

DOI: 10.16513/j.2096-2185.DE.24090666

基于 PSO-LSTM-ECM 的风电场等值建模方法

朱 清¹, 蔡鹏程¹, 朱卫卫¹, 万芳茹², 刘财华², 周 霞³, 陈学宽³

(1. 国网新疆电力有限公司, 新疆维吾尔自治区 乌鲁木齐市 830000;

2. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏省 南京市 211100;

3. 南京邮电大学, 江苏省 南京市 210023)

摘要: 大型风电场的动态等值建模是研究风电并网问题的基础, 然而基于聚类的风电场等值模型无法高精度拟合其动态特性, 且应用时泛化能力差是聚类等值的固有缺陷。针对该问题, 提出一种基于粒子群算法-长短期记忆神经网络-误差校正模型 (particle swarm optimization-long short term memory neural network-error correction model, PSO-LSTM-ECM) 的风电场等值建模方法。首先, 利用 K-means 聚类算法和容量加权法对风电场风电机组进行分群, 构建风电场聚类等值模型; 然后, 基于详细模型和聚类等值模型的暂态响应误差构建 ECM, 通过 PSO 优化的 LSTM 网络训练得到校正模型, 将网络的输出值补偿给聚类等值模型; 最后, 在 PSCAD 和 Matlab 平台进行联合仿真, 对风电场详细模型、聚类等值模型和所提出模型进行对比分析, 结果验证了提出模型的有效性与优越性。

关键词: 风电场; 等值建模; 深度学习; 误差校正模型; 长短期记忆神经网络

中图分类号: TK 89; TM 74

文献标志码: A

Equivalent Modeling of Wind Farm Based on PSO-LSTM-ECM Method

ZHU Qing¹, CAI Pengcheng¹, ZHU Weiwei¹, WAN Fangru², LIU Caihua², ZHOU Xia³, CHEN Xuekuan³

(1. State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd., Urumqi 830000, Xinjiang Uygur Autonomous Region, China;

2. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211100, Jiangsu Province, China;

3. Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, Jiangsu Province, China)

ABSTRACT: Dynamic equivalent modeling of large-scale wind farms is the foundation for studying wind power grid integration, while the clustering-based equivalent model of wind farms cannot fit the dynamic output characteristics with high accuracy, and the poor generalization ability in its application is an inherent defect of clustering based model. Aiming at this problem, this paper proposes a wind farm equivalent modeling method based on particle swarm optimization-long short term memory neural network-error correction model (PSO-LSTM-ECM). Firstly, K-means clustering algorithm and capacity weighting method are used to cluster wind turbines in wind farms, and a clustering equivalent model of the wind farms is constructed; Then, ECM is constructed based on the transient response errors of the detailed model and the clustering equivalent model, and the correction model is obtained through the LSTM neural network training optimized by PSO, and the output value of the network is compensated to the clustering equivalent model; Finally, a joint simulation is conducted on PSCAD and Matlab platforms to compare and analyze the detailed wind farm model, clustering equivalent model, and the model proposed in this paper. The result proves the effectiveness and superiority of the proposed model.

KEY WORDS: wind farm; equivalent modeling; deep learning; error correction model; long short-term memory neural network

0 引言

在“双碳”目标战略驱动下, 可再生能源发电逐

步替代化石能源发电, 已成为能源转型的必然趋势, 国内大型风电场的建设规模持续扩大^[1-2]。由于风能间歇性和随机性的特点, 大型风电场并网对电网安全运行产生不利影响, 建立高效可靠的大型风电场模型是评估其对电力系统稳定性影响的基础, 对风电场的建模研究具有重要意义^[3-8]。如今, 风电

基金项目: 国家自然科学基金(重点项目)(61933005)

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (Key Program) (61933005)

场规模已经发展到由数十甚至上百台风电机组组成,每台风电机组都是复杂的高阶非线性系统,如果对风电场内每台风电机组都进行详细建模,会引起维数灾^[9-11],模型复杂程度极高,仿真效率低,可靠性低,而等值建模^[12-14]是解决这种问题的常用方法。

风电场等值建模包括单机等值和基于聚类算法的多机等值2种^[15]。单机等值法和多机等值法的核心是把风电场内所有风电机组等值成1台或少数几台^[16],等值方法极大降低了大型风电场仿真耗时,使仿真模型的实际应用变为可能。一台风电机组常包含大量内部参数,等值后的风电机组参数通常由容量加权法或参数测辨法获取^[17]。

单机等值方法^[18-20]通常以风速或功率为输入进行等值,适用于风电场内各机组运行状态差异较小的情况,受风速的间歇性与随机性影响,单机等值无法满足大规模风电场的建模需求。现阶段对风电场等值建模问题的研究主要集中于多机等值方法。目前,对多机等值方法的关注点主要在聚类指标的选取和聚类算法的改进上。“同调等值”是多机等值方法的核心,目的是把具有相似运行特性的风电机组聚合等值成1台。相比于单机等值,多机等值可以灵活地解决不同场景下的建模问题。聚类指标通常是机组机型^[21]、运行方式、位置信息、保护动作与否^[22-23],以及风速、输出功率^[24]、母线电压、桨距角、电压跌落程度^[25]等,聚类方法包括K-means算法^[26]、模糊C均值聚类^[27]、支持向量机、减法聚类、概率聚类^[28]等。文献[18-19,21]分别使用遗传算法^[18]、随机逼近法^[19]、粒子群算法^[21]对等值机内部参数寻优。基于聚类的等值方法保证风电场模型一定精度的同时减少了软件仿真耗时,仍然忽略了风电场内部的运行状态和动态参数差异,并且等值模型都存在难以泛化的问题,这也是聚类算法无法解决的固有属性。同时,风电场是一个复杂、高阶、具有强非线性的系统,传统的建模方法无法很好地拟合风电场的动态特性。近年来,一些基于深度学习的方法应用于风电场建模问题中表现出了良好的性能,如文献[29]采用时延神经网络逼近风电场场集总调压特性,文献[22]利用反向传播(back propagation, BP)神经网络匹配机组级信息,文献[30]提出了多智能体风电场无功降损控制架构。

本文提出一种基于粒子群算法-长短期记忆神经网络-误差校正模型(particle swarm optimization-

long short term memory neural network-error correction model, PSO-LSTM-ECM)的风电场等值建模方法,它是一种融合数据驱动与风电场物理模型的建模方法,通过构建数据驱动的误差校正模型(error correction model, ECM),来校正风电场聚类等值模型的等值误差。数据驱动建模方法对数据集要求较高,需要以大量的聚类等值模型的暂态响应作为网络输入,两模型的响应误差作为映射目标,通过长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络训练两模型之间的响应误差,获得误差校正模型,以对聚类等值模型进行修正。仿真验证表明,基于PSO-LSTM-ECM的风电场等值建模方法在保证仿真低耗时的同时可得到接近详细模型的精度。

1 风电机组模型

在对风电机组进行等值建模之前须对单台风电机组进行数学建模,本文采用的直驱永磁同步风力发电机组(directly driven wind turbine with permanent magnet synchronous generators, PMSG)由风力机、传动系统、发电机和变流器组成,下文将根据能量传递过程对风电机组进行数学建模。

1.1 风力机模型

根据贝茨理论,风能吸收效率可描述为

$$P_m = 0.5\rho A v^3 C_p(\lambda, \beta) \quad (1)$$

式中: P_m 为风力机输出机械功率, MW; ρ 为大气密度, kg/m^3 ; A 为风力机叶片扫风面积, m^2 ; v 为风速; C_p 为风能利用系数,是叶尖速比 λ 和桨距角 β 的函数,其中叶尖速比定义为 $\lambda = \omega_p R / v$, ω_p 为机组转速, R 为风力机叶片半径。

1.2 传动系统模型

PMSG风力发电机组的传动系统没有齿轮箱,风力机捕获风能后输出的机械功率直接带动发电机转动,把机械能转换成电能输出。本文采用简化的单质量块模型搭建传动系统数学模型,即把风力机和发电机看成一个质量块,其传动方程为

$$2H_m \frac{d\omega_m}{dt} = T_m - T_e \quad (2)$$

式中: H_m 为轴系惯性系数; ω_m 为转子机械角速度; T_m 为风力机的机械转矩; T_e 为发电机的电磁转矩。

1.3 发电机模型和变流器模型

本文建立的在同步旋转坐标系 dq 轴下的永磁

同步电机数学模型的发电机电压方程为

$$\begin{cases} u_{sd} = R_s i_{sd} - \omega_e L_{sq} i_{sq} + L_{sd} \frac{di_{sd}}{dt} \\ u_{sq} = R_s i_{sq} - \omega_e L_{sd} i_{sd} + L_{sq} \frac{di_{sq}}{dt} + \omega_e \psi_f \end{cases} \quad (3)$$

式中: u_{sd} 、 u_{sq} 、 i_{sd} 、 i_{sq} 分别为发电机定子侧定子在 dq 坐标系下的电压、电流分量; R_s 为发电机定子绕组电阻; L_{sq} 、 L_{sd} 分别为发电机定子绕组同步电感在 dq 坐标系下的分量; ω_e 为发电机角速度; ψ_f 为发电机中永磁体的磁链幅值。

发电机输出的有功功率 P_s 和无功功率 Q_s 分别为

$$\begin{cases} P_s = u_{sd} i_{sd} + u_{sq} i_{sq} \\ Q_s = u_{sq} i_{sd} - u_{sd} i_{sq} \end{cases} \quad (4)$$

PMSG 风电机组采用背靠背型全功率变流器拓扑实现低质量电能到高质量可并网电能的转换。

网侧变流器在 dq 轴旋转坐标系下的电压方程为

$$\begin{cases} u_{gd} = u_d + R_g i_d + L_g \frac{di_d}{dt} - \omega_g L_g i_q \\ u_{gq} = u_q + R_g i_q + L_g \frac{di_q}{dt} + \omega_g L_g i_d \end{cases} \quad (5)$$

式中: u_{gd} 、 u_{gq} 、 i_d 、 i_q 分别为网侧变流器在 dq 坐标系下的电压、电流分量; u_d 、 u_q 分别为电网电压在 dq 坐标系下的分量; R_g 和 L_g 分别为网侧变流器的电阻、电感; ω_g 为电网同步角频率。

网侧变流器输出有功功率 P_g 和无功功率 Q_g 分别为

$$\begin{cases} P_g = u_d i_d + u_q i_q \\ Q_g = u_q i_d - u_d i_q \end{cases} \quad (6)$$

将电网电压定向在 d 轴上,有

$$u_q = 0 \quad (7)$$

则网侧变流器输出为

$$\begin{cases} P_g = u_d i_d \\ Q_g = -u_d i_q \end{cases} \quad (8)$$

2 风电机组的聚类等值模型

2.1 聚类指标选取

风电场聚类等值建模一般分为3个步骤:首先,需要通过选取聚类指标,使得风电场内具有相似机电特性的风电机组聚合等值;然后,通过聚类算法使整个风电场所有风电机组等值为1台或少数几台;聚类分群完成后须对等值机进行参数计算。本文

将根据机组运行状态量来选取聚类指标。

风电机组的有功输出是风电场仿真中的重要电气量,能够精确地拟合风电机组的输出有功功率也是风电场等值建模的目标,它直观反映了风电机组网侧的出力情况。同时,风电机组有功输出也是网侧变流器的闭环控制量,网侧变流器的控制系统通过调节发电机网侧的有功输出,使低质量电能转换为可并网电能。因此,选取风电机组的有功输出作为聚类指标之一。

在风电机组正常运行条件下,风电机组机械转矩和电磁转矩通常是固定值。低压穿越状况下,发电机的电磁转矩变小,从而导致无法转矩平衡。此时,变流器控制系统将相应地改变发电机的转速,使得风电机组转矩平衡。可以看出,转速可反应出机组的暂态变化。

根据式(1),风电机组的实时运行点主要取决于输入风速,以风速作为聚类指标,将具有相似输入风速的风电机组聚合,则可以几乎消除机组间的地理空间位置差异、机组间的尾流效应,以及相近机组间的风速遮挡等不确定因素的影响。

综上,选取风电机组有功输出 P 、输入风速 v 、机组转速 ω 作为风电场的聚类等值指标,上述3个指标都可以通过数据采集与监视控制(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统监测获得,保证了聚类指标的合理与实用性。

2.2 K-means 均值聚类算法

K-means 聚类算法是简易高效的无监督学习方法,该算法可解释性强、聚类效果佳。它的主要思想是在给定初始聚类中心的情况下,把所有数据点分到与其距离最近的聚类中心点所代表的一个类别中,下一步是重新计算这些类别的中心点,作为下一轮迭代的聚类中心,继续迭代进行数据点分配和更新聚类中心,直至满足精度条件或指定迭代次数。本文中K-means算法步骤如下:

(1)根据所设置的聚类个数,在数据样本中随机产生 K 个聚类中心 $C = \{c_j | j = 1, 2, \dots, K\}$ 。

(2)计算所有数据样本到聚类中心的欧氏距离 $d(x_i, c_j) = \sqrt{(x_i - c_j)^T (x_i - c_j)}$ 。

(3)所有数据样本 x_i 依照式(2)的计算结果分配至距离自身最近的聚类中心,形成 K 个数据簇 $Z_t, t = 1, 2, \dots, K$ 。

(4)重新计算 K 个数据簇 Z_t 的平均值 $z_t =$

$\frac{1}{m_t} \sum x_g$, 将其作为新的聚类中心。式中: m_t 为第 t 个数据簇的数据个数; x_g 为第 t 个数据簇的第 g 个数 ($1 \leq g \leq m_t$)。

(5) 重复步骤(2)和(3), 直到聚类误差达到要求的范围之内。聚类误差一般可用误差平方和 C_{SSE} 来评价, $C_{SSE} = \sum_{t=1}^K \sum_{g=1}^{m_t} (x_g - z_t)^2$ 。最新的数据簇即为分类结果。

聚类完成后, 最后一次迭代产生的数据簇即代表风电场内风电机组分类结果, 所有风电机组根据运行状态相似性被分成少数几类。确定了分类结果后, 则须对每个类别中的风电机组进行聚合等值计算, 将每一个类别中的所有风电机组聚合等值为 1 台, 本文采用容量加权法计算等值机组参数。容量加权法将依照风电机组的容量确定其风电等值机的权值, 各等值机组的参数再由加权平均得到^[31]。

3 基于 PSO-LSTM-ECM 的风电场等值建模方法

3.1 基于深度学习的风电场误差校正模型框架

聚类等值模型实际上是一个折中的方案, 风电场聚类模型在降低了一定精度的情况下也大幅降低了模型仿真耗时。但如上文所述, 聚类方法克服不了其本身带来的固有缺陷, 在暂态响应下这种仿真精度下降会更为明显。

随着现代计算机算力的不断提升, 基于深度学习方法的数据预测模型在处理复杂的非线性系统中具有明显优势。在深度学习技术中, 长短期记忆神经网络能够有效地学习数据非线性与时序性特征^[32], 这为解决上述风电场等值模型的问题提供了一种新的思路。

本文提出的基于深度学习的风电场误差校正模型的核心是利用一个长短期记忆神经网络作为详细模型与聚类等值模型的补偿训练网络。LSTM 具有十分强大的处理时序序列能力, 而本文的风电场详细模型与聚类等值模型的仿真结果本质上就是时序序列数据。循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 也具有处理时间序列数据的能力, 但其本质是一个所有曾共享同样权值的前馈网络, 造成了在面对具有历史依赖数据时 RNN 的精度较

低。LSTM 设计了特殊的隐式神经单元, 包括遗忘门、输入门、输出门。LSTM 中的门结构在下一步时间步长会把拥有权值的历史数据连接到自身, LSTM 通过门来控制丢弃或者增加信息, 从而实现遗忘或记忆的功能, 这使得 LSTM 具备保存长期历史输入的能力。LSTM 作为 RNN 的下一代变种, 保留了 RNN 大部分优秀特性的同时, 解决了梯度反传过程由于逐步缩减而产生的梯度消失问题。

本文提出的基于深度学习的风电场误差校正模型框架如图 1 所示。

为研究风电场的动态特性和暂态特性, 上述模型中的风电场仿真均基于低电压穿越事件。该模型分为 4 个模块, 模块 1 建立了风电场详细模型并获取了低电压穿越事件中对应的仿真数据; 模块 2 建立了 K-means 聚类等值模型并获取了低电压穿越事件中的仿真数据; 模块 3 建立了基于模块 1 和 2 的修正模型 ECM, 需要 LSTM 从大量的数据中训练学习风电场详细模型和 K-means 聚类等值模型仿真数据的误差; 模块 4 是误差补偿模块, 根据模块 3 中训练完成的神经网络模型计算出特定场景下风电场详细模型和 K-means 聚类等值模型仿真数据的误差, 并用加法补偿。

在风电场暂态响应过程中, 聚类等值模型输出有功功率 $P_c(t)$ 和母线电压 $U_c(t)$, 详细模型输出有功功率 $P_d(t)$ 和母线电压 $U_d(t)$, 把 $P_d(t)$ 和 $U_d(t)$ 分别减去 $P_c(t)$ 和 $U_c(t)$ 即可得到风电场详细模型和聚类等值模型在暂态过程中的有功功率误差 $P_e(t)$ 和母线电压误差 $U_e(t)$:

$$P_e(t) = P_d(t) - P_c(t) \quad (9)$$

$$U_e(t) = U_d(t) - U_c(t) \quad (10)$$

令 ECM 的输入为聚类等值模型低精度的暂态响应数据 $P_c(t)$ 和 $U_c(t)$, 把详细模型和聚类等值模型的输出有功功率误差 $P_e(t)$ 和母线电压误差 $U_e(t)$ 作为 ECM 中 LSTM 的拟合目标, 则 ECM 的训练结果就是从低精度数据 $P_c(t)$ 和 $U_c(t)$ 到其误差 $P_e(t)$ 和 $U_e(t)$ 的映射。对于任意暂态响应时刻 t , ECM 的输出结果接近某一特定场景的误差值 $P_e(t)$ 和 $U_e(t)$ 。最后, 根据模块 4 的运算使修正补偿后的聚类等值模型的输出有功和母线电压接近详细模型。ECM 离线训练完成后, 由于模块 4 的运算几乎不会耗费计算资源, 本文所提出的基于深度学习的误差修正模型在具有和详细模型几乎相同的高精度的同时, 也能使模型仿真耗时几乎与聚类

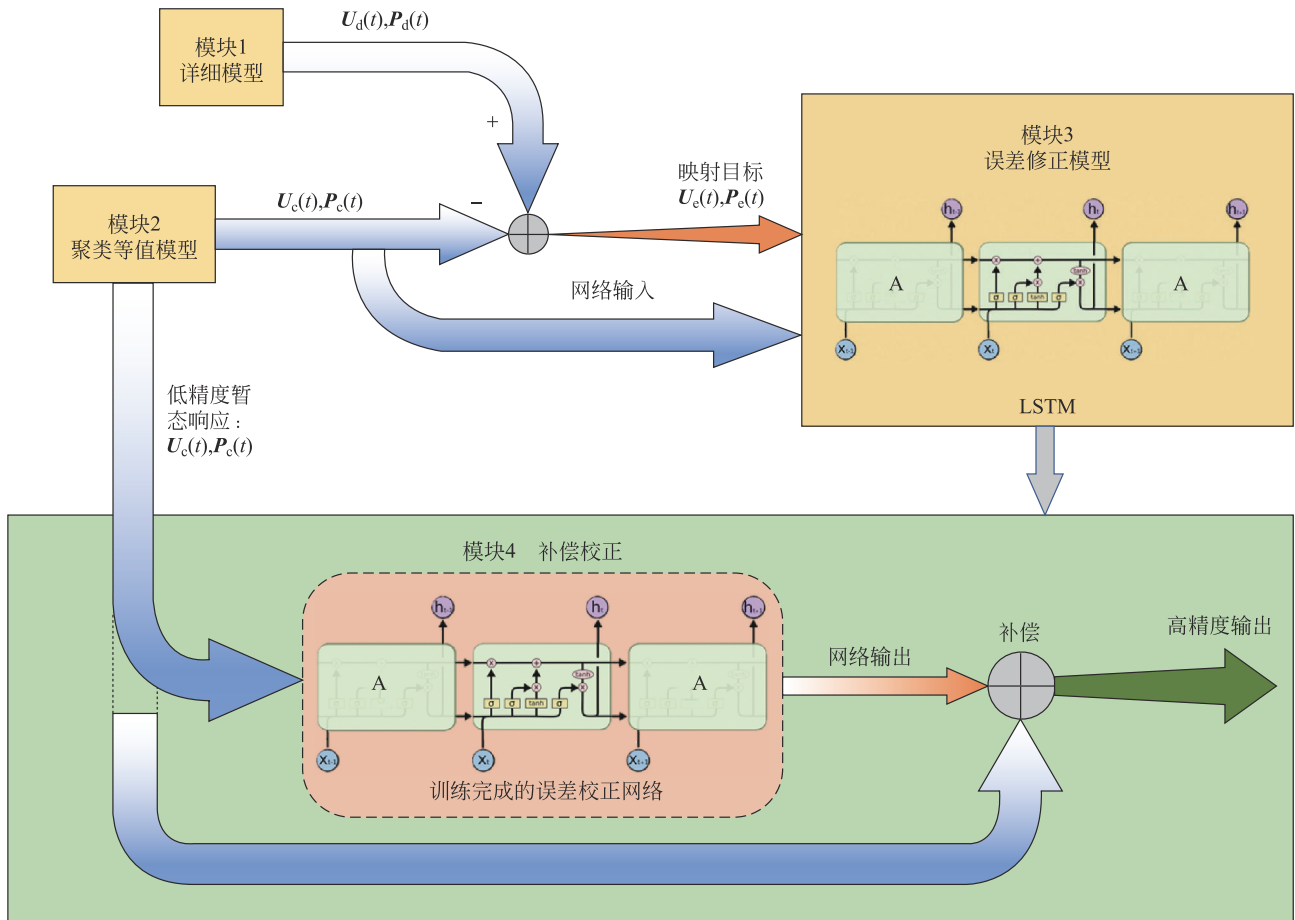


图1 基于深度学习的风电场误差修正模型框架

Fig. 1 Framework of wind farm error correction model based on deep learning

等值模型相同。另外,以物理特性的聚类等值模型为基础的深度学习更为可靠,解释性更强,与实际风电场的外特性更相符,本文提出的模型也更容易泛化到实际应用场景中。

在风电场暂态响应过程中,模型的输出有功功率 $P(t)$ 和母线电压 $U(t)$ 不仅与当前系统的运行状态有关,还和历史输入和系统运行状态相关。LSTM神经网络由于特殊的门结构,处理具有历史依赖作用的时序数据十分有效。

3.2 LSTM神经网络

一个基本的LSTM网络由多个用于提取输入数据特征的隐含层和1个映射输出的全连接层组成。LSTM神经单元引入了门结构来控制数据信息流,门结构的核心是一个Sigmoid函数,它能够对上一时间步和当前时间步的信息进行记忆或选择遗忘,并可以通过权值学习来决定信息的记忆或遗忘程度,Sigmoid函数输出区间为 $[0,1]$,输出为0表示完全遗忘,输出为1表示完全记忆。每个门结构都有一个点乘操作用于实现更新当前单元状态。

显然,对于某层第 n 个时间步神经单元,其流动的状态值 c_i 都包含了同层前 $n-1$ 个时间步单元的带权值数据信息,这也解释了LSTM对长期历史数据依赖序列的优秀处理能力。

一个LSTM神经单元包括遗忘门、输入门、输出门3个门结构。3个门结构分别处理信息遗忘、信息输入记忆和状态更新,当前时间步的信息和上一时间步的信息通过Sigmoid函数和点乘操作,把处理后的信息状态更新至下一时间步单元,实现对有用的历史信息长期或短期记忆,每个时间步的最后一个隐含层输出 h_i 只包含有用的历史信息。

3.3 基于粒子群算法的LSTM网络优化

在进行LSTM网络训练前,网络的超参数设置是训练网络的关键问题,超参数包括初始学习率、最大迭代次数、隐含层层数、隐含层神经元个数、Dropout概率等。大多数研究者会根据经验或枚举搜索得到较好的模型效果,但这也导致了模型泛化能力差、程序耗时长、偶然性大等问题,甚至对于不同的超参数训练的神经网络模型会有很大差异。

为解决LSTM网络超参数设置困难的问题,本文引入粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法对LSTM网络超参数进行寻优。

PSO算法是一种启发式智能仿生算法,它模拟鸟群觅食行为,算法的核心是群体间的信息共享,鸟群觅食中可以相互传递信息,使得每只鸟都能根据它们接收到的信息决定下一步动作,最终所有鸟都会聚集到食物源处。同样,PSO算法中粒子通过这样的迭代寻找最优解,由适应度函数评价解的好坏。

本文中PSO算法应用于寻优LSTM的超参数分别是最大迭代次数、隐层神经单元个数、初始学习率。即PSO算法的搜索空间为3维。适应度函数选取神经网络验证集的均方根误差 C_{RMSE} 。

PSO算法流程如图2所示。

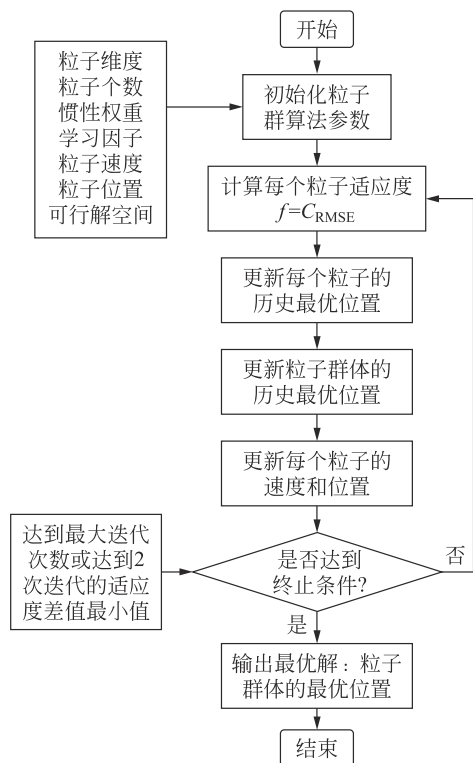


图2 PSO算法流程图

Fig. 2 Flow chart of PSO algorithm

3.4 建模流程

本文提出的风电场等值建模方法完整流程如图3所示。将所提建模方法用于一个实际风电场建模中,建模流程可分为2部分:第1部分是建立风电场详细模型和聚类等值模型,并获取仿真数据;第2部分是修正基于PSO-LSTM的聚类等值模型误差。

在第1部分,须根据风电场所有风电机组的数学模型搭建风电场详细模型,以及在详细模型的基础上通过K-means均值聚类算法和容量加权法对风电场风电机组进行分群等值,构建风电场聚类等值模型。然后分别对详细模型和聚类等值模型进行暂态仿真,得到这2种模型 n 组暂态响应曲线。

(1)详细模型的暂态响应曲线。

输出有功功率 $P_d(t)$ 和母线电压 $U_d(t)$ 分别为

$$P_d(t)=[p_{d1}(t), p_{d2}(t), \dots, p_{dn}(t)] \quad (11)$$

$$U_d(t)=[u_{d1}(t), u_{d2}(t), \dots, u_{dn}(t)] \quad (12)$$

式中: $p_{di}(t)$ 为风电场详细模型的第 n 组输出有功功率暂态响应曲线; $u_{di}(t)$ 为风电场详细模型的第 n 组母线电压暂态响应曲线。其中, $P_d(t)$ 和 $U_d(t)$ 中的每一项都是一个长度为 τ 的时间序列:

$$p_{di}(t)=[p_{di}(1), p_{di}(2), \dots, p_{di}(\tau)], \quad i=1, 2, \dots, n \quad (13)$$

$$u_{di}(t)=[u_{di}(1), u_{di}(2), \dots, u_{di}(\tau)], \quad i=1, 2, \dots, n \quad (14)$$

式中: $p_{di}(\tau)$ 为风电场详细模型第 i 组数据第 τ 时刻的输出有功功率; $u_{di}(\tau)$ 为风电场详细模型第 i 组数据第 τ 时刻的母线电压。

(2)聚类等值模型的暂态响应曲线。

输出有功功率 $P_c(t)$ 和母线电压 $U_c(t)$ 分别为

$$P_c(t)=[p_{c1}(t), p_{c2}(t), \dots, p_{cn}(t)] \quad (15)$$

$$U_c(t)=[u_{c1}(t), u_{c2}(t), \dots, u_{cn}(t)] \quad (16)$$

其中:

$$p_{ci}(t)=[p_{ci}(1), p_{ci}(2), \dots, p_{ci}(\tau)], \quad i=1, 2, \dots, n \quad (17)$$

$$u_{ci}(t)=[u_{ci}(1), u_{ci}(2), \dots, u_{ci}(\tau)], \quad i=1, 2, \dots, n \quad (18)$$

模型第2部分的核心是一个经过PSO算法优化的LSTM网络。把聚类等值模型的暂态响应 n 组曲线 $P_c(t)$ 和 $U_c(t)$ 作为神经网络的输入,把聚类等值模型和详细模型的暂态响应误差作为神经网络的映射目标:

$$P_e(t)=P_d(t)-P_c(t)=[p_{d1}(t)-p_{c1}(t), p_{d2}(t)-p_{c2}(t), \dots, p_{dn}(t)-p_{cn}(t)] \quad (19)$$

$$U_e(t)=U_d(t)-U_c(t)=[u_{d1}(t)-u_{c1}(t), u_{d2}(t)-u_{c2}(t), \dots, u_{dn}(t)-u_{cn}(t)] \quad (20)$$

分别取前90%的数据作为训练集,后10%的数据作为验证集,利用PSO算法对神经网络的最大迭代次数、隐层神经单元个数、初始学习率进行超

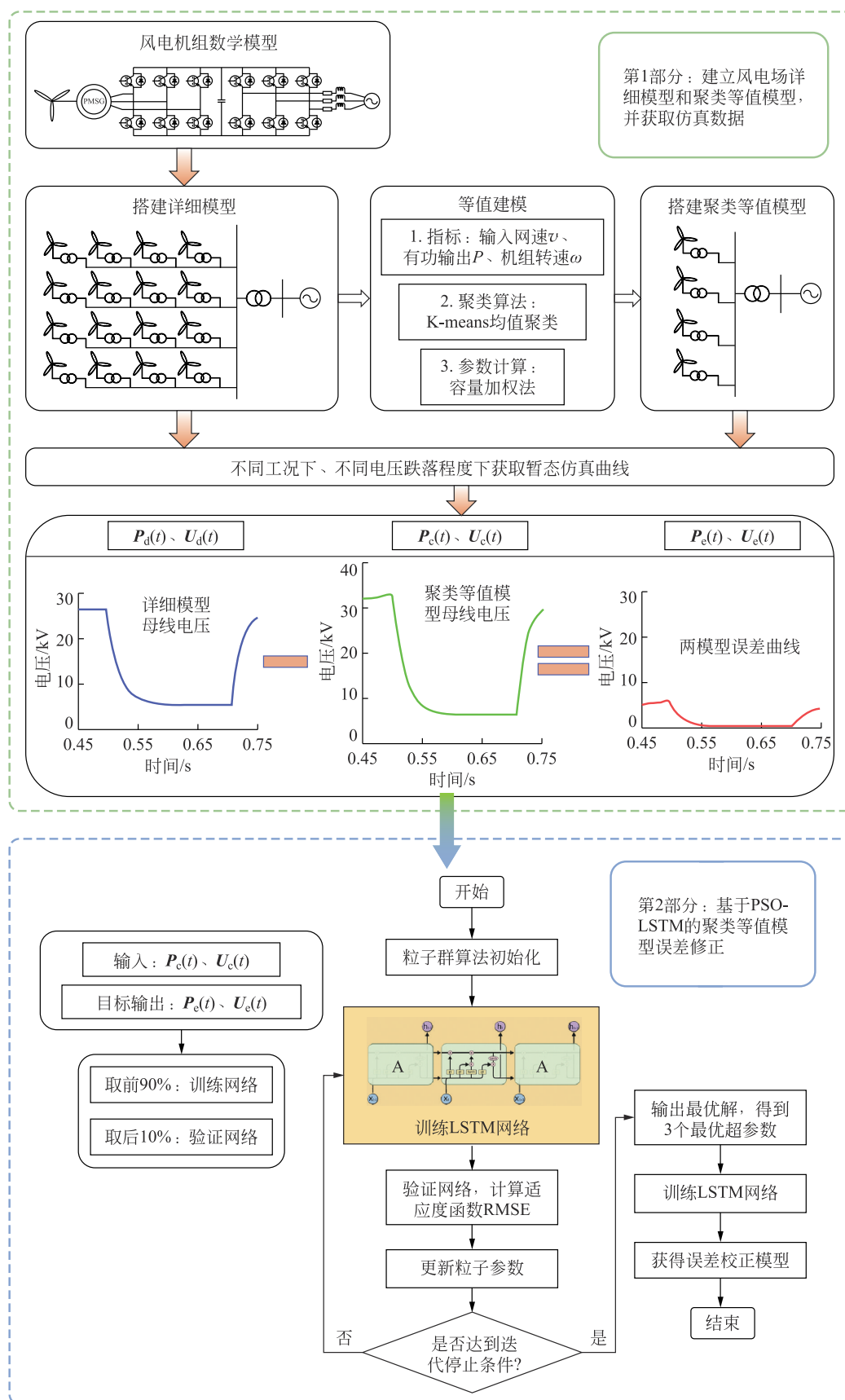


图3 基于PSO-LSTM-ECM的风电场等值建模流程图

Fig. 3 Flow chart of wind farm equivalent modeling based on PSO-LSTM-ECM

参数寻优。通过PSO算法得出一组超参数最优解后再对网络进行训练,以获得最终的PSO-LSTM-ECM风电场模型。

4 仿真实验

仿真场景如图4所示,该风电场由16台直驱永磁风电机组组成,每台风电机组的额定容量都是1.5 MW,其内部集电系统电气连接采用放射式拓扑。每台风电机组经过0.69 kV/35 kV升压与架空线路相连。风电场经过一个35 kV/230 kV变电站并入电网。

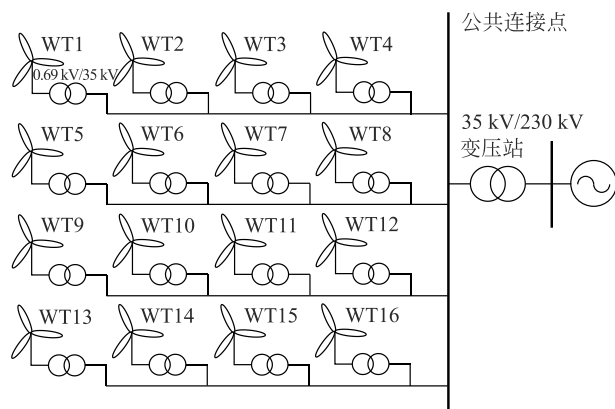


图4 风电场详细模型

Fig. 4 Detailed model of wind farm

根据2.1节聚类指标的选取规则,表1给出了稳态时刻各台风电机组的输入风速 v 、有功输出 P 和风电机组转速 ω 。

以输入风速 v 、有功输出 P 、风电机组转速 ω 为指标,对16台风电机组进行K-means聚类分析,定义聚类数为4。将16台风电机组聚类分为4群后,再将每个集群内的风电机组等值为1台,等值参数由容量加权法计算得到,聚类结果如表2所示。

根据3.4节所表述的电场等值建模方法,在搭建了风电场详细模型和聚类等值模型后,须在不同工况下获得上述2个风电场模型的暂态响应。结合第2、3节的内容,本文在PSCAD/EMTDC平台下搭建了风电场详细模型和聚类等值模型。在PSCAD平台上分别设置并网负荷的波动场景,通过仿真分别获取风电场详细模型和聚类等值模型的暂态响应。

设置负荷波动场景具体参数如下:风电场经过35 kV/220 kV变电站后,将并网负荷从 $5\%\alpha_1$ 调节到 $5\%\alpha_2$,其中 $\alpha_1, \alpha_2 = 1, 2, \dots, 15$,且 $\alpha_1 \neq \alpha_2$ 。同时,风电机组桨距角被设置为 $1.5^\circ\beta$, $\beta = 1, 2, \dots, 40$ 。在

表1 风电机组初始参数

Table 1 Initial parameters of wind turbine

机组编号	风速/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	转速/pu	输出有功/kW
1	11.2	0.83	845
2	10.1	0.67	610
3	10.4	0.71	670
4	9.8	0.56	555
5	10.7	0.76	740
6	10.1	0.69	610
7	11.0	0.81	800
8	9.2	0.55	490
9	10.2	0.64	650
10	9.5	0.53	510
11	8.7	0.44	360
12	9.1	0.47	425
13	11.1	0.83	840
14	9.2	0.52	465
15	9.8	0.63	565
16	10.7	0.76	735

表2 K-means聚类结果

Table 2 K-means clustering results

类别	机组编号
1	11
2	8, 10, 12, 14
3	2, 4, 6, 9, 15
4	1, 3, 5, 7, 13, 16

上述设置的场景中分别对风电场详细模型和聚类等值模型进行仿真,即可获得2100组不同工况、不同电压和功率跌落程度的机组暂态响应:详细模型的输出有功功率 $P_d(t)$ 和母线电压 $U_d(t)$,聚类等值模型输出有功功率 $P_c(t)$ 和母线电压 $U_c(t)$ 。

经过PSCAD平台仿真的数据集在网络训练前,须对数据集进行Z-score标准化处理,将其归一化为具有零均值和单位方差的标准格式。标准化处理后数据集即可进行网络训练。

本文采用的LSTM网络架构由6部分组成,按照数据流动顺序分别是特征为1的序列输入层、1个LSTM层、1个大小为50的全连接层、1个丢弃概率为0.5的丢弃层(dropout layer)、1个输出特征大小为1的全连接层和1个用来计算回归任务平均方误差的回归层。为了防止网络过拟合,须引入Dropout层使神经元在前向传播时,以0.5概率随机断开连接,从而减少网络对局部特征的依赖,同时提高模型泛化能力^[33]。为了防止梯度爆炸,本文将梯度阈值设置为1。由于数据集庞大,为减少训练

网络耗时,本文将数据集打包分批次进行训练,其中小批量大小为 20。

PSO-LSTM 具体参数如表 3—4 所示。其中, LSTM 层参数隐层神经元数、学习率、最大迭代次数由 PSO 算法寻优获得。

表 3 PSO 算法的参数表

Table 3 Parameters of PSO algorithm

参数	数值
惯性权重	0.8
个体学习因子	1.5
群体学习因子	1.5
粒子维度	3
粒子个数	10
迭代次数	10
适应度函数	C_{RMSE}

表 4 LSTM 参数表

Table 4 LSTM parameters

参数	数值
输入序列维数	1
输出序列维数	1
dropout 概率	0.5
求解器	Adam
梯度阈值	1
小批次大小	20
训练集和验证集划分比例/%	90 和 10
学习率	PSO 优化值
最大迭代次数	PSO 优化值
隐含层神经元个数	PSO 优化值

其中不含 PSO 算法的神经网络参数参考文献[34]设置为:隐含神经元数为 200,学习率为 0.01,考虑到网络迭代耗时较长,将最大迭代次数设置为 20。模型性能由均方根误差 C_{RMSE} 来评估:

$$C_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{X}(t) - X(t))^2} \quad (21)$$

式中: $\hat{X}(t)$ 为风电场详细模型暂态响应; $X(t)$ 为各模型的最终输出。

在仿真软件设置风电场在并网母线处的 0.5 s 时发生负荷波动,持续时间为 0.2 s,风电场详细模型、K-means 聚类等值模型、不含 PSO 超参数寻优的 LSTM 误差校正模型,以及 PSO-LSTM 的误差校正模型的暂态响应分别如图 5—6 所示。

由图 5—6 可见,在负荷波动发生(0.5 s)后的暂态过程内,PSO-LSTM 网络的补偿校正基本能精确拟合详细模型和聚类等值模型的误差,表明本文所

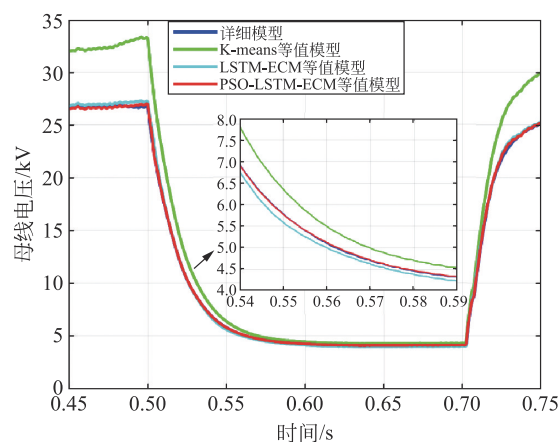


图 5 负荷波动下风电场并网母线电压

Fig. 5 Grid connected bus voltage of wind farm under load fluctuation

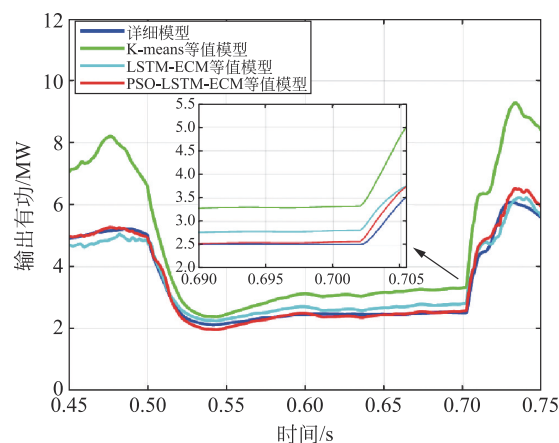


图 6 负荷波动下风电场有功输出

Fig. 6 Active power output of wind farm under load fluctuation

提模型具有很高的精度。各模型的均方根误差如表 5 所示,其中: P_{RMSE} 为有功功率的均方根误差; U_{RMSE} 为母线电压的均方根误差。各模型的仿真时间如表 6 所示。

表 5 各模型的性能指标对比

Table 5 Performance index comparison of different models

模型	P_{RMSE}/kW	U_{RMSE}/kV
聚类等值模型	40.055 4	36.181 6
LSTM-ECM 等值模型	5.078 6	2.551 7
本文模型	4.584 7	1.866 6

由表 5 可见,PSO-LSTM 误差校正模型的拟合精度比聚类等值模型和 LSTM 误差校正模型有显著提升,证明了 PSO 算法的有效性。综上所述,本文提出的基于 PSO-LSTM-ECM 的风电场等值建模方法不仅以极低的耗时完成了模型仿真,同时高

表6 模型仿真耗时对比
Table 6 Comparison of simulation time for different models

模型	仿真耗时/s
详细模型	360.0
聚类等值模型	6.6
本文模型	8.6

精度校正了风电场聚类等值模型的误差,显著地提高了聚类模型的泛化能力与准确性。

5 结论

为解决风电场等值建模问题中聚类等值模型难以做到高精度、泛化能力差的固有缺陷,本文提出了一种基于 PSO-LSTM-ECM 的风电场等值建模方法。通过训练由 PSO 算法改进的 LSTM 神经网络,获得风电场 ECM 模型,算例结果验证了此模型的有效性与优越性。本文的主要贡献如下:

(1)相较于传统的风电场等值建模方法,本文方法实现了详细模型与传统等值模型的误差自动校正,风电场有功输出和母线电压的拟合精度都大幅提升,所提模型能够拟合风电场的动态特性,同时具有仿真低耗时的特性,高效精确的风电场模型能有效减少电网并网风险,提高风电并网可靠性。

(2)随着现代计算机算力的提升,同时由于深度学习技术的应用,模型泛化能力显著提升,因此本文所提模型很容易移植到实际的大型风电场建模中,降低建模的复杂程度,应用该模型可以大大提高当前风电场的建模效率。

参考文献

- [1] 崔茗莉,冯天天,刘利利. 双碳目标下区块链与可再生能源的融合发展研究[J]. 智慧电力,2024,52(2):17-24.
CUI Mingli, FENG Tiantian, LIU Lili. Integration and development of blockchain and renewable energy under double carbon target[J]. Smart Power,2024,52(2):17-24.
- [2] 张力波,吴一锴,王伟伟. 考虑碳中和目标与成本优化的可再生能源大规模发展规划[J]. 广东电力,2023,36(7):31-39.
ZHANG Libo, WU Yikai, WANG Qunwei. Large-scale development of renewable energy in consideration of carbon neutrality and cost optimization [J]. Guangdong Electric Power,2023,36(7): 31-39.
- [3] 吕思琦,孙华东,宋瑞华,等. 面向电网等值的汇集站下直驱风电场群频域聚合建模方法[J/OL]. 电力系统自动化,1-17

- [2025-05-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20250519.0858.004.html>.
- LYU Siqi, SUN Huadong, SONG Ruihua, et al. Frequency-domain aggregation modeling method for direct-drive wind farm clusters under collection station oriented to power grid equivalence [J/OL]. Proceedings of the CSU-EPSC, 1-17 [2025-05-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20250519.0858.004.html>.
- [4] 张元,郝丽丽,戴嘉祺. 风电场等值建模研究综述[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(6):138-146.
ZHANG Yuan, HAO Lili, DAI Jiaqi. A review of equivalent modeling research on wind farms [J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(6): 138-146.
- [5] 韩爽,刘杉. 高空风力发电关键技术、现状及发展趋势[J]. 分布式能源,2024,9(1):1-9.
HAN Shuang, LIU Shan. Key technologies, current status and development trends of high-altitude wind power generation [J]. Distributed Energy, 2024,9(1): 1-9.
- [6] 汪林光,谢小荣,贺静波,等. 采用多元线性回归方法分析短路比对风电并网系统小干扰稳定性的影响[J]. 电力建设,2023,44(4):113-118.
WANG Linguang, XIE Xiaorong, HE Jingbo, et al. Multiple-linear-regression based analysis of the impact of short circuit ratio on small-disturbance stability of wind power grid-connection systems[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(4): 113-118.
- [7] 王耀函,张扬帆,赵庆旭,等. 低电压穿越过程中风电机组载荷特性联合仿真研究[J]. 发电技术,2024,45(4):705-715.
WANG Yaohan, ZHANG Yangfan, ZHAO Qingxu, et al. Joint simulation study on load characteristics of wind turbines in low voltage ride through process[J]. Power Generation Technology,2024,45(4):705-715.
- [8] 窦宇宇,林楠,任正,等. 风电机组大扰动暂态过电压机理分析及优化抑制[J]. 山东电力技术,2023,50(5):28-33.
DOU Yuyu, LIN Nan, REN Zheng, et al. Mechanism analysis and optimization suppression strategy of large disturbance transient overvoltage of wind turbine [J]. Shandong Electric Power,2023,50(5):28-33.
- [9] MEHRJOO M, JOZANI M, PAWLAK M, et al. A multilevel modeling approach towards wind farm aggregated power curve [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(4): 2230-2237.
- [10] SHABANIKIA N, NIA A, TABESH A, et al. Weighted dynamic aggregation modeling of induction machine-based wind farms[J]. 2021, 12(3): 1604-1614.
- [11] ZHOU Y, ZHAO L, MATSUO I, et al. A dynamic weighted aggregation equivalent modeling approach for the DFIG wind farm considering the weibull distribution for fault analysis [J]. IEEE Transactions on Industry Applications,

- 2019, 55(6): 5514-5523.
- [12] 张洋溢. 风电场动态等值建模方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
- ZHANG Yangyi. Research on dynamic equivalent modeling method for wind farm [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.
- [13] 陈昆明, 马成斌. 基于DIGSILENT的风电场等值建模研究[J]. 电气技术, 2020, 21(4): 15-19, 75.
- CHEN Kunming, MA Chengbin. Research on equivalent modeling of wind farm based on DIGSILENT [J]. Electrical Engineering, 2020, 21(4): 15-19, 75.
- [14] EKANAYAKE J, HOLDSWORTH L, WU X, et al. Dynamic modeling of doubly fed induction generator wind turbines [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(2): 803-809.
- [15] ZOU J, 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.
- [16] 董文凯, 任必兴, 王海风, 等. 适用于系统次同步振荡分析的风电场等值建模方法综述[J]. 电力工程技术, 2022, 41(4): 33-43.
- DONG Wenkai, REN Bixing, WANG Haifeng, et al. Overview of equivalent modeling methods for wind farm for system subsynchronous oscillation analysis [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(4): 33-43.
- [17] 张弛, 吴小康. 风电场动态等值建模研究综述[J]. 陕西电力, 2015, 43(3): 29-34.
- ZHANG Chi, WU Xiaokang. A review of dynamic equivalent modeling research on wind farms [J]. Shaanxi Electric Power, 2015, 43(3): 29-34.
- [18] LI H, YANG C, ZHAO B, et al. Aggregated models and transient performances of a mixed wind farm with different wind turbine generator systems [J]. Electric Power Systems Research, 2012, 92: 1-10.
- [19] CHENG X, LEE W, SAHNI M, et al. Dynamic equivalent model development to improve the operation efficiency of wind farm [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(4): 2759-2767.
- [20] 古庭赞, 杨骐嘉, 林呈辉, 等. 基于单机等值与选择模态分析的风电场等值建模方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 102-111.
- GU Tingyun, YANG Qijia, LIN Chenghui, et al. Wind farm equivalent modeling method based on single machine equivalent and selected modal analysis [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 102-111.
- [21] 栗然, 唐凡, 刘英培, 等. 基于自适应变异粒子群算法的双馈风电机组等值建模[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(4): 22-27.
- LI Ran, TANG Fan, LIU Yingpei, et al. Equivalent modeling of doubly fed wind turbines based on adaptive mutation particle swarm algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(4): 22-27.
- [22] 吴磊, 晁璞璞, 李甘, 等. 数据-模型混合驱动的风电场聚合等值建模方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(15): 66-74.
- WU Lei, CHAO Pupu, LI Gan, et al. Data model hybrid driven equivalent modeling method for wind farm aggregation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(15): 66-74.
- [23] 丁明, 朱乾龙, 韩平平, 等. 计及Crowbar保护的双馈风电场等值建模研究[J]. 太阳能学报, 2016, 37(9): 2209-2216.
- DING Ming, ZHU Qianlong, HAN Pingping, et al. Research on equivalent modeling of double fed wind farm considering crowbar protection [J]. Acta Energetica Sinica, 2016, 37(9): 2209-2216.
- [24] 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. Multi perspective transfer learning based wind farm cluster partitioning and comprehensive optimization of equivalent wind farm parameters [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(15): 4866-4881.
- [25] 李应龙, 蔺红. 基于低电压恢复策略的永磁直驱风电场等值建模[J]. 现代电子技术, 2022, 45(7): 137-142.
- LI Yinglong, LIN Hong. Equivalent modeling of permanent magnet direct drive wind farm based on low voltage recovery strategy [J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(7): 137-142.
- [26] 袁优, 康积涛, 王德林, 等. 考虑空间效应的风电场动态特性等值方法研究[J]. 中国电力, 2016, 49(12): 144-149.
- YUAN You, KANG Jitao, WANG Delin, et al. Research on equivalent method for dynamic characteristics of wind farm considering spatial effects [J]. Electric Power, 2016, 49(12): 144-149.
- [27] 苏剑涛, 郑书婷, 严干贵, 等. 基于改进FCM聚类算法的风电场等值建模研究[J]. 智慧电力, 2021, 49(10): 68-74.
- SU Jiantao, ZHENG Shuting, YAN Gangui, et al. Research on equivalent modeling of wind farm based on improved FCM clustering algorithm [J]. Smart Power, 2021, 49(10): 68-74.
- [28] RAHMAN M, HASAN K, SOKOLOWSKI P. Evaluation of wind farm aggregation using probabilistic clustering algorithms for power system stability assessment [J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2022, 30: 100678.
- [29] 李丹, 刘厦, 郭希海, 等. 基于时延神经网络的风电场集总调压动态建模[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(10): 104-111.
- LI Dan, LIU Xia, GUO Xihai, et al. Dynamic modeling of centralized voltage regulation in wind farms based on time-delay neural networks [J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2022, 34(10): 104-111.

- 2022, 34(10): 104-111.
- [30] 肖运启, 李浩志, 卢泽众, 等. 大型风电场多 Agent 系统建模仿真及降损控制[J]. 太阳能学报, 2022, 43(9): 314-320.
- XIAO Yunqi, LI Haozhi, LU Zezhong, et al. Modeling, simulation, and loss reduction control of multi-agent systems for large-scale wind farms[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2022, 43(9): 314-320.
- [31] 丁明, 马彪, 韩平平. 用 P-V 分析法比较几种风电场静态等值建模[J]. 中国电力, 2013, 46(1): 26-29.
- DING Ming, MA Biao, HAN Pingping. Comparison of static equivalent modeling of several wind farms using P-V analysis method[J]. Electric Power, 2013, 46(1): 26-29.
- [32] GREFF K, SRIVASTAVA R, JAN K, et al. LSTM: A search space odyssey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2016, 28(10): 2222-2232.
- [33] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1929-1958.
- [34] ZUO B, CHENG J S, ZHANG Z H. Degradation prediction model for proton exchange membrane fuel cells based on long

short-term memory neural network and Savitzky-Golay filter [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(29): 15928-15937.

收稿日期: 2024-11-08

作者简介:



朱 清

朱 清(1984),男,硕士,高级工程师,研究方向为电力系统调控运行;

蔡鹏程(1978),男,大专,高级工程师,研究方向为电力系统调控运行;

朱卫卫(1984),男,学士,高级工程师,研究方向为电力系统调控运行;

万芳茹(1973),女,硕士,教授级高级工程师,研究方向为计算机科学与技术;

刘财华(1986),男,学士,高级工程师,研究方向为电力工程技术;

周 霞(1978),女,博士,副教授,研究方向为电力系统分析与控制, zhouxia@njupt.edu.cn;

陈学宽(2001),男,硕士研究生,研究方向为电力系统分析与控制。