DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.8.192 **中图分类号**：TM712 **文献标志码**：A

基于 CNN-LSTM 的直流微电网稳定性判别方法

张晓棋[1]，覃 默[2]，熊 波[3]，蔡 慧[1]，李灵至[1]
(1.中国计量大学机电工程学院，杭州 310018；2.杭州海康威视数字技术股份有限公司，杭州 310051；3.中国电建集团华东勘测设计研究院有限公司，杭州 310061)

摘要：针对直流微电网系统中阻抗不匹配的问题，提出了一种基于卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)和长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络的直流微电网稳定性判别方法。首先，构建了 CNN-LSTM 复合网络模型，阐述了所提方法的基本结构和原理；其次，在 MATLAB/Simulink 中搭建了直流微电网系统的仿真模型，并进行了算例分析，详细描述了所提算法的实现过程；最后，将所提方法与人工神经网络 ANN(artificial neural network)模型、CNN 模型和 LSTM 模型进行了性能对比，并在半实物仿真测试平台上进行了实验验证。实验结果表明，所提方法能够自动提取特征，实现快速、准确的直流微电网系统的稳定性判别。

关键词：直流微电网；稳定性判别；卷积神经网络；长短期记忆网络

Stability Discrimination Method for DC Microgrid Based on CNN-LSTM

ZHANG Xiaoqi[1], QIN Mo[2], XIONG Bo[3], CAI Hui[1], LI Lingzhi[1]
(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China; 2. Hangzhou Hikvision Digital Technology Co., Ltd., Hangzhou 310051, China; 3. PowerChina Huadong Engineering Co., Ltd., Hangzhou 310061, China)

Abstract: To solve the problem of impedance mismatch in a DC microgrid system，a stability discrimination method for DC microgrid based on convolutional neural network (CNN) and long short-term memory (LSTM) network is proposed. First，a CNN-LSTM composite network model is constructed，and the basic structure and principle of the proposed method are expounded. Second，a simulation model of the DC microgrid system is built in MATLAB/Simulink，and a case study is carried out to describe the implementation process of the proposed algorithm in detail. Finally，the performance of the proposed method was compared with those of the artificial neural network (ANN)，CNN and LSTM models，and the experimental verification was carried out on a hardware-in-the-loop simulation test platform. Experimental results show that the proposed method can automatically extract features and achieve fast and accurate stability discrimination of the DC microgrid system.

Keywords: DC microgrid; stability discrimination; convolutional neural network (CNN); long short-term memory (LSTM) network

直流微电网在可再生能源发展中的地位日益重要，但其运行过程中存在的诸多不稳定性问题，可能导致设备损坏和供电中断，严重影响系统的可靠性[1-3]。在直流微电网系统中，负载变换器在反馈控制下常表现出恒定功率特性，与源变换器相互作用时易产生不稳定效应[4-7]，尤其是源变换器与负载变换器之间的阻抗不匹配问题，对直流微电网

收稿日期：2024-11-14；**修回日期**：2024-12-29；**录用日期**：2025-02-05；**网络首发日期**：2025-02-19
基金项目：国家自然科学基金资助项目(12404539)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 12404539

系统的稳定性造成了巨大威胁。若不及时采取预防措施，可能导致整个系统陷入瘫痪。

现有稳定性判别方法大多基于阻抗测量[8-9]，通过在控制环路中注入小扰动并测量系统的阻抗响应来评估系统的稳定性。这些方法往往具有侵入性，并且需要建立精确的数学模型，实用性不强。

近年来，基于数据驱动的方法[10-18]具有不需要精确建模和精度高的优点，在直流微电网的故障检测中得到了广泛应用。文献[10]提出了一种经验模态分解与决策树相结合的故障检测和分类方法，实现了风光储直流微电网配电线路故障的精准检测和分类；文献[11]提出了一种基于小波滑窗能量和支持向量机的故障诊断方法，能够有效识别直流微电网的短路故障和接地故障。然而以上方法需要通过信号处理方法人工提取特征，无法有效利用数据中更深层次的信息。

随着深度学习技术的快速发展，基于深度学习的数据驱动方法在电力系统中的应用逐渐增多。文献[13]通过建立时频特征组合，提出了一种基于一维卷积神经网络 1D-CNN(1D convolutional neural network)的功率器件开路故障检测方法，显著提高了故障诊断的准确率；文献[15]结合支持向量机和卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)，实现了电力系统的瞬态稳定性评估。以上方法利用 CNN 从数据中提取复杂的特征，有效克服了传统特征提取方法的局限性。

针对上述问题，本文提出了一种基于 CNN 和长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络的直流微电网稳定性判别方法，旨在通过自动特征提取实现直流微电网系统快速、准确的稳定性判别。

1　直流微电网系统结构与稳定性判别模型构建

1.1　直流微电网系统结构

直流微电网包含多种电源变换器接口的可再生能源，具有高效的能量管理和集成能力。直流微电网系统的基本结构如图 1 所示。直流母线电压不仅是系统能量平衡的重要体现，也是评估系统稳定性的关键特征指标[19]。作为稳定性判别的关键特征，直流母线电压具备较高的可靠性和可操作性，它能够快速响应负载变化，在多种可再生能源并网的情况下，提供一个集中的、实时的稳定性监测点，用于识别系统可能的失稳趋势。因此，本文将直流母线电压作为系统稳定性判别的特征量，以此评估直流微电网系统的稳定性。

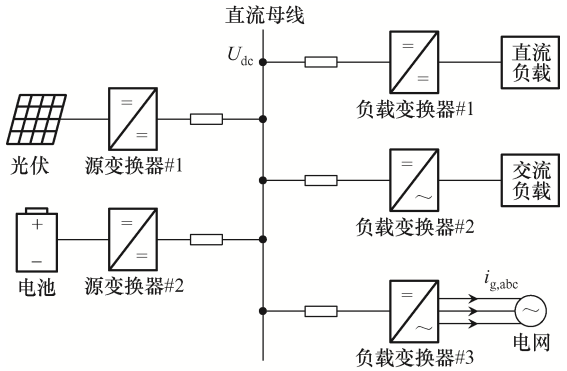


图 1　直流微电网系统结构

Fig. 1 Structure of DC microgrid system

1.2　1D-CNN

1D-CNN 通过一维卷积层，利用输入的一维序列与卷积核进行卷积运算，从而有效捕捉数据的局部特征，其数学模型为

$$y[i]=(x\otimes \boldsymbol{w})[i]+b \tag{1}$$

式中：$y[i]$为输出序列的第 i 个元素；x 为输入序列；$\otimes$ 为卷积运算；$\boldsymbol{w}$ 为卷积核的权重系数矩阵；b 为偏差量。

一维池化层通常用于降低特征维度，减少计算量，防止模型过拟合。极大池化的具体公式为

$$y[t]=\max_{k=0}^{P-1}(x[ts+k]) \tag{2}$$

式中：$y[t]$为输出序列的第 t 个元素；P 为池化窗口的大小；s 为步幅；$x[ts+k]$为输入序列中的元素，k 为窗口内遍历索引，取值范围为$[0,P-1]$，用于遍历池化窗口覆盖范围内所有输入样本点。

一维卷积运算示例如图 2 所示，其中输入为一维时间序列，卷积核大小为 3，输出通道为 32，填充为 1，步幅为 1；池化层的池化核大小(即池化窗口大小)为 2，步幅为 2。

1.3　LSTM 网络

LSTM 网络是一种循环神经网络 RNN(recu-

rrent neural networks)的变体，其结构包含输入门、遗忘门和输出门，能够有效保留和更新序列信息，从而捕捉长期依赖关系。LSTM 网络的单元结构如图 3 所示。

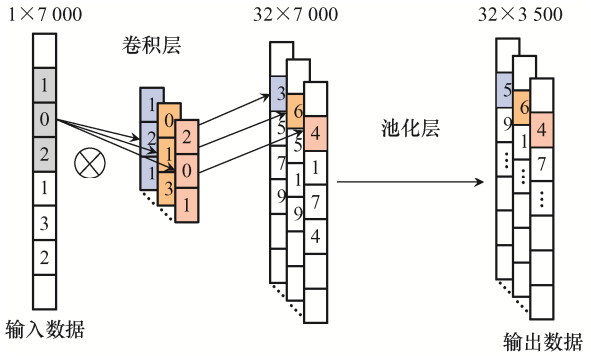


图 2 一维卷积运算

Fig. 2 1D convolution operation

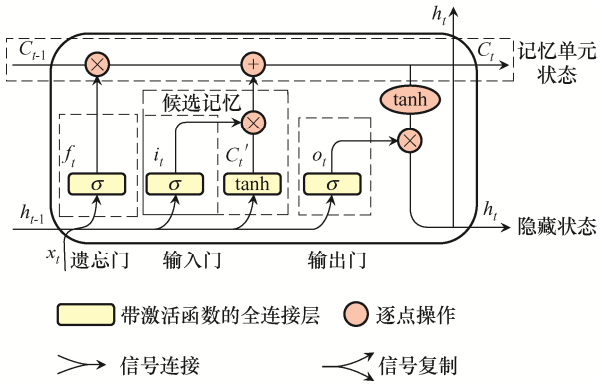


图 3 LSTM 网络的单元结构

Fig. 3 Structure of LSTM network unit

LSTM 网络单元根据当前输入和前一时刻的输出动态调整记忆和输出，具体公式为

$$\begin{cases} f_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ C'_t = \tanh(\boldsymbol{W}_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \\ C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot C'_t \\ o_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t = o_t \cdot \tanh C_t \end{cases} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{W}_f$、$\boldsymbol{W}_i$、$\boldsymbol{W}_C$、$\boldsymbol{W}_o$分别为遗忘门、输入门、候选记忆单元、输出门的权重矩阵；b_f、b_i、b_C、b_o为对应模块的偏置项；σ 为 Sigmoid 激活函数，输出取值范围 0~1；h_{t-1}为上一时刻隐藏状态；x_t为当前时刻输入；f_t、i_t、o_t分别为遗忘门、输入门、输出门的输出；C'_t为候选记忆单元状态；C_{t-1}、C_t分别为上一时刻和当前时刻记忆单元状态；h_t为当前时刻隐藏状态。

1.4 CNN-LSTM 模型构建

本文提出的 CNN-LSTM 模型结合了 CNN 和 LSTM 网络，适用于处理具有空间和时间特征的数据。

基于 CNN-LSTM 的直流微电网稳定性判别方法架构如图 4 所示。首先，使用 CNN 提取序列数据中的局部特征；然后，将 CNN 提取的特征传递给 LSTM 层，以捕捉特征之间的时间依赖性；最后，通过全连接层输出分类结果。

直流微电网的稳定性判别可以看作是一个二分类问题，损失函数采用交叉熵损失，其公式为

$$L(y, \hat{y}) = -\sum_{i=1}^{C} y_j \log \hat{y}_j \tag{4}$$

式中：C 为类别数；y_j为真实标签的独热编码(如果样本属于类别 $_j$，则 y_j=1；否则 y_j=0)；$\hat{y}_j$ 为模型对类别 $_j$ 的预测概率。

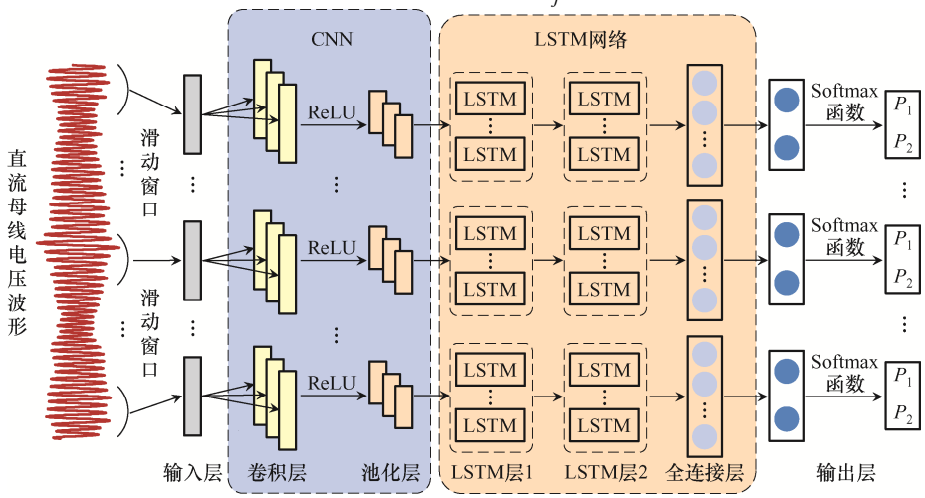


图 4 基于 CNN-LSTM 的直流微电网稳定性判别方法架构

Fig. 4 Architecture of stability discrimination method for DC microgrid based on CNN-LSTM

在直流微电网系统中，直流母线电压成分复杂，包含电网的二次功率纹波、可再生能源的功率波动、单相交流负载的功率纹波以及非线性负载引入的谐波等多种干扰信息。而 CNN-LSTM 模型结合了 CNN 的特征提取能力和 LSTM 网络的时间序列处理能力，适用于复杂直流母线电压时间序列数据的特征提取。

2　算例分析

在 MATLAB/Simulink 中搭建了如图 1 所示的直流微电网系统的仿真模型，仿真步长设置为 5×10^{-7} s。该系统的源端主要包括 2 个单元：一个是采用了最大功率点跟踪 MPPT(maximum power point tracking)控制的光伏发电单元；另一个是电压控制的电池单元，确保直流母线电压的稳定，并在光伏发电不足时提供必要的电力。负载端包含单相直流负载、单相交流负载、三相并网负载等多种类型的负载，以模拟实际应用中电力的多样化需求。系统源端的供电单元负责给负载端供电，多余的能量将被有效地送入电网，以实现能量的高效利用。

2.1　数据预处理

数据预处理步骤如下。

(1)数据采集。

通过滑动窗口技术采集直流母线电压的时间序列数据。每个窗口包含 7 000 个数据点，窗口之间不重叠，窗口时长为 3.5 ms。

(2)归一化。

为了提高模型训练的效率，采用最大最小值归一化对数据进行预处理。将数据的特征值转换到[0, 1]区间，以避免不同特征的尺度干扰模型训练和特征学习，具体公式为

$$X_{\text{norm}}=\frac{X-X_{\min}}{X_{\max}-X_{\min}} \tag{5}$$

式中：X_{norm}为归一化后的数据点；X为原始数据点；$X_{\min}$为特征列中的最小值；$X_{\max}$为特征列中的最大值。

(3)数据集划分。

完成数据归一化后，将数据划分为训练集和验证集，训练集用于模型的训练，验证集用于评估模型性能和优化超参数设置。此外，构造独立于训练集和验证集的测试集，用来测试模型在未见数据上的表现效果。

2.2　模型训练

本文搭建 CNN-LSTM 网络结构，各网络层的功能为：输入层接收经过预处理的直流母线电压时间序列数据；一维卷积层提取时间序列数据的局部特征，该层输入为一维时间序列，输出通道数为 32，卷积核大小为 3；卷积层后应用修正线性单元 ReLU (rectified linear unit)激活函数，引入非线性特性；池化层采用大小为 2、步幅为 2 的池化核，实现降低序列特征维度的目的；模型中包含 2 个 LSTM 层，每层设置 64 个隐藏单元，以获得序列中的时间关系；输出层为含有 2 个神经元的全连接层，每个输出神经元对应一个类别。输出结果通过 Softmax 函数进行处理，以计算每个类别的概率，用于数据分类。

将完成数据预处理的直流母线电压时间序列数据输入 CNN-LSTM 模型中，以训练模型并优化其性能。CNN-LSTM 模型的训练流程如图 5 所示。

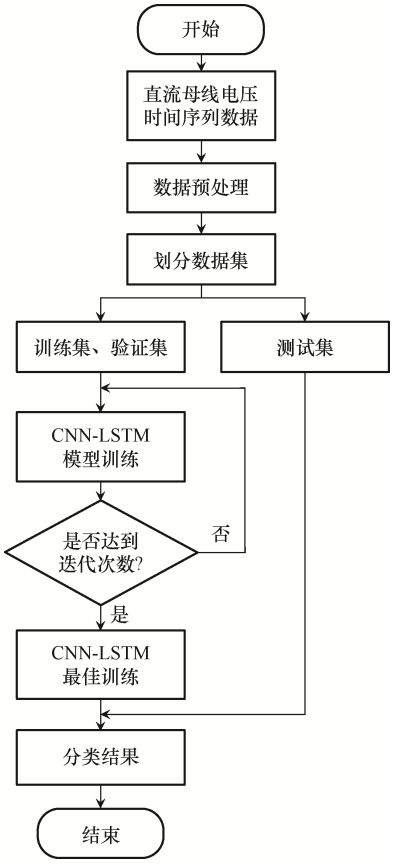


图 5　CNN-LSTM 模型训练流程

Fig. 5 Flow chart of training of CNN-LSTM model

模型训练的主要目标是最小化交叉熵损失 L，通过利用反向传播算法优化网络模型参数，逐步调整权重以提高分类性能。训练中使用 Adam 优化器[20]，学习率设置为 0.000 1，以确保模型稳定而有效地收敛。模型在训练集上进行 30 次迭代，并在每次迭代结束时利用验证集评估模型性能。所有训练均在 Python 3.6(PyTorch)中实现。

3 实验验证

3.1 模型性能对比

本实验通过增大直流微电网系统中的负载输出功率，即增大负载变换器的负阻抗，来构造系统的失稳工况。实验中改变了多种负载条件，并采集了稳定和失稳状态下的直流母线电压时间序列数据。对数据进行预处理后得到了 3 428 组数据，其中 80%作为训练集，20%作为验证集，以验证模型性能。

在模型训练中采用 5 折交叉验证，图 6 记录了每次实验 CNN-LSTM 模型在验证集上的准确率。由图可知，准确率最高可达 100%，最低为 98.83%，平均准确率为 99.68%。这说明模型的性能在不同数据子集上是稳定的，没有陷入过拟合状态。

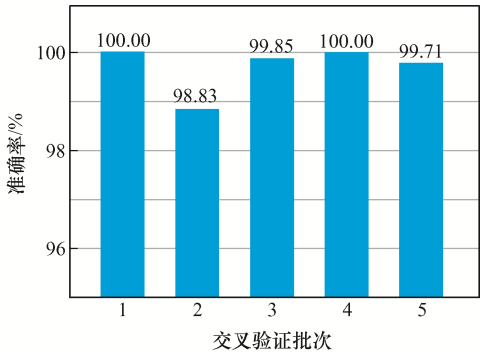


图 6 5 折交叉验证结果

Fig. 6 Results of 5-fold cross validation

将所提模型与 ANN、CNN 和 LSTM 模型进行性能对比，其中 CNN 和 LSTM 模型结构与本文所提模型结构相同。为了确保比较结果的可靠性，同样在实验中进行了 5 折交叉验证，并通过 5 次实验的平均结果对 4 种模型的性能做出评估。不同网络模型的验证准确率对比结果见表 1。

表 1 模型性能对比结果

Tab. 1 Result of comparison of performance among different models

网络模型	验证准确率/%
ANN	85.50
CNN	98.72
LSTM	94.86
CNN-LSTM	99.68

由表 1 可知，CNN 模型在直流微电网稳定性判别中表现良好，准确率达到了 98.72%；LSTM 模型因能捕捉直流母线电压时间序列中的长期依赖关系，也表现出较好的判别效果，准确率为 94.86%；而本文所提的 CNN-LSTM 模型结合了 CNN 和 LSTM 的时空特征提取能力，准确率高达 99.68%，相比于传统的 ANN 模型，准确率提高了 14.18%。实验结果表明，本文所提模型大大提高了直流微电网稳定性判别的准确率。

3.2 直流微电网系统稳定性判别结果

为了验证所提方法的有效性，在直流微电网系统仿真模型的基础上搭建了半实物仿真测试平台，如图 7 所示。

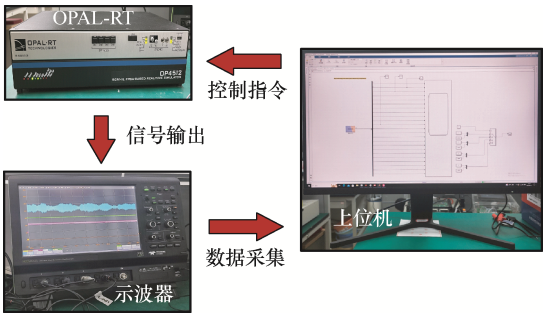


图 7 半实物仿真测试平台

Fig. 7 Hardware-in-the-loop simulation test platform

该平台基于 OPAL-RT 技术，旨在实现对直流微电网系统的实时仿真与监测。搭建的实验平台由上位机、示波器以及 OPAL-RT 实时仿真系统 3 部分构成。其中，上位机搭载 MATLAB/Simulink 与 RT-LAB 软件，直流微电网仿真模型在 Simulink 环境中搭建，通过 RT-LAB 完成模型编译并下载至 OPAL-RT 实时仿真硬件中运行；OPAL-RT 实时仿

真系统提供高性能的实时计算能力，使得仿真模型能够以较高的时间分辨率输出直流母线电压的实时波形；示波器采集直流母线电压信息，并将电压时间序列数据发送至上位机。将采集到的直流母线电压时间序列进行预处理后，输入训练好的 CNN-LSTM 模型中，以进行直流微电网系统的稳定性判别。

图 8 为所提方法在图 1 中的负载变换器#3 输出功率增大时的稳定性判别结果。图中：3 个波形分别为直流母线电压 U_{dc}、三相并网 a 相输出电流 i_a 以及系统失稳诊断信号；“0”表示系统稳定，“1”表示系统失稳。其中，失稳诊断信号是 CNN-LSTM 模型对直流母线电压的稳定性判别结果，该模型每隔 3.5 ms 进行 1 次系统的稳定性判别。

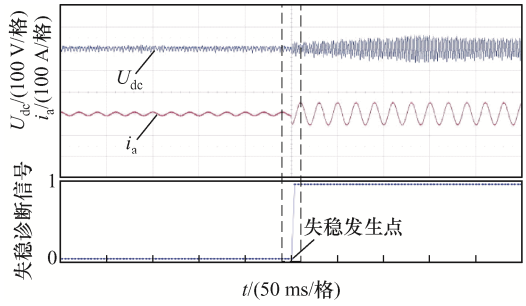


图 8　负载变换器#3 的输出功率从 5 kW 增加到 25 kW 时的稳定性判别结果

Fig. 8 Stability discrimination result when the output power of No. 3 load converter increases from 5 kW to 25 kW

由图 8 可知，当负载变换器#3 的输出功率从 5 kW 增加到 25 kW 时，系统出现了失稳现象，U_{dc} 波形产生大幅振荡。此时，失稳诊断信号由稳定信号“0”跳变到失稳信号“1”，表明本文所提方法能够快速识别直流微电网系统的不稳定状态。整体来看，该实验验证了所提方法的有效性，为直流微电网系统的稳定性判别提供了可靠依据。

4　结论

针对直流微电网系统中存在的阻抗不匹配问题，本文提出了一种基于 CNN-LSTM 的直流微电网稳定性判别方法。该方法构建了一个端到端的网络模型，实现了自动特征提取，减少了传统方法对人工特征提取的依赖，从而降低了时间和人力成本。实验结果表明，本文所提方法能够实现快速、准确的直流微电网系统稳定性判别，准确率达到 99.68%，与传统方法相比，准确率显著提高。

本文所提方法在直流微电网的稳定性判别中展现出了良好的性能。在未来，针对直流微电网有标签数据获取困难等问题，将进一步开发泛化能力强、精度高的基于无监督学习的直流微电网稳定性判别方法。

参考文献：

[1] 黄星灿, 赵晋斌, 曾志伟, 等. 多电压等级直流微电网小扰动稳定性分析[J]. 电力电子技术, 2024, 58(6): 123-126.
Huang Xingcan, Zhao Jinbin, Zeng Zhiwei, et al. Small-signal stability analysis of multi-voltage-level DC microgrids [J]. Power Electronics, 2024, 58(6): 123-126. (in Chinese)

[2] 李霞林, 郭力, 王成山, 等. 直流微电网关键技术研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(1): 2-17.
Li Xialin, Guo Li, Wang Chengshan, et al. Key technologies of DC microgrids: An overview [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(1): 2-17. (in Chinese)

[3] 陈浩杰, 李杨, 帅智康, 等. 多母线级联的海底直流供电系统阻抗建模与稳定性分析[J]. 电源学报, 2025, 23(1): 151-159.
Chen Haojie, Li Yang, Shuai Zhikang, et al. Impedance modeling and stability analysis of multi-bus cascaded subsea DC power supply system [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(1): 151-159. (in Chinese)

[4] Zhang Xin, Zhong Qingchang, Kadirkamanathan V, et al. Source-side series-virtual-impedance control to improve the cascaded system stability and the dynamic performance of its source converter [J]. IEEE Transactions on Power

Electronics, 2019, 34(6): 5854-5866.

[5] 吴当当, 滕青芳, 佐俊. 基于精确反馈线性化的直流微电网恒功率负载系统 NTSMC 稳定性研究[J]. 电源学报, 2020, 18(2): 104-112.
Wu Dangdang, Teng Qingfang, Zuo Jun. Research on NTSMC stability of DC microgrid constant power load system based on precise feedback linearization [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(2): 104-112. (in Chinese)

[6] 张泽华, 宋桂英, 张晓璐, 等. 考虑恒功率负载的直流微电网稳定性与鲁棒性控制策略[J]. 电工技术学报, 2023, 38(16): 4391-4405.
Zhang Zehua, Song Guiying, Zhang Xiaolu, et al. Stability and robustness control strategy of DC microgrid considering constant power load [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(16): 4391-4405. (in Chinese)

[7] 吴翔宇, 张晓红, 尚子轩, 等. 基于频域阻抗网络建模分析的交直流微电网振荡问题研究[J]. 电工技术学报, 2024, 39(8): 2294-2310.
Wu Xiangyu, Zhang Xiaohong, Shang Zixuan, et al. Research on the oscillation problem of AC-DC microgrids based on frequency domain impedance network modeling and analysis [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(8): 2294-2310. (in Chinese)

[8] Leng Minrui, Zhou Guohua, Li Haoze, et al. Impe- dance-based stability evaluation for multibus DC microgrid without constraints on subsystems [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 37(1): 932-943.

[9] Hassan R, Wang Hongjie, Zane R. A new online continuous stability monitoring method for DC microgrids [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(9): 10739-10749.

[10] 王晓东, 王若瑾, 刘颖明, 等. 基于 EMD-MDT 的直流微电网线路故障检测[J]. 太阳能学报, 2022, 43(11): 522-528.
Wang Xiaodong, Wang Ruojin, Liu Yingming, et al. Line fault monitoring of DC microgrid based on EMD-MDT [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(11): 522-528. (in Chinese)

[11] 石曼伶, 罗珍珍, 郑鑫龙, 等. 基于小波相对滑窗能量的直流微电网故障诊断方法[J]. 湖南电力, 2023, 43(5): 49-54.
Shi Manling, Luo Zhenzhen, Zheng Xinlong, et al. Fault diagnosis method for DC microgrids based on wavelet relative sliding window energy [J]. Hunan Electric Power, 2023, 43(5): 49-54. (in Chinese)

[12] 耿俊超, 王天真, 韩金刚, 等. 基于多级特征提取的并网逆变器故障诊断策略[J]. 电源学报, 2022, 20(4): 28-36.
Geng Junchao, Wang Tianzhen, Han Jingang, et al. Fault diagnosis strategy based on multi-level feature extraction for grid-connected inverter [J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(4): 28-36. (in Chinese)

[13] 李宇昂, 岳朋朋, 李豪. 基于 CNN 的 Buck-Boost 变流器开路故障诊断[J]. 电力电子技术, 2023, 57(7): 24-27.
Li Yuang, Yue Pengpeng, Li Hao. Open-circuit fault detection for Buck-Boost converter using CNN [J]. Power Electronics, 2023, 57(7): 24-27. (in Chinese)

[14] Linaro D, Bizzarri F, del Giudice D, et al. Continuous estimation of power system inertia using convolutional neural networks [J]. Nature Communications, 2023, 14: 4440.

[15] Jin Wei, Zhou Bing, Althubiti S A, et al. Transient stability assessment of power systems using support vector regressor and convolution neural network [J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2023, 37: 100826.

[16] Cai Huaxiang, Hill D J. A real-time continuous monitoring system for long-term voltage stability with sliding 3D convolutional neural network [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 134: 107378.

[17] 刘笑, 杨建, 李力, 等. 基于机器学习的带被动阻尼直流微电网系统的稳定性检测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(8): 2281-2293, 2324.
Liu Xiao, Yang Jian, Li Li, et al. Stability detection of DC microgrid systems with passive damping based on machine learning [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(8): 2281-2293, 2324. (in Chinese)

[18] 张建文, 包义玖, 臧甲杰, 等. 一种基于HHT的交直流微电网故障检测方案[J]. 电源学报, 2025, 23(8): 317-328.
Zhang Jianwen, Bao Yijiu, Zang Jiajie, et al. HHT-based fault detection scheme for AC-DC microgrid [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(8): 317-328. (in Chinese)

[19] 李伟锋, 鲍志阳. 直流微电网相关技术研究综述[J]. 电工材料, 2023(2): 90-96.
Li Weifeng, Bao Zhiyang. Overview of DC microgrid research with distributed energy [J]. Electrical Engineering Materials, 2023(2): 90-96. (in Chinese)

[20] Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization [EB/OL]. (2014-12-22)[2024-11-14]. https://arxiv.org/abs/1412. 6980



张晓棋

作者简介：

张晓棋(2000—)，女，硕士研究生。研究方向：直流微电网失稳监测。E-mail：zhangxiaoqi@cjlu.edu.cn。

覃默(1987—)，女，本科，高级工程师。研究方向：开关电源，充电桩。E-mail：qinmo@hikvision.com。

熊波(1984—)，男，本科，高级工程师。研究方向：水利水电工程，光伏电站，储能电站。E-mail：xiong_b@hdec.com。

蔡慧(1980—)，男，通信作者，博士，教授。研究方向：电力电子技术与电力传动，空调系统优化控制，新能源发电及其控制。E-mail：caihui@cjlu.edu.cn。

李灵至(1993—)，女，博士，讲师。研究方向：电力设备故障诊断，建筑室内系统控制。E-mail：20a0102180@cjlu.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)

(上接第 150 页)

of battery utilization and energy consumption in the large-scale development of urban electric vehicles [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2021, 118(17): e2017318118.

[20] Fuglede B, Topsoe F. Jensen-Shannon divergence and Hilbert space embedding [C]// International Symposium on Information Theory, 2004. ISIT 2004. Proceedings. Chicago, IL, USA, 2005: 31.



赵靖杰

作者简介：

赵靖杰(1996—)，男，中国电源学会会员，通信作者，硕士，助教。研究方向：锂离子电池健康管理。E-mail：zhaojingjie@mail.hfut.edu.cn。

胡聪慧(1998—)，女，硕士，助教。研究方向：新能源发电与智能微电网。E-mail：2991086978@qq.com。

(责任编辑：郭凯凯)