation controller of SVC damping system based on particle swarm algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5): 60-65.
- 
- (上接第 111 页 Continued from page 111)
- TANG Yang, LIU Yifeng, WANG Jing, et al. Optimal decision model and application of electricity purchasing and selling of electricity retailer in electricity market[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(4): 3-12.
- [27] 马鸿君. 考虑最差条件风险价值的微电网优化调度研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2021.
- MA Hongjun. Research on optimal dispatching of microgrid considering the risk value of worst conditions [D]. Jilin: Northeast Dianli University, 2021.
- [28] 宫鸿林. 基于阶梯型模糊-WCVaR优化的电热综合能源系统优化调度[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2022.
- GONG Honglin. Optimal scheduling of electrothermal integrated energy system based on step fuzzy-WCVaR optimization[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2022.
- [29] 向思阳, 蔡泽祥, 刘平, 等. 基于AHP-反熵权法的配电网低碳运行模糊综合评价[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(4): 69-76.
- XIANG Siyang, CAI Zexiang, LIU Ping, et al. Fuzzy comprehensive evaluation of the low-carbon operation of distribution network based on AHP-anti-entropy method[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(4): 69-76.
- [30] CHEN J S, LIU L J, XU H W, et al. Joint source-load optimal scheduling considering demand response and flexible supply-demand balance[C]//2022 4th International Conference on Electrical Engineering and Control Technologies (CEECT). Shanghai, China. IEEE, 2022: 486-493.