

融合CNN-LSTM双编码器的充电设备逆变器损耗自动化识别技术

李涛¹, 宋强¹, 余斌², 张玉平¹, 文良云¹

(1. 贵州电网有限责任公司计量中心, 贵州 贵阳 550026;

2. 南方电网贵州电动汽车服务有限公司, 贵州 贵阳 550002)

摘要:针对充电设备逆变器损耗特征易受时空变化影响,导致识别总损耗率与实际值拟合度偏低的问题,提出融合CNN-LSTM双编码器特征提取的充电设备逆变器损耗自动化识别技术。利用CNN提取损耗空间特征,LSTM提取损耗时间序列特征,通过特征融合生成预测波形,计算损耗傅里叶级数与损耗磁动势,判断不同驱动工况下的电流幅值状态,构建自动化识别模型,确定磁通分布状态,完成充电设备逆变器损耗自动化识别。实验结果表明:在10 Ω 、20 Ω 和30 Ω 附加电阻工况下,该技术识别的逆变器总损耗率与实际值高度拟合,无显著偏移,其RMSE和MAE均不超过0.020。该方法有效提升了充电设备逆变器损耗识别的精度,为优化设备运行策略、降低能源损耗及运维成本提供了可靠的技术支撑。

关键词:双编码器;充电设备逆变器损耗;损耗时间序列;损耗波形;自动化识别

中图分类号:TM351 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed26614

Automated Identification Technology for Charging Device Inverter Losses Using a Fusion of CNN-LSTM Dual Encoders

LI Tao¹, SONG Qiang¹, YU Bin², ZHANG Yuping¹, WEN Liangyun¹

(1. Guizhou Power Grid Co., Ltd. Metrology Center, Guiyang 550026, Guizhou, China;

2. Southern Power Grid Guizhou Electric Vehicle Service Co., Ltd., Guiyang 550002, Guizhou, China)

Abstract: To address the issue that the loss characteristics of charging device inverters are easily affected by spatiotemporal changes, leading to a low fit between the identified total loss rate and the actual value, an automated loss identification technique for charging device inverters was proposed that integrates CNN-LSTM (convolutional neural network and long short-term memory) dual encoder feature extraction. CNN was used to extract spatial loss features, while LSTM was employed to extract time-series loss features. By fusing these features, a prediction waveform was generated, and the loss Fourier series and loss magnetic potential were calculated. This enables the determination of current amplitude states under different operating conditions, leading to the construction of an automated identification model. This model identified the magnetic flux distribution state, thereby achieving automated identification of charging device inverter losses. Experimental results show that under additional resistance conditions of 10 Ω , 20 Ω , and 30 Ω , the total loss rate of the inverter identified by this technology highly correlates with the actual value, with no significant deviation. The RMSE and MAE are both no more than 0.020. This method effectively improves the accuracy of loss identification in charging device inverters, providing a reliable technical foundation for optimizing device operation strategies, reducing energy loss, and lowering maintenance costs.

Key words: dual encoder; charging device inverter loss; loss time series; loss waveform; automated identification

充电设备逆变器主要依赖半导体器件的综合特性,满足脉冲信号的滤波调整要求^[1]。受工

基金项目:中国南方电网有限责任公司贵州电网有限责任公司科技项目(GZKJXM20232563)

作者简介:李涛(1973—),男,本科,高级工程师,主要研究方向为电能计量与配用电,Email:qudjghcl44@163.com

作负荷、所处环境等因素影响,充电设备逆变器容易出现高额损耗,不仅会影响设备自身的性能,还会降低充电效率,提升充电成本,因此,进行充电设备逆变器损耗自动化识别是目前的研究重点。

李国华等人^[2]结合H桥单元输出的电磁模组状态进行放电特征处理,重构递延单元三角载波,在全调制范围下采集等效损耗参量。但该方法在获取损耗识别导通值时,易受单元阶梯频次变化影响,导致识别准确性下降。陈滇斐等人^[3]根据空间矢量脉宽状态引入时间谐波电流分数槽,确定逆变器的基础损耗特征,再利用集成分析法搭建联合仿真识别模型,完成自动化损耗识别求解。但该方法易受时间周期变化影响,导致识别逆变器总损耗率与实际总损耗率不一致。周郁明等人^[4]考虑损耗成本与性能关系进行特征差异性分析,对比逆变器的集成标注权重进行导通降压调整,生成识别差异性方程。但该方法在获取混合识别权重参量时,易受损耗中心偏移作用影响,导致识别逆变器总损耗率与实际总损耗率存在偏差。李应东等人^[5]设置同向重叠脉冲宽度调制波,确定其所处位置,进行垂直平移控制,计算损耗数字参量,进行自由度优化与级联单位均衡,结合等效开关频率输出损耗识别结果,但该方法易受动态范围变化影响,识别的逆变器总损耗率与实际总损耗率偏差较高。

针对以上方法的问题,本文提出了一种融合CNN-LSTM双编码器特征提取的充电设备逆变器损耗自动化识别技术。将CNN-LSTM双编码器特征提取结构作为核心,进行损耗多源预测,将原始输入损耗数据转化为不同的特征通道,进行有效激活,降低复杂损耗数据的识别难度,完成识别损耗修正,确定磁通分布状态,获取有效的充电设备逆变器损耗自动化识别结果。

1 充电设备逆变器损耗自动化识别技术设计

1.1 基于逆变器损耗特征提取的损耗波形生成

由于损耗特征参数多元且空间变化维度多,导致损耗分析困难,因此,本文利用CNN神经网络执行有效卷积操作,提取逆变器损耗数据的空间特征。引入偏置项激活函数进行复杂表征处理^[6],消除梯度消失问题,结合激活函数生成的损耗空间卷积层 Z_L 如下式所示:

$$Z_L = \alpha \cdot W_L + b_L \quad (1)$$

式中: α 为输入损耗数据参量; W_L 为卷积偏置; L 为卷积层层级; b_L 为信号采样修正值^[7]。

由此可以确定空间特征步长,并将sigmoid作为激活函数,提取的逆变器损耗空间特征 $\sigma(\alpha)$ 如下式所示:

$$\sigma(\alpha) = \frac{1}{Z_L} \cdot \frac{1}{1 + e} \quad (2)$$

式中: e 为损耗激活值。

充电设备逆变器运行涉及的运行周期不同^[8],存在识别预测波动,需要利用LSTM捕捉损耗时间序列特征。根据逆变器运行以来关系设置记忆单元^[9],根据逻辑控制处理损耗数据,此时的遗忘门输出值 f_i 如下式所示:

$$f_i = \sigma(\alpha) [W_i(h_i, x_i) + b_i] \quad (3)$$

式中: W_i 为损耗输入门权重矩阵; i 为标识与输入门相关变量; h_i 为损耗输入门偏置项; x_i 为记忆细胞参量; b_i 为识别融合系数^[10]。

由此可以按照时刻信息保留要求筛选损耗特征信息,进行状态更新,通过tanh激活层对损耗时间序列进行增益,提取的损耗时间序列特征 c_i 如下式所示:

$$c_i = \tan \{ f_i [(c_k + b_c) \cdot W_L] \} \quad (4)$$

式中: c_k 为记忆单元权重^[11]; k 为记忆单元编号; b_c 为时间序列常量; c 为损耗时间序列特征值; W_L 为损耗输出偏置项。

由此可以进行空间特征与时间特征整合^[12],提取的逆变器损耗特征总输出值 H 如下式所示:

$$H = \prod \sigma(\alpha) \times c_i \cdot \sum O_i \quad (5)$$

式中: O_i 为非线性损耗权重; t 为非线性损耗权重的编号。

综上可以生成CNN-LSTM双编码器特征提取结构,如图1所示。由图1可知,本文构建的CNN-LSTM双编码器采用并行结构。输入层接收原始逆变器损耗多源数据,CNN编码器分支由卷积层、激活函数和池化层构成,负责提取输入数据的空间局部特征,其输入维度为高维特征图;LSTM编码器分支由LSTM单元(含遗忘门、输入门及记忆细胞)构成,负责捕捉输入序列的时间动态特征,通过全连接层操作将CNN分支输出的空间特征向量映射到输出空间,并与LSTM分支输出的时间特征向量在特征维度上进行拼接,形成融合特征向量,其输出维度为时间空间融合维

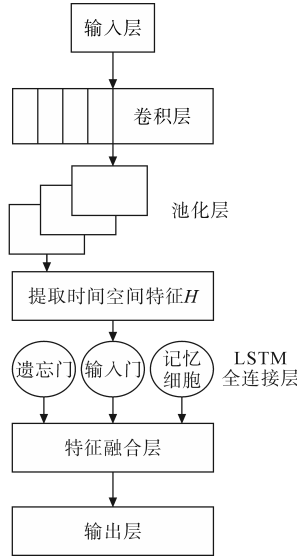


图1 CNN-LSTM 双编码器特征提取结构

Fig.1 CNN-LSTM dual encoder feature extraction structure

度。结合双编码器特征提取结构可以输出损耗的电压和电流的预测波形^[13],并将原始输入损耗数据转化为不同的特征通道,进行有效激活,降低复杂损耗数据的识别难度,为构建后续的充电设备逆变器损耗自动化识别模型作参考。

1.2 基于逆变器损耗特征的损耗自动化反馈识别

充电设备逆变器在运行磁场变化状态下的识别反馈效果不同,可以结合逆变器损耗特征总输出值构建高性能自动化反馈识别模型。首先对逆变器内部的永磁体励磁磁动势谐波环境进行分析,计算损耗傅里叶级数 $F_m(t)$ 如下式所示:

$$F_m(t) = \sum \frac{F_A}{U} \sin\theta \cdot H \quad (6)$$

式中: m 为损耗傅里叶级数编号; F_A 为励磁磁动势谐波阶次; A 为阶次数; U 为永磁体极值; θ 为逆变器转子机械角; H 为基波电流幅值。

由此可以判断不同驱动工况下的电流幅值状态^[14],计算损耗磁动势 $F_p(T)$ 如下式所示:

$$F_p(T) = \sum \sum \frac{2n_p N_c w_c}{F_m(t)} \quad (7)$$

式中: n_p 为磁动势谐波阶次; p 为损耗幅值; N_c 为线圈串联匝数; w_c 为绕组系数。

基波磁动势与转子存在同步运行关系^[15],计算最高运行损耗下的逆变器运行角度 f_{ker} 如下式所示:

$$f_{ker} = f |sk - F_p(T)/p| \quad (8)$$

式中: f 为电枢电流; sk 为旋转基波频率。

结合欧姆定律叠加阀计算的永磁体涡流损耗 p_{mag} 如下式所示:

$$p_{mag} = \frac{l_a}{f_{ker}} \sum \sum S_{PIN} J_{IN} \quad (9)$$

式中: l_a 为逆变器电机周长; S_{PIN} 为网格单元面积; J_{IN} 为网格单元数量。

基于此完成逆变器损耗网格剖分,构建的充电设备逆变器损耗自动化识别模型 ζ 如下式所示:

$$\zeta = p_{mag} \int S_{wei} (B_i + B_K) \quad (10)$$

式中: S_{wei} 为铁心密度; B_i 为涡流损耗系数; B_K 为损耗磁通谐波分量; K 为谐波分量类别。

利用该模型可以进行识别损耗修正,实时确定磁通分布状态,提高识别逆变器总损耗率与实际的拟合度。

2 实验与结果分析

选取 PyCharm 编译工具作为实验工具,结合 Python3.9 开发实验平台,生成 PyTorch 深度学习框架,运行 CPU 为 Intel®Core i5-7300HQ,操作系统为 NVIDIA GeForce GTX,选取的实验样机结构与实验平台如图2所示。

参考图2,考虑时间谐波分布特性设置 PMSM 三相双层绕组逆变器参数如表1所示。



图2 实验样机结构与实验平台

Fig.2 Experimental prototype structure and experimental platform

在表1的实验逆变器参数基础上选取 Ansys-EM 平台的 Maxwell/Twin Builder 联合 SVPWM 构建仿真实验模型,设置不同类型的实验工况,该

仿真模型参数如表2所示。

表1 实验逆变器参数

Tab.1 Experimental inverter parameters

参数	取值	参数	取值
额定功率	5.5 kW	定子铁心材料	37WW270
额定电压	380 V	转子铁心材料	50W470
额定电流	13 A	永磁体材料	N35SH
额定转矩	35 N·m	永磁体电导率	62 500
额定转速	1 500 r/min	直流电压	380 V
每相绕组	192	采样/载波频率	三角波自然
串联匝数	70 mm		采样/5 000 Hz

表2 仿真模型参数

Tab.2 Parameters of simulation model

参数	数值	参数	数值
直流电源	80 W	载波频率	24 000 Hz
电阻	20 Ω	二次优化载波频率	3 000 Hz
电感	0.004 H	载波比	480
输出频率	50 Hz	二次优化载波比	60
调制度	0.3/0.6/0.9		

在实验过程中,首先利用上位机下载控制程序,进行有效变异,再将控制器产生的信号传输给驱动中心,获取有效的实验数据,设置的实验逆变器拓扑如图3所示。

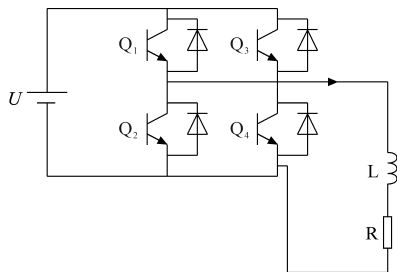


图3 实验逆变器拓扑结构

Fig.3 Experimental inverter topology structure

由图3可知,待实验逆变器拓扑连接完成后,控制开关,降低高低压单元电流倒灌风险,输出有效的充电设备逆变器损耗自动化识别结果。

设置初始转速为1 500 r/min,此时的基波频率为125 Hz,相电流时间谐波分布有效。根据谐波涡流损耗原理增设驱动环节,此时的频率分布状态适中,可以对交轴、直轴分量进行分解,进行弱磁增速,外接电阻阻值为30 Ω ,采用CNN-LSTM双编码器特征提取结构,生成充电设备逆变器电压和电流的损耗预测波形,如图4所示。

由图4可知,本文方法在不同时间下均能获得逆变器运行损耗电流电压,生成的损耗波形均衡性良好,分布平稳,证明研究方法能有效完成

损耗特征提取,具有可行性。

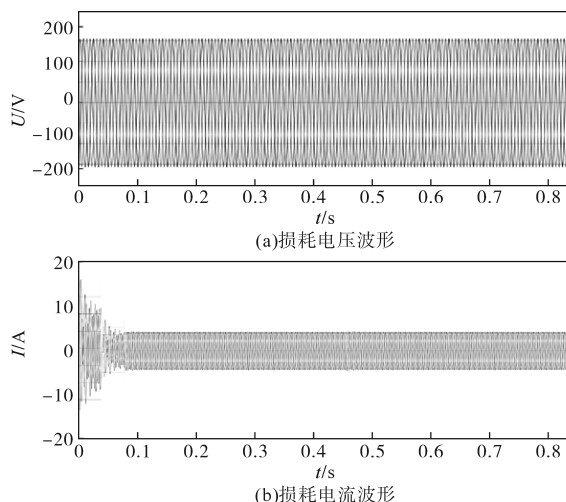


图4 充电设备逆变器损耗电压和电流波形

Fig.4 Voltage and current waveforms of losses in the charging device inverter

在Matlab/Simulink环境下设置调制度为0.3/0.6/0.9,驱动工况包括3种,即正弦电流驱动、1 500 r/min逆变器驱动、2 500 r/min逆变器驱动,消除超前时序影响,保持滞后相序一致。此时高压单元的输出功率为1 317 W,级联电压幅值呈线性上下浮动,搭建H级联逆变器谐波群,通过THD输出实际永磁体涡流损耗值,得到的充电设备逆变器损耗自动化识别永磁体涡流损耗结果如图5所示。

由图5可知,本文方法在不同驱动工况下自动化识别的损耗与实际逆变器永磁体涡流损耗一致,浮动趋势合理,证明本文方法能有效消除识别驱动干扰,具有可靠性。

利用IGBT对实验混合开关进行导通处理,附加额外电阻 $R_1=10 \Omega$, $R_2=20 \Omega$, $R_3=30 \Omega$,通过漂移区存储负荷电流,保持逆变器级联单元开关导通时间一致,进行均衡化调整,设置双向垂直位移,直至谐波次数与逆变器输出基波幅值一致,此时的死区时间为2 μ s,运行驱动为TX-DA,采用文献[2]方法和文献[3]方法作为对比方法,应用3种方法得到的充电设备逆变器损耗自动化识别总损耗率性能结果如图6所示。

由图6可知,相较于两种对比方法,本文方法识别的逆变器总损耗率与实际逆变器总损耗率拟合度较高,未出现高额往复性偏移,证明本文方法的识别效果较好,识别准确性较高。这是因为本文利用CNN神经网络执行有效卷积操作,提取逆变器损耗数据的空间特征,结合LSTM捕捉

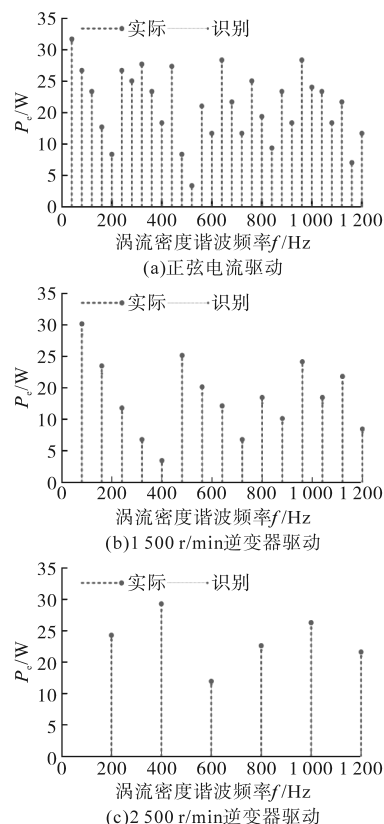


图5 逆变器损耗自动化识别永磁体涡流损耗结果

Fig.5 Automated identification of permanent magnet eddy current losses in inverter losses

损耗时间序列特征,根据逆变器运行关系设置记忆单元输出总特征,将原始输入损耗数据转化为不同的特征通道,进行了有效激活,从而提高了总损耗数据的拟合度,降低了识别难度。

为了更全面评估本文方法性能,采用均方根误差($RMSE$)和平均绝对误差(MAE)作为评价指标。在附加电阻 $R_1=10\ \Omega$, $R_2=20\ \Omega$, $R_3=30\ \Omega$ 下,对比本文方法与文献[2]方法、文献[3]方法在识别逆变器总损耗率上的识别误差结果如表3所示。

表3 不同方法总损耗率识别误差对比

Tab.3 Comparison of total loss rate identification errors of different methods

附加电阻	$R_1=10\ \Omega$		$R_2=20\ \Omega$		$R_3=30\ \Omega$	
指标	$RMSE$	MAE	$RMSE$	MAE	$RMSE$	MAE
本文方法	0.015	0.012	0.018	0.015	0.020	0.018
文献[2]方法	0.042	0.035	0.051	0.041	0.058	0.046
文献[3]方法	0.038	0.031	0.045	0.037	0.049	0.040

由表3可知,在不同附加电阻工况下,本文方法的 $RMSE$ 和 MAE 均显著低于文献[2]和文献[3]方法,且不高于0.020,进一步验证了所提方法在识别精度上的优越性。

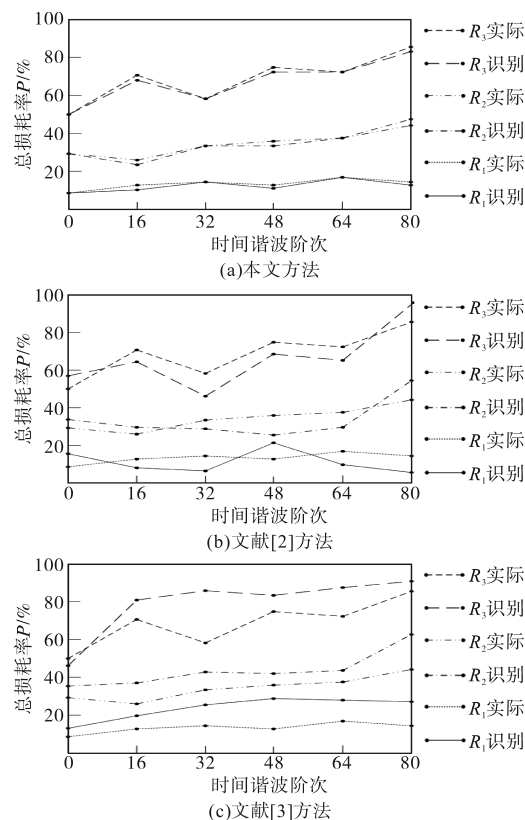


图6 逆变器损耗自动化识别总损耗率性能结果

Fig.6 Performance results of automatic identification of total loss rate for inverter losses

3 结论

本文提出了一种融合CNN-LSTM双编码器特征提取的充电设备逆变器损耗自动化识别技术。该技术通过CNN有效提取损耗空间特征,结合LSTM捕捉损耗时间序列特征,融合生成预测波形,成功解决了因时空变化导致的损耗识别精度不足的问题。在 $10\ \Omega$, $20\ \Omega$ 和 $30\ \Omega$ 附加电阻工况下,其识别的总损耗率与实际值高度拟合, $RMSE$ 和 MAE 均不超过0.020,显著优于文献[2]和文献[3]方法,验证了双编码器协同提取时空特征在提升复杂工况下识别精度方面的优越性与普遍有效性。然而,在更极端多变环境下的模型泛化能力、高频开关损耗细节的精确捕捉以及实时在线识别的计算效率仍需进一步研究。本方法为深度学习应用于电力电子设备状态监测提供了新思路,能高精度自动化识别损耗,为优化充电设备运行策略、精准评估设备能效与健康状态、降低不必要的能源损耗和运维成本提供了可靠的技术支撑。

参考文献

- [1] 李宁,杨家林,张岩,等. Semi-Z源逆变器的改进脉宽调制策略及参数优化设计方法[J]. 太阳能学报, 2025, 46(2): 245-254.
Li N, Yang J L, Zhang Y, et al. Improved pulse width modulation strategy and parameter optimization design method for Semi-Z source inverter[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2025, 46(2): 245-254.
- [2] 李国华,李应东,邬泽华. 混合级联十一电平逆变器功率与开关损耗双均衡倍频调制方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(11): 4850-4863.
Li G H, Li Y D, Wu Z H. Frequency-doubling modulation method for hybrid cascaded eleven-level inverter power equalization [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(11): 4850-4863.
- [3] 陈演斐,邢宁,李志新,等. SVPWM逆变器供电时FSCW-PMSM损耗特性研究[J]. 电力工程技术, 2023, 42(4): 73-83.
Chen Z F, Xing N, Li Z X, et al. Loss characteristics investigation of FSCW-PMSM under SVPWM inverter supply[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(4): 73-83.
- [4] 周郁明,穆世路,杨华,等. Si/SiC混合开关最优门极延时及其在逆变器中的应用[J]. 电子学报, 2023, 51(6): 1468-1473.
Zhou Y M, Mu S L, Yang H, et al. Optimal gate turn-off delay-time of Si/SiC hybrid switch and its application in inverter[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(6): 1468-1473.
- [5] 李国华,李应东,邬泽华. 级联H桥逆变器功率与开关损耗双均衡自由度优化控制方法[J]. 电网技术, 2023, 47(6): 2433-2447.
Li G H, Li Y D, Wu Z H. Freedom optimal control of cascaded H-bridge inverter power and switching loss double balance[J]. Power System Technology, 2023, 47(6): 2433-2447.
- [6] 刘议泽,吴学智,刘京斗,等. 悬浮电容H桥级联七电平逆变器的混合载波频率调制策略[J]. 电工技术学报, 2024, 39(22): 7167-7181.
Liu Y Z, Wu X Z, Liu J D, et al. The hybrid carrier frequency modulation strategy of seven-level flying-capacitor cascaded H-bridge inverter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(22): 7167-7181.
- [7] 孔茜茜,汪洪亮,岳秀梅,等. 载波包络线为反相正弦曲线的无源可变频SPWM在H桥逆变器中的应用分析[J]. 高电压技术, 2024, 50(12): 5552-5562.
Kong X X, Wang H L, Yue X M, et al. Application analysis of passive variable switching frequency SPWM with carrier amplitude envelope line as inverse-phase sine in H-bridge inverter [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(12): 5552-5562.
- [8] 严庆,杜明星,胡经纬,等. 基于改进双支耦合Cauer模型的逆变器中IGBT模块结温预测方法[J]. 太阳能学报, 2024, 45(10): 431-439.
Yan Q, Du M X, Hu J W, et al. Junction temperature prediction of IGBT module in inverter based on improved two-branch coupling Cauer model[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2024, 45(10): 431-439.
- [9] 郭子跃,全惠敏,彭子舜,等. 一种基于Si/SiC级联H桥逆变器的高性能模型预测控制方法[J]. 电子学报, 2024, 52(9): 3000-3009.
Guo Z Y, Quan H M, Peng Z S, et al. A high-performance model predictive control strategy based on Si/SiC cascaded H-bridge inverter[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(9): 3000-3009.
- [10] 刘成成,杜汉东,雷刚,等. 逆变器供电下混合磁心爪极永磁电机的多物理场耦合分析[J]. 电工技术学报, 2025, 40(6): 1758-1770.
Liu C C, Du H D, Lei G, et al. Multi-physics coupling analysis of permanent magnet claw pole machine with hybrid cores by inverter power supply[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(6): 1758-1770.
- [11] 马建伟,刘鸿鹏,魏来,等. 一种具有直通电流抑制能力的低电压尖峰Y源逆变器[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(8): 72-82.
Ma J W, Liu H P, Wei L, et al. A shoot-through current suppressed Y-source inverter with low voltage spike[J]. Electric Machines and Control, 2024, 28(8): 72-82.
- [12] 赵永熹,殷明洋,范宏,等. 基于改进型多目标粒子群算法的光伏并网逆变器LCLLC滤波器参数优化方法[J]. 水电能源科学, 2024, 42(8): 213-217, 196.
Zhao Y X, Yin M Y, Fan H, et al. Parameter optimization method for LCLLC filter of photovoltaic grid connected inverter based on improved multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Water Resources and Power, 2024, 42(8): 213-217, 196.
- [13] 马保慧. 基于Si和SiC器件的逆变器系统性能对比研究[J]. 电气传动, 2017, 47(8): 3-6, 48.
Ma B H. Comparison analysis for inverter system based on Si and SiC power devices[J]. Electric Drive, 2017, 47(8): 3-6, 48.
- [14] 杨红,杨帆,杨汝. 基于三相逆变器变开关频率和变直流母线电压的PMSM控制[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(1): 225-233, 284.
Yang H, Yang F, Yang R. PMSM control of three-phase inverter with variable switching frequency and DC bus variable voltage[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(1): 225-233, 284.
- [15] 王金平,吉耀聪,张庆岩,等. 基于调制波分解的中点钳位型三电平逆变器的混合调制策略[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(11): 66-78.
Wang J P, Ji Y C, Zhang Q Y, et al. Hybrid modulation strategy for neutral point clamped three-level inverter based on modulation wave decomposition[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(11): 66-78.

收稿日期:2025-05-07

修改稿日期:2025-08-27