

基于数据驱动的直流微电网柴油发电机等效建模

王文远¹, 骆志伟², 夏欢², 陈杰¹

(1. 北京交通大学 电气工程学院, 北京 100044;
2. 北京航天发射技术研究所, 北京 100076)

摘要: 直流微电网分布式电源建模是含大规模电力系统仿真的基础, 但柴油发电机电磁参数难以获取, 影响了柴油发电机的电气特性建模精度。针对直流微电网柴油发电机建模问题, 提出了一种基于数据驱动的柴油发电机等效建模方法。以柴油发电机经整流电源后输出的电压、电流以及发动机的输出转速作为输入, 柴油发电机的输出相电压有效值、相电流有效值作为输出, 构建基于长短期记忆(LSTM)神经网络的柴油发电机电压预测模型和电流预测模型。利用LSTM神经网络的时序逻辑特性和内部非线性映射特性描述柴油发电机输出的电气特性。根据柴油发电机的发动机负荷特性数据, 采用多项式拟合建立燃油特性降阶模型。通过与直流微电网柴油发电机的实际运行数据对比, 验证了建模方法的合理性和准确性, 说明所提方法具有较好的实际应用价值。

关键词: 直流微电网; 等效建模; LSTM 神经网络; 柴油发电机

中图分类号:TM933 文献标识码:A DOI:10.19457/j.1001-2095.dqcd26198

Data-driven Equivalent Modeling of Diesel Generators in DC Microgrids

WANG Wenyuan¹, LUO Zhiwei², XIA Huan², CHEN Jie¹

(1. School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2. Beijing Institute of Space Launch Technology, Beijing 100076, China)

Abstract: The modeling of distributed power sources in DC microgrids serves as the foundation for large-scale power system simulations. However, the difficulty in obtaining electromagnetic parameters of diesel generators hampers the accuracy of their electrical characteristic modeling. To address this issue, a data-driven equivalent modeling method for diesel generators in DC microgrids was proposed. The method utilizes the voltage and current outputs after rectifier supply conversion, along with the engine's output speed as inputs, and the root mean square values of the phase voltage and phase current as outputs, based on the long short-term memory (LSTM) neural network, voltage and current prediction models for the diesel generator were constructed. The temporal logic and nonlinear mapping capabilities of the LSTM network were leveraged to describe the electrical characteristics of the diesel generator. Furthermore, a reduced-order fuel consumption model was developed using polynomial fitting based on the engine load characteristics of the diesel generator. Comparisons with actual operational data from DC microgrid diesel generators validated the proposed modeling method's reasonableness and accuracy, demonstrating its practical application value.

Key words: DC microgrids; equivalent modeling; long short-term memory (LSTM) neural network; diesel generator

随着中国“碳达峰、碳中和”能源战略的实施以及能源互联网建设的推进, 微电网的规划与建设速度日益加快。作为整合可再生能源的关键

应用场景, 微电网的整体设计与规划受到分布式电源仿真建模精度的显著影响^[1-2]。其中, 柴油发电机作为分布式电源的重要组成部分, 其等效建

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2023JBZY041)

作者简介: 王文远(1999—), 男, 硕士, 主要研究方向为电气设备智能建模、电力电子与电力传动, Email: 22121514@bjtu.edu.cn

模是进行直流微电网电力系统分析的基础。因此,准确的柴油发电机建模对微电网的优化设计至关重要。

目前,柴油发电机的建模方法主要采用基于机理驱动的建模方法。该方法依据工作机理,通过数学建模的方式建立其物理模型,重点关注模型构建后的动态分析。在分析柴油发电机的电气特性和机械特性时,机理驱动建模方法通常要求对柴油机、发电机和调速器进行建模^[3]。具体而言,柴油机的机械暂态过程可以通过一阶延迟环节进行近似,而柴油发电机的动态过程则通常使用一阶或二阶传递函数来简化其动力学特性^[4-6]。文献[7]在对柴油发电机构成进行分析的基础上,构建了一个包括同步发电机、柴油机及调速系统的综合模型。在该模型中,励磁系统采用了七阶非线性数学模型。为了准确表征这一模型,需要对大量实际参数进行标定,通常这些参数需通过具体实验来测定柴油发电机的电学或动力学特性。然而,由于缺乏实验条件,相关电磁参数的获取变得困难,这成为机理驱动建模方法面临的主要挑战。针对柴油发电机参数难以获取的问题,一些研究采用智能算法融合数据驱动的方式对柴油发电机参数进行识别或优化。文献[8]使用简化的二阶柴油机模型,利用Levenberg-Marquardt(H-BCLM)算法对柴油机参数进行识别,在给定边界条件下搜寻最优参数集。文献[9]则以400 kVA Caterpillar C-15柴油发电机为实验对象,建立了包含同步电机、频率限制器和发动机调速模型的高保真瞬态模型,并利用优化算法调整其参数,从而提高了负载变化时的动态响应精度。然而,上述方法不可避免地引入了多阶非线性数学模型,由于复杂度增加,该模型需要更多的计算资源,容易导致计算速度缓慢等问题。

随着人工智能技术的发展,数据驱动建模方法因其出色的建模能力和运行速度在物理建模和模型简化领域得到广泛的应用^[10-12]。数据驱动智能建模方法主要通过神经网络和智能优化算法对物理系统进行等效建模,常用的方法有支持向量机、随机森林算法、神经网络等^[13]。文献[14]利用径向基神经网络建立了柴油发电机在空载启动、滑油泵启动及多台并联运行情况下的频率模型,以满足快速计算的需求。文献[15]采用CMAC神经网络进行非线性映射特性的学习,以实现柴油发电机的动态过程控制。文献[16]通过

反向传播神经网络对同步发电机输出电压进行限幅,从而提高了在脉冲负载下的仿真精度。此外,部分研究还通过自组织映射(self organization mapping,SOM)神经网络和卷积神经网络构建了柴油发电机的故障诊断和健康评估系统^[17-18]。然而,上述神经网络在模型训练过程中往往面临梯度消失与梯度爆炸等问题,这些问题严重影响了模型的训练效率,导致收敛速度缓慢及过拟合现象的发生。

综上可知,柴油发电机建模存在柴油发电机参数难以获取、非线性数学模型计算速度慢等问题。因此,本文提出了一种基于数据驱动的柴油发电机智能建模方法,利用LSTM网络的非线性特性,以准确描述柴油发电机的电气动态特性。首先,通过仿真分析特征参数的相关性,在此基础上提出模型构建的方法。接着,使用实际微电网采集的数据对所提方法进行验证。最后,通过对比实验结果表明,该方法能有效降低柴油发电机建模的难度,同时加快了整体微电网模型的运行速度,解决了传统方法模型难以准确构建且仿真速度慢的问题。

1 直流微电网结构

直流微电网是一种小规模电力系统,主要由分布式能源、储能设备以及负荷设备组成。本文所研究的柴油发电机接入直流微电网的系统结构如图1所示,该直流微电网由柴油发电机组、储能电池、负载、电力电子变换器等关键电力元件构成。柴油发电机组通过整流电源变换器进行整流和电压变换后,连接至直流母线,以维持直流母线电压的稳定。

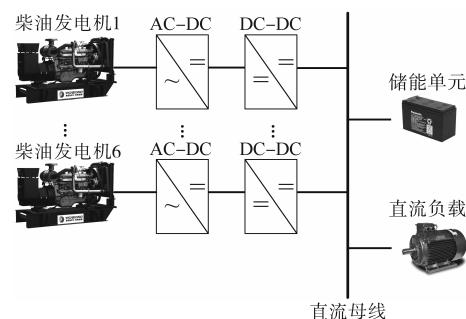


图1 直流微电网结构图

Fig.1 Structure diagram of DC micro-grid

2 柴油发电机数学模型

本文研究的柴油发电机由调速器、柴油机和

永磁同步电机(permanent magnet synchronous generator, PMSG)三部分组成^[19], 其系统连接结构图如图2所示。柴油机经空气进气、压缩、燃油燃烧和膨胀后带动发动机转轴旋转, 柴油机的活塞运动带动发电机转子旋转, 发电机转子在磁场中旋转, 在定子绕组中产生三相交流电。发电机负载的变化会引起转速相应的变化, 调速器通过控制算法调节柴油机油门开度以达到额定转速。

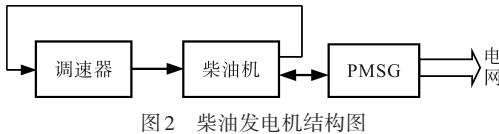


图2 柴油发电机结构图

Fig.2 Structure diagram of diesel generator

2.1 调速器数学模型

调速器在柴油发电机运行中起到至关重要的作用, 是保证发动机稳定高效运行的关键部件, PID控制具有较强的适应性和鲁棒性, 是工业控制领域的首选方案, 其传递函数如下式所示:

$$G_1(s) = \frac{K_d s^2 + K_p s + K_i}{s} \quad (1)$$

式中: K_p 为比例系数; K_i 为积分系数; K_d 为微分系数。

2.2 柴油机数学模型

柴油机模型由油门执行机构和发动机组成。油门执行机构将通过调速器输出的油门信号转换为油门开度信号, 控制发动机供油量的大小。本质上油门执行机构就是对调速器输出的油门信号经过一定放大和延迟。其传递函数如下式所示:

$$G_2(s) = \frac{K_a}{1 + T_{d_a} s} \quad (2)$$

式中: K_a 为油门执行机构放大系数; T_{d_a} 为油门执行机构延迟时间。

柴油发电机输出转矩与油门输出信号成正比, 柴油发电机需要经过空气进气、压缩、燃烧和膨胀4个过程, 而每个过程的时间很短, 可以近似为一阶延迟传递函数, 如下式所示:

$$G_3(s) = \frac{K_e}{1 + T_{de} s} \quad (3)$$

式中: K_e 为柴油发电机输出转矩放大系数; T_{de} 为柴油发电机的延迟时间。

2.3 PMSG数学模型

本文中PMSG定子采用三相对称绕组, 转子为永磁结构。设 d 轴与永磁体基波励磁轴线重合, q 轴超前 d 轴 $\pi/2$ 角度, 永磁同步电机运行过程在 $d-q$ 两相同步旋转坐标下, 其电压方程为

$$\begin{cases} u_d = R i_d - \omega \Psi_q + d \Psi_d / dt \\ u_q = R i_q + \omega \Psi_d + d \Psi_q / dt \end{cases} \quad (4)$$

式中: R 为定子电阻; ω 为转子角速度; i_d 为 d 轴电流分量; i_q 为 q 轴电流分量; Ψ_d 为 d 轴磁链分量; Ψ_q 为 q 轴磁链分量。

其电磁转矩和转子机械方程分别为

$$T_e = n_p (\Psi_d i_q - \Psi_q i_d) = n_p \Psi_r i_q \quad (5)$$

$$T_e - T_L = J d\omega / dt \quad (6)$$

式中: T_e 为电磁转矩; T_L 为负载转矩; J 为转动惯量; Ψ_r 为永磁体产生的磁链; n_p 为转子极对数。

3 仿真分析与特征参数选择

根据第2.2节柴油发电机数学建模原理, 在Matlab/Simulink平台上结合实际物理连接结构建立仿真模型。本文基于如图1所示的直流微电网实际运行场景, 设计了柴油发电机与整流电源侧仿真实验。

柴油发电机到整流电源侧实际连接如图3所示, 整流电源模块由三相不控整流器和六相交错并联Buck电路组成。

柴油发电机与整流电源输出电压范围如表1所示, 柴油发电机侧输出AC 510~650 V, 发电机侧经整流后输出DC 630 V。

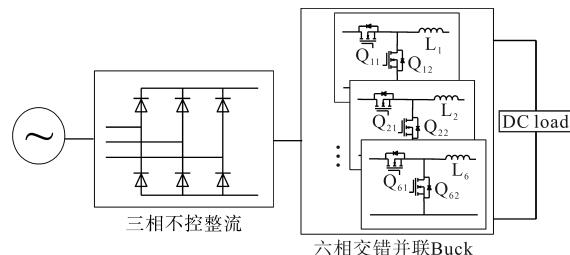


图3 柴油发电机与整流电源连接图

Fig.3 Connection diagram between diesel generator and rectifier supply

表1 柴油发电机与整流电源输出电压范围

Tab.1 Output voltage range of diesel generator and rectifier supply

模块名称	输出电压
柴油发电机	AC 510~650 V
三相不控整流器	DC 400~600 V
六相交错并联 Buck	DC 630 V

仿真结果如图4所示。图中, I_R , U_R 分别为整流电源模块输出电流、电压; n 为发动机转速; I_A , U_A 为柴油发电机A相输出电流、电压有效值。在仿真过程中, 直流侧负载在 1 s 时刻由 330 kW 降到 198 kW, 并在 2 s 时刻突增至 264 kW。在负载功率变化期间, I_A 与转速 n 和输出电压 U_R 呈负相

关性,而与输出电流 I_R 呈正相关性。此外, U_A 与输出电流 I_R 呈负相关性,而与转速 n 和输出电压 U_R 则呈正相关性。

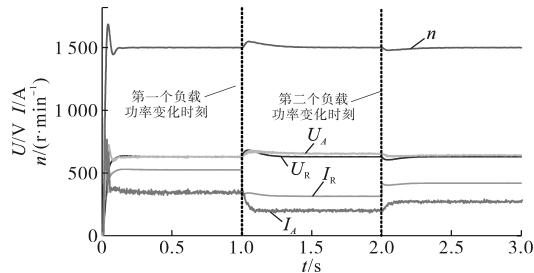


图4 输出功率变化的仿真结果

Fig.4 Simulation results of output power variation

结合图4,可以观察到 I_A , U_A 与 U_R , I_R , n 之间存在一定的相关性,为确定在后续数据建模过程中网络输入特征参数,有必要进一步量化 I_A , U_A 与 U_R , I_R , n 之间的相关性。

选取基于图1所示的微电网真实场景下的柴油发电机运行数据进行线性相关性分析。皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient, PCC)是用于衡量两个变量之间线性相关性的统计指标,其计算公式如下式所示:

$$\rho_{X,Y} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (7)$$

式中: X_i , Y_i 分别为第 i 个 X , Y 变量的值; \bar{X} 和 \bar{Y} 分别为 X , Y 的均值。

该系数通过计算两个变量之间的协方差来评估它们的线性相关性。PCC 的取值范围在-1 与 1 之间。当 PCC 值等于 1 或 -1 时,表示两个变量之间存在强烈的正相关或负相关关系;而当 PCC 值为 0 时,则表明这两个变量之间无相关性。具体的评估标准如表2 所示。

表2 PCC 相关性等级评估

Tab.2 PCC correlation level evaluation

PCC 值	相关性	PCC 值	相关性
0.8~1.0	极强相关性	0.2~0.4	弱相关
0.6~0.8	强相关	0.0~0.2	极弱相关或无相关
0.4~0.6	中等程度相关		

采用 PCC 对实际柴油发电机运行数据进行分析,热力图结果如图5 所示。根据表2 中评估标准进行判断, I_A 与变量 n 和 U_R 之间呈现中度相关性,而与 I_R 则表现出强相关性; U_A 与 n 和 U_R 之间存在强相关,与 I_R 的相关性则极为微弱。因此,预测 I_A 所需的网络输入特征应包括 n , U_R 和 I_R , 而

预测 U_A 的网络输入特征应为 n 和 U_R 。为了简化网络参数,本文选择在同一网络中同时预测 I_A 和 U_A ,因此最终确定 n , U_R 和 I_R 作为网络的输入特征参数。

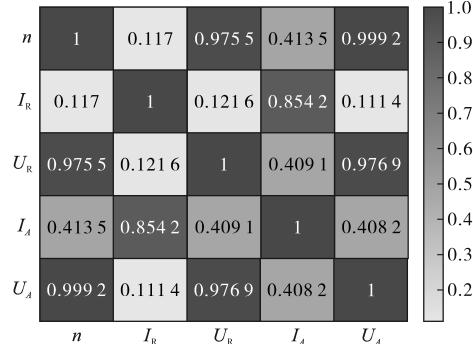


图5 各特征 PCC 系数热力图

Fig.5 Thermal maps of PCC coefficients for each feature

传统的机理驱动建模方法虽能有效地建立柴油发电机的输入输出关系,并具备一定的物理意义,但由于较高的计算复杂度和资源的消耗,导致仿真运行速度显著下降,且因为缺乏具体参数的测定,仿真只能反映输出变量的大体变化趋势,无法对输出变量进行精确预测。因此,本文基于此现状,提出了一种数据驱动的方法用于柴油发电机的建模。

4 柴油发电机运行状态建模

柴油发电机作为一个强耦合的非线性系统,其建模通常依赖于对内部运行机理的深入理解。然而,随着人工智能和数据网络技术的快速发展,以数据驱动的神经网络构建物理系统模型的方法已得到广泛应用。在大量数据可用的情况下,借助神经网络进行数据训练可以有效简化物理建模过程,以非线性映射来描述物理模型的输入与输出关系。然而,使用 BP 神经网络来建立柴油发电机运行模型时,通常需要处理大量的数据、多个隐藏层和众多隐藏节点,这可能导致训练过程缓慢,并引发梯度消失或梯度爆炸等问题。相比之下,LSTM 凭借其优越的时序逻辑处理能力和非线性映射特性,逐渐克服了循环神经网络(recurrent neural network, RNN)在梯度消失方面的挑战。因此,本文采用 LSTM 模型来构建柴油发电机的电压模型和电流模型。

4.1 长短期记忆神经网络

在 1997 年 Hochreiter 提出 LSTM 算法^[20],神经网络单元在循环神经网络基础上添加了门控机

制, LSTM 继承了其对时间序列的处理优势, 同时解决了 RNN 梯度爆炸的问题。LSTM 最大的优势在于: 其前一个时间步的输出会被输入到下一个时间步的输入中, 同时添加了遗忘门, 有效缩减梯度爆炸的问题, 其内部单元如图 6 所示。

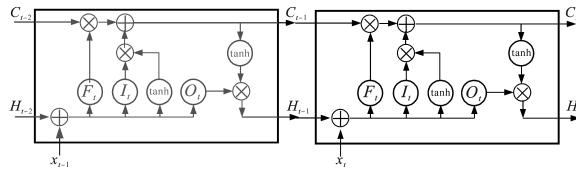


图 6 LSTM 内部结构图

Fig.6 Internal structure diagram of LSTM

以 t 时刻的单元为例, 其 t 时刻的输入 x_t , $t-1$ 时刻的输出信息 H_{t-1} 以及 $t-1$ 时刻的历史记忆 C_{t-1} 。 C_{t-1} 经遗忘门 F_t 点乘后, 和输入门拼接形成 t 时刻的历史记忆 C_t , C_t 通过 H_{t-1} 和 x_t 经输出门运算后为输出状态 H_t 。

t 时刻的单元状态 C_t 受到上一时刻单元状态 C_{t-1} 以及遗忘门更新信息的影响, 如下式所示:

$$C_t = C_{t-1} \times F_t + I_t C_t^* \quad (8)$$

其中

$$F_t = \sigma(x_t \mathbf{W}_{xf} + x_{t-1} \mathbf{W}_{hf} + \mathbf{b}_f) \quad (9)$$

$$I_t = \sigma(x_t \mathbf{W}_{xi} + H_{t-1} \mathbf{W}_{hi} + \mathbf{b}_i) \quad (10)$$

$$C_t^* = \tanh(x_t \mathbf{W}_{xc} + H_{t-1} \mathbf{W}_{hc} + \mathbf{b}_c) \quad (11)$$

式中: C_t^* , I_t , F_t 分别为中间态、输入门和遗忘门; \mathbf{W} , \mathbf{b} 分别为网络中需要学习的权重矩阵和偏置向量; $\sigma()$ 为 sigmoid 函数。

C_t 经过 \tanh 函数处理后与输出门 O_t 逐点相乘得到输出 H_t 。

O_t 的计算如下式所示:

$$O_t = \sigma(x_t \mathbf{W}_{xo} + H_{t-1} \mathbf{W}_{ho} + \mathbf{b}_o) \quad (12)$$

4.2 LSTM 柴油发电机电压电流模型的构建

基于如图 3 所示的直流微电网实际运行数据建立其电流、电压预测模型, 柴油发电机模型的输入输出关系为

$$\begin{cases} U_o = f_1(I_R, U_R, n) \\ I_o = f_2(I_R, U_R, n) \end{cases} \quad (13)$$

式中: U_o 为柴油发电机的输出相电压有效值; I_o 为柴油发电机输出的相电流有效值。

在构建的数据集中, 不同的物理量之间量纲差异较大, 因此需要归一化处理:

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{i_min}}{x_{i_max} - x_{i_min}} \quad (14)$$

式中: x_i^* 为归一化后数据; x_i 为归一化前数据; x_{i_min} 为归一化前数据最小值; x_{i_max} 为数据最大值。

所提模型结构如图 7 所示, 由输入层、三个隐藏 LSTM 层、一个全连接输出层组成。采用随机丢弃(Dropout)技术减少网络训练过程中过拟合现象。

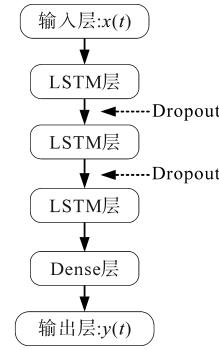


图 7 所提模型结构

Fig.7 Proposed model structure

本模型采用 Adam 算法对模型参数进行优化, 选择均方误差(mean square error, MSE)作为损失函数, 其定义如下:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (15)$$

式中: N 为小批量数; y_i 为实际值; \hat{y}_i 为网络预测值。

在模型训练过程中, 神经网络的权重通过 Adam 算法对 MSE 进行最小化, 从而实现参数的更新。

为了量化和评价所提模型的性能, 采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)进行模型评估, MAE 和 $RMSE$ 计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (17)$$

4.3 柴油发电机油耗特性建模

柴油发电机能量管理最重要的是减小柴油发电机的燃油消耗, 因此燃油消耗是评估柴油发电机经济性的重要指标。通过柴油发电机负荷特性实验可获取燃油特性曲线。

本文所研究柴油发电机其转速在正常工况下为 1 500 r/min。燃油消耗量随柴油发电机输出功率的增加而增加。在柴油发电机转速为 1 500 r/min 工况下, 其燃油消耗量与发动机输出功率有关。根据表 3 负载特性数据通过多项式拟合的燃油消耗曲线如图 8 所示。

柴油发电机燃油消耗量计算过程如图 9 所示, 通过基于 LSTM 模型对发电机电气特性进行

预测,可以获得发电机在当前时刻输出的相电压和相电流。由此,能够进一步计算出发电机的输出功率。根据柴油发电机出厂数据,发动机到发电机输出的电功率效率近似为0.98,由此可得到发动机输出功率 P_o 。在柴油发电机燃油特性模型中,根据 P_o 值,通过拟合的燃油曲线进行查询,获取此刻的燃油消耗率 $G_f(t)$,再对时间作逐步累加,即可计算出燃油消耗量 $h(t)$ 。

表3 柴油发电机负荷特性实验数据

Tab.3 Experimental data on load characteristics of diesel generators

转速/(r·min ⁻¹)	功率/kW	燃油消耗量/(kg·h ⁻¹)
1 500	418.3	84.1
1 500	380.6	75.2
1 500	285.4	55.0
1 500	190.1	36.7
1 500	95.1	20.0
1 500	38.1	10.8

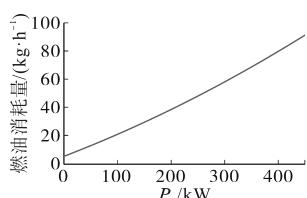


图8 燃油消耗曲线

Fig.8 Fuel consumption curve

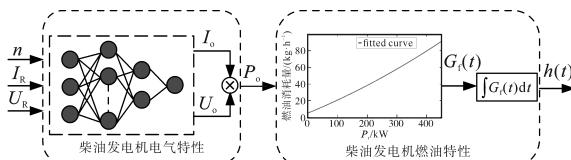


图9 燃油消耗计算过程

Fig.9 Fuel consumption calculation process

5 算例分析

5.1 数据集介绍

本文研究对象为图1所示的实际直流微电网中的柴油发电机,其主要组成包括YCDV140AT型发动机及TLJF-320-16型发电机。通过传感器实际测量,获取了直流微电网运行时的样本数据,涵盖了柴油发电机的相电流有效值、相电压有效值、转速,以及整流电源侧的输出电压和输出电流,总计时间为6 859.4 s,采样时间间隔为0.1 s。由于各台柴油发电机的电气参数相同,为了充分利用数据,实验将5台柴油发电机的数据进行拼接,并按照7:2:1的比例划分为训练集、测试集和验证集。为检验模型的泛化能力,将使用第6台未被纳入训练的数据进行泛化性验证。

5.2 模型训练及参数优化

所提的LSTM模型在装载Windows11系统PC上完成模型的搭建、训练、预测过程,CPU为AMD R7 5800H, GPU为GeForce RTX3060Ti, 基于Matlab深度学习框架进行编写。结合历史经验,本文对模型的超参数进行了设置,包括学习率、批次大小、隐藏层尺寸、训练窗口大小以及迭代次数。

经过实验对超参数进行调节,并进行相应的测试,结果如表4~表7所示。结合表中的评估指标,包括MRE、MAE和MRSE,可以得出,当学习率设定为0.000 05、隐藏层尺寸为80、批次大小为32、训练窗口为50时,这些指标均达到最小值。因此,模型最终采用表8所列的参数进行训练。

表4 不同学习率的预测结果

Tab.4 Prediction results for different learning rates

学习率	MRE		MAE		MRSE	
	I/A	U/V	I/A	U/V	I/A	U/V
0.000 01	0.203	0.010	6.056	10.365	15.053	12.173
0.000 05	0.088 7	0.006	2.463	3.679	6.853	6.729
0.000 1	0.105 2	0.008	2.494	4.013	6.865	6.661
0.000 5	0.107	0.008	2.527	3.910	6.961	6.600
0.001	0.116	0.008	2.691	4.891	6.920	7.228

表5 不同隐藏层尺寸的预测结果

Tab.5 Prediction results for different hidden sizes

隐藏层尺寸	MRE		MAE		MRSE	
	I/A	U/V	I/A	U/V	I/A	U/V
20	0.097	0.006 4	2.378	3.822	6.820	6.973
40	0.094	0.006 3	2.364	3.858	6.792	6.937
80	0.087	0.005 9	2.358	3.805	6.730	6.909
96	0.101	0.006 1	2.488	4.012	6.903	7.266
112	0.094 6	0.006 2	2.190	4.012	6.740	7.127

表6 不同批次大小的预测结果

Tab.6 Predicted results for different batch sizes

批次大小	MRE		MAE		MRSE	
	I/A	U/V	I/A	U/V	I/A	U/V
16	0.096	0.005 7	2.368	3.696	6.831	6.895
32	0.087	0.005 3	2.200	3.893	6.740	6.878
48	0.095	0.006 3	2.359 4	3.936 3	6.800 3	7.002 2
64	0.090 3	0.006 6	2.294 7	4.110 6	6.789 8	7.162 7
96	0.094 8	0.005 5	2.356 9	3.673 9	6.812 7	6.961 8

网络模型在训练过程中,通过网络前向传递获取的预测值与实际值并计算MSE,以MSE最小化为最优化目标,网络后向传递通过Adam算法更新各层网络参数,随着迭代次数的增加,训练集损失和验证集损失函数值逐渐下降,模型权重

也在不断更新。由图 10 可知, 模型在经过 180 次迭代后收敛, 最终的 MSE 值达到 0.021。

表 7 不同训练窗口尺寸预测结果

Tab.7 Prediction results of different training window sizes

输入 长度	MRE		MAE		$MRSE$	
	I/A	U/V	I/A	U/V	I/A	U/V
10	0.124 1	0.008 3	2.567 6	4.049 13	4.931 7	6.327 2
20	0.113	0.007 5	2.230 7	3.902 7	3.470 3	5.849 7
30	0.146	0.006 8	2.870 7	3.306 8	3.915	4.316 1
50	0.123 7	0.006 7	2.418 2	3.221 9	3.434	4.207 5
60	0.139 5	0.006 9	2.718 5	3.400 7	3.752	4.300 6

表 8 超参数设置

Tab.8 Hyperparameter settings

参数名称	设定值
学习率	0.000 05
批次大小	32
隐藏尺寸	80
训练窗口	50
迭代次数	180

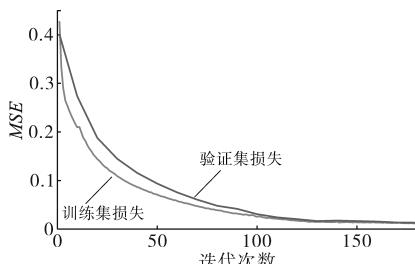


图 10 模型训练过程损失函数值

Fig.10 Value of loss function during model training process

5.3 测试集验证

为评估所提模型的可行性, 本研究选取了一组运行时间长度为 550 s 的柴油发电机负载侧在发生阶跃变化时的测试数据集。模型通过测试集的输入, 对电流和电压的预测结果分别如图 11 和图 12 所示。结果显示, 发电机在 243 s 时出现了显著的阶跃变化, 其中电流的变化幅度较大, 而电压的变化幅度相对较小。所提模型在电流预测方面的最大误差不超过 3 A, 而最大电压误差则不超过 2 V。

模型 $RMSE$ 和 MAE 测试结果如表 9 所示, A 相电流预测结果 $RMSE$ 和 MAE 分别为 2.530 6 A, 0.646 6 A。 A 相电压预测结果 $RMSE$ 和 MAE 分别为 1.263 3 V, 1.021 0 V。这些结果表明, 所提出的模型在已纳入训练的柴油发电机机组测试集中展现了良好的动态性能, 进一步验证了该方法的较高可行性。

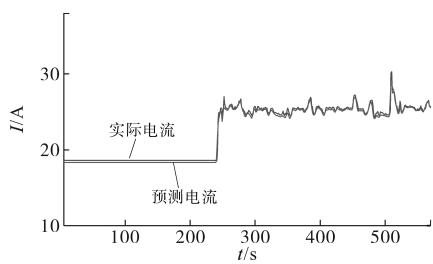
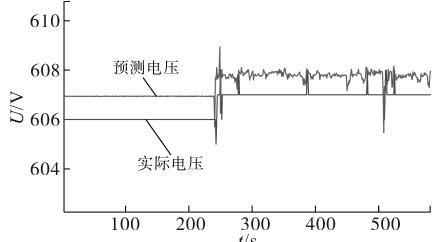
图 11 测试集发电机 A 相电流预测结果Fig.11 Test set generator A -phase current prediction results图 12 测试集发电机 A 相电压预测结果Fig.12 Test set generator A -phase voltage prediction results

表 9 模型在测试集上预测能力评估

Tab.9 Evaluation of the model's predictive ability on a test set

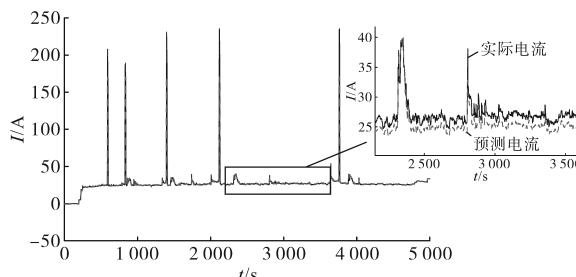
模型评估指标	评估值	
$RMSE$	A 相电流	2.530 6 A
	A 相电压	1.263 3 V
MAE	A 相电流	0.646 6 A
	A 相电压	1.021 0 V

5.4 模型泛化性验证

为了评估所提模型在未纳入训练的柴油发电机机组中的预测能力, 即模型的泛化性, 本研究采用第 6 台未被编入训练集的柴油发电机运行数据集进行测试实验。该数据集的时间跨度为 0 s—5 000 s, 涵盖了柴油发电机启动过程及负载变化期间发电机电流和电压的变化情况。

图 13 和图 14 展示了 0 s—5 000 s 时间段内, 柴油发电机输出 A 相电流有效值和 A 相电压有效值的整体预测结果与实际运行数据的对比。模型的 $RMSE$ 和 MAE 结果列示于表 10 中。

评估所提模型在柴油发电机启动时对 A 相电流和电压的预测能力, 其预测曲线如图 15 所示。

图 13 发电机 A 相电流预测结果Fig.13 Generator A -phase current prediction results

柴油发电机于198 s时启动,并在252 s时达到稳定工作状态。在此过程中,电流和电压经历了两次明显的上升,所建立的网络模型能够有效跟踪柴油发电机启动时电流和电压的变化。

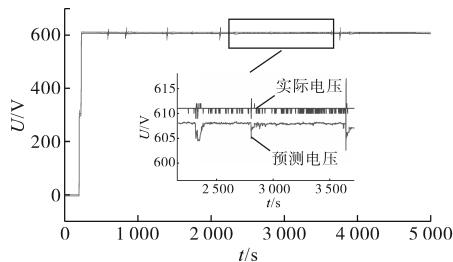


图14 发电机A相电压预测结果

Fig.14 Generator A-phase voltage prediction results

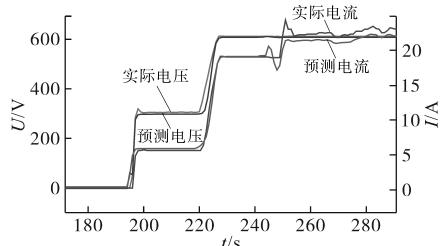


图15 启动时A相电流和电压预测结果

Fig.15 Prediction results of A-phase current and voltage during startup

表10 模型泛化能力评估

Tab.10 Model generalization capability assessment

模型评估指标	评估值	
RMSE	A相电流	3.795 6 A
	A相电压	5.200 4 V
MAE	A相电流	0.690 6 A
	A相电压	4.448 6 V

当直流母线负载发生变化时,柴油发电机输出电压和电流也会相应调整。图16展示了在586 s时直流负载变化时,模型预测的A相电流和电压与实际数据的对比结果。由图16可见,所提模型展现出优良的动态跟踪性能。

此外,柴油发电机的燃油消耗预测曲线如图17所示,模型的RMAE和MSE分别为0.476 9 kg和0.396 8 kg。这些结果表明,预测精度能够满足

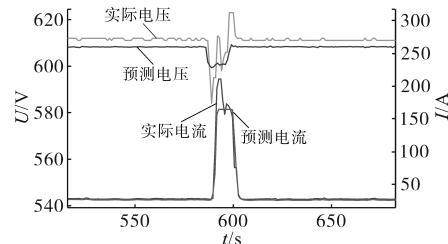


图16 负载变化时A相电流和电压预测结果

Fig.16 Prediction results of A-phase current and voltage during load changes

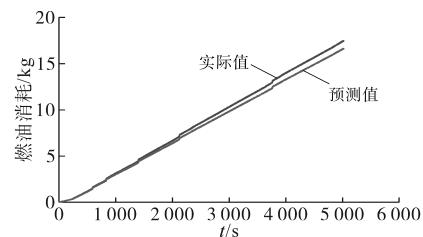


图17 柴油发电机燃油预测值与真实值对比

Fig.17 Comparison between diesel generator fuel prediction value and actual value

实际柴油发电机检测的需求。

5.5 与其他方法对比

为了验证所提LSTM电流电压预测方法的优越性,将所提方法跟其他常见的神经网络方法做了对比,包括了循环神经网络(RNN)、门控循环单元(gated recurrent unit,GRU)、反向传播神经网络(back propagation network,BP)。

所用数据集选取了柴油发电机并网运行2 259 s—2 864 s区间段的数据。为了减小网络训练时的随机性,所有模型都重复进行5次实验,取均值作为实验结果。

柴油发电机电流电压预测结果如图18和图19所示。BP网络由于缺乏对过去信息的输入,在电压和电流预测中易产生较大的误差,特别是在电流出现较大幅度变化时,其结果偏差尤为显著。相比之下,RNN,GRU和LSTM具备一定的记忆能力,在捕捉数据的动态变化特征方面表现更优。由图18和图19可知,LSTM的电压预测曲线较RNN和GRU的波动更小,表现出更高的预测精度和稳定性。这是由于LSTM网络结构中复杂的门控机制,包括遗忘门、输入门和输出门,允许模型在长时间序列中选择性地保留或更新关键信息,有效缓解了传统RNN的梯度消失问题。虽然GRU也具有门控结构,但由于设计较为简化,

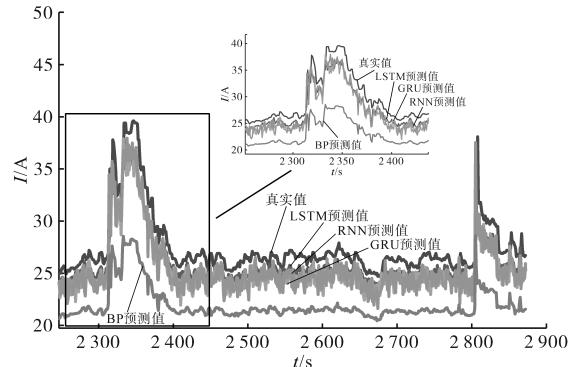


图18 各方法对比电流预测结果

Fig.18 Comparison of current prediction results among various methods

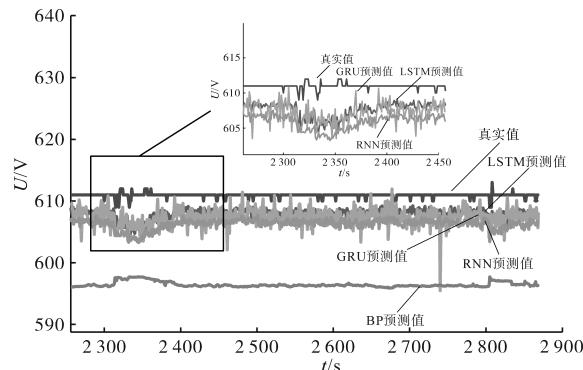


图 19 各方法对比电压预测结果

Fig.19 Comparison of voltage prediction results among various methods

其对长序列的记忆和信息提取能力略显不足。而 BP 网络完全缺少序列记忆能力, 因而在电流、电压等时间依赖性较强的任务中表现不如 LSTM。这使得 LSTM 在处理复杂的时间序列数据时, 尤其是在长时依赖信息的捕捉与特征提取方面, 具有显著优势。

所有方法的比较结果如表 11 所示。可以看出, BP 神经网络的预测误差大于循环神经网络的误差。具体而言, RNN 和 GRU 的误差差异较小。而所提的 LSTM 模型在电流预测结果中的平均 MAE 分别相较于 BP, RNN 和 GRU 提高了 60.04%, 15.05% 和 15.69%; 在电压预测结果中, LSTM 模型的平均 MAE 分别提高了 65.17%, 5.74% 和 0.45%。在电流预测结果中, LSTM 模型的平均 RMSE 较 BP, RNN 和 GRU 分别增强了 42.29%, 11.12% 和 9.43%; 而在电压预测结果中, LSTM 模型的平均 RMSE 分别提升了 55.40%, 1.39% 和 4.85%。

表 11 各种方法预测结果对比

Tab.11 Comparison of prediction results of various methods

方法	MAE		RMSE	
	I/A	U/V	I/A	U/V
BP	6.079 1	10.639 2	11.260 2	14.570 9
RNN	2.859 6	3.931 4	7.312 0	6.590 1
GRU	2.881 5	3.722 3	7.175 2	6.830 2
LSTM	2.429 3	3.705 7	6.498 7	6.498 7

5.6 与基于机理驱动建模法对比

为验证本文所提方法在模型运行速度上的优势, 将本文所建模型与基于机理驱动的模型在仿真运行速度上进行比较。其中基于机理驱动模型是根据图 3 结构在 Matlab/Simulink 平台上通过 Simscape 组件模块搭建。实验分别设置仿真时长为 10 s, 20 s 和 30 s, 对比在两种模型下的仿真运行的实际时间, 结果如表 12 所示。从表中可

以看出, 仿真时长每增加 1 s, 基于机理驱动模型实际运行时长增加 5 s, 而基于数据驱动模型运行时长仅增加 0.045 s。随着设置仿真运行的增加, 基于机理驱动模型与基于数据驱动模型实际运行时间差距逐渐扩大。这主要是由于基于机理驱动模型需求解的非线性方程数量较多, 仿真步长较小, 导致其消耗更多的计算资源, 从而降低了运行速度。因此, 与基于机理驱动建模相比, 本文提出的数据驱动模型运行速度更快, 能够满足加快模型运行速度的需求。

表 12 仿真运行速度结果对比

Tab.12 Comparison of simulation running speed results

设置仿真运行时间/s	实际运行时间/s	
	基于机理驱动模型	基于数据驱动模型
10	50.33	0.45
20	99.12	0.62
30	147.19	0.72

6 结论

1) 构建了柴油发电机的仿真模型。通过负载变化的仿真实验, 研究发现柴油发电机的电流、电压与整流电源侧的输出电压、电流以及发动机转速之间存在显著的相关性。借助 PCC 相关性, 对柴油发电机的实际运行数据进行了进一步的相关性量化, 为模型特征参数的选取提供了依据。

2) 为验证模型的可行性和泛化能力, 通过该模型提取实际数据集中输入量的相关信息能够有效预测柴油发电机输出的电压、电流及其燃油消耗。

3) 通过与其他神经网络的对比分析, 结果验证了所提 LSTM 模型在本文应用场景下具有显著的预测能力优势。与传统机理性模型相比, 该模型在运行速度上展现出明显的优势。

本文提出的基于数据驱动的柴油发电机建模方法, 显著降低了柴油发电机的建模难度, 能够加快微电网的仿真运行速度。这一方法为实时预测柴油发电机的动态过程提供了有利条件, 推动了微电网仿真系统的优化与应用。

参考文献

- [1] 黎静华, 谢洪何, 兰飞. 海岛直流微电网多可控负荷的协同电压控制[J]. 电力自动化设备, 2024, 44 (10): 99–106.
LI Jinghua, XIE Honghe, LAN Fei. Collaborative voltage control of multi-controllable loads in island DC microgrids[J]. Elec-

- tric Power Automation Equipment, 2024, 44(10): 99–106.
- [2] 张波,李虹.“微电网稳定性分析与优化控制研究”专题特约主编寄语[J]. 电工技术学报, 2024, 39(8): 2249.
ZHANG Bo, LI Hong. “Weidianwang wendingxing fenxi yu youhua kongzhi yanjiu”zhuanti teye zhubian jiyu[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(8): 2249.
- [3] 彭见仁,张俊洪,张兵峰,等. 舰船柴油发电机组建模与仿真[J]. 中国设备工程, 2021(4): 134–135.
PENG Jianren, ZHANG Junhong, ZHANG Bingfeng, et al. Chuanjian chayou fadianjizu jiammo yu fangzhen[J]. China Plant Engineering, 2021(4): 134–135.
- [4] 沈奎成,戴晓强,赵杨,等. 船舶柴油发电机组并车建模与分析[J]. 舰船科学技术, 2021, 43(9): 102–107.
SHEN Kuicheng, DAI Xiaoqiang, ZHAO Yang, et al. Modeling and analysis of ship diesel generator set parallel[J]. Ship Science and Technology, 2021, 43(9): 102–107.
- [5] KAMBRATH J K, WANG Y, YOON Y J, et al. Modeling and control of marine diesel generator system with active protection [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2018, 4(1): 249–271.
- [6] SHAH C, CICILIO P, SHIRAZI M, et al. Model development of diesel generator using volts/hertz limiter and comparing governor models for remote islanded microgrids[C]/IECON 2021–47th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Canada, 2021: 1–6.
- [7] 马川,李迪阳,刘彦呈,等. 大扰动下船舶柴油发电机组非线性建模与仿真[J]. 舰船科学技术, 2018, 40(7): 77–81.
MA Chuan, LI Diyang, LIU Yancheng, et al. Non-linear modeling and dynamic simulation of diesel engine generator system under large disturbance[J]. Ship Science and Technology, 2018, 40(7): 77–81.
- [8] LONG Q, YU H, XIE F H, et al. Diesel generator model parameterization for microgrid simulation using hybrid box-constrained Levenberg-Marquardt algorithm[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(2): 943–952.
- [9] SHAH Chinmay, SHIRAZI Mariko, WIES Richard, et al. High-fidelity model of stand-alone diesel electric generator with hybrid turbine-governor configuration for microgrid studies[J]. IEEE Access, 2022, 10: 110537–110547.
- [10] 同志远,孙桓五,刘世闯,等. 一种基于GRU的氢燃料重卡汽车工况下锂离子电池温度预测模型[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(6): 2330–2339, I0021.
YAN Zhiyuan, SUN Huanwu, LIU Shichuang, et al. A GRU based temperature prediction model of lithium-ion battery for hydrogen fuel heavy truck under operating conditions[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(6): 2330–2339, I0021.
- [11] 蔡昌春,息梦蕊,刘昊林,等. 基于数据驱动和多场景技术的微电网并网等效建模[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(9): 64–69.
CAI Changchun, XI Mengrui, LIU Haolin, et al. Grid-connected equivalent modeling of microgrids based on data-driven and multi-scenario technologies[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(9): 64–69.
- [12] 吕佳欣,于继来. 基于改进双向长短期记忆神经网络的新型电力系统源-网暂态交互模型构建方法研究[J]. 电网技术, 2024, 48(12): 4896–4907.
LÜ Jiaxin, YU Jilai. A source-network transient interaction modeling method for new power system based on improved Bi-LSTM algorithm[J]. Power System Technology, 2024, 48(12): 4896–4907.
- [13] 吴忠强,戚松岐,尚梦瑶,等. 基于优化极限学习机的直流微电网并网等效建模[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(6): 43–48.
WU Zhongqiang, QI Songqi, SHANG Mengyao, et al. Grid-connected equivalent modeling of DC microgrid based on optimized extreme learning machine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(6): 43–48.
- [14] 施伟锋,杨建敏,汤天浩. 船舶大功率发电机的神经网络建模[J]. 上海海事大学学报, 2004(3): 28–32.
SHI Weifeng, YANG Jianmin, TANG Tianhao. Large marine power generator modeling based on artificial neural networks [J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2004(3): 28–32.
- [15] 施伟锋. 船舶柴油发电机转速人工神经网络控制[J]. 上海海事大学学报, 2006, 27(3): 79–83.
SHI Weifeng. Rotation speed control of marine diesel engine generator based on artificial neural network[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2006, 27(3): 79–83.
- [16] 师萌,杨艺斌,杨定富,等. 脉冲负载下柴油发电机组建模优化与评价[J]. 强激光与粒子束, 2024, 36(5): 160–166.
SHI Meng, YANG Yibin, YANG Dingfu, et al. Optimization and evaluation of simulation model for dieselegenerator set with pulse load[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2024, 36(5): 160–166.
- [17] 李金蓉,邓先红,张乐,等. 基于SOM神经网络应急柴油发电机组故障诊断研究[J]. 核科学与工程, 2022, 42(5): 1152–1157.
LI Jinrong, DENG Xianhong, ZHANG Le, et al. Study on fault diagnosis of EDGs based on SOM neural network[J]. Nuclear Science and Engineering, 2022, 42(5): 1152–1157.
- [18] 赵东明,程焱明,曹明. 基于卷积神经网络的柴油发电机健康评估[J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 152–154.
ZHAO Dongming, CHENG Yanming, CAO Ming. Health assessment of diesel generators based on convolutional neural networks[J]. Computer Science, 2018, 45(S2): 152–154.
- [19] 同宏亮,李晓伟,李斌斌. 电动钻机动力系统柴油发电机组交互振荡的研究[J]. 电气工程学报, 2021, 16(2): 100–107.
YAN Hongliang, LI Xiaowei, LI Binbin. Study on the interaction oscillation of diesel generator set in the power system of electric drilling rig[J]. Journal of Electrical Engineering, 2021, 16(2): 100–107.
- [20] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735–1780.

收稿日期:2024-09-28

修改稿日期:2024-11-22