DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.4.271 **中图分类号**：TM46 **文献标志码**：A

基于双尺度卷积神经网络的 TMMC 直流母线电容参数辨识

代子阔[1]，张东升[2]，刘尚坤[3]，郭 任[4]，陈丽娟[5]，汪 诚[6]
(1.国网辽宁省电力有限公司，沈阳 110000；2.国网辽宁省电力有限公司鞍山供电公司，鞍山 114000；3.国网阜新供电公司，阜新 123100；4.国网沈阳供电公司，沈阳 110003；5.国网本溪供电公司，本溪 117020：6.南京理工大学自动化学院，南京 210094)

摘要：T 型级联模块化多电平变换器 TMMC(T-cascade modular multilevel converter)结合多电平和级联模块化技术，具有九电平端口电压、冗余开关模式、多电源端口和硬件复用等特点，是实现高功率密度高效率不间断电源 UPS(uninterruptible power supply)的理想拓扑之一。然而，直流母线电容器数量多、易失效，对 TMMC-UPS 的可靠运行构成威胁，因此，考虑对 TMMC-UPS 场合母线电容器进行监测来智能感知电容容量变化、预防电容退化故障，保证不间断供电可靠性。提出 1 种双尺度卷积神经网络模型，通过提取电容电压纹波的低频和中频特征，实现电容容值和串联电阻的双重识别，提高电容器状态监测精度。所提方法基于数据驱动，不依赖数学模型，同时不需要增加额外测量硬件，易推广到其他类型变换器的参数辨识领域。

关键词：电容；T 型级联模块化多电平变换器；参数辨识；双尺度卷积神经网络

Parameter Identification for DC-link Capacitors in TMMC Based on Double-scale Convolutional Neural Network

DAI Zikuo[1], ZHANG Dongsheng[2], LIU Shangkun[3], GUO Ren[4], CHEN Lijuan[5], WANG Cheng[6]
(1. State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd., Shenyang 110000, China; 2. Anshan Power Supply Company, State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd., Anshan 114000, China; 3. State Grid Fuxin Power Supply Company, Fuxin 123100, China; 4. State Grid Shenyang Power Supply Company, Shenyang 110003, China; 5. State Grid Benxi Power Supply Company, Benxi 117020, China; 6. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: By combing the multi-level technology with the cascade modular technology, the T-cascade modular multilevel converter (TMMC) has characteristics such as 9-level port voltage, redundant switching mode, multiple power ports and hardware multiplexing, and it has become one of the ideal topologies for realizing uninterruptible power supply (UPS) with high power density and high efficiency. However, the large number of DC-link capacitors which are susceptible to failures poses a threat to the reliable operation of TMMC-UPS. Therefore, it is necessary to monitor DC-link capacitors under the scenario of TMMC-UPS to intelligently perceive the changes in the capacitance value and prevent the degradation failure of capacitors, so as to ensure the reliability of UPS. Therefore, a double-scale convolutional neural network model is proposed. By extracting the low- and medium-frequency features of capacitor voltage ripple, both the capacitance value and the equivalent series resistance can be identified, thus improving the monitoring accuracy of capacitor status. The proposed data-driven method does not rely on any mathematical model, and it does not need to add additional measurement hardware either, so it can be easily extended to the parameter identification field of other types of converters.

Keywords: Capacitor; T-cascade modular multilevel converter (TMMC); parameter identification; double-scale convolutional neural network

收稿日期：2023-11-09；**修回日期**：2024-01-09，2024-02-03；**录用日期**：2024-02-21；**网络首发日期**：2024-04-28
基金项目：国网辽宁省电力有限公司科技资助项目(21YF-63)
This work is supported by the Science and Technology Program of State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd. under the grant 21YF-63

不间断电源 UPS(uninterruptible power supply)能实现交流电从电网到关键负载的传输[1-2]，在现代电网中发挥着重要作用，其中 T 型变换器因其功率密度高、效率高而被广泛使用。有学者结合多电平和级联模块化技术，进一步提出 T 型级联模块化多电平变换器 TMMC(T-cascade modular multilevel converter)，其兼具两电平结构、中性点钳位结构的优点，如低导通损耗、低开关损耗和高电能质量，且因其模块化和可扩展性而成为中、高压和大功率应用的 1 种有吸引力的拓扑结构[3]。对于 UPS 而言，电容器相较于功率开关半导体器件、滤波电感等更易失效，是决定 UPS 可靠性的关键元器件。由于化学过程、老化等原因，电容参数会发生变化，当电容值下降到额定值的 80%或等效串联电阻 ESR (equivalent series resistance)增加到额定值的 2~3 倍时，电容器失效、电容电压上升、纹波加重，严重损害 UPS 运行[4]，因此有必要对电容器的状态进行监测。

对于电容器状态监测，文献[5]提出了 1 种基于 ESR 估计的多电平变换器子模块电容识别方法，通过检测电容电压上由于 ESR 存在导致的正负双跳变沿，利用流入子模块的桥臂电流计算出 ESR，但该方法需要精确的电路模型，在实际应用中难以建立；文献[6]通过注入特定的交流电压或电流分量，根据采样的直流母线电容电压和电流纹波估计电容参数，然而基于信号注入的方法会导致电源电流有额外的高次谐波产生，影响系统的稳定性和暂态性；文献[7]提出基于直流链路电容电压和电流的开关频率分量，通过曲线拟合技术建立 ESR 的热行为模型以估计电容器的 ESR，但该方法须增加高频电流传感器，牺牲了制造成本，且其准确性依赖于温度估计方法的精确程度。

随着人工智能的快速发展，机器学习在电力电子领域中逐渐被广泛应用，其中不乏逆变器故障诊断[8]、DC-DC 变换器先进控制、DC-DC 变换器的参数估计[9]等。文献[10]提出了 1 种基于人工神经网络的脉冲宽度调制 PWM(pulse width modulation)变换器电容参数辨识方法；文献[11]提出了 1 种基于改进灰狼优化-反向传播 IGWO-BP(improved grey wolf optimization-back propagation)的神经网络算法对电容进行估计。上述方法均将输出电流和直流链路电压纹波作为训练数据，根据数据训练出可靠的模型以估计电容，但方法只专注于电容容量辨识，忽略了另一个重要参数 ESR。此外，上述方法均采用浅层神经网络人工提取特征，通常需要结合其他算法才能够进行有效地参数辨识，且特征提取和预测是分开设计的，需要大量信号处理技术的先验知识和辨识的专业知识，相对费时费力。

相对而言，深度学习模型如堆叠去噪自编码器、深度极限学习机和卷积神经网络等已被证明具备优秀的预测能力，已被引入到电力系统[12]和电力电子领域之中[13]。文献[14]通过将电机轴承故障信号转换为二维图像，采用 LeNet-5 卷积神经网络对二维图像进行特征提取并实现故障诊断；文献[15]研究了 1 种基于深度置信网络 DBN(deep belief network)的改进方法，并将其用于航空发电机旋转整流器故障特征提取及诊断操作。受上述深度学习在电力电子中应用的启发，本文提出 1 种基于双尺度卷积神经网络 DSCNN(double-scale convolutional neural network)的 T 型级联模块化多电平变换器直流母线电容参数辨识方法，通过提取 TMMC 系统的电容电压纹波的低频与中频特征，进而准确估计电容容值及其等效串联电阻，实现对电容器状态的精确监测。

1 TMMC 结构及其母线电容参数特征选取

TMMC 的拓扑结构如图 1 所示[3]，每个模块由 1 个 T 型整流桥臂、1 个复用桥臂和 1 个 T 型逆变桥臂构成，其中复用桥臂同时参与整流和逆变。在 TMMC 系统稳定运行时，网侧输入纹波功率、网侧滤波电感纹波功率、负载纹波功率等均会造成直流母线电容产生 2 次纹波。此外，TMMC 采用文献[3]中的调制策略时，由于电力转换器的非线性特性和电路参数的不匹配，可能会导致电容电压不平

衡，进而引入谐波成分；采用均压控制策略时，2 次纹波将会通过传感器采样反馈到控制环路，导致网侧电流 3 次谐波含量增加，网侧出现 4 次谐波功率，进而引入直流侧电容电压的 4 次谐波分量。以此类推，网侧电流出现 5、7、9 等奇数次谐波，直流侧出现 6、8、10 等偶数次谐波。

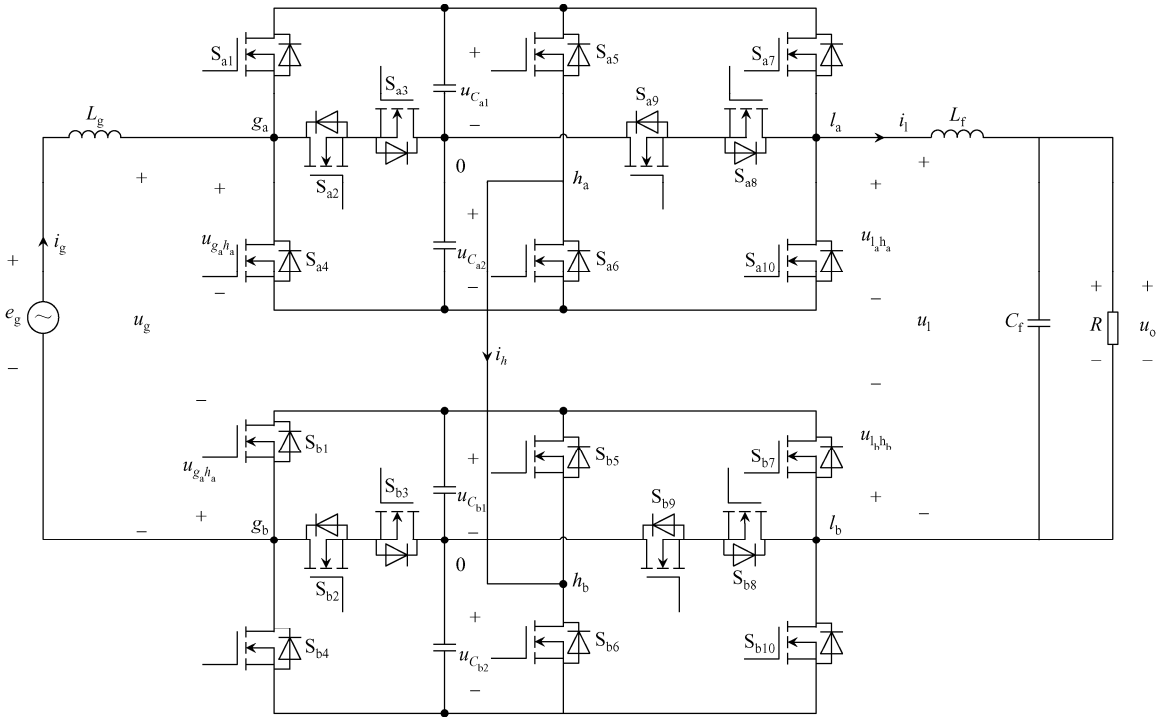


图 1　T 型级联模块化多电平变换器拓扑结构

Fig. 1 Topology of TMMC

图 2 为直流侧电容电压的各次谐波含量及其频谱分布，可以看出，电容电压含有丰富的低频和中频谐波以及少量的开关次高频谐波，其中 2 次谐波含量最高，因此，本文将利用这些谐波成分表征电容器参数。电容器简化模型如图 3 所示，其中 C 为电容，R_{ESR} 和 L_{ESL} 分别为等效串联电阻和等效串联电感 ESL(equivalent series inductor)。

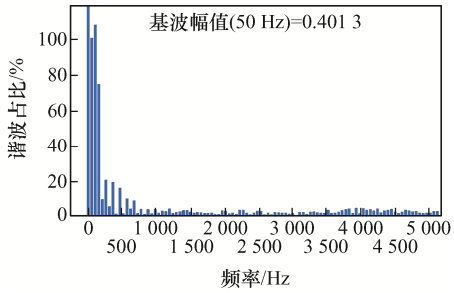


图 2　直流母线电压 FFT 分析

Fig. 2 FFT analysis of DC-link voltage

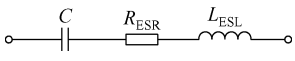


图 3　电容器的简化模型

Fig. 3 Simplified model of capacitor

电容阻抗特征如图 4 所示。当 $f \leqslant f_1$ 时(区域 I，低频段)，阻抗由电容 C 主导；当 $f_1 \leqslant f \leqslant f_2$ 时(区域 II，中频段)阻抗由 R_{ESR} 主导；当 $f_2 \leqslant f$ 时(区域 III，高频段)阻抗由 L_{ESL} 主导。因为 TMMC 在正常工作频率下的 L_{ESL} 非常小，所以 ESL 可以忽略不计。因此，TMMC 系统的工作频率在中频段及以下，所以 C 和 R_{ESR} 是电容器的主要退化指标。

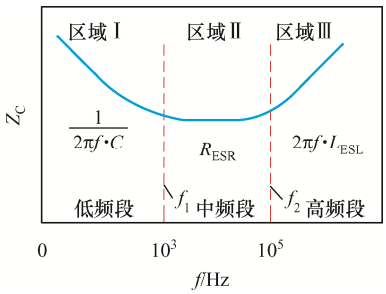


图 4　电容阻抗特性

Fig. 4 Characteristics of capacitive impedance

根据欧姆定律，电容电压纹波 u_C 和电流纹波

i_C的关系可表示为

$$u_C(t)=\frac{1}{C}\int_0^t i_C(t)\,\mathrm{d}t+R_{\mathrm{ESR}}\cdot i_C(t) \tag{1}$$

此外，在低频段和中频段的 u_C 可分别简化为

$$\begin{cases}u_{C,\mathrm{LF}}(t)\approx\dfrac{1}{C}\displaystyle\int_0^t i_{C,\mathrm{LF}}(t)\,\mathrm{d}t\\ u_{C,\mathrm{MF}}(t)\approx R_{\mathrm{ESR}}\cdot i_{C,\mathrm{MF}}(t)\end{cases} \tag{2}$$

式中：$u_{C,\mathrm{LF}}$、$i_{C,\mathrm{LF}}$分别为低频段的电压、电流纹波；$u_{C,\mathrm{MF}}$、$i_{C,\mathrm{MF}}$分别为中频段的电压、电流纹波。由式(2)可以估计出 C 和 R_{ESR} 分别为

$$\begin{cases}C\approx\dfrac{1}{u_{C,\mathrm{LF}}(t)}\displaystyle\int_0^t i_{C,\mathrm{LF}}(t)\,\mathrm{d}t\\ R_{\mathrm{ESR}}\approx\dfrac{u_{C,\mathrm{MF}}(t)}{i_{C,\mathrm{MF}}(t)}\end{cases} \tag{3}$$

根据式(3)，可以进一步得到

$$\begin{cases}C\propto 1/u_{C,\mathrm{LF}}\\ R_{\mathrm{ESR}}\propto u_{C,\mathrm{MF}}\end{cases} \tag{4}$$

可以看出，应用神经网络进行识别时，将 C 与 R_{ESR} 作为变量且不考虑其物理意义的情况下，C 与 $u_{C,\mathrm{LF}}$ 成反比，R_{ESR} 与 $u_{C,\mathrm{MF}}$ 成正比。因此本文选择将电容电压纹波作为电容器的参数特征，然后利用网络提取纹波中的关键信息从而识别出电容参数。

2 双尺度卷积神经网络

根据第 1 节分析，要同时识别电容器的参数 C 和 ESR，可以通过提取电容电压纹波的中低频特征来实现。因此，提出 1 种基于双尺度卷积神经网络的 TMMC 直流母线电容参数辨识方法，利用不同尺度的卷积核，以并行方式进行多次卷积，提取原始电容电压纹波信号的中低频特征，从而辨识出电容器的 C 和 ESR。与仅用单个尺度卷积核学习原始电容纹波信号相比，双尺度卷积核可以学习到互补且丰富的特征信息，使网络具有更好的辨识能力。

所提出的 DSCNN 结构如图 5 所示。该网络结构共有 2 个通道，通道 1 采用大尺度卷积核提取电容电压纹波的低频特征，通道 2 采用小尺度卷积核提取电容电压纹波的中频特征。对于信号而言，卷积核越大意味着能够产生更大的局部接受域。为了增加网络的表达能力，通道 1 和通道 2 同时进行 3 次卷积操作，每层卷积计算之后均进行批量归一化处理，然后进行 2×1 的最大池化操作；将卷积层提取到的中、低频特征通过全连接层拼接成 1 个新特征，最终传递给预测层。DSCNN 结构参数见表 1。

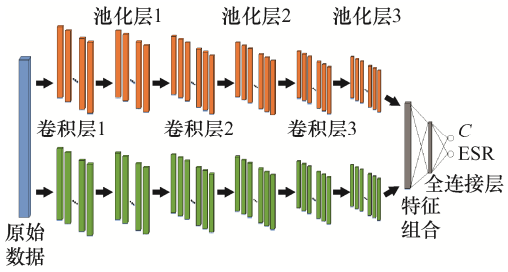


图 5 DSCNN 网络结构

Fig. 5 DSCNN network structure

表 1 DSCNN 结构参数

Tab. 1 Structural parameters of DSCNN

通道	网络层	卷积核大小	卷积核
通道 1(大尺度卷积核)	卷积 1	100*1/5*1	6
	池化 1	2*1/2*1	6
	卷积 2	10*1/2*1	10
	池化 2	2*1/2*1	10
	卷积 3	5*1/2*1	10
通道 2(小尺度卷积核)	卷积 1	10*1/1*1	6
	池化 1	2*1/2*1	6
	卷积 2	3*1/2*1	10
	池化 2	2*1/2*1	10
	卷积 3	3*1/2*1	10
	池化 3	2*1/2*1	10
全连接层		200	1
预测层		2	1

本文研究的神经网络模型采用均方误差 MSE (mean square error)作为其训练的损失函数。设 l=1 和 l=L 分别为输入层和输出层，对于输入向量及其对应的输出向量 $\left|y_1^L \quad \cdots \quad y_{N_L}^L\right|$、目标输出向量 $\left|t_1 \quad \cdots \quad t_{N_L}\right|$，输出层 MSE 可表示为

$$E=E(y_1^L \quad \ldots \quad y_n^L)=\frac{1}{N_L}\sum_{i=1}^{N_L}(y_i^L-t_i)^2 \tag{5}$$

式中：N_L 为标签数据的总数；y_i^L 为第 L 层第 i 个

标签数据的预测值；t_i 为第 i 个标签数据的真实值。

与传统的卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)类似，DSCNN 采用反向传播算法进行训练。设通道 1 卷积层输出矩阵为 $\boldsymbol{Y}_1 \in \boldsymbol{L}^n$，通道 2 卷积层输出矩阵为 $\boldsymbol{Y}_2 \in \boldsymbol{L}^m$，通道拼接后网络输出 $\boldsymbol{X} \in \boldsymbol{L}^{n+m}$ 为

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix}\omega & 0 & \cdots & 0\\ 0 & \omega & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \omega\end{bmatrix}_{(n+m,n+m)} * \begin{bmatrix}\boldsymbol{Y}_1\\ \boldsymbol{Y}_2\end{bmatrix}+\boldsymbol{B} \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{Y}_1=[y_{11} \quad \cdots \quad y_{1n}]^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{Y}_2=[y_{21} \quad \cdots \quad y_{2m}]^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{B}=[b_1 \quad \cdots \quad b_{n+m}]^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{W}$ 为权重矩阵，$\boldsymbol{W}=\begin{bmatrix}\omega & 0 & \cdots & 0\\ 0 & \omega & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \omega\end{bmatrix}_{(n+m,n+m)}$。

根据链式法则，输出层的权值梯度可以计算为

$$\frac{\partial E}{\partial \boldsymbol{W}}=\frac{\partial E}{\partial \boldsymbol{X}}\frac{\partial \boldsymbol{X}}{\partial \boldsymbol{W}}=\left[\frac{\partial E}{\partial x_1} \quad \cdots \quad \frac{\partial E}{\partial x_n} \;\middle|\; \frac{\partial E}{\partial x_{1+n}} \quad \cdots \quad \frac{\partial E}{\partial x_{n+m}}\right]^{\mathrm{T}}\cdot \begin{bmatrix}\boldsymbol{Y}_1\\ \boldsymbol{Y}_2\end{bmatrix}=\left[\frac{\partial E}{\partial x_1}y_{11} \quad \cdots \quad \frac{\partial E}{\partial x_n}y_{1n} \;\middle|\; \frac{\partial E}{\partial x_{1+n}}y_{21} \quad \cdots \quad \frac{\partial E}{\partial x_{n+m}}y_{2m}\right]^{\mathrm{T}} \tag{7}$$

进一步地，大尺度和小尺度卷积通道输出层的权值梯度计算分别为

$$\frac{\partial E}{\partial \boldsymbol{W}_1}=\frac{\partial E}{\partial \boldsymbol{Y}_1}\frac{\partial \boldsymbol{Y}_1}{\partial \boldsymbol{W}_1}=\left[\frac{\partial E}{\partial x_1}y_{11} \quad \cdots \quad \frac{\partial E}{\partial x_n}y_{1n}\right]^{\mathrm{T}}\cdot f'(\boldsymbol{Y}_1)\cdot\frac{\partial \boldsymbol{Y}_1}{\partial \boldsymbol{W}_1} \tag{8}$$

$$\frac{\partial E}{\partial \boldsymbol{W}_2}=\frac{\partial E}{\partial \boldsymbol{Y}_2}\frac{\partial \boldsymbol{Y}_2}{\partial \boldsymbol{W}_2}=\left[\frac{\partial E}{\partial x_{1+n}}y_{21} \quad \cdots \quad \frac{\partial E}{\partial x_{n+m}}y_{2m}\right]^{\mathrm{T}}\cdot f'(\boldsymbol{Y}_2)\cdot\frac{\partial \boldsymbol{Y}_2}{\partial \boldsymbol{W}_2} \tag{9}$$

其中矩阵为梯度矩阵，由式(8)和式(9)计算出目标函数在 2 个通道的权值导数之后，采用自适应运动估计 Adam(adaptive moment estimation)算法对权值进行更新，其优点在于可以动态调整每个参数的学习率、计算效率高等。DSCNN 网络具体训练流程见表 2，输入为 T 型 UPS 系统电容器的电压纹波信号，输出为电容器的 C 和 ESR。考虑到一维电容电压纹波信号特有的时序性和周期性，本文所提 DSCNN 为重叠采样，即从原始信号获取训练样本时，每 2 段信号之间会有重叠部分，从而能够充分利用原始数据，采样方式如图 6 所示。对于测试样本，为避免产生重复样本，采用无重叠采样。

表 2　DSCNN 训练流程

Tab. 2 Training process of DSCNN

输入：电容电压纹波信号 X
输出：电容器的 C 和 ESR
1 数据预处理
2 初始化 DSCNN 参数
3 设置训练迭代次数 T
4 for Epoch=1：T
5 利用大尺度卷积核和小尺度卷积核分别提取低频特征和中频特征
6 拼接低频特征和中频特征合成新特征 F
7 通过式(5)计算损失函数
8 利用 Adam 算法更新权重和偏置
9 end for

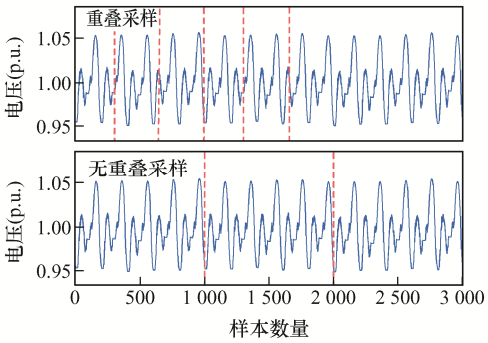


图 6　采样方式

Fig. 6 Sampling method

本文提出的 1 种基于 DSCNN 结构的端到端参数辨识系统，其流程如下。

步骤 1 采集 TMMC 系统不同电容器下的电压。通过数据增强技术获得每种情形下的样本数据，用于模型训练和测试。

步骤 2 利用收集到的训练样本，由原始电容电压纹波信号作为输入，电容器的 C 和 ESR 作为输出，以所提 DSCNN 为基础建立端到端的参数辨识系统。在训练过程中，采用误差反向传播 BP 算法对网络参数进行优化，直至 DSCNN 成为 1 个优

秀的模型。

步骤 3 将测试样本输入已训练完备的参数辨识系统。DSCNN 自动对原始电容纹波信号进行双尺度特征提取，直接辨识出 C 和 ESR。

与传统的参数辨识方法相比，DSCNN 具有 3 个优势。①双尺度。DSCNN 融合了双尺度学习，能在不同尺度上并行学习高级有效的参数特征，从而获得丰富互补的辨识信息，使参数辨识性能更好。②端到端。DSCNN 提供了 1 个端到端参数辨识系统，直接输入原始电容电压数据便可输出最终的参数辨识结果。此外，它还建立和捕捉了电容电压纹波信号和电容器参数之间的复杂映射关系。③通用性。DSCNN 只需要原始信号，不需要人为地、有针对性地提取特征，也不需要任何复杂的转换及领域知识和专家经验等，能够很容易地推广到其他工业系统处理参数辨识问题。

3 仿真结果

为了验证本文所提方法的有效性，在 MATLAB/Simulink 中建立了 TMMC 系统的仿真模型，以获得不同 C 和 ESR 的直流母线电容电压数据，用于评估所提 DSCNN 的预测性能。系统仿真参数见表 3。

表 3 仿真参数

Tab. 3 Simulation parameters

参数	数值
输入电压/V	70
每个电容电压/V	20
输出电压/V	75
功率/W	188
开关频率/kHz	10

3.1 数据描述

电容器的 C 和 ESR 分别在 1 750~2 200 μF 和 0.01~0.05 Ω 范围内变化，其中 C 每隔 50 μF 变化 1 次，ESR 每隔 0.01 Ω 变化 1 次，采样频率为 10 kHz，共采集 50 组直流电容电压数据，每组数据采样长度为 1 000。然后通过数据增强技术将其扩充至 50×40=2 000 组，其中 75%的样本用于训练网络模型，25%的样本用于验证训练出来的模型的优劣程度。为了测试模型辨识 C 和 ESR 的效果，收集 12×40=480 组数据集进行测试，其中选取 C 每隔 100 μF 从 2 125 μF 下降至 1 825 μF，ESR 每隔 0.01 Ω 从 0.025 Ω 增加到 0.045 Ω。为了消除标签 C 和 ESR 量纲差异，在网络训练之前对原始数据及每组数据相应的标签做预处理。采用标准化数据预处理方法，将样本数据映射在均值为 0、标准差为 1 的范围内，以避免梯度数值太大而难以收敛。其计算公式为

$$x_* = \frac{x-\mu}{\sigma} \tag{10}$$

式中：μ 为所有样本数据的均值；σ 为所有样本数据的标准值。

3.2 参数辨识算法性能评价指标

为了评估网络预测的结果，采用决定系数 R^2(coefficient of determination)来评估回归模型拟合数据的优劣，计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \tag{11}$$

式中：y_i 为第 i 个样本的真实值；$\hat{y}_i$ 为第 i 个样本的预测值；$\bar{y}$ 为所有样本的均值。R^2 在[0, 1]之间，越靠近 1 说明数据拟合得越好。

采用均方根误差 RMSE(root mean square error)衡量预测值与真实值的偏差，计算公式为

$$\delta_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}(\hat{y}_i - y_i)^2} \tag{12}$$

式中，k 为样本个数。

采用平均相对百分比误差 MRPE(mean relative percentage error)来衡量 C 和 ESR 的预测值与实际值之间存在的相对误差，计算公式为

$$\delta_{\mathrm{MRPE}} = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\left|\frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i}\right| \times 100\% \tag{13}$$

3.3 参数辨识算法性能分析

利用获取的电容电压纹波数据评估所提方法的性能，采用 Adam 优化算法使 DCSNN 损失函数最小化，样本数据进行 150 次训练，小批量大小为

75 个样本，学习率初始化为 0.001。为了能更好地体现 DSCNN 的优势，在相同条件下对浅层神经网络 BPNN、深度神经网络 MLP、CNN 和 DSCNN 共 4 种网络的性能进行比较，并进一步探讨不同噪声强度对不同网络辨识性能的影响。

3.3.1　与其他神经网络算法对比分析

BPNN、MLP、CNN、DSCNN 这 4 种网络在整个训练过程的损失函数曲线如图 7 所示。由于 BPNN 只有单层隐含层，网络缺乏学习能力，在训练时的损失值跌落大且速度慢，即模型的预测值与训练样本差异大、模型的拟合度低、辨识效果差；MLP 网络的每一层都是全连接层，参数庞大，因此每次迭代更新都需要数量较多的权值和偏置，损失值收敛速度较慢且不稳定，易陷入局部最小值，导致网络训练失败；CNN 与 DSCNN 的损失值曲线在 20 次训练后逐渐稳定并向着目标最小化趋近，其中 DSCNN 在不同尺度上对电容电压并行提取有效的参数特征，比 CNN 的损失值收敛速度更快、损失值更小，这说明所提 DSCNN 的训练结果更好、模型的预测能力更优秀。

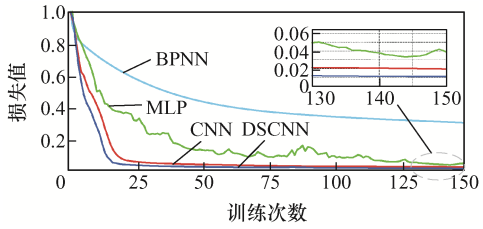


图 7　不同网络训练损失函数曲线

Fig. 7 Curves of different network training loss functions

图 8 为 BPNN、MLP、CNN、DSCNN 这 4 种方法对 C 和 ESR 的参数辨识结果，其中实线代表参数实际测量值，虚线代表人工智能参数识别结果。由图可知，浅层神经网络 BPNN 对 C 和 ESR 的辨识效果较差，原因是 BPNN 只有单个隐含层，网络的特征提取能力有限，有用的样本数据信息采集不足，导致建立的模型性能差，最终预测结果与实际结果存在较大偏差；相较而言，深度神经网络 MLP 增加了网络层数，但网络采用全连接的方式，层与层之间每个神经元均相互连接，网络将会专注于数据的每个角落，导致网络模型易出现过拟合现象而难以收敛，辨识结果的误差大；传统的 CNN 利用卷积核进行特征提取，具有稀疏连接的特点，但由于卷积核只有 1 个尺度，导致特征提取能力有限，该方法对 C 和 ESR 的辨识精度较低；本文所提 DSCNN 具有双尺度网络结构，能同时对电容电压纹波的低频和中频特征进行提取，使得所预测出的 C 和 ESR 更接近真实值。

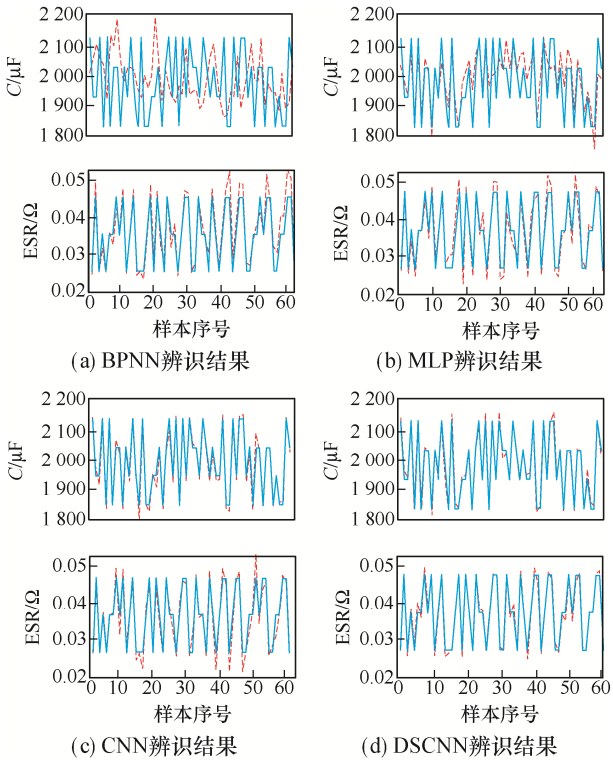


图 8　不同网络对 C 和 ESR 的参数辨识结果

Fig. 8 Parameter identification results of C and ESR based on different networks

4 种网络对 C 和 ESR 的性能评估结果分别见表 4 和表 5。与 BPNN、MLP 和 CNN 相比较，本文所提 DSCNN 拟合度更高、RMSE 值更小、相对误差值更小，可以有效提高网络的预测性能。

表 4　不同网络模型对 C 的参数辨识评估指标

Tab. 4 Parameter identification evaluation indexes for C based on different network models

网络模型	R^2	RMSE/μF	MRPE/%
BPNN	−0.672 9	144.611 2	6.354 2
MLP	0.586 1	71.927 8	2.978 1
CNN	0.961 6	21.903 7	0.847 3
DSCNN	0.982 3	15.018 2	0.601 2

表 5 不同网络模型对 ESR 的参数辨识评估指标

Tab. 5 Parameter identification evaluation indexes for ESR based on different network models

网络模型	R^2	RMSE/Ω	MRPE/%
BPNN	0.826 8	0.003 588	7.832 4
MLP	0.873 4	0.002 923	6.926 8
CNN	0.903 4	0.002 536	6.116 7
DSCNN	0.977 4	0.001 244	3.124 3

3.3.2 不同噪声强度的辨识结果对比

由于在实际物理环境中，电路存在一定的噪声干扰，因此本文对仿真信号添加了不同程度的高斯白噪声，研究网络对不同噪声的抗噪能力。信噪比 SNR(signal-to-noise ratio)用于衡量信号与噪声的比例，其公式为

$$\delta_{\mathrm{SNR}}=10\lg\frac{P_{\mathrm{signal}}}{P_{\mathrm{noise}}} \tag{14}$$

式中：δ_{SNR} 为信噪比，其值越大表示信号中的噪声越小；P_{signal} 为信号能量；P_{noise} 为噪声能量。对电容电压信号分别添加信噪比为 10、20、30 dB 噪声的波形如图 9 所示。

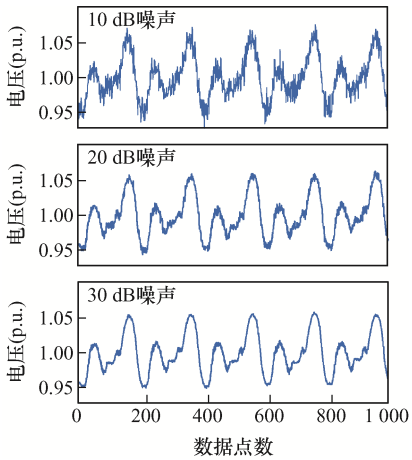


图 9 添加不同信噪比的信号波形

Fig. 9 Signal waveforms with addition of different SNRs

不同噪声强度下各网络对 C 和 ESR 的辨识结果如图 10 所示，由于 $R^2<0$ 意味着模型拟合度极差，方便起见当 $R^2<0$ 时令 $R^2=0$。可以看出，所有网络的辨识误差都随着噪声强度的增加而增大。浅层神经网络 BPNN 在不同噪声强度下对 C 的辨识拟合度低、RMSE 值大、相对误差大，只有在 30 dB 噪声以下才能有效辨识 ESR 值，而且预测值严重偏离实际值，抗噪性能差；MLP 增加了隐含层层数、加深了网络深度，但网络模型为全连接形式，信息学习不精、提取有效特征能力不足，导致模型抗噪声能力弱、辨识结果差；CNN 为稀疏连接结构，通过卷积核逐步扫描电容电压信号，能够在不同强度噪声下高效提取参数特征，不仅能在不同噪声下大幅提高对 C 辨识的准确性，还能在低噪声下对 ESR 进行辨识，这说明 CNN 网络具有一定的噪声鲁棒性；本文所提 DSCNN 在 CNN 基础上进行了改进，不同噪声干扰下对 C 和 ESR 辨识的误差均最小、辨识精度最高。上述实验结果证明采用双尺度网络结构能够更好地挖掘数据之间的联系，从而提高模型的抗噪性。

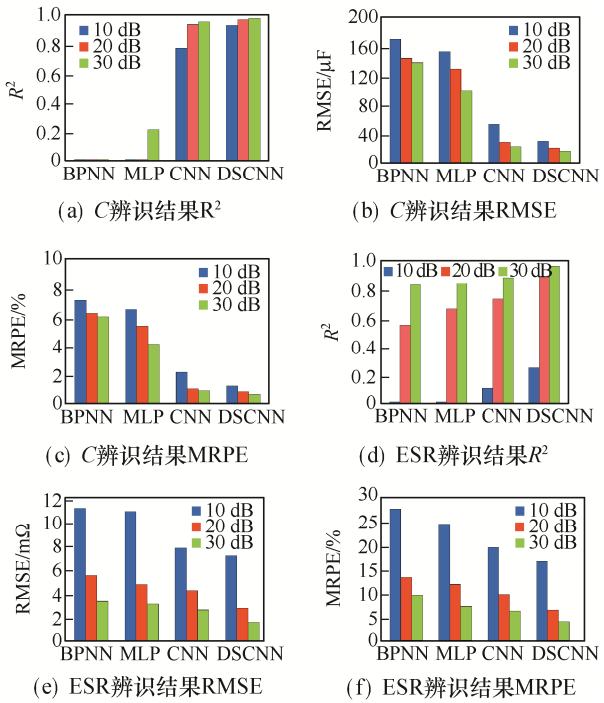


图 10 不同噪声强度下各网络的参数辨识结果

Fig. 10 Parameter identification results based on each network under different noise intensities

4 实验结果

为了进一步验证所提 DSCNN 对电容器参数辨识的有效性，搭建了 1 台 T 型 UPS 系统实验样机，如图 11 所示，包括 DSP 控制板、交流电源、功率

模块、信号采样装置、测量仪器等，其中可能引入噪声因素，如传感器噪声、电路干扰、电源噪声等，因此不另外添加其他的噪声源。相关实验数据的处理在上位机 Python 中进行，如图 12 所示。原始实验数据来自 5 组不同参数的电容器，具体参数见表 6。每组电容器参数对应 40 组原始实验数据样本，每个样本数据长度为 1 000，采样频率为 10 kHz，其中 75%的样本用于训练，25%的样本用于测试。

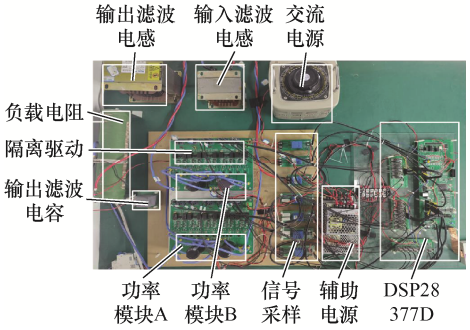


图 11　TMMC 实验样机

Fig. 11 Experimental prototype of TMMC

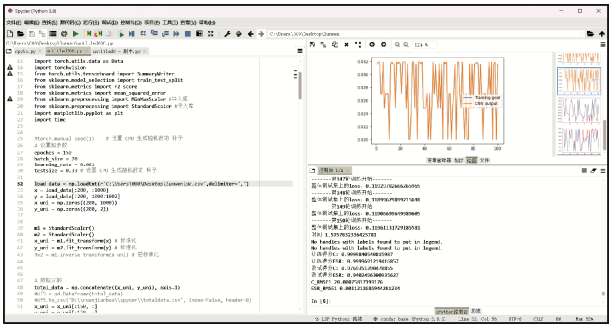


图 12　上位机 Python 处理界面照片

Fig. 12 Photo of Python interface within the host computer

表 6　电容参数

Tab. 6 Parameters of capacitors

电容编号	容值/μF	ESR/Ω	训练样本	测试样本
1	2 042	0.019 2	30	10
2	1 915	0.029 7	30	10
3	1 843	0.036 9	30	10
4	1 791	0.041 1	30	10
5	1 766	0.042 7	30	10

所提基于 DSCNN 的参数辨识方法，在中频段的实际内部采样数据如图 13 所示，由于数据量较大，图中只截取了部分数据，整体采样数据共 200 行×1 002 列，其中 200 行表示 200 组数据，前 1 000 列为电容电压采样数据，第 1 001 列为实测容值数据，第 1 002 列为实测 ESR 数据。

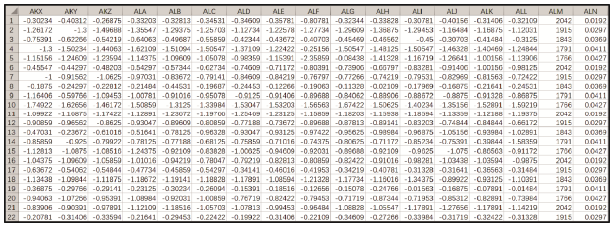


图 13　采样数据(供不同网络算法对比)

Fig. 13 Sampling data for comparison among different network algorithms

图 14 和图 15 分别为网侧、输出侧的电压和电流波形及直流侧电容电压波形，可以看出电压波形受到一定的噪声影响。采集的电容电压数据经过预处理后可以得到 200 个时域样本，将所有实验的样本数据都进行 150 次训练，小批量大小为 20 个样本，学习率初始化为 0.001。在相同条件下比较 BPNN、MLP、CNN 和 DSCNN 这 4 种网络的性能。

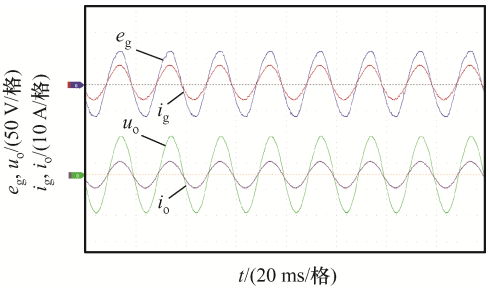


图 14　网侧电压和电流、输出电压和电流波形

Fig. 14 Waveforms of grid voltage/current and output voltage/current

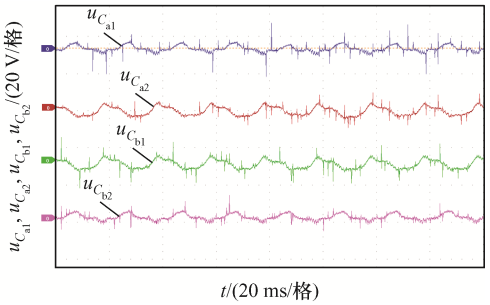


图 15　直流侧电容(C_{a1}、C_{a2}、C_{b1}、C_{b2})电压波形

Fig. 15 Waveforms of DC-side capacitance (C_{a1}, C_{a2}, C_{b1} and C_{b2}) voltage

BPNN、MLP、CNN 和 DSCNN 这 4 种网络对 C 和 ESR 的参数辨识结果均如图 16 所示，同时，

这 4 种网络对 C 和 ESR 的性能评估结果分别见表 7 和表 8。其中，BPNN 缺乏挖掘数据特征的学习能力，辨识精度差；MLP 虽然加深了网络结构，但是网络冗余度高、学习效率低，容易出现过拟合现象，预测值与实际值偏差大，辨识精度不够好；CNN 具有权值共享、局部连接 2 大特性，能够有效缓解过拟合问题，提高网络的泛化能力，但其特征提取能力有限、辨识精度较低；本文所提 DSCNN 采用双尺度网络结构，利用不同尺度卷积通道提取不同分辨率特征，能够学习到互补而丰富的信息，极大提高网络的辨识能力，使得预测值和实际值之间的相对误差大幅降低。因此，根据上述实验结果可以证明所提 DSCNN 能够在具有一定噪声影响的环境下，同时精准识别电容参数 C 和 ESR。

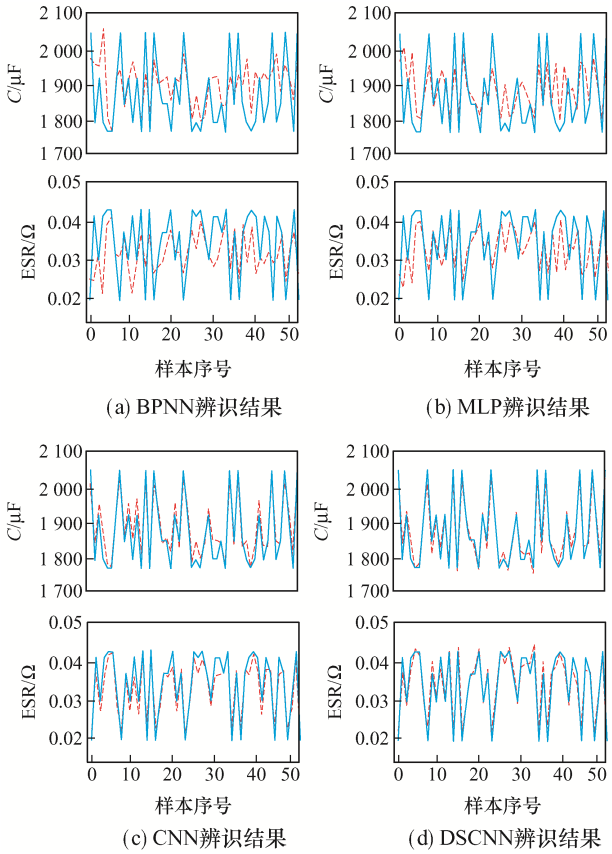


图 16 不同网络对 C 和 ESR 的参数辨识结果对比

Fig. 16 Comparison of parameter identification results of C and ESR based on different networks

表 7 不同网络模型对 C 的参数辨识评估指标

Tab. 7 Parameter identification evaluation indexes for C based on different network models

网络模型	R^2	RMSE/μF	MRPE/%
BPNN	0.146 4	91.821 9	3.808 9
MLP	0.341 9	80.618 9	3.351 4
CNN	0.896 3	31.990 3	1.465 4
DSCNN	0.953 7	21.412 1	0.935 4

表 8 不同网络模型对 ESR 的参数辨识评估指标

Tab. 8 Parameter identification evaluation indexes for ESR based on different network models

网络模型	R^2	RMSE/Ω	MRPE/%
BPNN	0.162 1	0.007 896	19.405 5
MLP	0.325 4	0.007 084	17.867 9
CNN	0.905 9	0.002 645	7.113 1
DSCNN	0.953 1	0.001 869	5.065 2

分别对工作在大功率、小功率和不同温度的情况进行对比实验，选取大功率运行、大功率运行一段时间(较高温度)、小功率运行 3 种不同工况，其中大功率运行时，输出电压、网侧电压分别为 105 V、95 V；小功率运行时，输出电压、网侧电压分别为 15 V、12 V。网侧和输出侧的电压和电流波形如图 17 和图 18 所示，直流侧电容电压波形如图 19~图 21 所示。根据采集的电容电压数据经过预处理后可以得到 200 个时域样本，将样本数据进行 150 次训练，学习率初始化为 0.001。

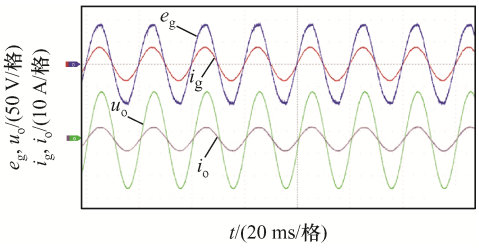


图 17 大功率运行网侧电压和电流、输出电压和电流波形

Fig. 17 Waveforms of grid-side voltage/current and output voltage/current under high-power operation condition

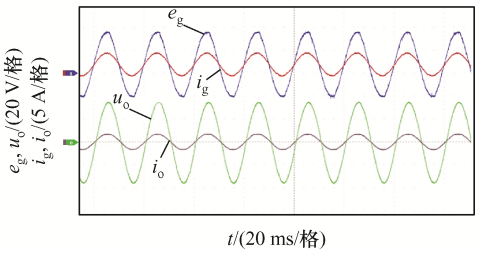


图 18 小功率运行网侧电压和电流、输出电压和电流波形

Fig. 18 Waveforms of grid-side voltage/current and output voltage/current under low-power operation condition

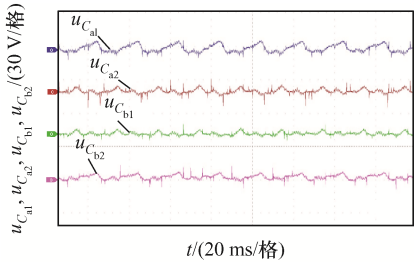


图 19　大功率运行直流侧电容(C_{a1}、C_{a2}、C_{b1}、C_{b2})电压波形

Fig. 19 DC-side capacitance (C_{a1}, C_{a2}, C_{b1} and C_{b2}) voltage waveforms under high-power operation condition

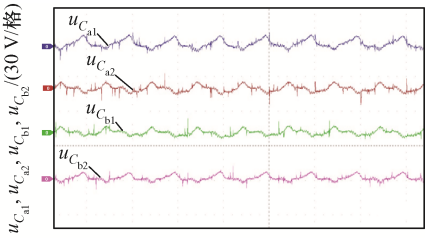


图 20　大功率长时间运行(较高温度)直流侧电容电压波形

Fig. 20 DC-side capacitance voltage waveforms under high-power and high-temperature operation condition for a long time

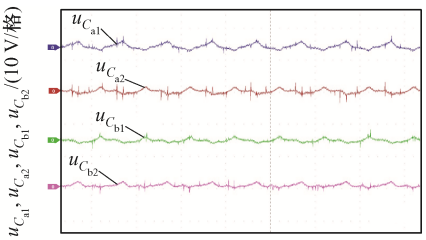


图 21　小功率运行直流侧电容(C_{a1}、C_{a2}、C_{b1}、C_{b2})电压波形

Fig. 21 DC-side capacitance (C_{a1}, C_{a2}, C_{b1} and C_{b2}) voltage waveforms under low-power operation condition

3 种工况下的中频段的 MCU 实际内部采样数据如图 22~图 24 所示。图 25 分别为 3 种工况下 C

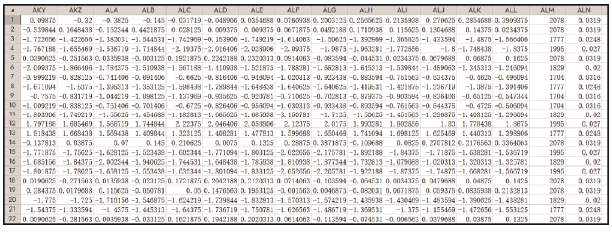


图 22　大功率运行采样数据

Fig. 22 Sampling data under high-power operation condition

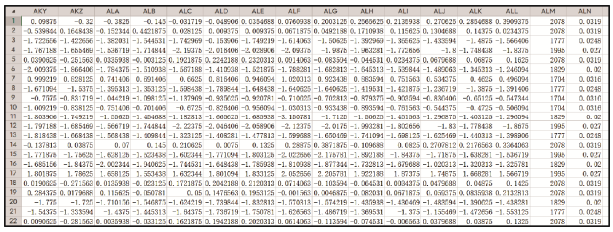


图 23　大功率运行一段时间(较高温度)采样数据

Fig. 23 Sampling data under high-power and high-temperature operation condition during a period

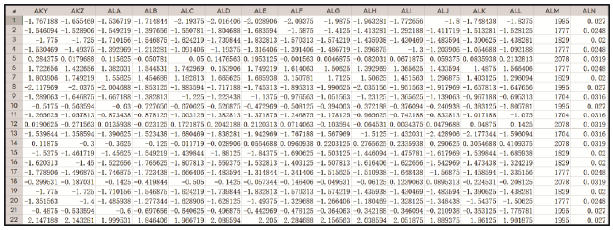
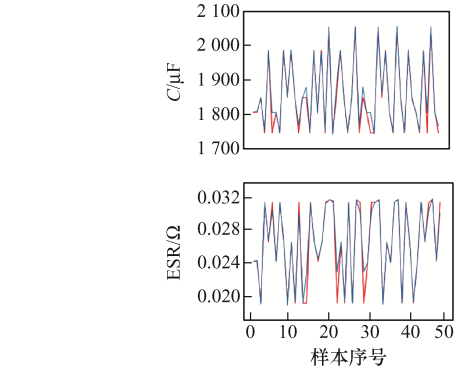
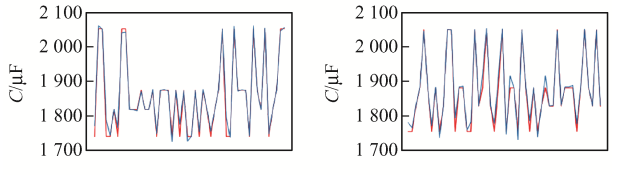


图 24　小功率运行采样数据

Fig. 24 Sampling data under low-power operation condition



(a) 大功率运行



(b) 大功率运行(较高温度)　　(c) 小功率运行

图 25　不同运行条件对 C 和 ESR 的参数辨识结果

Fig. 25 Parameter identification results of C and ESR under different operation conditions

和 ESR 的参数识别结果，3 种工况对 C 和 ESR 的性能评估结果分别见表 9 和表 10。根据上述实验

结果可以证明所提 DSCNN 能够在不同运行条件下同时精准识别电容参数 C 和 ESR。

表 9 不同运行条件对 C 的参数辨识评估指标

Tab. 9 Parameter identification evaluation indexes for C under different operation conditions

运行条件	R^2	RMSE/μF	MRPE/%
大功率	0.951 9	23.756 4	0.952 8
小功率	0.965 0	19.789 5	0.927 6
大功率(较高温度)	0.932 1	25.143 1	1.032 4

表 10 不同运行条件对 ESR 的参数辨识评估指标

Tab. 10 Parameter identification evaluation indexes for ESR under different operation conditions

运行条件	R^2	RMSE/Ω	MRPE/%
大功率	0.951 9	0.001 942	5.667
小功率	0.964 1	0.001 746	5.176
大功率(较高温度)	0.945 0	0.002 145	5.986

5 结语

本文提出了 1 种基于双尺度卷积神经网络的预测框架 DSCNN，用于 TMMC 系统的电容器参数辨识，以实现对电容器状态的精确监测。首先，介绍了 TMMC 结构特点，并分析了 TMMC 母线电容参数特征；其次，提出基于 DSCNN 对 TMMC 直流母线电容参数进行辨识，该方法以电容电压纹波作为输入，通过大尺度卷积核和小尺度卷积核分别捕捉纹波的中、低频特征，堆叠多个卷积层，自动学习高级特征，实现同时预测电容器的参数 C 和 ESR 的目的；最后，通过仿真和实验验证了理论分析的正确性。结果表明所提 DSCNN 相较于传统参数辨识方法具有以下 5 个显著优势：①能同时辨识 C 和 ESR，比只估计 1 个参数的方法更可靠。②硬件成本低，不需要额外增加传感器、测量电路和硬件改装。③适用性强，目前参数辨识方法通常是针对 DC-DC 变换器或者 AC-DC 变换器设计的，然而本文所提出的参数辨识技术能适用不同类型的变换器。④不需要建立复杂而精确的电路模型，大多数传统的电容器参数辨识方法依赖于所建立的模型，但是对于一些复杂的电路是难以建模的。⑤所有特征都是通过网络从原始信号数据自动学习提取的，避免了额外的信号处理或者专家经验，极大地提高了 TMMC 系统中电容状态监测的精度和可靠性。

参考文献：

[1] 许铭林, 陈艳峰, 廖慧, 等. 轨道交通大功率模块化不间断供电电源可靠性和经济性分析[J]. 电源学报, 2021, 19(4): 162-171.
Xu Minglin, Chen Yanfeng, Liao Hui, et al. Reliability and economic analysis of high-power modular UPS in urban rail transit applications [J]. Journal of Power Supply, 2021, 19(4): 162-171. (in Chinese)

[2] 傅军栋, 陈浩杰, 孙翔, 等. 基于 EKF-Markov 的 UPS 荷电状态预测与健康管理系统[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 225-233.
Fu Jundong, Chen Haojie, Sun Xiang, et al. SOC prediction and health management system of UPS based on EKF-Markov [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 225-233. (in Chinese)

[3] Wang Cheng, Hu Shaoqiang, Peng He, et al. Modulation coordinated voltage balance strategy for a dual-T-type modular multilevel converter [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2022, 10(6): 6648-6660.

[4] Wang Cheng, Yang Hongkang, Hua Hongting, et al. Operation of dual-T-type modular multilevel converter for uninterrupted power supply under bridge failures [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(12): 11876-11886.

[5] 辛熙锴, 马柯. 一种 MMC 子模块电容 ESR 在线监测方法[J]. 电力电子技术, 2021, 55(7): 22-25.
Xin Xikai, Ma Ke. An online ESR monitoring method for submodule capacitors in MMC [J]. Power Electronics, 2021, 55(7): 22-25. (in Chinese)

[6] 赵乐, 陈芳, 景旭川, 等. 外加注入信号的 MMC 子模块电压波动抑制策略[J]. 电力电子技术, 2021, 55(9): 128-130, 138.
Zhao Le, Chen Fang, Jing Xuchuan, et al. Voltage

fluctuation suppression strategy of MMC sub-module with additional injection signal [J]. Power Electronics, 2021, 55(9): 128-130, 138. (in Chinese)

[7] Sundararajan P, Sathik M H M, Sasongko F, et al. Online condition monitoring system for DC-link capacitor in industrial power converters [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(5): 4775-4785.

[8] 毛向德, 王庆贤, 董唯光, 等. 小波包神经网络与数据降维的移相全桥变换器的故障诊断[J]. 电源学报, 2014, 12(4): 68-75.
Mao Xiangde, Wang Qingxian, Dong Weiguang, et al. Phase-shift full bridge converter fault diagnosis based on wavelet packet and neural network and data dimensionality reduction [J]. Journal of Power Supply, 2014, 12(4): 68-75. (in Chinese)

[9] Lin Bing hao, Tsai J T, Lian K L. A non-invasive method for estimating circuit and control parameters of voltage source converters [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2019, 66(12): 4911-4921.

[10] Soliman H, Davari P, Wang Huai, et al. Capacitance estimation algorithm based on DC-link voltage harmonics using artificial neural network in three-phase motor drive systems [C]// 2017 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE). Cincinnati, OH, USA, 2017: 5795-5802.

[11] Yao Fang, Dong Chaoqun, Tang Shengxue, et al. Parameter identification of DC-link capacitor for electric vehicle based on IGWO-BP neural network [J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2021, 16(6): 861-870.

[12] 朱燕芳, 闫磊, 常康, 等. 基于深度卷积神经网络的电力系统故障预测[J]. 电源学报, 2024, 22(S1): 179-185.
Zhu Yanfang, Yan Lei, Chang Kang, et al. Power system fault prediction based on deep convolutional neural network [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(S1): 179-185. (in Chinese)

[13] 毛明波, 孟昭亮, 高勇, 等. 基于 PSO-BP 神经网络的 SiC MOSFET 模块寿命预测方法研究与实现[J]. 电源学报, 2025, 23(1): 229-235, 258.
Mao Mingbo, Meng Zhaoliang, Gao Yong, et al. Research and implementation of life prediction method for SiC MOSFET module based on PSO-BP neural network [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(1): 229-235, 258. (in Chinese)

[14] 赵小强, 罗维兰. 改进卷积 Lenet-5 神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 113-125.
Zhao Xiaoqiang, Luo Weilan. Improved convolutional Lenet-5 neural network for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 113-125. (in Chinese)

[15] 崔江, 郭瑞东, 张卓然, 等. 基于改进 DBN 的发电机旋转整流器故障特征提取技术[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(7): 2369-2376.
Cui Jiang, Guo Ruidong, Zhang Zhuoran, et al. Generator rotating rectifier fault feature extraction technique based on improved DBN [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2369-2376. (in Chinese)



代子阔

作者简介：

代子阔(1985—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：智能配电网关键技术。E-mail：dzk19851022@ln.sgcc.com.cn。

张东升(1988—)，男，本科，工程师。研究方向：配网运维及供电可靠性管理。E-mail：zhangdongsheng_1@ln.sgcc.com.cn。

刘尚坤(1988—)，男，本科，工程师。研究方向：配电网运维管理。E-mail：liushangkun@ln.sgcc.com.cn。

郭任(1989—)，男，本科，助理工程师。研究方向：配电线路运维。E-mail：guoren_1@ln.sgcc.com.cn。

陈丽娟(1981—)，女，本科，高级工程师。研究方向：可靠性管理技术。E-mail：clj1981@ln.sgcc.com.cn。

汪诚(1988—)，男，通信作者，博士，副教授。研究方向：模块化电力电子变换器，主电路拓扑与性能控制。E-mail：chw714@njust.edu.cn。

(责任编辑：郭凯凯)