DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.6.301 中图分类号：TM46 文献标志码：A

基于迁移学习模型的IGBT老化参数预测方法

罗 辉，刘宇凡，张德稳
(上海理工大学机械工程学院，上海 200093)

摘要：针对绝缘栅双极型晶体管IGBT (insulated gate bipolar transistor)的健康状态及剩余使用寿命RUL(remaining useful life)评估问题，采用基于迁移学习的自适应循环神经网络AdaRNN(adaptive recurrent neural network)模型预测IGBT的老化参数。首先分析IGBT的失效机理，选择集电极-发射极导通电压作为评价IGBT健康状态的老化参数；然后搭建IGBT老化实验台，在线采集该老化参数；最后基于采集的老化参数，利用AdaRNN模型实现IGBT老化参数预测。结果表明，使用同一IGBT老化参数作为训练集与测试集时，传统时序模型和AdaRNN模型预测结果的精度与速度相似；使用2组不同IGBT的老化参数作为训练集与测试集时，AdaRNN模型可解决由于器件差异导致的老化参数差异问题，预测的准确度明显高于传统时序模型，模型的泛化能力和鲁棒性强。

关键词：绝缘栅双极型晶体管；数据驱动；老化参数；迁移学习

Prediction Method for IGBT Aging Parameter Based on Transfer Learning Model

LUO Wei, LIU Yufan, ZHANG Dewen
(School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Aimed at the health status of insulated gate bipolar transistors (IGBTs) and the problem of evaluation on their remaining useful life (RUL), the aging parameter of IGBTs was predicted based on an adaptive recurrent neural network (AdaRNN) transfer learning model. First, the failure mechanism of IGBTs was analyzed, and the on-state collector-emitter voltage was selected as the aging parameter to evaluate the health status of IGBTs. Then, an IGBT aging test bench was set up to collect the aging parameter online. Finally, based on the acquired aging parameter, the AdaRNN model was used to predict the IGBT aging parameter. Results show that when the same IGBT aging parameter was used as the training and test sets, the accuracy and speed of prediction results of the traditional time series model and AdaRNN model were similar. When the aging parameters of two sets of different IGBTs were used as the training and test sets, the AdaRNN model can solve the problem of aging parameter difference caused by device difference, and the prediction accuracy was obviously higher than that of the traditional time series model, indicating the strong generalization capability and robustness of the new model.

Keywords: Insulated gate bipolar transistor (IGBT); data-driven; aging parameter; transfer learning

绝缘栅双极型晶体管IGBT(insulated gate bipolar transistor)凭借导通损耗小、驱动电路简单、模块化程度高等优势，在电力传输、开关电源、电动汽车等电力电子领域中发挥着至关重要的作用[1]。IGBT的老化将降低电力电子变流器的效率和可靠性。此外，如果IGBT发生故障，可能会导致巨大损失，因此对IGBT剩余使用寿命RUL (remaining useful life)的预测就显得尤为重要。IGBT 的老化参数能较为精准地度量当前IGBT的老化情况，如果能够准确预测IGBT的老化参数，即可实现IGBT剩余使用寿命的预测，显著降低电力电子变流器的故障率。同时，根据IGBT老化参数预测情况，可以准

收稿日期：2024-03-03；**修回日期：**2024-05-15，2024-06-22；
录用日期：2024-08-02；**网络首发日期：**2024-08-26

确制定变流器的维护和检修计划[2]，避免由于维护不及时或维护过度造成经济损失。IGBT 老化参数的预测方法可分为以下 2 类。

(1)基于物理模型

文献[3-4]基于 IGBT 的热和电气参数，建立了器件的电热耦合模型。通过使用结温参数进行验证，从而评估其安全性和可靠性；文献[5]从机-电-热多重物理场出发，模拟器件内部真实的物理量变化，建立了一个综合物理耦合模型，用来预测器件内部的真实物理量变化；文献[6]运用 Cauer 网络模型建立器件的电热耦合模型，准确仿真计算得到器件损耗功率，进而对功率器件的可靠性与寿命进行评价。

由于基于物理模型的方法需要考虑电、磁、热等多种物理参数，因此很难建立精确的物理模型。同时，IGBT 在不同工作条件下的物理模型也不尽相同，因此很难建立较为通用的物理模型预测 IGBT 的老化参数。

(2)基于数据驱动

基于数据驱动的方法指利用先前老化的数据来预测 IGBT 未来的退化过程。这种方法可细分为基于统计序列的预测方法和基于机器学习的预测方法。文献[7]使用最小二乘法建立原始拟合曲线，使用广义自回归条件异方差 GARCH(generalized autoregressive conditional heteroskedasticity)模型对系统噪声进行自回归条件异方差分析，该方法不断利用新增加的数据更新时效模型，预测精度随着数据的增加而逐渐提高，但是统计模型比较复杂，当初始数据量较小时，预测结果不够准确；文献[8]使用高斯过程回归 GPR (Gaussian process regression)来估计 IGBT 的剩余使用寿命，利用贝叶斯推理降低 IGBT 的 RUL 估计的不确定性，获得更准确的结果；文献[9]使用反向传播 BP(back propagation)、随机森林 RF(radom forest)和极限学习机 ELM(extreme learning machine)模型预测 IGBT 的 RUL，实验结果表明，3 种模型都能实现较为精确的 RUL 预测，其中 BP 模型的性能最佳；文献[10]提出了一种堆叠多模式融合方法，对比其他模型发现多模式融合模型的精度高于单一机器学习模型；文献[11]基于瞬态热阻变化完善 IGBT 剩余寿命预测，有效提升了预测精度并降低不确定性；文献[12]依托 MMC 桥臂电压信号谐波退化特征信息，结合短时傅里叶变换与深度学习网络模型，实现了 IGBT 开路故障精准诊断与状态辨识，为 IGBT 模块运行状态评估及寿命研判提供了有效技术支撑。

上述文献方法均对特定的 IGBT 进行剩余使用寿命及老化参数预测。但实际工程中往往需要涉及不同型号的 IGBT，这将导致每个器件都需要单独的训练模型，并且需要配置不同的模型参数，严重影响预测的成本及精度。迁移学习可以利用源域任务习得特征表征与模型权重，并应用于相似目标任务[13]。通常，IGBT 的老化参数数据是 1 组非平稳的时间序列，即时间序列的统计特性会随着时间的推移而变化。而循环神经网络 RNN (recurrent neural network)对时间结构不做任何假设，可以在时间序列中发现高度非线性和复杂的依赖关系[14-15]。本文采用基于迁移学习的自适应循环神经网络 AdaRNN (adaptive RNN)算法，解决使用不同型号 IGBT 场景下的老化参数预测问题。

本文首先分析 IGBT 的失效机理，并给出 IGBT 失效的判定标准；接着分析了 AdaRNN 模型的基本原理，并结合预测目标对该算法进行简化与改进；然后搭建 IGBT 老化实验台并进行老化参数采集，作为模型训练的原始数据；最后根据改进后的算法模型对所采集的老化参数进行预测，利用测试数据集验证本文所提方法的可行性和有效性。

1 IGBT 失效机理

1.1 IGBT 退化过程

IGBT 在整个生命周期中会经历数万次甚至数百万次的高温及大电流冲击，这将导致 IGBT 逐渐退化，直至最终失效。IGBT 这种逐渐劣化的过程可通过特定的电气参数变化间接表现出来[16]。

图 1 为单管 IGBT 剖视结构，由图可见 IGBT

由多层不同材料组成，这些材料的热膨胀系数各不相同。在高电压、高频率和高温工作条件下，材料的焊接层会出现裂纹。同时，由于交流电和热循环的作用，键合线和 IGBT 芯片的交界处将产生剪切应力，在最大剪切应力区域更容易发生疲劳损伤，使得该区域产生裂纹。这将增加交界处剩余部分的电流密度，从而导致连接点产生更大的热应力。在这种正向作用下，最终将导致键合线失效。由于焊接层的开裂和键合线的失效，集电极和发射极之间的电阻会增大，从而导致集电极-发射极导通电压 $U_{CE(on)}$增大。

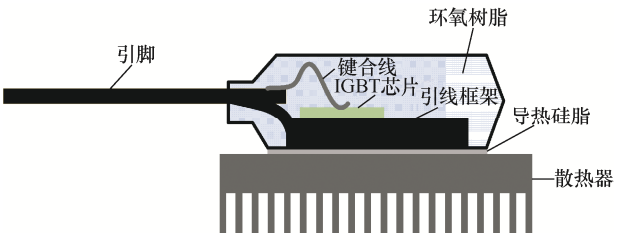


图 1　单管 IGBT 剖视结构

Fig. 1 Section view of structure of single-tube IGBT

1.2 退化参数选择

IGBT 的疲劳失效过程通常会伴随着模块内部结构、材料发生不可逆的损伤，导致 IGBT 端口电气特性参数发生变化，因此确定能直接反映 IGBT 健康状态的电气参数，并将该参数运用到 IGBT 的剩余使用寿命预测中是研究的关键。现有 IGBT 模块失效的特征参量可以分为以下几类：稳态热阻、开通时间和关断时间、栅极信号、短路电流、集电极-发射极导通电压。从在线测量、遗传性、校准、精度、线性和灵敏度 6 个方面考虑[17]，IGBT 的集电极-发射极导通电压能够准确反映模块的健康状态，具有较好的辨识度且便于在线测量。IGBT 集电极-发射极导通电压在老化过程中存在上百毫伏的变化量，并且该电压变化是一个单调且缓慢的过程，便于使用神经网络模型对该 IGBT 老化参数进行预测，通常当 $U_{CE(on)}$缓慢变大至初始值的 5%时即判定当前 IGBT 失效[18]。

2　AdaRNN 模型分析

本文基于 RNN 并将其融入至迁移学习中，使用 AdaRNN 来解决非平稳的时间序列的预测问题。AdaRNN 由 2 个模块组成。首先，为了更好地刻画时间序列中的分布信息，提出了一种时间分布表征 TDC (time distribution characterization)算法，使用最大熵原理将训练数据分解为 K 个分布差距最大、最具多样性的时间序列段。然后，使用了一种时间分布匹配 TDM(temporal distribution matching)算法，旨在减少时间序列中的分布失配，以学习基于 RNN 的自适应时间序列预测模型。

AdaRNN 模型的整体框架如图 2 所示。对于给定的训练数据，AdaRNN 首先利用 TDC 将其划分为完全表征其分布信息的时段。然后应用 TDM 模块在时段之间进行分布匹配，以建立广义预测模型 M，该模型可实现对新数据的长步长预测。在 TDC 中，模型 M 预计在最坏的分布情况下工作，其中不同时段之间的分布差距很大，因此可以通过最大化它们的差异性来确定时期的最佳分割。在 TDM 中，M 利用不同时间段的公共知识，通过 RNN 将其分布与正则化项进行匹配，以进行精确的未来预测。

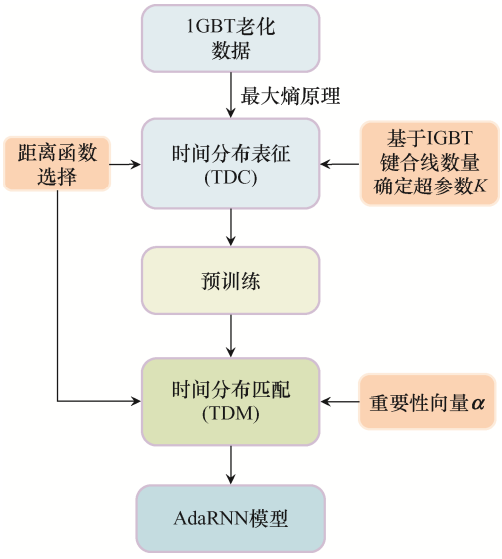


图 2　AdaRNN 模型框架示意

Fig. 2 Schematic of framework for AdaRNN model

2.1 TDC

使用最大熵原理，通过找到彼此最不相似的周期来最大限度地利用时间序列下的共享知识，如

图 3 所示。TDC 通过解决优化问题来实现拆分时间序列的目标，该优化问题的目标可以表示为

$$\begin{cases} \max\limits_{0<K<K_0} \max\limits_{n_1,\cdots,n_K} \dfrac{1}{K} \sum\limits_{1\leqslant i\neq j\leqslant K} d(D_i,D_j) \\ \text{s.t. } \forall i, \Delta_1 < \left|D_i\right| < \Delta_2 \\ \sum\limits_i \left|D_i\right| = n \end{cases} \tag{1}$$

式中：d 为一个距离度量；D_i 和 D_j 分别为第 i 个和第 j 个数据子集；Δ_1 和 Δ_2 为预定义的参数，以避免过度复杂的解决方案(非常小的值或非常大的值可能无法捕获分布信息)；K 为时序数据集划分得到的子集(时段)总个数；K_0 为避免过度拆分的超参数；$d(\cdot,\cdot)$为距离函数；n 为原始数据集的总样本数量。

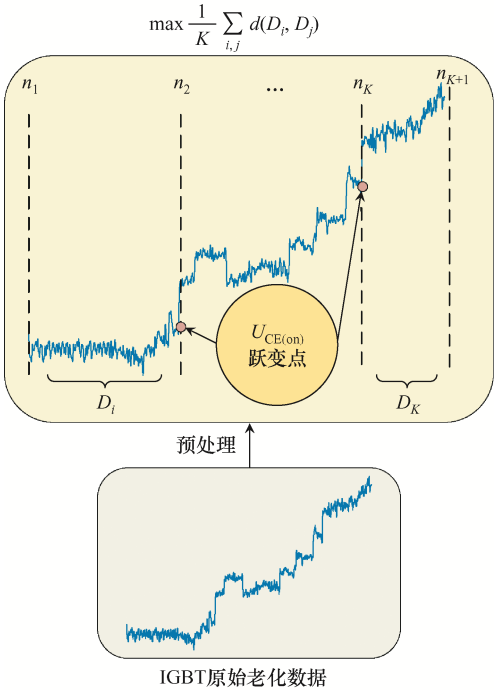


图 3 时间分布表征

Fig. 3 Time distribution characterization

式(1)通过搜索最大化平均周期分布距离，使得每个周期的分布尽可能多样化，并且所学习的预测模型具有更强的泛化能力。K 为寻优变量，通常需要进行大量的试错以达到最优的周期分布，该过程往往会花费较长的训练时间与训练成本。IGBT 老化过程中 $U_{\mathrm{CE(on)}}$通常存在一些跃变点，这些跃变点存在的原因是 IGBT 内部具有多根键合线，而当某根键合线脱落时就会导致 $U_{\mathrm{CE(on)}}$发生跳变。综上，本文使用 IGBT 键合线的数量来确定 K 的取值范围，从而大大减少训练时间与成本。

2.2 TDM

当给定完成划分的待学习时间段后，TDM 模块通过匹配不同时期的分布，学习不同时期共享的公共知识。因此，与仅依赖于局部或统计信息的方法相比，所学习的模型 M 可以在未知测试数据领域获得更好的效果。用于 TDM 预测任务的损失函数 L_{pred} 可以表示为

$$L_{\mathrm{pred}}(\theta) = \frac{1}{K}\sum_{j=1}^{K}\frac{1}{\left|D_j\right|}\sum_{i=1}^{\left|D_j\right|} l[y_i^j, M(x_i^j;\theta)] \tag{2}$$

式中：(x_i^j, y_i^j)为从周期 D_j 开始的第 i 个标记片段；$l(\cdot,\cdot)$为一个损失函数，如均方误差 MSE(mean squared error)损失；θ 为可学习的模型参数。

如图 4 所示，使用 TDM 模块，以自适应地匹配 2 个周期的 RNN 小区之间的分布，同时捕获时间相关性。TDM 引入重要性向量 $\boldsymbol{\alpha}\in\mathrm{R}^V$(R 为实数集，$V$ 为隐藏状态的维度数量)来了解 RNN 内部的隐藏状态，其中所有隐藏状态都用归一化的 $\boldsymbol{\alpha}$。给定 1 个周期(D_i, D_j)可得时间分布匹配的损失为

$$L_{\mathrm{tdm}}(D_i,D_j;\theta) = \sum_{t=1}^{V} \boldsymbol{\alpha}_{i,j}^t d(h_i^t, h_j^t;\theta) \tag{3}$$

式中：L_{tdm} 为 TDM 模块的分布匹配损失函数；h 为隐藏状态特征。

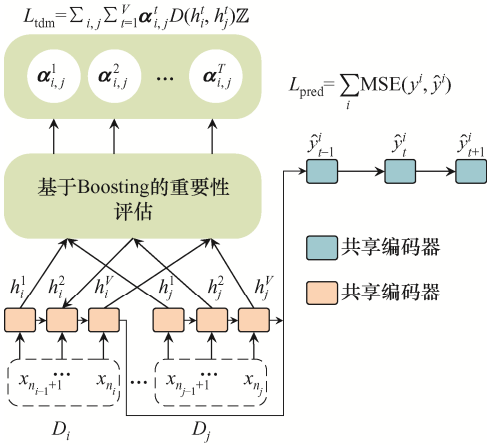


图 4 时间分布匹配

Fig. 4 Time distribution matching

通过对式(2)和式(3)进行积分，可得时间分布

匹配(1 个 RNN 层)的最终目标为

$$L(\theta,\boldsymbol{\alpha})=L_{\text{pred}}(\theta)+\lambda\frac{2}{K(K-1)}\sum_{i,j}^{i\neq j}L_{\text{tdm}}(D_i,D_j;\theta,\boldsymbol{\alpha}) \tag{4}$$

式中，λ 为一个折中的权重超参数。取一小批 D_i 和 D_j 在 RNN 层中执行正向操作并连接所有隐藏特征，计算所有成对周期的分布距离的平均值。AdaRNN 的模型训练过程如下：

(1)通过求解式(1)来执行时间分布特征化，以获得 K 个周期的$\{D_i\}$；

(2)通过端到端预训练，使得式(2)的结果最小；

(3)函数迭代，从 i=1 至最大迭代次数 Iter；

(4)通过求解式(3)和式(4)得到参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 与 θ 的初始值；

(5)结束一次迭代，并返回最佳参数 $\boldsymbol{\alpha}^*$与 θ^*。

3　IGBT 老化实验平台

IGBT 老化实验台如图 5 所示，包括主回路、待测 IGBT、采集卡、电源及上位机。主回路包括 IGBT 驱动回路及电压、电流与温度调理电路等，半导体制冷片可对待测 IGBT 进行降温；采集卡分辨率为 12 位，误差为千分之一；电源包括 2 个部分，一部分为主回路及风扇供电，另一部分采用恒流输出模式对待测 IGBT 进行功率循环；上位机可实时采集待测 IGBT 的 $U_{\text{CE(on)}}$、集电极电流 I_{c} 和壳温 T_{c}。

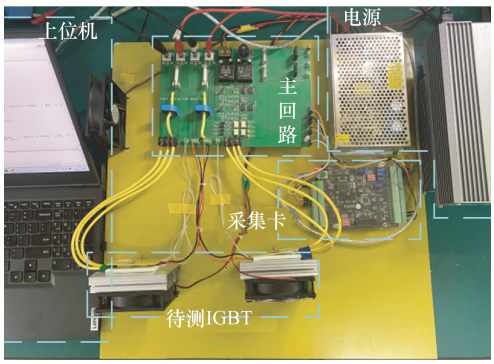


图 5　IGBT 老化实验台

Fig. 5 Aging test bench for IGBT

3.1　功率循环实验

功率循环指让芯片间歇性地流过电流产生间隙发热功率，从而使芯片温度波动。功率循环测试加载的方法主要包括恒定的导通及关断时间、恒定的壳温 T_{c}、恒定的功率 P_{v}、恒定的结温 T_{j}。4 种测试方法对同一种 IGBT 模块的测试结果相差较大，其中采用恒定的导通及关断时间的方法测试条件较为简单，易于控制和重复，具有最快的老化速率，但这种方法不能充分模拟实际应用中的复杂热负荷变化。本文实验使用恒定壳温的方法，选用特征参数为 $U_{\text{CE(on)}}$，该变量受 T_{j} 与 I_{c} 影响，由于 T_{j} 测量实现难度较大，对测试系统要求较高，因此选用恒定壳温的测试方法减小温度对 $U_{\text{CE(on)}}$的影响。

功率循环实验流程如图 6 所示。首先使用 I_{c} 对 IGBT 加热至上限温度 T_{cmax}，然后采集卡向主控板发出信号关闭栅极电压，打开器件的制冷片给 IGBT 进行散热；当达到温度下限 T_{cmin} 后，关闭器件的制冷设备，重新打开 IGBT，测量 $U_{\text{CE(on)}}$，并自动保存至上位机，完成一次循环，重复功率循环直至 $U_{\text{CE(on)}}$增加到初始值的 5%。图 7 为循环过程中栅极电压 U_{GE} 对应的时序图，表 1 给出了加速老化实验的具体参数值。

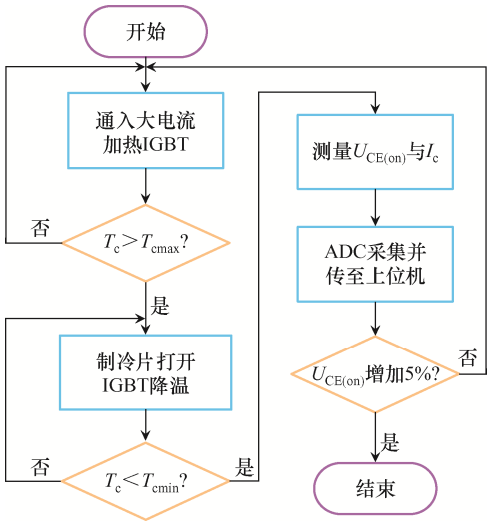


图 6　实验流程

Fig. 6 Flow chart of experiment

3.2　主回路及信号调理电路

主回路及调理电路拓扑如图 8 所示，使用主控

板发出 100 Hz 的栅极驱动信号控制 IGBT 栅极通断。使用电子负载或开关电源的恒流模式对待测 IGBT 进行主动加热。

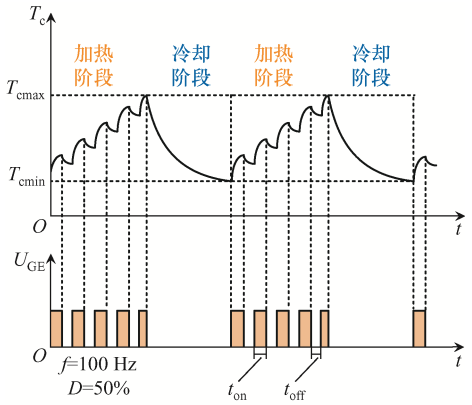


图 7 温度变化曲线及 U_{GE} 时序

Fig. 7 Temperature curve, and time series of U_{GE}

表 1 加速老化实验参数

Tab. 1 Experimental parameters for accelerated aging

实验参数	数值
栅极电压 U_{GE}/V	DC 13
最低温度 T_{cmin}/°C	25
最高温度 T_{cmax}/°C	125
采样温度 T_m/°C	25
驱动信号频率 f/Hz	100
栅极信号占空比 D/%	50
集电极电流 I_c/A	10

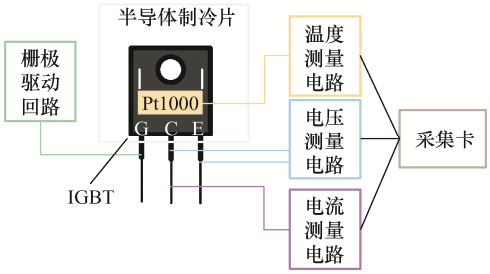


图 8 信号调理电路示意

Fig. 8 Schematic of signal conditioning circuit

图 8 中的温度测量电路将热敏电阻 Pt1000 贴于 IGBT 的上壳，Pt1000 在不同的温度下对应不同的阻值，其温度与阻值的函数关系为

$$R(T)=R_0(1+AT+BT^2) \tag{5}$$

式中：$R(T)$ 为 Pt1000 的实际阻值；R_0 为 Pt1000 在 0 ℃时的标称电阻值；T 为被测温度；A 和 B 分别为 Pt1000 的温度系数一次项系数和二次项系数。

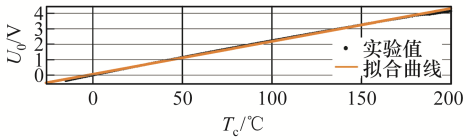
不同的阻值经过惠斯通电桥的分压与运放的放大可得到对应的输出电压 U_0，代入参数值得到 U_0 与 T 的函数关系为

$$U_0=9\left(\frac{5}{6}-\frac{5000+19T}{6000+3.8T}\right) \tag{6}$$

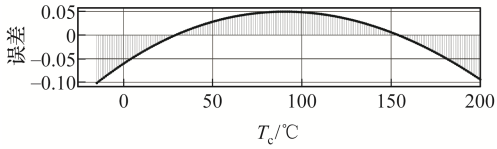
由于实验所需的函数关系为当前函数的反函数，该函数的反函数无法直接求得，因此使用拟合工具对该函数进行拟合，拟合得到

$$T_c=\frac{1}{p_1}U_0-\frac{p_2}{p_1} \tag{7}$$

式中，p_1 与 p_2 为模型参数，可通过拟合曲线得到。图 9 为拟合曲线与真实曲线的对比，可以看到在实验所需的温度区间(0~150 ℃)内，拟合程度高，可以满足需求，使用该函数即可得到任意输出电压下对应的 IGBT 上的 T_c。



(a) 拟合曲线与实验值



(b) 误差对比

图 9 拟合曲线与真实曲线对比

Fig. 9 Comparison between fitted and true curves

4 数据处理与仿真结果

4.1 数据处理

基于 IGBT 老化实验台对 IGBT 的 $U_{CE(on)}$进行采集。选用 2 种不同型号的 IGBT 进行老化实验，分别为英飞凌科技股份公司的 IHW20N135R3 与 IHW30N135R5(R3、R5 表示不同版本，即制造工艺不同，下文将 IHW20N135R3 简写为 IGBT2，IHW30N135R5 简写为 IGBT1)。为降低实验与测量误差，每完成 1 次功率循环，就对当前的 $U_{CE(on)}$ 进行 10 次采样，取这 10 组数据的平均值作为主特

征参数，并作为测试集的真实值。同时为提升模型预测精度，将 10 组数据的中位数与方差同时作为输入，即可得到 1 个三维的输入数据集。

如图 10 所示，该图包含 2 组实验所采集的数据，其中每组含 3 000 次循环所采集到的电压平均值。从图中可以看出 $U_{\mathrm{CE(on)}}$上升缓慢，但是数据波动较大，误差较大。为了提高预测精度，需要对数据进行异常值处理和平滑处理。本文采用双指数平滑算法对原始数据进行平滑处理，具体为

$$S_t^{(2)} = \delta S_t^{(1)} + (1-\delta) S_{t-1}^{(2)} \tag{8}$$

式中：δ 为加权系数；$S_t^{(2)}$为周期 t 处的二次指数平滑值；$S_t^{(1)}$为周期 t 处的一次指数平滑值。

数据平滑后需要对数据进行归一化。本文采用 Min-Max 归一化方法，也称为离差标准化，是对原始数据的线性变换，可使结果值映射到 0~1 之间。转换函数为

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{9}$$

式中：x' 为归一化后的样本值；x 的原始数据集中的单个样本值；$x_{\max}$ 为样本数据的最大值；$x_{\min}$ 为样本数据的最小值。这种归一化方法比较适合用于数值比较集中的情况。但是，如果 $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 不稳定，则很容易使得归一化结果不稳定，使得后续使用效果也不稳定，实际使用中可以用经验常量值来替代 $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$。本文将实测数据进行平滑处理并去除异常值后的最大值与最小值作为式(9)中 $x_{\max}$ 与 $x_{\min}$ 的取值。图 11 为 $U_{\mathrm{CE(on)}}$平滑并归一化后的数据。

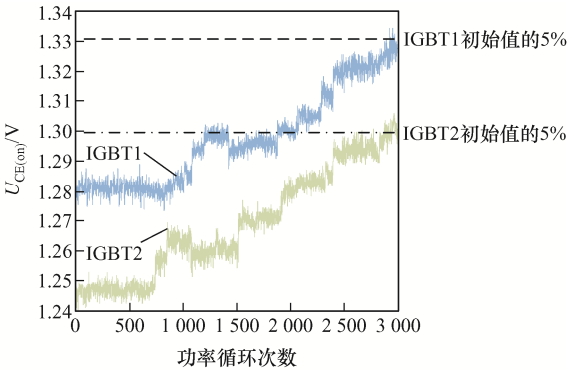


图 10　老化实验台实测数据

Fig. 10 Actual measurement data based on aging test bench

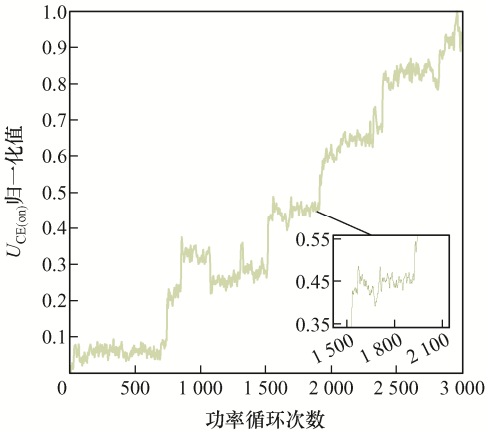


图 11　平滑及归一化后数据

Fig. 11 Smoothed and normalized data

本文从均方根误差 RMSE (root mean square error)、平均绝对误差 MAE (mean absolute error)和训练时间 3 个方面评估了 AdaRNN 模型的预测精度和速度，并使用上述指标将该模型与 LSTM、Transformer 和 BP 模型进行比较。其中，RMSE 可以反映模型的稳定性，MAE 可以反映模型精度。上述指标值越小，预测效果越准确、越稳定。RMSE 和 MAE 的计算公式为

$$E_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^{N} \left| x_{\mathrm{tru}} - x_{\mathrm{pre}} \right|^2\right) / N} \tag{10}$$

$$E_{\mathrm{MAE}} = \left(\sum_{i=1}^{N} \left| x_{\mathrm{tru}} - x_{\mathrm{pre}} \right|\right) / N \tag{11}$$

式中：x_{tru} 为真实值；x_{pre} 为预测值；N 为总样本数量。

4.2　预测结果及分析

第一种数据划分方法选用 IGBT1 的老化数据集，将数据的前 80%作为训练集训练该模型，使用数据集后 20%作为测试集。测试集的模型预测结果如图 12 和图 13 所示。

由图 12 与图 13 可以看出，LSTM 模型与 AdaRNN 模型在使用同一 IGBT 老化数据集作为训练集与测试集时，预测值与真实值都十分接近。表 2 列出了 AdaRNN 模型与其他 3 种对照模型在各指标下的评估结果。除 BP 模型外，其他 3 种模型的 RMSE 与 MAE 均处于同一水平。可见 LSTM、Transformer、AdaRNN 模型在当前条件下均能取得较准确的预测效果。

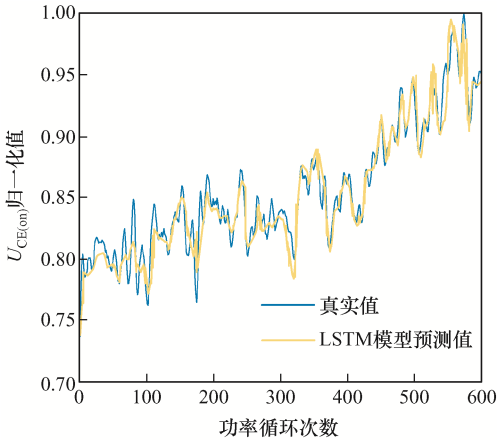


图 12 LSTM 模型预测值与真实值对比(IGBT1)

Fig. 12 Comparison between values predicted by LSTM model and actual values (IGBT1)

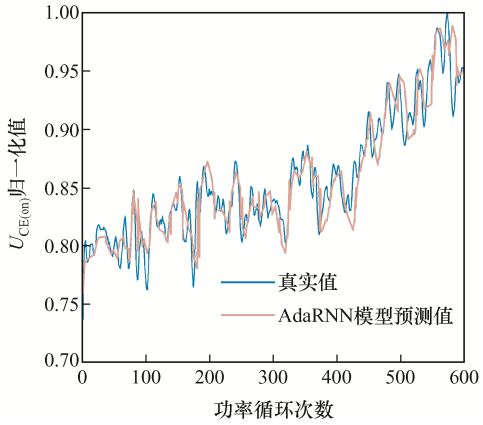


图 13 AdaRNN 模型预测值与真实值对比(IGBT1)

Fig. 13 Comparison between values predicted by AdaRNN model and actual values (IGBT1)

表 2 模型评估结果对比(IGBT1)

Tab. 2 Comparison of evaluation result among different models (IGBT1)

模型	RMSE	MAE	训练时间/s
LSTM	0.054 0	0.042 8	24
Transformer	0.066 1	0.071 5	33
BP	0.103 4	0.086 2	16
AdaRNN	0.055 1	0.043 9	29

第二种数据划分方法选用 IGBT2 老化数据集的前 80%作为训练集训练该模型，使用后 20%作为测试集。测试集的模型预测结果如图 14 和图 15 所示。

图 14 使用 IGBT1 的老化数据集训练 AdaRNN 模型，使用 IGBT2 的老化数据集作为测试集，验证 AdaRNN 模型在不同 IGBT 下的预测准确性。可以看出，在当前数据集下，AdaRNN 模型的预测值与真实值误差较小。图 15 给出了 AdaRNN 模型不同迭代次数下的均方根误差，当前数据量下，仅需约 20 次迭代即可达到较为稳定的误差值，且在迭代 131 次后达到最小误差。

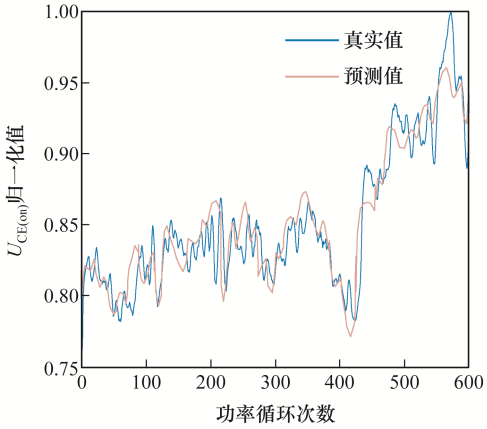


图 14 AdaRNN 模型预测值与真实值对比(IGBT2)

Fig. 14 Comparison between values predicted by AdaRNN model and actual values (IGBT2)

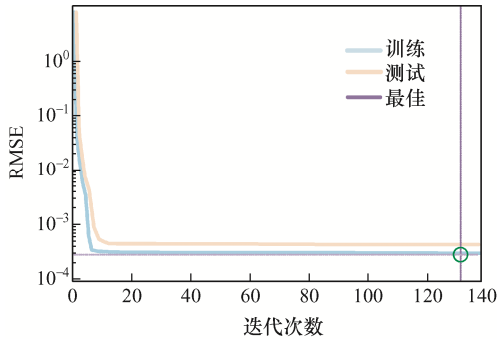


图 15 AdaRNN 模型迭代次数与误差(IGBT2)

Fig. 15 Iteration times vs error for AdaRNN model (IGBT2)

图 16 显示了 AdaRNN 模型在当前数据集下所有预测值与真实值之间的误差。由图可以看出，该误差值基本稳定在 0.05 以内。在当前测试条件下，从模型预测的稳定性(以 RMSE 为衡量指标)、模型预测的精确性(以 MAE 为衡量指标)及模型的训练时间 t 3 个方面进行综合比较。图 17 展示了 AdaRNN 模型与 3 种对照模型的比较结果。结果表明，AdaRNN 模型在稳定性和精确度方面均优于其他模型，其训练时间虽然比 BP 模型长，但比 LSTM 和 Transformer 模型短。综合考虑这 3 个指标，AdaRNN 模型在当前测试条件下显示出明显优势。

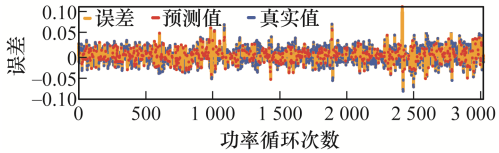


图 16　AdaRNN 模型误差分析(IGBT2)

Fig. 16 Error analysis of AdaRNN model (IGBT2)

通过 2 组实验可以看出，当训练模型与测试模型的数据来自同一 IGBT 时，AdaRNN 模型与其他时序预测模型(如 LSTM、Transformer)的预测精度与训练速度近似。但当训练模型与测试模型的数据来自不同 IGBT 时，AdaRNN 模型在稳定性和预测精度方面均优于对照组模型，在训练速度上比 BP 模型慢，优于 LSTM 和 Transformer 模型。

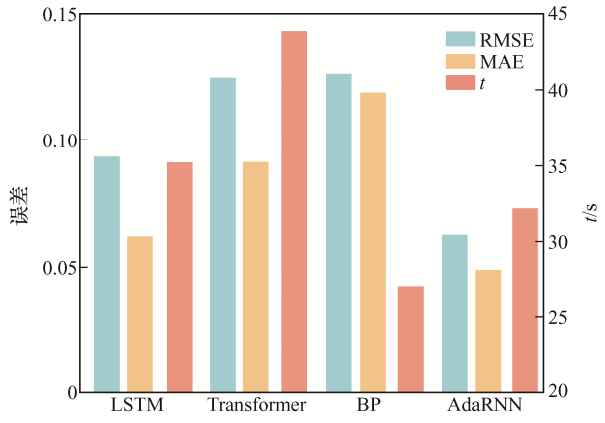


图 17　模型评估对比(IGBT2)

Fig. 17 Comparison of evaluation result among different models (IGBT2)

5　结论与展望

本文深入研究了 IGBT 的老化失效机理，结合器件长期工作中的性能退化规律，选取能够直观反映 IGBT 老化程度的集−射极饱和电压 $U_{CE(on)}$作为核心老化特征参数。为获取真实、可靠的器件老化数据，本文搭建 IGBT 加速老化实验平台，持续采集不同老化阶段下的 $U_{CE(on)}$动态变化数据，精准还原了 IGBT 器件全周期的退化演变规律。

在此基础上，本文引入迁移学习算法，构建了基于迁移学习的 AdaRNN 预测模型，对 IGBT 的老化参数进行预测研究。实验结果表明，融合迁移学习的 AdaRNN 模型能够将已有 IGBT 器件的预训练模型迁移应用至其他不同型号的 IGBT 老化参数预测任务中，有效解决了传统预测模型泛化能力弱、复用性差的问题，显著提升了模型的环境适应性与鲁棒性，同时大幅降低了新模型的训练成本与数据依赖度，为 IGBT 老化状态预测提供了高效、便捷的技术方案。

基于本文现有研究的不足，后续可进一步深化拓展相关研究工作。在预测模型输入层面，可突破单一参数预测的局限性，筛选阈值电压、导通损耗、结温等多个典型 IGBT 老化特征参数，构建多维融合的模型输入体系，全方位、立体化评估 IGBT 模块的健康状态，实现器件剩余使用寿命的精准预测。在模型性能验证层面，可选取结构、参数、工况差异更大的 IGBT 模块样本开展测试实验，进一步全面验证迁移学习 AdaRNN 模型的通用性与泛化性能，持续优化模型算法，推动该模型在不同类型 IGBT 器件老化预测与健康管理场景中的工程化应用。

参考文献：

[1] Alghassi A, Perinpanayagam S, Samie M. Stochastic RUL calculation enhanced with TDNN-based IGBT failure modeling [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2016, 65(2): 558-573.

[2] 赵蕤, 杨柯欣, 唐涛, 等. 基于一种新型导通压降采样电路的 IGBT 器件结温在线监测方法[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 295-303.
Zhao Rui, Yang Kexin, Tang Tao, et al. Online monitoring method for IGBT device junction temperature based on novel on-state voltage drop sampling circuit [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 295-303. (in Chinese)

[3] Batard C, Ginot N, Antonios J. Lumped dynamic electrothermal model of IGBT module of inverters [J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2015, 5(3): 355-364.

[4] Tang Yunyu, Ma Hao. Dynamic electrothermal model of paralleled IGBT modules with unbalanced stray parameters [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2017, 32(2): 1385-1399.

[5] Deng Erping, Zhang Jingwei, Zhao Zhibin, et al. Influence of the clamping force on the power cycling lifetime reliability of press pack IGBT sub-module [J]. The

Journal of Engineering, 2019, 2019(16): 2435-2439.

[6] 敬敏, 程禹, 陈学锋. 基于电热耦合模型的功率器件热可靠性仿真分析[J]. 现代雷达, 2022, 44(9): 93-98.
Jing Min, Cheng Yu, Chen Xuefeng. Simulation and analysis of power device's thermal reliability based on electro-thermal modeling [J]. Modern Radar, 2022, 44(9): 93-98. (in Chinese)

[7] 白梁军, 黄萌, 饶臻, 等. 基于 GARCH 模型的 IGBT 寿命预测[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5787-5795.
Bai Liangjun, Huang Meng, Rao Zhen, et al. Lifetime prediction of IGBT based on GARCH model [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5787-5795. (in Chinese)

[8] Ali S H, Heydarzadeh M, Dusmez S, et al. Lifetime estimation of discrete IGBT devices based on Gaussian process [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(1): 395-403.

[9] 裴洪, 胡昌华, 司小胜, 等. 基于机器学习的设备剩余寿命预测方法综述[J]. 机械工程学报, 2019, 55(8): 1-13.
Pei Hong, Hu Changhua, Si Xiaosheng, et al. Review of machine learning based remaining useful life prediction methods for equipment [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(8): 1-13. (in Chinese)

[10] 王飞, 黄涛, 杨晔. 基于 Stacking 多模型融合的 IGBT 器件寿命的机器学习预测算法研究[J]. 计算机科学, 2022, 49(S1): 784-789.
Wang Fei, Huang Tao, Yang Ye. Study on machine learning algorithms for life prediction of IGBT devices based on stacking multi-model fusion [J]. Computer Science, 2022, 49(S1): 784-789. (in Chinese)

[11] 任宏宇, 余瑶怡, 杜雄, 等. 基于优化长短期记忆神经网络的 IGBT 寿命预测模型[J]. 电工技术学报, 2024, 39(4): 1074-1086.
Ren Hongyu, Yu Yaoyi, Du Xiong, et al. IGBT lifetime prediction model based on optimized long short-term memory neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(4): 1074-1086. (in Chinese)

[12] 朱琴跃, 于逸尘, 占岩文, 等. 基于短时傅里叶变换和深度网络的模块化多电平换流器子模块 IGBT 开路故障诊断[J]. 电工技术学报, 2024, 39(12): 3840-3854.
Zhu Qinyue, Yu Yichen, Zhan Yanwen, et al. IGBT open-circuit fault diagnosis of modular multilevel converter sub-module based on short-time Fourier transform and deep networks [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(12): 3840-3854. (in Chinese)

[13] 杨强. 迁移学习[M]. 北京: 机械工业出版社, 2020.
Yang Qiang. Transfer Learning [M]. Beijing: China Machine Press, 2020. (in Chinese)

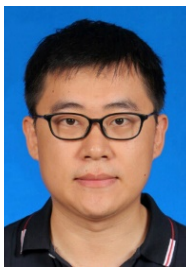
[14] Salinas D, Flunkert V, Gasthaus J, et al. DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks [J]. International Journal of Forecasting, 2020, 36(3): 1181-1191.

[15] Le Guen V, Thome N. Shape and time distortion loss for training deep time series forecasting models [C]// 33rd Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2019). Vancouver, Canada, 2019: 1-13.

[16] 肖凯, 王振, 严喜林, 等. 压接式 IGBT 健康管理方法综述[J]. 电源学报, 2024, 22(3): 199-210.
Xiao Kai, Wang Zhen, Yan Xilin, et al. Review of health management methods for press-pack IGBTs [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(3): 199-210. (in Chinese)

[17] 石巍. 大功率 IGBT 模块健康状态信息提取方法研究及加速老化试验平台研制[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
Shi Wei. Research on the extraction method of health status information for high-power IGBT modules and development of an accelerated aging test platform. Hangzhou: Zhejiang University, 2018. (in Chinese)

[18] Zhang Yihui, Liu Yinghan, Li Cui, et al. Analysis of fault precursor parameters under accelerated aging tests for IGBT modules [C]// 2020 17th China International Forum on Solid State Lighting & 2020 International Forum on Wide Bandgap Semiconductors China (SSLChina: IFWS). Shenzhen, China, 2021: 238-241.



罗翀

作者简介：

罗翀(1986—)，男，通信作者，博士，副教授。研究方向：多电平变流器，大功率同步电机控制，物联网。E-mail：luowei@usst.edu.cn。

刘宇凡(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：微弱信号检测及功率器件可靠性。E-mail：lyfsmailbox@163.com。

张德稳(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：功率器件可靠性。E-mail：dw_zhang21@163.com。

(责任编辑：孙美菊)