

功率模块多物理场快速求解技术综述

祝令瑜¹, 唐义政¹, 占 草², 康子章¹, 王伟丞¹, 汲胜昌¹

(1. 电工材料电气绝缘全国重点实验室(西安交通大学), 西安 710049;

2. 弗吉尼亚理工大学电力电子系统研究中心, 弗吉尼亚州布莱克斯堡 24061)

摘要: 功率模块作为电能变换系统的核心组件, 其可靠性直接决定着新能源发电、高压直流输电等系统的安全稳定性。多物理场建模与分析是揭示功率模块运行状态与劣化机理的核心手段, 然而传统数值计算方法存在计算效率瓶颈, 难以满足新型电力系统对设备状态实时感知与智能诊断的需求。为此, 该文总结了焊接型和压接型功率模块封装形式与多物理场建模方法; 从物理模型降阶、投影降阶和深度学习降阶 3 个方面总结功率模块快速求解技术的研究现状, 讨论了多物理场耦合模型的局部降阶方法, 对比分析了各种快速求解技术的优缺点。在此基础上, 进一步探讨目前迫切需要研究的重点, 对进一步深入多物理场快速求解、数字孪生、智慧运维等研究具有重要的参考价值。

关键词: 功率模块; 多物理场耦合; 快速求解; 物理模型降阶; 投影降阶; 深度学习

Review of Fast Solution Techniques for Multi-physics Fields in Power Modules

ZHU Lingyu¹, TANG Yizheng¹, ZHAN Cao², KANG Zizhang¹, WANG Weicheng¹, JI Shengchang¹

(1. State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment (Xi'an Jiaotong University), Xi'an 710049, China;

2. Center for Power Electronics Systems (CPES), Virginia Tech, Blacksburg, VA 24061, USA)

Abstract: As a core component of power conversion systems, the reliability of power modules directly determines the safety and stability of systems such as renewable energy generation and high-voltage direct current (HVDC) transmission. Multi-physics modeling and analysis are essential for revealing the operating states and degradation mechanisms of power modules. However, traditional numerical methods face computational efficiency bottlenecks, making it challenging to meet the real-time condition monitoring and intelligent diagnostic requirements of modern power systems. Therefore, this paper summarizes the packaging forms and multi-physics modeling methods of bond-wire and press-pack power modules. The research progress in fast solution techniques for power modules is reviewed, focusing on model order reduction, projection-based reduction, and deep learning-based reduction methods. Moreover, this paper also discusses the local reduction methods for multi-physics coupled models and provides a comparative analysis of the advantages and disadvantages of various fast solution methods. Based on these discussions, this paper further explores the urgent research areas, offering significant reference value for advancing multi-physics fast solution methods, digital twins, and smart operation and maintenance.

Key words: power module; multi-physics coupling; fast solution; physical model order reduction; projection-based reduction; deep learning

0 引言

近年来, 随着电力电子器件的蓬勃发展, 功率器件和模块正朝着高压、大功率、高功率密度的方向发展^[1]。相较于单芯片的分立器件, 功率模块集成并联多个芯片, 具有更高电流等级和功率密度^[2]。以绝缘栅双极型晶体管(insulated gate bipolar tran-

sistor, IGBT)为代表的功率模块已广泛应用于海上风电、光伏发电、铁路牵引、高压直流输电等领域, 成为电力电子换流器的核心组成部分^[3-4]。然而, 根据工业调查显示, 高压直流输电系统中的故障有超过 75%是由于换流器的故障引起的^[5], 而换流器中由功率模块失效引发的故障占比最高^[6-7]。

功率模块封装形式不同, 其失效机理亦不相同。功率模块可以分为焊接型和压接型两大类^[8-9], 焊接型功率模块应用场合较广泛, 常用在光伏逆变器、风电变流器中, 在实际运行工况中, 温度循环

和功率循环常引发键合线疲劳与焊料层脱落等问题^[10-11]。与焊接型不同,压接型功率模块采用压接封装,内部芯片与外部电极的电气连接通过施加压力实现,具有功率等级高、易于串联的特点,在海上风电送出、远距离直流输电等大功率应用场景更具优势^[12]。而实际运行中,压接型功率模块内部不同物理场之间的耦合效应更强,芯片间的热机应力不均匀是其劣化失效的根本原因^[13]。

多物理场建模与分析是解决上述问题的有效手段。在多工况、多环境因素的作用下,功率模块是电、热、力等多物理场的耦合体,其多物理场分布特性及其随时间的变化规律决定了模块运行状态^[14]。为精细化分析功率模块结构设计的合理性和长期运行的可靠性,国内外学者在功率模块多物理场的建模方法、机理模型、求解计算方面开展了深入研究^[15-17],包括考虑材料非线性特性变化的电热仿真^[18]、压接型 IGBT 电-热-力全耦合方法^[19]等。然而,考虑到上述研究中多物理场问题的求解主要依赖于有限元法^[20](finite element method, FEM)、有限差分法^[21](finite difference method, FDM)及有限体积法^[22](finite volume method, FVM)等传统数值求解方法。其中, FEM 在处理复杂几何结构及边界条件时具有较高的灵活性,但计算资源消耗较大,求解时间较长; FDM 在规则几何结构下计算效率较高,但对复杂边界条件适应性较弱; FVM 则在流体力学求解方面具有优势。尽管如此,针对功率模块,由于其多物理场耦合下求解非线性强、多尺度复杂结构的网格节点众多,导致计算耗时长,通常需数小时甚至数天才能获得热机应力场的分布结果。这种传统数值求解方法已无法满足以海上风电、光伏发电为代表的新型电力系统建设中的数字化、智能化要求,难以支撑以功率模块为核心的换流器系统的预测性维护。因此,攻克功率模块多物理场快速求解技术,是赋能数字化建设、实现预测性维护的关键核心。

在上述研究背景下,本文以功率模块多物理场快速求解技术为切入点,概述了功率模块封装形式及多物理场建模方法,归纳分析了现有研究中物理降阶法、投影降解法和深度学习降阶法 3 个方面的研究进展,讨论了多物理场耦合模型局部降阶方法,对比分析了各种快速求解方法的优缺点,并总结未来研究展望。

1 功率模块封装形式及多物理场建模方法概述

功率模块封装形式是多物理场建模的基础,本节基于焊接型与压接型封装结构,综述了现有功率模块的封装型式,并对二者多物理场建模方法进行了概述。

1.1 焊接型功率模块

焊接型功率模块是一种广泛应用的封装形式,其核心特点是通过焊料实现芯片底部与覆铜陶瓷基板(direct-bonded copper, DBC)的连接,通过 DBC 散热实现热管理。根据封装特点的不同,焊接型功率模块可以分为线型键合封装、带状键合封装、平面互连型封装和双面冷却型封装。

1.1.1 线型键合封装

线型键合封装是目前功率模块中最常见的封装形式之一,其典型结构如图 1 所示,功率芯片的底部通过焊料连接到 DBC,顶部则通过铝或铜键合线实现电气连接^[23]。DBC 由陶瓷层及上下覆铜层构成,上覆铜层图案化形成电路并连接键合线,陶瓷层提供绝缘功能,下层铜箔连接散热基板,构成散热通道。该结构具有工艺成熟、成本低、适合量产等优势,但存在高寄生电感、散热效率低等问题,难以满足高频、高功率密度等新型应用需求。

1.1.2 带状键合封装

带状键合封装是一种改进的键合技术,使用扁平的带状导体,如铝带、铜带、铝-铜带^[24]代替传统的圆形键合线。与线型键合相比,带状键合具有更低的寄生电感和更高的电流承载能力。其封装结构与线型键合类似,但在顶部互连部分采用带状导体替代金属细线,通过增大导体的横截面积,降低了寄生电感,提升模块的可靠性。

1.1.3 平面互连型封装

平面互连型封装是一种新兴的单面散热形式,旨在解决传统键合线型封装的寄生电感问题,其结构如图 2 所示^[25],通过将功率半导体器件的顶部与平面导体(如铜片、金属框架)直接连接,消除了键合线的需求。这一设计有效降低了模块的寄生电感,同时显著提升了通流能力。此外,平面互连型封装通常结合优化的 DBC 基板设计,可进一步改善模块的热分布特性^[26]。然而,尽管该封装在性能上具有诸多优势,其在实际应用中仍面临制造成本较高与工艺复杂度较大等挑战。

1.1.4 双面冷却型封装

双面冷却型(double-sided cooling, DSC)功率模块是一种通过上下两侧散热器实现高效散热的封装形式^[27], 其典型结构如图 3 所示。在电气连接方式上, 芯片的顶部和底部均直接与 DBC 的覆铜层相连, 从而消除传统键合线的需求, 显著降低寄生电感并提升电流承载能力。总体而言, DSC 模块通过双面散热和优化的电气连接方式, 在高频、高温条件下表现出优异的性能, 特别适合碳化硅(silicon carbide, SiC)和氮化镓(gallium nitride, GaN)功率模块的应用场景。

1.2 压接型功率模块

压接型功率模块是一种通过机械压力实现电气连接和热传导的封装形式, 主要适用于高压大功率场合。根据内部封装结构差异, 压接型功率模块可分为刚性压接型和弹性压接型。

1.2.1 刚性压接型

刚性压接型功率模块封装结构如图 4 所示, 模块内部具有若干并联的层式单芯片子单元, 芯片位于集电极钼片与发射极钼片之间, 通过压紧力保证可靠的电热接触; 银层位于发射极铜层与发射极钼片之间, 起缓冲和平衡压力的作用; 聚醚醚酮(poly-ether-ether-ketone, PEEK)材料框架起固定支撑作用; 栅极弹簧连接栅极触发引线和芯片栅极区域^[28]。刚性压接型功率模块的封装结构特点使其具有流通电流大, 双面散热以及短路失效等优点^[29]。然而, 长期运行过程中的热机疲劳应力可能导致多芯片并联的刚性压接型功率模块出现应力分布不均的问题, 特别是在高温、高负荷工况下, 容易出现微动磨损、裂纹等劣化现象^[13], 一定程度上限制了其在复杂应用场景中的长期可靠性。

1.2.2 弹性压接型

弹性压接型功率模块通过引入弹簧结构缓解应力分布不均的问题, 减小压力差对并联芯片特性的影响^[30]。ABB 公司生产的弹性压接型功率模块封装结构如图 5 所示, 其封装结构包括弹簧、焊料层、导电片等关键部件。弹簧位于发射极铜层与钼片之间, 通过弹性缓冲减小由热膨胀系数差异引起的应力集中; 芯片焊接在集电极钼铜基板与钼片之间, 依靠弹簧传递的压紧力保证电热接触; 导电片连接在弹簧两端, 为电流提供导通路径。相比刚性压接型封装结构, 弹性压接型功率模块具有良好的抗应力集中能力, 能够显著延长器件寿命, 因此更适用

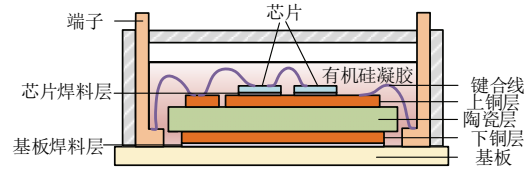


图 1 键合线型封装示意图

Fig.1 Schematic diagram of bonding wire package

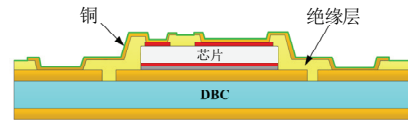


图 2 平面互连型封装示意图

Fig.2 Schematic diagram of planar interconnection package

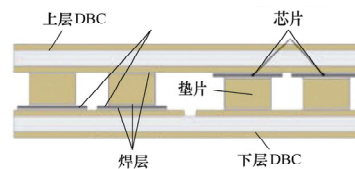


图 3 双面冷却型封装示意图

Fig.3 Schematic diagram of double-sided cooling package

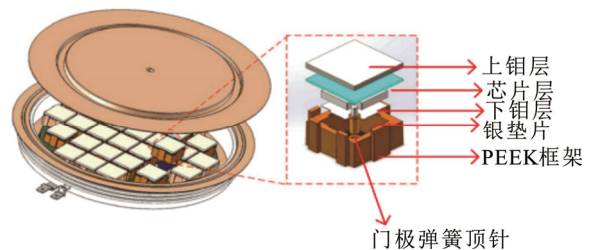


图 4 刚性压接型功率模块

Fig.4 Rigid press-pack power module

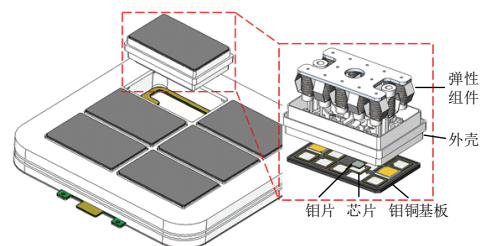


图 5 弹性压接型功率模块

Fig.5 Elastic press-pack power module

于复杂的大功率场合, 但其内部存在的焊料层是潜在的薄弱环节。

1.3 功率模块多物理场建模方法

1.3.1 多物理场耦合关系

功率模块内部存在损耗、热与压力的互相耦合

作用,热机应力分布复杂。损耗在芯片部分产热后,通过模块内部不同结构的固体材料散热。模块内部温度的梯度分布及封装材料热膨胀系数的不一致导致了封装材料界面热机应力的产生。

针对焊接型功率模块,功率损耗决定了温度,而温度反过来影响材料的电导率,功率损耗与温度之间存在相互耦合关系。模块封装结构通过焊料连接,其内部机械应力的变化并不能引起模块内部温度及功率损耗的变化,故仅存在温度场与应力场之间的单向传递,其多物理场关系如图 6(a)所示。

针对压接型功率模块,其内部的每个子单元包含若干接触面,通过外部施加一定的预紧力保证接触面的可靠电热连接,其接触电阻和热阻的大小与预紧力以及热膨胀应力有直接关系。接触电阻影响了器件内部电流分布,接触热阻的增大则会阻碍热量扩散,接触电阻和热阻是压接型功率模块“电-热-机”多物理场之间的关键耦合参数^[19],其多物理场关系如图 6(b)所示。

1.3.2 多物理场控制方程

(1) 功率损耗模型

功率模块内部芯片层属于半导体材料,其通态电阻相比金属材料大得多,因此器件损耗主要集中在芯片层。对处于正常工作下的功率模块而言,内部芯片通电后产生的热损耗是其主要热源。在每个开关周期内,功率芯片和二极管芯片都会产生相应的导通损耗和开关损耗,这些损耗组成了功率模块的总功率损耗。

在导通阶段,直流电流流过芯片层因焦耳热产生功率损耗,单位体积热源计算式为:

$$Q_c = JE = \frac{1}{\gamma(T)} |J|^2 \quad (1)$$

式中: Q_c 为导通损耗; J 是电流密度; γ 是电导率; T 是温度。

在开关过程,损耗主要由开关的开通和关断过程中的电压-电流波形引起的能量损耗构成,其计算式为:

$$Q_{sw} = \int_{t_1}^{t_2} U(t)I(t)dt \quad (2)$$

式中: Q_{sw} 为开关损耗; $U(t)$ 分别表示开关过程的瞬时电压; $I(t)$ 表示开关过程的瞬时电流; t_1 和 t_2 是开通和关断时刻。

当功率模块处于浪涌、短路等短时间尺度暂态工况时,其功率损耗模型需进一步引入芯片内部的

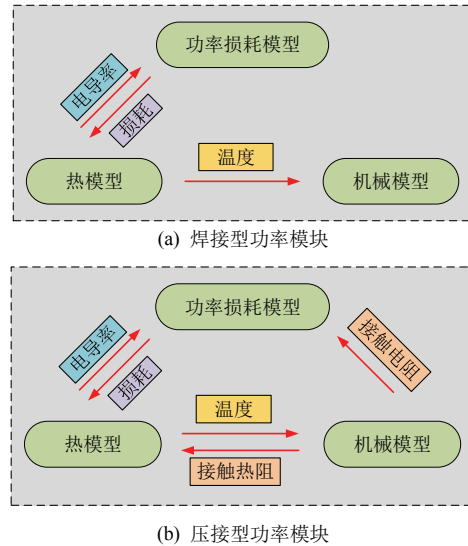


图 6 焊接型和压接型功率模块多物理场耦合关系
Fig.6 Multi-physics coupling relationship between bond-wire and press-pack power modules

半导体物理特性。由于载流子浓度存在空间梯度,芯片内部会产生明显的电流密度非均匀分布,传统的均匀热源模型难以准确刻画该过程^[31]。集总电荷模型(lumped charge model, LCM)可有效描述芯片内部载流子的传输机制,既能够反映微观载流子分布,又能够表征器件外部的宏观电气特性^[32]。

为构建模型,可将芯片内部空间区域进行节点离散化。设第 i 个节点处的空穴浓度为 p_i ,相邻节点之间的距离为 $d_{i(i+1)}$,则从节点 i 流向节点 $i+1$ 的空穴电流密度 $j_{p,i(i+1)}$ 可表式为:

$$j_{p,i(i+1)} = -qD_p \frac{dp}{dx} + q \frac{p_i + p_{(i+1)}}{2} \mu_p |E_{i(i+1)}| \quad (3)$$

式中: D_p 为空穴扩散系数; μ_p 为空穴迁移率; $E_{i(i+1)}$ 表示作用于间距 $d_{i(i+1)}$ 上的电场强度。式(3)右侧第 1 项为扩散电流分量,源于载流子浓度的空间梯度;第 2 项为漂移电流分量,由电场驱动产生。两者共同决定了暂态过程中芯片内部电流密度的动态分布特征。

(2) 热模型

热量在功率模块内部的传递过程有固体材料与空气的自然对流换热,以及固体材料之间的热传导两种形式。相比固体传热过程,自然对流换热传递的热量很少,因此模拟功率模块内部热场分布时一般只考虑固体传热过程。固体传热控制方程如下:

$$\nabla \cdot (k\nabla T) + q_v = \rho C_p \frac{\partial T}{t} \quad (4)$$

式中: k 是导热系数; t 是时间; ρ 是材料密度; C_p

是恒压比热; q_v 是芯片的功率损耗。

导热问题的边界条件可以归纳为以下 3 类:

1) Dirichlet 边界条件: 已知边界上的温度值 T_w 。对于非稳态导热, 这类边界条件要求给出以下关系式:

$$T_w = f_1(t) \quad (5)$$

2) Neumann 边界条件: 已知边界上的热流密度值。对于非稳态导热, 这类边界条件要求给出以下关系式:

$$-\lambda\left(\frac{\partial T}{\partial n}\right)_w = f_2(t) \quad (6)$$

式中: n 为表面的法向。

3) Robin 边界条件: 已知边界上物体与周围流体表面间的换热系数 h 及周围流体的温度 T_{ref} 。该边界条件可表示为:

$$-\lambda\left(\frac{\partial T}{\partial n}\right)_w = h(T_w - T_{ref}) \quad (7)$$

(3) 固体力学模型

固体力学模型利用线弹性材料的线性热膨胀理论刻画模型的力学行为, 温度的变化会在功率模块内部产生热应力和热膨胀, 二者共同影响内部材料的应变。在焊接型功率模块中, 没有外施压力, 固体力学控制方程可写为:

$$\varepsilon_x = \frac{\sigma_x(t) - \mu(\sigma_y(t) + \sigma_z(t))}{E} + \alpha\Delta T \quad (8)$$

$$\varepsilon_y = \frac{\sigma_y(t) - \mu(\sigma_x(t) + \sigma_z(t))}{E} + \alpha\Delta T \quad (9)$$

$$\varepsilon_z = \frac{\sigma_z(t) - \mu(\sigma_x(t) + \sigma_y(t))}{E} + \alpha\Delta T \quad (10)$$

针对压接型功率模块, 由于外部施加压力, 其 z 方向的应变方程可修正为^[2]:

$$\varepsilon_z = \frac{\sigma_z(t) - \mu(\sigma_x(t) + \sigma_y(t)) + F}{E} + \alpha\Delta T \quad (11)$$

式中: ε_x 、 ε_y 、 ε_z 分别为 3 个法向方向的应变; E 为各向同性材料的弹性模量; σ_x 、 σ_y 、 σ_z 分别为 3 个法向方向的热应力; μ 为各向同性材料的泊松比; α 为材料的热膨胀系数 ΔT 为不同时刻的温度变化; F 为压接型功率模块所承受 z 方向的压力。

1.3.3 功率芯片在多物理场耦合建模中的处理方法

在功率模块多物理场建模中, 芯片热源建模方法主要分为两类。一类基于静态伏安特性推导等效电阻, 将芯片简化为均匀体积热源, 适用于热惯性主导、时间尺度较长的仿真, 关注芯片至封装界面的热耗散。另一类则考虑载流子分布及键合线结构

引起的功耗非均匀性, 更适用于浪涌、短路等瞬态电-热耦合分析。文献[32]基于集总电荷模型, 通过对载流子分布进行离散化, 并分层计算功率损耗, 如图 7 所示, 在浪涌工况下与传统均匀热源模型相比, 局部温度峰值的预测误差从 18.7%降低至 4.3%。

1.3.4 封装结构与界面材料建模方法

本文介绍了线型键合、带状键合、平面互连和双面冷却 4 种典型焊接封装结构, 以及刚性、弹性两类压接封装形式。多物理场建模时需结合封装结构特性, 合理设置几何模型与材料参数。

目前常见的封装结构互连工艺包括锡铅焊接, 纳米银烧结, 瞬态液相连接等^[33-34]。其中, 锡铅焊接常用于硅基功率模块, 其熔点较低(183 °C), 无法满足 SiC 功率模块的高温需求; 为解决上述问题, 纳米银烧结基于纳米银颗粒的表面扩散效应, 在 200~250 °C、10~30 MPa 条件下实现扩散熔合, 能形成高热导率(250~350 W/mK)、高熔点(961 °C)的可靠互连层; 瞬态液相连接技术基于反应扩散动力学机制, 如 Cu-Sn 体系中, 首先在 250 °C 下熔化 Sn, 再经扩散形成熔点为 676 °C 的 Cu_3Sn 金属间化合物。不同封装互连工艺形成的界面材料存在显著差异, 在多物理场建模中需根据具体材料设置其电学、热学和力学参数, 如弹性模量、热导率、比热容及热膨胀系数等。

焊料层退化和键合线脱落是功率模块常见的封装失效机制。在构建多物理场耦合模型时考虑封装结构的劣化演变, 有助于实现功率模块的寿命预测与健康状态评估。具体建模流程如下所述。

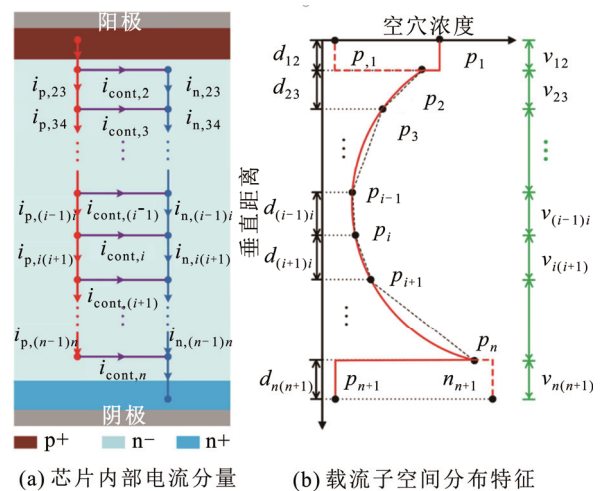


图 7 芯片的集总电荷模型
Fig.7 Lumped charge model of chip

1) 利用扫描声学显微镜(SAM)^[35]、X 射线^[36]或 CT 扫描技术^[37]获取焊料层二维投影图像, 设定灰度阈值将焊料区与空洞/裂纹区域分离, 再依据灰度梯度生成空洞三维轮廓, 完成实际几何模型重建, 如图 8 所示。

2) 在建模中将空洞区域的热导率、电导率等参数设为空气属性, 未劣化区域保持原始材料特性。

基于上述建模流程, 文献[35]提出了一种融合动态图像处理 and 智能算法的功率器件焊层疲劳失效预测方法; 文献[38]出了一种考虑芯片焊层退化的改进型 Cauer 模型。此外, 为了研究焊料层裂纹发展过程, 文献[37]结合多物理场仿真和 CT 扫描数据的递归损伤计算方法, 动态模拟焊料层空洞演化过程, 如图 9 所示。

1.3.5 接触界面构建方法

对于压接型功率模块, 由于接触表面在微观尺度是粗糙不平的, 其接触面形成了具有空隙的点接触, 如图 10 所示。将两个接触面分别定义为目标面和源面, 目标面的硬度较小, 源面硬度较大。用 σ_{dst} 和 σ_{src} 分别表示目标面和源面的表面平均粗糙高度, 用 m_{dst} 和 m_{src} 分别表示目标面和源面的表面平均粗糙斜度。通过测试表面高度起伏变化, 可以利用式(12)和(13)分别计算表面平均粗糙高度和斜率^[39]。

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i^2} \quad (12)$$

$$m = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{dz_i}{dx_i}\right)^2} \quad (13)$$

式中: N 为测量点数; z 为高度; x 为测试横坐标。接触面的热量传递包含了接触点的固体传热和空气气隙的热量传递, 如图 11 所示。由于空气是热的不良导体, 在接触表面的气隙形成了热阻, 阻碍了热量的传递。单位接触面积的热阻称为接触热阻。热模型的控制方程定义了相同固体介质层的热行为, 而接触区域的热行为则通过式(14)来描述。

$$\begin{cases} -n_{dst} q_{dst} = -h(T_{src} - T_{dst}) \\ -n_{src} q_{src} = -h(T_{dst} - T_{src}) \end{cases} \quad (14)$$

式中: q_{dst} 、 q_{src} 和 T_{dst} 、 T_{src} 分别是图中目标面和源面的热通量和温度; n_{dst} 、 n_{src} 分别是目标面和源面的法向量。平均热导率 h 是接触点处的收缩热导率 h_c , 空隙空间中的间隙热导率 h_g 和辐射热导率 h_r 的总和, 可表示为:

$$h = h_c + h_g + h_r \quad (15)$$

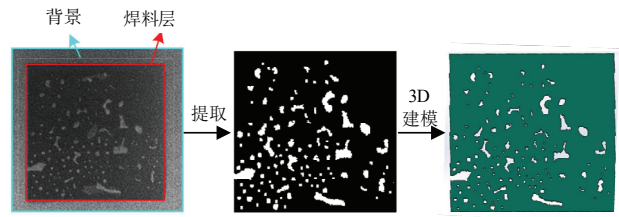


图 8 基于实拍焊料层的建模流程

Fig.8 Modeling process based on real-shot solder layer

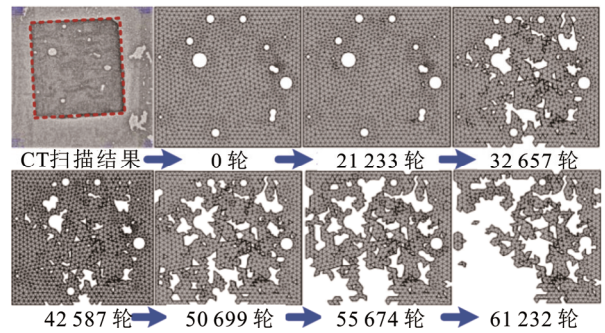


图 9 焊料层空洞演化规律图

Fig.9 Void evolution for solder layer

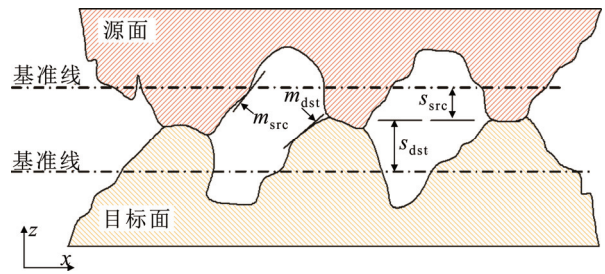


图 10 接触面粗糙度示意图

Fig.10 Schematic diagram of contact surface roughness

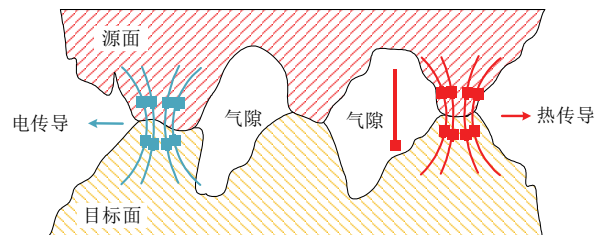


图 11 接触面导热与导电通道示意图

Fig.11 Schematic diagram of thermal and electrical conduction pathways at the contact surface

式中, h_c 可表示为式(16)的形式^[40]。

$$h_c = 2.5 \frac{k_{dst} k_{src} m_{asp}}{k_{dst} + k_{src} \sigma_{asp}} \left(\frac{P}{H_c}\right)^{0.95} \quad (16)$$

式中: k_{dst} 和 k_{src} 分别是目标面和源面的导热系数;

P 是两个接触面之间的接触压力; H_c 是显微硬度; σ_{asp} 和 m_{asp} 可以表示为两个接触表面构成的平均粗糙高度与斜度, 分别如式(17)和(18)所示。

$$\sigma_{asp} = \sqrt{\sigma_{dst}^2 + \sigma_{src}^2} \quad (17)$$

$$m_{asp} = \sqrt{m_{dst}^2 + m_{src}^2} \quad (18)$$

由于压接型功率模块内部气体的导热系数远小于其他材料, 因此可忽略接触面之间空气间隙的热传递。

根据上述建模方法可知, 焊接型和压接型功率模块多物理场耦合关系复杂, 涉及的控制方程众多, 求解非线性强, 难以快速计算温度、应力等关键参量, 因此亟需开展功率模块多物理场快速计算研究。本文后续将围绕物理模型降阶法、投影降阶法以及深度学习降阶法 3 种不同的技术手段开展论述, 着重分析单一物理场的降阶与加速求解, 在此基础上, 进一步介绍多物理场耦合模型的局部降阶方法与多软件协同求解机制。

2 物理模型降阶法

有学者对基于物理模型降阶法将分布式的场模型简化为集总式的路模型, 从而低成本的获取关键参量。目前该方面的研究主要集中于集总热网络模型和集总损耗模型, 本部分将分别介绍两个方面研究进展并总结展望。

2.1 集总热网络模型

在功率模块建模中, 集总热网络被广泛用于简化温度场计算, 主要包括一维与三维模型。其中, 一维热网络将并联芯片视为整体, 用于计算平均结温; 三维模型则通过耦合热阻表征芯片间热耦合,

可获得各芯片结温分布。

2.1.1 一维热网络模型

功率模块的一维热网络模型有 Foster 模型和 Cauer 模型两种^[41-42], 如图 12 所示, 其中 R_1-R_8 为热阻, C_1-C_8 为热容。Foster 模型没有物理意义, 可以通过试验测试、瞬态仿真或者器件参数表提供的瞬态热阻抗曲线拟合得到; 而 Cauer 模型具有一定的物理意义, 可根据其实际物理意义或结构函数得到。Foster 模型和 Cauer 模型具有可转换性, 通常可以用过瞬态热阻抗法拟合得到 Foster 热网络模型, 再转换为 Cauer 模型, 而 Cauer 模型可根据结构函数构建, 两种方法可以相互对照验证^[43]。

当功率模块工作在高温状态时, 芯片与陶瓷层等材料的热导率与恒压热容的温变特性不能忽略, 此时与温度呈线性关系的热阻和热容参数被用来刻画热网络的非线性^[44]。在不同功率下, 热阻热容也会因等效散热面积的改变而改变^[45], 此外, 热网络中特定热参数的实时更新策略也被提出, 以解决长时间运行后功率模块焊料层发生老化导致的低估动态结温的问题^[46]。然而, 一维热网络模型仅能描绘多芯片平均结温, 难以反映模块内部多芯片间的热耦合效应与多芯片的温度分布。

2.1.2 三维热网络模型

三维热网络模型依据封装结构和芯片数量构建, 较一维模型结构复杂, 可表征芯片间热耦合及温度分布。目前焊接型模块中较常见的为三维 Foster 模型和三维 Cauer 模型。

三维 Foster 模型基于各芯片处的瞬态温度响应, 通过拟合获得自热与热耦合参数^[47]。该方法易

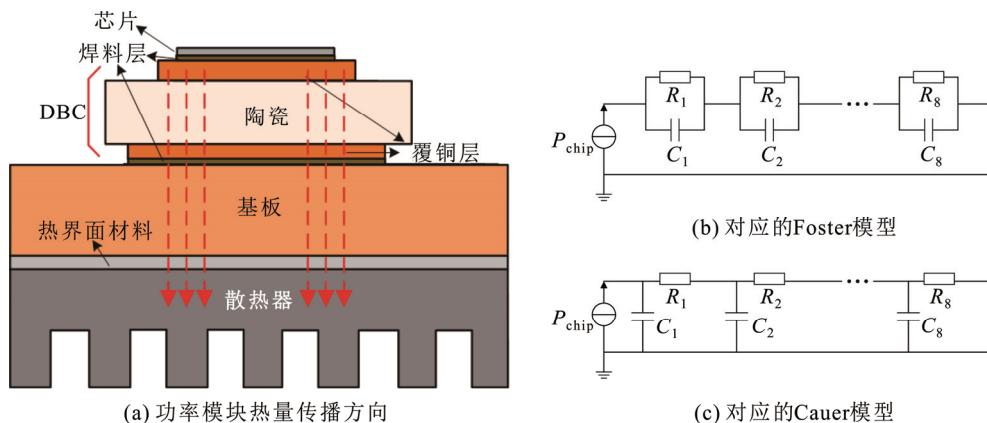


图 12 一维热网络

Fig.12 One-dimensional thermal network

于操作，但是瞬态仿真计算量随着芯片数量增加而显著提高。例如当模块内部芯片数量为 N ，则需要进行 N 次瞬态温度计算和 N^2 次拟合。

三维 Cauer 模型由具有物理意义的自热阻、耦合热阻和热容参数构成，节点对应功率模块结构各层，如图 13 所示。该模型参数提取难度较大，需依赖有限元仿真中的瞬态温度响应数据。合肥工业大学马铭遥等人提出了“两阶段参数提取法”参数提取方法^[48]，先基于稳态热场提取热阻，再结合单点瞬态响应求解热容。由于方程未知数较多，需进行多次不同激励条件下的仿真以保证解的唯一性。为提升参数提取效率，西安交通大学占草等人提出基于状态空间方程构建损失函数，通过一次瞬态仿真结合优化算法，完成大规模热阻热容识别^[18]，并可扩展至温度相关的非线性热参数识别^[49-50]。

压接型模块因存在接触面难以开展瞬态仿真，研究多基于稳态结果构建仅含热阻的热网络模型^[51]，或结合接触热阻定义建立考虑接触压力影响的热路结构^[52]。

总的来说，集总热网络模型将热场转变为热路，简化了计算复杂度，但同样会损失温度场分布的多维信息，难以应用于热-力耦合模型的求解。目前针对焊接型功率模块的集总热模型研究较多，理论与应用较为完善，但对于压接型功率模块的研究较少，构建计及接触热阻的双面散热网络是未来重要的研究方向之一。

2.2 集总损耗模型

由于金属电导率高，功率模块损耗模型通常忽略金属焦耳热，认为芯片为主要热源。相比基于电流场仿真的分布式发热计算，集总损耗模型假设芯片有源区内热源均匀分布，提升了计算效率。

集总损耗计算分为物理方法与数学方法。物理方法借助 Saber、Pspice、Matlab 等仿真工具获取开关电流、电压波形，从而计算损耗^[31,53]；而数学方法则基于数学模型对芯片产生总功率损耗进行计算^[54]。相较而言，数学方法更简便高效，且计算误差控制在 2% 以内，具备良好可行性^[55]。以 IGBT 模块为例，在每个开关周期内，IGBT 和续流二极管(freewheeling diode, FWD)均产生导通与开关损耗，共同构成总功率损耗，具体公式如下：

$$P_T = P_{Tcon} + P_{Tsw} \quad (19)$$

$$P_D = P_{Dcon} + P_{Dsw} \quad (20)$$

功率模块中的 IGBT 与 FWD 的导通损耗 P_{Tcon}

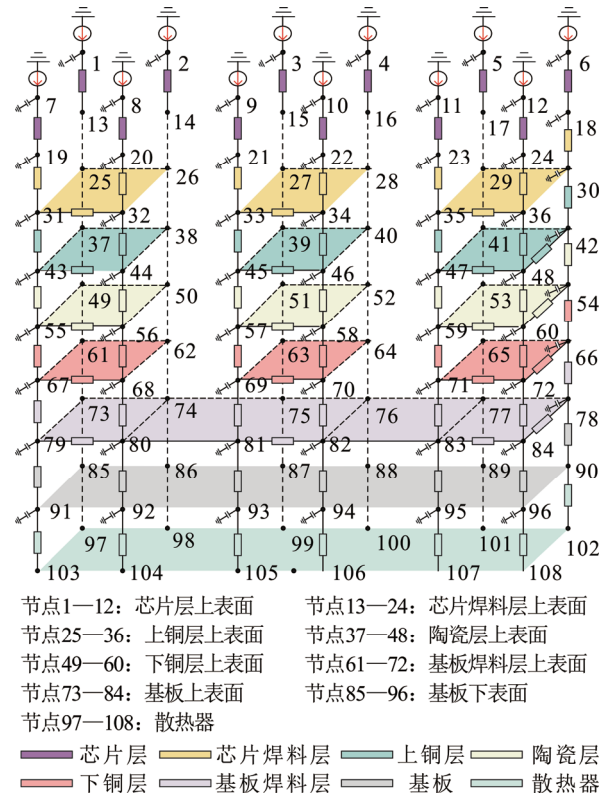


图 13 三维 Cauer 模型

Fig.13 Three-dimensional Cauer thermal network

和 P_{Dcon} 分别为：

$$P_{Tcon} = \int_{t_1}^{t_2} V_{CE}(T_j, I_C) I_C dt \quad (21)$$

$$P_{Dcon} = \int_{t_1}^{t_2} V_F(T_j, I_F) I_F dt \quad (22)$$

式中： V_{CE} 和 V_F 分别表示 IGBT 的导通压降与 FWD 的正向压降； i_T 和 i_D 分别表示流过 IGBT 与 FWD 的电流； t_1 和 t_2 是芯片的接通和关断瞬态。利用 IGBT 与 FWD 的伏安曲线与温度的关系，即可求得 IGBT 与 FWD 的导通损耗。

在一个开关周期内，IGBT 和 FWD 的总开关能量损失 P_{Tsw} 和 P_{Dsw} 表示为：

$$P_{Tsw} = (E_{on} + E_{off}) \left(\frac{U}{U_{ref}} \right)^{K_{Tv}} \quad (23)$$

$$P_{Dsw} = E_{rec} \left(\frac{U}{U_{ref}} \right)^{K_{Dv}} \quad (24)$$

式中： E_{on} 和 E_{off} 分别表示 IGBT 芯片的导通和关断能量损失； E_{rec} 是 FWD 芯片的储备恢复能量损失； U 是 IGBT 的集电极-发射极电压； U_{ref} 是参考阻断电压； K_{Tv} 和 K_{Dv} 分别是 IGBT 和 FWD 的电压系数。

集总损耗模型可以加速损耗计算速度，但难以考虑并联芯片损耗分布不均，如何构建精细化的集总损耗模型是当前研究中尚未深入探讨的问题。

3 投影降阶法

投影降阶法是一类经典的模型简化方法, 通过构造转换矩阵将高维模型投影至低维子空间, 以提升求解效率。当前应用于功率模块快速计算的主要方法包括本征正交分解法(proper orthogonal decomposition, POD)与 Krylov 子空间法。

3.1 本征正交分解法

POD 具有数据驱动特性^[56-57], 基于全阶模型获取“快照矩阵”, 通过特征向量提取与低维投影, 实现复杂模型的降阶。其核心在于利用降阶模态构造最优正交基, 将全阶模型映射至降阶子空间, 从而兼顾计算效率与计算精度^[58]。近年来, 该方法在功率模块热建模领域取得了系列进展。

针对稳态温度场问题, 相关研究表明前 5 阶主模态可保留 99% 的全局能量分布特征, 确立了低维投影的理论可行性^[59], 降阶模型与 FEM 全阶模型计算结果对比如图 14 所示。在此基础上, 文献[60]面向多时间尺度热网络建模, 构建了基于 POD 的通用化降阶框架, 适用于 MOSFET、IGBT 及 SiC MOSFET 器件。经瞬态结温实验验证, 该模型误差低于 3%, 计算速度提升两个数量级, 显著优于传统方法。为进一步提升动态结温计算能力, 研究人员将 POD 与深度学习^[61]及改进 Galerkin 投影^[62]相结合。前者通过模态系数预测实现温度场时序演化建模, 其预测结果与 FEM 高度一致; 后者在稳态与瞬态条件下均表现出计算成本低、精度高的优势, 适用于三维温度场快速重构。

此外, 有学者将 POD 应用于功率模块温度实时监测, 重庆大学李辉等人面向压接型 IGBT^[63], 提出了基于奇异值分解的温度场重构方法, 实现压装型 IGBT 在固定边界条件下的温度场数字孪生。另一种思路, 文献[64]基于逆向 POD 降阶模型, 通过有限测量实现内部温度分布感知。

POD 本质是由数据驱动降阶, 以功率模块温度场求解为例, 具体的 POD 算法步骤如下所述。

1) 快照矩阵提取: 快照矩阵是指功率模块各节点在特定时间的温度值, 即 t_1, t_2, \dots, t_s 所形成的矩阵, 可以写成:

$$\mathbf{A}_{M \times s} = [\mathbf{T}_{M \times s}(t_1), \mathbf{T}_{M \times s}(t_2), \dots, \mathbf{T}_{M \times s}(t_s)] \quad (25)$$

式中: $\mathbf{T}_{M \times 1}(t_1)$ 、 $\mathbf{T}_{M \times 1}(t_2)$ 、 \dots 、 $\mathbf{T}_{M \times 1}(t_s)$ 分别为 IGBT 在 t_1 、 t_2 、 t_s 时刻的快照; M 为有限元模型中的节点数, s 为快照数, 通常为 $M \gg s$ 。

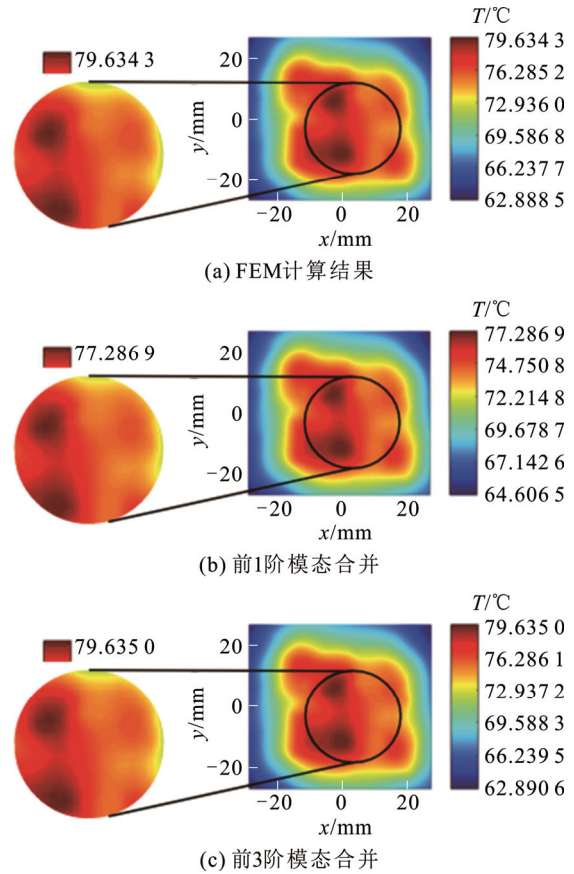


图 14 降阶模型计算结果对比

Fig.14 Comparison of reduced-order model calculation results

2) POD 正交基计算: 利用快照矩阵形成的相关矩阵可以得到 POD 正交基, 相关矩阵 \mathbf{R} 的表达式为:

$$\mathbf{R} = \mathbf{A}^T \mathbf{A} \quad (26)$$

相关矩阵 \mathbf{R} 的非零特征值和特征向量为:

$$\mathbf{R}\boldsymbol{\phi}_j = \lambda_j \boldsymbol{\phi}_j, j=1, 2, \dots, k, k \leq s \quad (27)$$

式中: λ_j 为特征值; $\boldsymbol{\phi}_j$ 为特征值 λ_j 对应的特征向量, 维数为 $M \times 1$; k 为非零特征值的个数。按照降序排列特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k > 0$, 则得到的标准正交基可写成:

$$\boldsymbol{\phi}_j = \frac{1}{\sqrt{\lambda_j}} \mathbf{A}\boldsymbol{\phi}_j, j=1, 2, \dots, k, k \leq s \quad (28)$$

一般选取前 r 个正交基进行模型降阶。 r 是 POD 正交基的阶数。 r 的取值范围为 $1 \leq r \leq k$, r 的选择规则为 $r = \arg \min \{I(r) : I(r) \geq \mu\}$, 其中 μ 为定义的阈值精度, $I(r)$ 为基的截断误差, 其表达式为

$$I(r) = \frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i}{\sum_{i=1}^k \lambda_i} \quad (29)$$

则 $\boldsymbol{\phi}_1, \boldsymbol{\phi}_2, \dots, \boldsymbol{\phi}_r$ 构成 POD 正交基($\boldsymbol{\phi}_1, \boldsymbol{\phi}_2, \dots, \boldsymbol{\phi}_r$ 均为列向量, 维数为 $M \times 1$)。

3) 模型降阶: 将 POD 正交基代入, 表示功率模块各节点在不同时刻的温度:

$$\mathbf{T}(t) = \alpha_1(t)\boldsymbol{\phi}_1 + \alpha_2(t)\boldsymbol{\phi}_2 + \cdots + \alpha_r(t)\boldsymbol{\phi}_r \quad (30)$$

式中: $\alpha_1(t)$ 、 $\alpha_2(t)$ 、 \cdots 、 $\alpha_r(t)$ 为模态系数; $\mathbf{T}(t)$ 为功率模块节点温度的列矩阵, 维数为 $M \times 1$ 。进一步可把计算式整理为

$$\mathbf{T}(t) = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\alpha} \quad (31)$$

式中: 矩阵 $\boldsymbol{\Phi} = [\boldsymbol{\phi}_1, \boldsymbol{\phi}_2, \cdots, \boldsymbol{\phi}_r]$ 由正交基组成, 称为 POD 模态矩阵(阶数为 $M \times r$); 矩阵 $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r]^T$ 由系数组成, 称为系数矩阵(阶数为 $r \times 1$)。

热传导方程经过有限元法空间离散后, 可转化为由热容矩阵 \mathbf{C} 、热导矩阵 \mathbf{K} 以及热源项向量 \mathbf{F} 构成的状态空间方程。将式(31)代入该方程, 得到:

$$\mathbf{C}\boldsymbol{\Phi} \frac{d\boldsymbol{\alpha}}{dt} + \mathbf{K}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{F} \quad (32)$$

$$\boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{C}\boldsymbol{\Phi} \frac{d\boldsymbol{\alpha}}{dt} + \boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{K}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{F} \quad (33)$$

因此, 通过 POD 算法将(4)变换为(33)。原方程解出的矩阵阶数为 M , 式(33)解出的矩阵阶数为 r 。由于 $M \gg r$, 模型得到了降阶。

尽管 POD 在多物理场求解问题中展现出降阶建模的高精度与计算加速能力, 但其实际应用仍面临以下关键挑战。POD 模态系数与运行参数相关, 当输入参数空间采样不足或超出训练集范围时, 外推性误差将显著降低模型泛化性能, 这要求进一步构建功率模块工况参数与模态系数的耦合关系, 以解决模型对动态工况的适应性问题。其次, 现有 POD 研究多聚焦于功率模块温度场的降阶建模, 而电-热-力多物理场耦合问题常呈现强非线性特征, POD 在处理复杂的非线性关系时的可行性尚未可知, 需进一步研究。

3.2 Krylov 子空间法

相较于数据驱动的 POD 方法, Krylov 子空间法无需依赖大量数据来构建降阶子空间。该方法基于偏微分控制方程构建投影降阶模型, 通过迭代求解生成低维 Krylov 子空间, 将高维系统映射至该子空间, 从而实现计算加速。Krylov 子空间法在处理大规模稀疏矩阵的线性系统时尤为适用, 能够有效避免奇异值分解所带来的计算负担。

目前, 研究人员们主要针对 SiC 功率模块应用 Krylov 子空间法进行降阶。内布拉斯加大学林肯分校的 Camero Entzminger 等人建立基于 Krylov 子空间法的低阶热模型, 能够在显著降低计算复杂度的

同时保持高精度^[65]。然而, 模型阶数与误差之间的权衡仍需进一步考虑。在此基础上, 该作者进一步优化, 通过 Krylov 子空间法与平衡截断法相结合进行混合降阶, 最终生成的低阶模型在保持较高精度的同时显著降低了计算成本^[66]。然而, 该混合降阶方法实现较为复杂, 需要多次矩阵分解和变换, 实际应用具有挑战。

面向功率模块热-力耦合问题, 格林威治大学的 Sheikh Hassan 等人^[67]通过引入 Arnoldi 算法构造降阶基, 将自由度由 $400\,000 \times 400\,000$ 缩减至 20×20 , 计算时间减少 83%, 温度与力学参数的预测误差小于 1%, 计算效率显著优于全阶 FEM 模型。该作者进一步扩展了研究, 提出了参数化模型降阶技术, 通过线性矩阵插值处理温变材料的特性参数, 显著提升了模型对复杂工况的适应性^[68]。当前该方法仅考虑了铝的温变特性, 未来有望进一步扩展至芯片层、陶瓷层等其他具有非线性表征的封装材料。为了更加直观地阐述 Krylov 子空间法降阶过程, 以功率模块温度场快速计算为例, 其具体降阶步骤如下所述。

1) 状态空间方程表示: 功率模块温度场满足式(4)的热传导方程, 该式通常采用有限元分析等数值方法求解, 经过离散化后, 得到矩阵形式的线性方程组

$$\mathbf{C}\dot{\mathbf{T}} + \mathbf{G}\mathbf{T} = \mathbf{F} \quad (34)$$

式中: 矩阵 \mathbf{C} 和 \mathbf{G} 分别为组装比热容和导热系数矩阵; 向量 \mathbf{T} 表示所有节点温度; 向量 \mathbf{F} 是应用于模型的各个产热和对流热流边界条件的总和。经过变换, 温度对时间的导数可以用下式求解

$$\dot{\mathbf{T}} = -\mathbf{C}^{-1}\mathbf{G}\mathbf{T} + \mathbf{C}^{-1}\mathbf{F} \quad (35)$$

该式可以重写为与输入、输出、状态变量相关的线性系统的状态空间方程

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{T}} = \mathbf{A}\mathbf{T}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{T}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t) \end{cases} \quad (36)$$

式中: 向量 \mathbf{u} 表示模型输入; 向量 \mathbf{y} 表示输出温度; 矩阵 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 、 \mathbf{D} 分别是系统的状态、输入、输出和传递矩阵。

2) 构造 Krylov 子空间: Krylov 子空间法的目标是找到一个合适的投影矩阵, 将全阶模型投影到降阶模型上。Krylov 子空间是使用连续矩阵-向量乘法迭代计算的向量形成的空间。根据系统的状态矩阵 \mathbf{A} 和输入矩阵 \mathbf{B} 生成 Krylov 子空间, Krylov 子空间如下式所示:

$$K_l(A, B) = \text{span}\{B, AB, A^2B, \dots, A^{l-1}B\}, l \leq n \quad (37)$$

式中: span 表示由括号内向量张成的线性子空间; l 是子空间的维度。Krylov 子空间通过不断通过状态矩阵 A 和输入矩阵 B 生成一组新的基向量。

3) 生成 Krylov 子空间的正交基: 使用 Gram-Schmidt 方法可以从式(37)构造一个标准正交基, K_l 中的每个列向量 k 首先通过减去 k 到之前每个列向量 o 上的投影来正交化, 如下所示:

$$o_i = k_i - \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\langle o_j, k_i \rangle}{\langle o_j, o_j \rangle} o_j, i=1, 2, \dots, m \quad (38)$$

其中 m 是 l 乘以输入数量。接下来, 将得到的 Krylov 投影矩阵的正交向量 o 除以其向量模, 如下式所示:

$$v_i = \frac{o_i}{\|o_i\|}, i=1, 2, \dots, m \quad (39)$$

由此可以得到 Krylov 投影矩阵 V , 如下式所示:

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_m] \quad (40)$$

4) 构造降阶模型: 原始的 n 维状态向量 T 可以在 Krylov 子空间中投影为 m 维状态向量 z , 它们之间的关系可以表示为:

$$T = Vz \quad (41)$$

关系式(41)可代入式(36), 能够获得降阶模型状态空间方程:

$$\begin{cases} \dot{T} = A_m T(t) + B_m u(t) \\ y(t) = C_m T(t) + D_m u(t) \end{cases} \quad (42)$$

其中 $A_m = V^T A V$, $B_m = V^T B$, $C_m = V^T C V$, $D_m = V^T D V$, 是使用式(40)中的投影矩阵 V 将式(36)投影到低维 Krylov 子空间后得到的 m 阶降阶模型系统的矩阵。

总的来说, Krylov 子空间法无需基于数据驱动对模型进行降阶, 适合大规模稀疏系统的快速求解。然而, 其在收敛性和非线性处理能力方面的不足仍需进一步研究。通过结合先进的机器学习与深度学习, Krylov 方法有望在未来功率模块多物理场应用中发挥更大的作用。

4 深度学习降阶法

近年来, 基于深度学习的多物理场快速计算已成为研究热点, 越来越多的学者尝试将深度学习技术引入多物理场计算, 以期降低计算复杂度, 提高计算效率。本章将主要围绕数据驱动神经网络和物理信息神经网络这两种技术手段展开论述。

4.1 数据驱动神经网络

数据驱动神经网络是一种基于大规模数据集训练的深度学习, 其核心思想是基于仿真数据或实验数据, 训练神经网络输入-输出映射关系, 突破传统数值方法计算效率瓶颈, 已在功率模块损耗计算与结温预测等场景中展现出显著优势。相较于有限元模型的小时级计算耗时, 训练完毕的神经网络可实现秒级在线预测, 为解决多物理场计算问题提供了新范式。下文主要介绍功率模块损耗代理模型与结温代理模型。

4.1.1 损耗代理模型

近年来, 基于数据驱动神经网络的功率模块损耗建模方法在电力电子领域得到广泛关注, 并逐步拓展至多物理场建模与快速仿真中^[69]。早期研究主要验证了人工神经网络(artificial neural network, ANN)在 IGBT 开关损耗建模中的可行性, 例如浙江大学 Yan Deng 等人提出基于 ANN 的损耗建模方法, 显著提升了预测精度与仿真效率^[70]。在此基础上, 粒子群优化^[71]、遗传算法^[72]等被用于改进神经网络结构, 进一步提高了模型性能。在多物理场仿真方面, 西安交通大学 Jianpeng Wang 等人将 ANN 模型嵌入 IGBT 模块的芯片级电-热耦合求解中, 通过构建高效的损耗代理模型, 有效平衡了多时间尺度分析中的精度与计算负担^[73]。华中科技大学 Yayong Yang 等人则将 ANN 损耗模型与 COMSOL 热场模型联动^[74], 通过提出时间步长自适应调整机制, 在保证热仿真精度的同时进一步提升了计算效率。

总体而言, 基于神经网络的损耗代理模型为功率模块多物理场建模提供了高效的热源输入方式, 在提升瞬态仿真效率与预测精度方面发挥了重要作用, 是实现快速求解的重要支撑手段。

4.1.2 结温代理模型

近年来, 基于神经网络的结温预测在功率模块状态监测领域中呈现快速发展态势。早期的研究多采用经典的神经网络架构预测器件的平均结温, 如 ANN^[75]和径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)^[76]。但在键合线脱落、焊料疲劳等劣化影响下, 传统模型预测误差可达 20%^[77]。针对此问题, 天津理工大学赵泽宇等人融合饱和和降压与米勒电压特征训练网络^[77], 重新将误差控制在 5%以内; 重庆大学 Li Liu 等人则结合多源运行数据, 实现了非侵入式在线结温检测^[78], 具备良好泛化能力, 如图 15 所示。

上述方法仅预测平均结温，难以反映多芯片结温分布。随着电流等级提高，模块并联芯片增多，多芯片温度预测成为研究重点。文献[79]基于深度卷积网络构建降阶模型，实现稳态温度场毫秒级预测，如图 16 所示，相较有限元法提速 3 个数量级的同时保持了 99%的预测精度。另外，考虑到结温易随工况变化，并且结温摆幅与功率模块寿命挂钩，动态结温的获取变得至关重要。部分研究利用时序神经网络拟合桥臂电流与子模块结温关系^[80]，但通用性受限。浙江大学 Zheng-Wei Du 等人综合多个运行参数^[81]，构建长短时记忆网络模型(long short-term memory network, LSTM)，并以红外成像获取最大结温作为输出，实现了对多工况动态结温的响应，但高度依赖实验数据。

总体来看，当前神经网络在功率模块多物理场建模中仍处于起步阶段，现有研究主要聚焦于损耗与结温代理模型，而对物理场分布的快速计算尚缺乏系统性探索。

4.2 物理信息神经网络

物理信息神经网络(physics-informed neural networks, PINN)通过将物理定律嵌入神经网络训练过程，为解决涉及偏微分方程(partial differential equation, PDE)的正逆问题提供了新的解法。与传统基于网格的数值方法相比，其优势在于将控制方程作为神经网络的损失函数的一部分，在确保网络输出逼近边界条件(boundary condition, BC)、初始条件(initial condition, IC)和观测数据的同时约束其在求解域内满足控制方程，服从物理一致性^[82]。

PINN 的损失函数通常由 4 部分组成：数据损

失 L_{Data} 、PDE 损失 L_{PDE} 、边界条件损失 L_{BC} 和初始条件损失 L_{IC} 这 4 类，其中 L_{Data} 指的是可观测点实测值 $u|_{Data}$ 与 PINN 预测值 $u|_{\Omega}$ 之间残差构成的损失，与数据驱动中损失函数构造一致，若无可测点则该部分可忽略。 L_{PDE} 是由 PINN 输出代入 PDE 中产生的误差。在 PDE 中，各项通常涉及时间或空间的偏微分项 $\partial_t \hat{u}$ 、 $\partial_x \hat{u}$ ，而神经网络由于具备连续性特征，通过自动求导技术能够直接计算这些偏微分项。 L_{BC} 表示边界条件的损失，包含强形式和弱形式两种，强形式指边界条件直接约束到具体的值，而弱形式则通过方程约束边界条件。 L_{IC} 指初始时刻的损失，用于约束瞬态 PDE 的求解。最终，这 4 类损失按权重相加，得到总损失函数，如下所示：

$$L = w_1 L_{Data} + w_2 L_{PDE} + w_3 L_{BC} + w_4 L_{IC} \quad (43)$$

式中： w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 为 4 类损失的权重值。基于总损失反向传播，对 PINN 进行训练，直到损失收敛，其框架如图 17 所示。

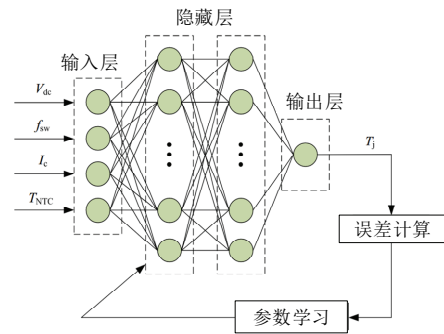


图 15 结温代理模型神经网络

Fig.15 The neural network for junction temperature

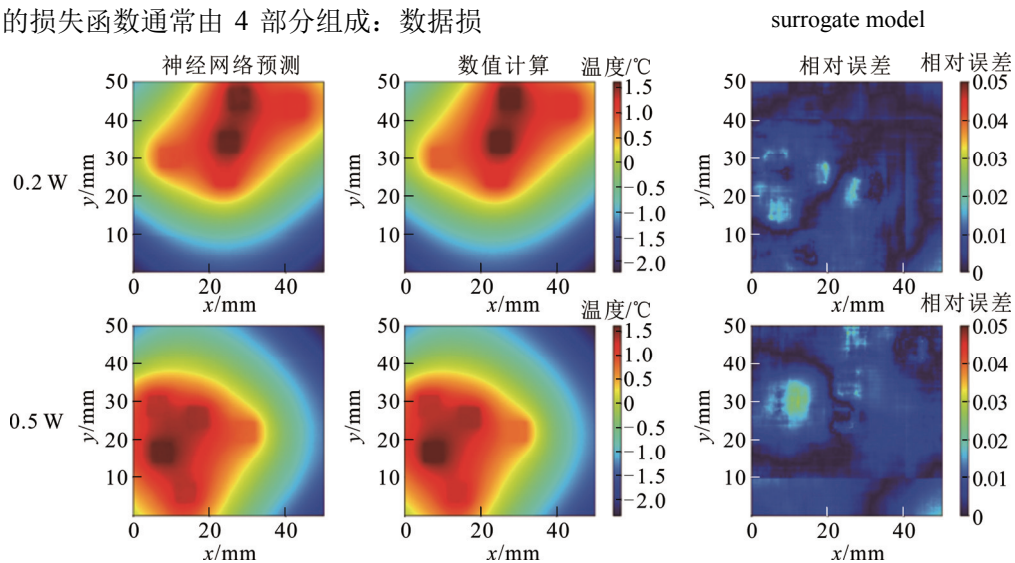


图 16 多芯片稳态温度场分布

Fig.16 Steady-state temperature field distribution of multi-chip

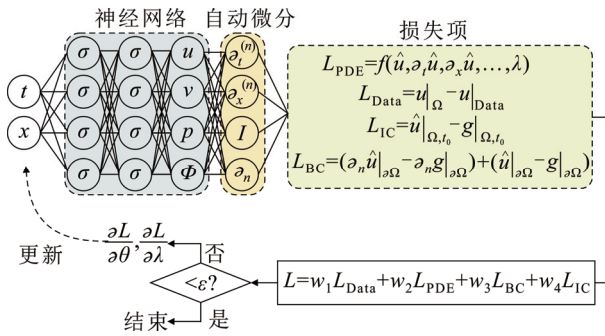


图 17 PINN 框架

Fig.17 PINN framework

目前, PINN 已广泛应用于各种电磁学、传热学、固体力学及流体力学求解问题。在电磁学领域, PINN 已经被应用于求解麦克斯韦方程组及其相关问题, 北京理工大学与麦吉尔大学的研究人员验证了 PINN 在静磁场求解中的可行性^[83]; 合肥工业大学赵宇娇等人通过硬边界条件和权重自适应方法提升了静电与稳恒磁场计算精度^[84]。在传热学中, PINN 被成功应用于稳态热传导问题, 尤其是在复杂几何形状^[85]与微尺度热传导仿真^[86]中的有效性得到验证。此外, NVIDIA 的研究人员面向 FPGA 散热器, PINN 实现了通道内热流的高效计算^[87]。在固体力学方面, 麻省理工学院 Ehsan Haghghat 等人提出了一种基于 PINN 的固体力学系统框架^[88]。研究者们成功预测了载荷作用下的结构响应^[89]与弹性体的非线性行为^[90]。同时, 结合应变数据与边界条件, PINN 可用于弹性模量与泊松比场的反演^[91]。流体力学领域中, 布朗大学研究人员提出了一种基于 PINN 的方法用于求解纳维-斯托克斯 (navier-stokes, N-S) 方程^[92], 实现了对复杂流体行为的模拟, 并应用于二维和三维圆柱体以及三维动脉瘤周围的不可压缩流体运动的预测^[93]。在此基础上, 哈尔滨工业大学研究人员进一步开发了 NSFnets (navier-stokes flow nets), 结合自适应权重策略, 进一步提升了湍流流场的计算精度^[94]。

在功率模块方面, 华中科技大学 Zhiqiang Wang 等人提出了一种基于 PINN 的参数化热仿真方法^[95], 将空间坐标与 5 个关键设计参数作为网络输入, 结合物理约束构建高效代理模型。与 COMSOL 相比, 该方法在 1 万次仿真中提速达 106 倍, 温度误差低于 2.9%, 验证了其在在大参数空间热优化中的有效性。需指出, 该方法虽在推理阶段显著加速, 但前期训练仍需要大量计算资源。

综上, PINN 在多物理领域展现出良好性能, 特别是在融合物理约束与数据驱动方面提供了新思路。然而, 其在高维、非线性、多尺度问题中仍面临较高的计算成本。随着网络结构优化与算力提升, PINN 有望在功率模块多物理场快速求解中发挥更大作用。

5 多物理场耦合模型局部降阶方法

上述 3 种降阶法侧重针对单一物理场, 而多物理场耦合下各场之间相互影响, 因此有必要系统阐述多物理场耦合模型的局部降阶方法。本部分将分别从电-热耦合和电-热-力耦合两个方面展开介绍。

5.1 电-热耦合

在电-热耦合研究中, 可分为两个技术路线, 一是将损耗模型使用降阶模型, 而热模型为全阶模型; 二是二者均为降阶模型。针对前者, 采用降阶损耗模型与全阶热模型进行耦合, 其本质是加快了损耗作为热模型边界条件的计算效率, 实现电-热高效迭代。例如, 文献[96]采用基于数学方法的功率损耗模型, 实现了 SiC 功率模块温度剖面的快速计算。类似地, 文献[74]使用基于 ANN 的损耗模型, 并通过间接耦合策略与自适应时间步长调整算法, 显著提高了计算效率, 较传统方法提升了 5~7 倍。其中 ANN 损耗模型与 COMSOL 耦合示意图与迭代时步示意图如图 18 所示。值得注意的是, 损耗作为热-力耦合模型的边界条件, 在仅使用降阶损耗模型时, 该耦合关系可以进一步扩展为电-热-力耦合模型。

另一方面, 当损耗模型和热模型均为降阶模型时, 研究者们利用不同的组合方法来提高计算效率和精度。例如, 结合数学方法的损耗模型与三维热网络模型, 在保证精度的同时, 显著提升了计算效率^[18]。基于此, 通过将非线性状态空间方程的求解从传统的 Runge-Kutta 法替代为 TR-BDF2 法, 进一步提升了 3 倍数量级的计算效率^[50]。此外, 结合 ANN 损耗模型与热网络模型^[73]和基于字典学习的动态电-热建模^[97]同样可实现快速且准确的结温计算。虽然电-热均为降阶模型地情况可以极大程度的提高效率, 但是由于热模型与固体力学模型的耦合将表现在每一个场点处, 该种情况下难以再结合固体力学模型开展电-热-力耦合分析。

5.2 热-力耦合

在热-力耦合建模中, Sheikh Hassan 团队系统提出参数化降阶建模与直接耦合分析方法, 利用

PRIMA 算法与矩阵插值技术对铝合金热膨胀系数等温变参数进行建模, 将自由度由 30 612 降至 8, 计算耗时降低 81%, 应力预测误差控制在 0.43% 以内^[68]。随后, 该团队引入 Lagrange 多项式优化插值策略, 进一步将计算耗时压缩至原来的 14.5%^[98]。在此基础上, 通过将 Newmark 积分法、Newton-Raphson 算法与二阶 Arnoldi 降阶技术结合, 分析了键合线塑性变形与 SnAg 焊料层蠕变, 并基于 Coffin-Manson 模型预测其疲劳寿命^[67]。

上述热-力耦合降阶模型多基于直接耦合的有限元框架, 尽管精度较高, 但需联合求解大规模非线性偏微分方程, 计算开销大、收敛性差。未来亟需发展顺序耦合框架下的降阶方法, 结合深度学习以降低耦合误差与映射复杂度, 实现更高效、精确的热-力耦合建模。

5.3 电-热-力耦合

在电-热-力耦合研究中, 由于应力模型目前尚未出现有关降阶模型报道, 故不存在电-热-力均为简化模型的情况。现有研究常见对损耗模型进行降阶处理, 而热-力耦合模型一般为全阶模型。为了解决电-热-力耦合多尺度协同难题^[31,99], 基于 PSpice-COMSOL 的电-热-力耦合建模方法被提出, 其中 PSpice 用于损耗计算, COMSOL 则用于热-力耦合计算。此外, PSpice 与 COMSOL 的数据传递与时步控制由 MATLAB 脚本实现^[99], 如图 19 所示。该方法将仿真效率提升了 3~5 倍, 同时误差控制在 5% 以内。

总体而言, 基于降阶模型的功率模块多物理场耦合研究展现了巨大潜力, 尤其在提高仿真效率和减小计算成本方面。然而, 这些方法仍面临着一些挑战, 如集总热模型与固体力学模型的耦合与降阶。

本文针对上述模型降阶法、投影降阶法、深度学习降阶法和多物理场耦合模型局部降阶方法从方法描述、优势、局限性、求解速度以及适用场景五个角度进行了对比分析, 如表 1 所示。

6 结论

1) 功率模块物理模型降阶法主要包括集总热网络模型和集总损耗模型, 将分布式的场模型简化为集总式的路模型, 从而提高计算效率。然而, 目前的物理模型降阶法在包括固体力学模型的集总化、计算接触热阻的双面散热网络以及考虑并联芯

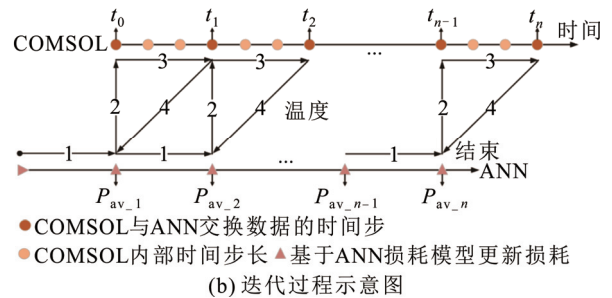
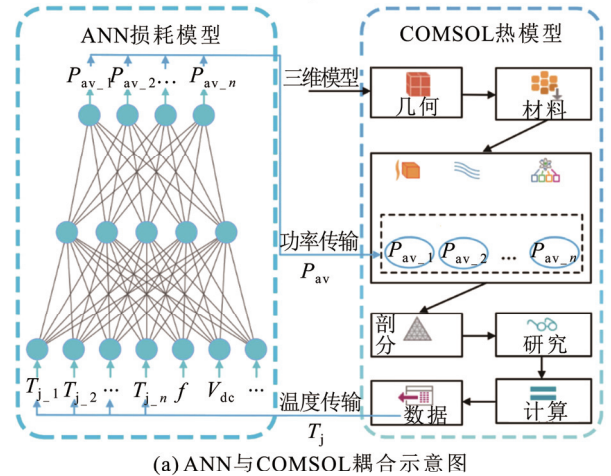


图 18 ANN 与 COMSOL 耦合与迭代过程示意图

Fig.18 Schematic diagram of ANN-COMSOL coupling and iterative process

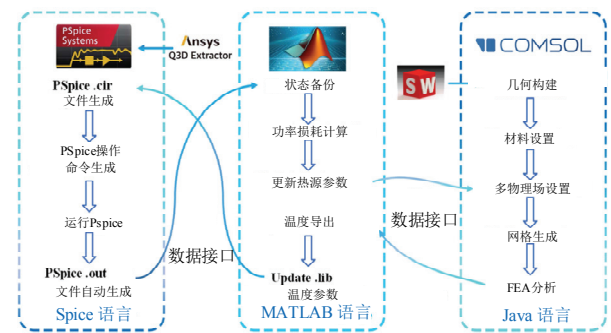


图 19 多软件协同示意图

Fig.19 Schematic diagram of multi-software collaboration

片损耗分布不均的集总损耗建模等方面仍存在一定的局限性, 亟需进一步深入研究。

2) 应用于功率模块的投影降阶法主要包括 POD 和 Krylov 子空间法两种, 其本质是将原高维模型投影到一个低维空间进行求解, 从而实现计算效率提升。POD 模态系数与运行工况间的耦合关系是提升泛化能力的关键; Krylov 方法在非线性建模与收敛性方面仍需加强, 且与深度学习融合亟需进一步研究。

3) 深度学习降阶法中的数据驱动神经网络被广

表 1 多物理场快速求解方法比较

Table 1 Comparison of efficient multi-physics field solution methods

降阶方法	方法描述	优势	局限性	求解速度	适用场景
物理模型降阶法	集总热网络模型 ^[18,41-52] 一维热网络模型: 将热传导过程简化为一维 Foster 模型或一维 Caucer 模型	模型简单易于构建, 计算量小, 适用于求解温度剖面	难以反映多芯片模块内部的热耦合效应	★★★★	分立器件温度监测
	三维热网络模型: 将热传导过程简化为三维 Foster 模型或三维 Caucer 模型	能够考虑多芯片间热耦合效应, 计算不同位置芯片结温精度高	构建模型时需要获取大规模的热阻热容参数, 复杂度较高	★★★	多芯片模块结温监测
	集总损耗模型 ^[31,53-55] 物理方法: 使用仿真软件获得器件开关特性, 进而计算损耗 数学方法: 根据数据手册或实验结果, 利用数学模型计算损耗	仿真软件可以准确模拟器件的开关特性, 损耗计算精度高 简单易行, 计算效率高	依赖器件建模精确性, 计算成本较高 计算精度依赖于数据手册或实验结果	★★ ★★★★	损耗与结温准确计算 长时间尺度剖面分析
投影降阶法	POD ^[56-64] POD 通过数据驱动构建一组正交基向量, 将高维数据投影至低维空间, 实现复杂模型降阶	通过快照矩阵进行降阶, 可适用于各类问题, 降维能力强, 能够减少计算复杂度和内存需求	POD 模态系数与运行参数相关, 不同工况泛化能力有限	★★★	运行工况边界已知的状态监测任务
	krylov 子空间法 ^[65-68] Krylov 子空间法以控制方程为基础, 通过迭代生成低维 Krylov 子空间, 将高维模型映射至此子空间以实现降阶	避免了奇异值分解的计算负担, 适用于大规模稀疏矩阵的线性系统	在特征值分布不良时, 面临收敛缓慢或不收敛的问题	★★★	大规模稀疏矩阵的线性系统降阶
深度学习降阶法	数据驱动神经网络 ^[69-81] 基于仿真数据或实验数据构建数据集, 训练神经网络输入-输出映射关系, 从而加快求解速度	适用于损耗代理模型、结温代理模型构建, 计算效率高, 可实现实时监测	训练过程依赖大量的标注数据	★★★★★	缺乏显式模型, 并拥有大量标注数据
	物理信息网络 ^[82-95] 通过将物理定律嵌入神经网络训练过程, 无网格化的求解 PDE	适用于求解各种物理场问题, 无需依赖网格剖分与大量数据集, 保持物理一致性	处理高维、非线性及多尺度问题时, 其训练成本较高	★	复杂物理场求解与参数优化
多物理场耦合模型局部降阶方法	电-热耦合 ^[18,50,73,74,96,97] 损耗模型为降阶模型, 热模型为全阶模型	一定程度提高电-热耦合计算效率	需要多软件协同迭代时步	★★	模块热设计与优化
	热-力耦合 ^[67,68,98] 基于热-力直接耦合的有限元模型进行降阶	对存在非线性耦合参数的模型求解精度较高	难以再结合固体力学模型开展电-热-力耦合分析	★★★★	功率模块结温监测
	电热力耦合 ^[31,99] 损耗模型为降阶模型, 热-力耦合模型为全阶模型	一定程度提高电-热-力耦合计算效率	需要多软件协同迭代时步	★★	模块设计与优化

泛用于构建损耗代理模型和结温代理模型, 该方法需要前期获取大量带标签数据对神经网络进行有监督训练, 从而构建输入-输出的非线性映射关系, 实现损耗和结温的快速求解, 然而目前对于多物理场分布的快速计算尚未见到报道。此外, PINN 通过将物理定律嵌入的方式实现了电磁学、传热学、固体力学及流体力学等场分布的求解问题, 面向功率模块多物理场开展相关工作是未来亟需研究的重点内容。

4) 多物理场耦合模型的局部降阶方法主要分为电-热耦合、热-力耦合与电-热-力耦合 3 类。针对电-热耦合模型, 已有部分研究实现了电、热均使用降阶模型进行耦合。然而, 由于尚缺乏适用的固体

力学降阶模型以及热-力顺序耦合降阶范式, 当前尚未见电-热-力均采用降阶模型的全耦合研究的报道。因此, 未来仍需在多物理场耦合模型的局部降阶与全局降阶方法方面开展更深入的研究。

参考文献 References

- [1] 周文鹏, 曾 嵘, 赵 彪, 等. 大容量全控型压接式 IGBT 和 IGCT 器件对比分析: 原理、结构、特性和应用[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2940-2956.
ZHOU Wenpeng, ZENG Rong, ZHAO Biao, et al. Comparative analysis of large-capacity fully-controlled press-pack IGBT and IGCT: principle, structure, characteristics and application[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2940-2956.
- [2] 耿学锋, 何赞泽, 李孟川, 等. IGBT 多物理场建模技术与应用研究概述[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(1): 271-289.

- GENG Xuefeng, HE Yunze, LI Mengchuan, et al. An overview of IGBT multiphysics modeling technology and application[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(1): 271-289.
- [3] 祝令瑜, 占 草, 刘琛硕, 等. 高压 IGBT 劣化机理分析及状态监测技术研究综述[J]. *高电压技术*, 2021, 47(3): 903-916.
- ZHU Lingyu, ZHAN Cao, LIU Chenshuo, et al. Review of deterioration mechanism analysis and condition monitoring technology for high voltage IGBT[J]. *High Voltage Engineering*, 2021, 47(3): 903-916.
- [4] ALHMOUD L. Reliability improvement for a high-power IGBT in wind energy applications[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(9): 7129-7137.
- [5] 邓吉利. 柔性直流换流阀压接式 IGBT 器件可靠性建模与评估[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
- DENG Jili. Reliability modeling and assessment of press-pack IGBT devices for the flexible DC converter valve[D]. Chongqing, China: Chongqing University, 2018.
- [6] TANIMOTO S, OHASHI H. Reliability issues of SiC power MOSFETs toward high junction temperature operation[J]. *Physica Status Solidi (a)*, 2009, 206(10): 2417-2430.
- [7] WANG H, LISERRE M, BLAABJERG F, et al. Transitioning to physics-of-failure as a reliability driver in power electronics[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2014, 2(1): 97-114.
- [8] 邓二平, 张经纬, 李尧圣, 等. 焊接式 IGBT 模块与压接型 IGBT 器件可靠性差异分析[J]. *半导体技术*, 2016, 41(11): 801-810, 815.
- DENG Erping, ZHANG Jingwei, LI Yaosheng, et al. Analysis of the reliability difference between IGBT modules and press-pack IGBTs[J]. *Semiconductor Technology*, 2016, 41(11): 801-810, 815.
- [9] DENG E P, ZHAO Z B, XIN Q M, et al. Analysis on the difference of the characteristic between high power IGBT modules and press pack IGBTs[J]. *Microelectronics Reliability*, 2017, 78: 25-37.
- [10] ZHAN C, WANG W C, TANG Y Z, et al. A novel sensor-reduction condition monitoring approach for MMC submodule IGBTs based on statistics of inferred on-state voltage[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2024, 12(1): 1068-1077.
- [11] ZHAN C, TANG Y Z, ZHU L Y, et al. Intelligent condition monitoring of multiple thermal degradation of IGBT modules based on case temperature matrix[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2024, 39(10): 12490-12501.
- [12] 李安琦, 邓二平, 任 斌, 等. 不同结构压接型 IGBT 器件压力分布对比[J]. *中国电力*, 2019, 52(9): 11-19, 29.
- LI Anqi, DENG Erping, REN Bin, et al. Comparison of clamping force distribution within press-pack IGBTs of different structures[J]. *Electric Power*, 2019, 52(9): 11-19, 29.
- [13] ZHAN C, ZHU L Y, DAI J G, et al. Wear-out mechanism of press-pack IGBTs under accelerated aging test[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2022, 10(5): 5132-5141.
- [14] 吴泽华, 吴宝英, 赵林杰, 等. 面向输变电设备数字孪生的多物理场正演快速仿真关键技术综述[J]. *电网技术*, 2024, 48(10): 4215-4230.
- WU Zehua, WU Baoying, ZHAO Linjie, et al. Review of forward and reverse multi-field simulation technology for digital twin of electrical power equipment[J]. *Power System Technology*, 2024, 48(10): 4215-4230.
- [15] 贾英杰, 肖 飞, 罗毅飞, 等. 基于场路耦合的大功率 IGBT 多速率电热联合仿真方法[J]. *电工技术学报*, 2020, 35(9): 1952-1961.
- JIA Yingjie, XIAO Fei, LUO Yifei, et al. Multi-rate electro-thermal simulation method for high power IGBT based on field-circuit coupling[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2020, 35(9): 1952-1961.
- [16] 陈 明, 胡 安, 刘宾礼. 绝缘栅双极型晶体管失效机理与寿命预测模型分析[J]. *西安交通大学学报*, 2011, 45(10): 65-71.
- CHEN Ming, HU An, LIU Binli. Failure mechanism and lifetime prediction modeling of IGBT power electronic devices[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(10): 65-71.
- [17] CHEN J J, YANG S Y, REN Z X. A network topological approach-based transient 3-D electrothermal model of insulated-gate bipolar transistor[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2020, 56(2): 7509404.
- [18] ZHAN C, ZHU L Y, WANG W C, et al. A large-scale identification approach for thermal parameters of multichips IGBT modules based on LLSO-SQP algorithm[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2023, 11(3): 2554-2564.
- [19] ZHAN C, ZHU L Y, ZHANG Y X, et al. A fully coupled model of multi-chip press-pack IGBT for thermo-mechanical stress distribution prediction[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2022, 58(3): 3852-3862.
- [20] DANG Y L, ZHU L Y, LIU F S, et al. Multilevel boundary-coupled method for the efficient thermal prediction of high-frequency transformers (HFTs) with cylindrical windings[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2025, 40(4): 5566-5582.
- [21] RACE S, PHILIPP A, NAGEL M, et al. Circuit-based electrothermal modeling of SiC power modules with nonlinear thermal models[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(7): 7965-7976.
- [22] MA X N, XU Q Z, WANG C H, et al. An electrical-thermal co-simulation model of chiplet heterogeneous integration systems[J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2024, 32(10): 1769-1781.
- [23] 王来利, 赵 成, 张彤宇, 等. 碳化硅功率模块封装技术综述[J]. *电工技术学报*, 2023, 38(18): 4947-4962.
- WANG Laili, ZHAO Cheng, ZHANG Tongyu, et al. Review of packaging technology for silicon carbide power modules[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023, 38(18): 4947-4962.
- [24] LING J, XU T, CHEN R, et al. Cu and Al-Cu composite-material interconnects for power devices[C]/*Proceedings of the IEEE 62nd Electronic Components and Technology Conference*. San Diego, USA: IEEE, 2012: 1905-1911.
- [25] HOU F Z, WANG W B, CAO L Q, et al. Review of packaging schemes for power module[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2020, 8(1): 223-238.
- [26] WEIDNER K, KASPAR M, SELIGER N. Planar interconnect technology for power module system integration[C]/*Proceedings of 2012 7th International Conference on Integrated Power Electronics Systems*. Nuremberg, Germany: IEEE, 2012: 1-5.
- [27] LIU M, COPPOLA A, ALVI M, et al. Comprehensive review and state of development of double-sided cooled package technology for automotive power modules[J]. *IEEE Open Journal of Power Electronics*, 2022, 3: 271-289.
- [28] 唐新灵, 张 朋, 陈中圆, 等. 高压大功率压接型 IGBT 器件封装技术研究综述[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(12): 3622-3637.
- TANG Xinling, ZHANG Peng, CHEN Zhongyuan, et al. Review of high voltage high power press pack IGBT package technology[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(12): 3622-3637.
- [29] 赵志斌, 邓二平, 张 朋, 等. 换流阀用与直流断路器用压接型 IGBT 器件差异分析[J]. *电工技术学报*, 2017, 32(19): 125-133.
- ZHAO Zhibin, DENG Erping, ZHANG Peng, et al. Review of the difference between the press pack IGBT using for converter valve and for DC breaker[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2017,

- 32(19): 125-133.
- [30] 唐新灵, 林仲康, 张西子, 等. 大功率压接型 IGBT 器件中的机械应力研究[J]. 中国电力, 2020, 53(12): 62-74.
TANG Xinling, LIN Zhongkang, ZHANG Xizi, et al. Mechanical stress analysis in high power press pack IGBT[J]. Electric Power, 2020, 53(12): 62-74.
- [31] JIA Y J, XIAO F, DUAN Y Q, et al. PSpice-COMSOL-based 3-D electrothermal-mechanical modeling of IGBT power module[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2020, 8(4): 4173-4185.
- [32] ZHENG F L, LIANG B Q, CUI X, et al. Three-dimensional electro-thermal coupling temperature evaluation modeling of wire-bonded power chips under surge conditions[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(2): 3112-3128.
- [33] LEE H, SMET V, TUMMALA R. A review of SiC power module packaging technologies: challenges, advances, and emerging issues[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2020, 8(1): 239-255.
- [34] DING C, LIU H Z Q, NGO K D T, et al. A double-side cooled SiC MOSFET power module with sintered-silver interposers: i-design, simulation, fabrication, and performance characterization[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(10): 11672-11680.
- [35] LIU Y, JIA L X, WANG L L, et al. An accurate and intelligent approach to predicting the power device fatigue failure process[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(3): 3568-3579.
- [36] JIA Y J, HUANG Y L, XIAO F, et al. Impact of solder degradation on V_{CE} of IGBT module: experiments and modeling[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2022, 10(4): 4536-4545.
- [37] LAI W, LI H R, LI H, et al. Time-varying cumulative damage recursive method for power semiconductor devices[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(12): 12795-12805.
- [38] ZHANG Q, MA M Y, GUO W S, et al. An improved cauer model of IGBT module considering chip solder degradation[C]//Proceedings of 2023 IEEE 14th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems. Shanghai, China: IEEE, 2023: 726-731.
- [39] AN T, LI Z Z, ZHANG Y K, et al. The effect of the surface roughness characteristics of the contact interface on the thermal contact resistance of the PP-IGBT module[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 37(6): 7286-7298.
- [40] 董国忠, 龚泽春, 刘国友, 等. 压接型 IGBT 的接触热阻模型优化与热特性研究[J]. 电力电子技术, 2018, 52(8): 34-37, 44.
DONG Guozhong, DOU Zechun, LIU Guoyou, et al. Optimization of the thermal contact resistance model for studying thermal properties of press pack IGBT[J]. Power Electronics, 2018, 52(8): 34-37, 44.
- [41] ELEFFENDI M A, JOHNSON C M. Application of Kalman filter to estimate junction temperature in IGBT power modules[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(2): 1576-1587.
- [42] DU M X, GUO Q Y, WANG H B, et al. An improved cauer model of IGBT module: inclusive void fraction in solder layer[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2020, 10(8): 1401-1410.
- [43] AN T, ZHOU R, QIN F, et al. Comparative study of the parameter acquisition methods for the cauer thermal network model of an IGBT module[J]. Electronics, 2023, 12(7): 1650.
- [44] YANG X, HENG K, DAI X Y, et al. A temperature-dependent cauer model simulation of IGBT module with analytical thermal impedance characterization[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2022, 10(3): 3055-3065.
- [45] GÓRECKI K, ZAREBSKI J. Nonlinear compact thermal model of power semiconductor devices[J]. IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies, 2010, 33(3): 643-647.
- [46] WANG Z, QIAO W, QU L Y. A real-time adaptive IGBT thermal model based on an effective heat propagation path concept[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2021, 9(4): 3936-3946.
- [47] BAHMAN A S, MA K, BLAABJERG F. A lumped thermal model including thermal coupling and thermal boundary conditions for high-power IGBT modules[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(3): 2518-2530.
- [48] MA M Y, GUO W S, YAN X S, et al. A three-dimensional boundary-dependent compact thermal network model for IGBT modules in new energy vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(6): 5248-5258.
- [49] TANG Y Z, ZHU L Y, ZHAN C, et al. Computationally efficient approach for junction temperature estimation of SiC power modules based on temperature-dependent lumped thermal model[C]//Proceedings of 2024 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition. Phoenix, USA: IEEE, 2024: 7205-7212.
- [50] TANG Y Z, ZHAN C, ZHU L Y, et al. Efficient junction temperature estimation of SiC power modules based on temperature-dependent lumped thermal model[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2025, 13(3): 2799-2810.
- [51] ZHANG Y M, DENG E P, ZHAO Z B, et al. A physical thermal network model of press pack IGBTs considering spreading and coupling effects[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2020, 10(10): 1674-1683.
- [52] DENG E P, WENZEL O, ZHAO Z B, et al. Research on the multiphysics field-circuit coupling model of press pack IGBT considering the application of hybrid HVDC breakers[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2021, 9(4): 4854-4864.
- [53] 毛 鹏, 谢少军, 许泽刚. IGBT 模块的开关暂态模型及损耗分析[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(15): 40-47.
MAO Peng, XIE Shaojun, XU Zegang. Switching transients model and loss analysis of IGBT module[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(15): 40-47.
- [54] DENG E P, ZHAO Z B, LIN Z K, et al. Influence of temperature on the pressure distribution within press pack IGBTs[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(7): 6048-6059.
- [55] 张明元, 沈建清, 李卫超, 等. 一种快速 IGBT 损耗计算方法[J]. 船电技术, 2009, 29(1): 33-36.
ZHANG Mingyuan, SHEN Jianqing, LI Weichao, et al. Calculation method of a fast power loss for IGBT modules[J]. Marine Electric & Electronic Engineering, 2009, 29(1): 33-36.
- [56] 刘浩宇, 高树国, 臧 谦, 等. 融合离散节点温度与非侵入式 POD 方法的变压器绕组温度场快速计算[J]. 高电压技术, 2025, 51(1): 88-96.
LIU Haoyu, GAO Shuguo, ZANG Qian, et al. Fast calculation of transformer winding temperature field by integrating discrete node temperatures with non-invasive POD method[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 88-96.
- [57] 吴泽华, 程建伟, 吴宝英, 等. 基于数据驱动的三相共箱 GIL 温度场分布快速计算方法[J]. 高电压技术, 2025, 51(1): 110-122.
WU Zehua, CHENG Jianwei, WU Baoying, et al. Data-driven fast calculation method for temperature field distribution of three-phase compact GIL[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 110-122.
- [58] 杨 帆, 张激镗, 何永胜, 等. 基于场量梯度的快照分区 POD 降

- 阶计算方法[J]. 高电压技术, 2025, 51(1): 31-39.
- YANG Fan, ZHANG Lianqiang, HE Yongsheng, et al. Snapshot partition POD order reduction calculation method based on field gradient[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 31-39.
- [59] ZHOU Z Y, SUI Y, ZHANG X, et al. IGBT temperature field monitoring based on reduced-order model[J]. CES Transactions on Electrical Machines and Systems, 2023, 7(2): 129-136.
- [60] ZHAO Y, WANG Z Q, LUO D, et al. Multiscale thermal network model of power devices based on POD algorithm[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(4): 3906-3924.
- [61] GENG J H, DENG F J, KADDAH S S, et al. A reduced-order temperature field prediction model for power devices based on proper orthogonal decomposition and deep learning[C]//Proceedings of 2024 3rd International Conference on Power Systems and Electrical Technology. Tokyo, Japan: IEEE, 2024: 412-417.
- [62] FENG X Y, BAI F, DING H, et al. An improved POD-Galerkin method for rapid prediction of three-dimensional temperature field for an IGBT module[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2024, 152: 107241.
- [63] LI H, ZHOU B L, YAO R, et al. A thermal twin modeling method of press pack IGBT based on power loss[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2022, 69(12): 6922-6928.
- [64] BEN AISSIA H, JAY J, XIN S H, et al. Inverse reduced order model for temperature monitoring in an aerospace electronic power module[C]//Proceedings of 2018 24rd International Workshop on Thermal Investigations of ICs and Systems. Stockholm, Sweden: IEEE, 2018: 1-5.
- [65] ENTZMINGER C, QIAO W, QU L Y, et al. A high-accuracy, low-order thermal model of SiC MOSFET power modules extracted from finite element analysis via model order reduction[C]//Proceedings of 2019 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition. Baltimore, USA: IEEE, 2019: 4950-4954.
- [66] ENTZMINGER C, QIAO W, QU L Y, et al. Automated extraction of low-order thermal model with controllable error bounds for SiC MOSFET power modules[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(1): 538-551.
- [67] HASSAN S, STOYANOV S, RAJAGURU P, et al. Reduced-order modelling for coupled thermal-mechanical analysis and reliability assessment of power electronic modules with nonlinear material behaviours[C]//Proceedings of 2024 IEEE 10th Electronics System-Integration Technology Conference. Berlin, Germany: IEEE, 2024: 1-8.
- [68] HASSAN S, RAJAGURU P, STOYANOV S, et al. Parametrising temperature dependent properties in thermal-mechanical analysis of power electronics modules using parametric model order reduction[C]//Proceedings of 2023 46th International Spring Seminar on Electronics Technology. Timisoara, Romania: IEEE, 2023: 1-7.
- [69] 刘云鹏, 高艺倩, 刘刚, 等. 基于 U-net 神经网络的 35 kV 油浸式变压器绕组温度快速计算[J]. 高电压技术, 2024, 50(6): 2716-2725.
- LIU Yunpeng, GAO Yiqian, LIU Gang, et al. Fast calculation of 35 kV oil-immersed transformer winding temperature based on U-net neural network[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(6): 2716-2725.
- [70] DENG Y, HE X N, ZHAO J, et al. Application of artificial neural network for switching loss modeling in power IGBTs[J]. Journal of Zhejiang University SCIENCE C, 2010, 11(6): 435-443.
- [71] 唐波, 刘任, 江浩田, 等. 基于 BP 神经网络的 IGBT 模块开关损耗求解[J]. 高压电器, 2019, 55(7): 27-32.
- TANG Bo, LIU Ren, JIANG Haotian, et al. Solution of switching loss of IGBT module based on back propagation neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(7): 27-32.
- [72] 陈娜, 李鹏, 江剑, 等. 中高压 IGBT 开关特性的遗传神经网络预测[J]. 电工技术学报, 2013, 28(2): 239-247, 254.
- CHEN Na, LI Peng, JIANG Jian, et al. Genetic neural network prediction on medium and high voltage IGBT switching performance[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(2): 239-247, 254.
- [73] WANG J P, CHEN W J, WU Y W, et al. Chip-level electrothermal stress calculation method of high-power IGBT modules in system-level simulation[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 37(9): 10546-10561.
- [74] YANG Y Y, WANG Z Q, TAN L Q, et al. An efficient electrothermal coupling simulation method based on neural network-aided power loss model for power module thermal optimization[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(3): 3830-3837.
- [75] WU J K, ZHOU L W, DU X, et al. Junction temperature prediction of IGBT power module based on BP neural network[J]. Journal of Electrical Engineering and Technology, 2014, 9(3): 970-977.
- [76] 李国元, 严伟, 周斌, 等. 基于神经网络的 IGBT 结温预测[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2019, 47(7): 68-72.
- LI Guoyuan, YAN Wei, ZHOU Bin, et al. Junction temperature prediction of IGBT based on neural network[J]. Journal of Huazhong University of Science & Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(7): 68-72.
- [77] 赵泽宇, 杜明星. 多数据驱动人工神经网络的 IGBT 结温在线估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 223-229.
- ZHAO Zeyu, DU Mingxing. On line estimation of IGBT junction temperature based on multi data driven artificial neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 223-229.
- [78] LIU L, PENG Q L, JIANG H P, et al. BP neural network for non-invasive IGBT junction temperature online detection[J]. Microelectronics Reliability, 2023, 141: 114882.
- [79] HUA Y, WANG Z Q, YUAN X Y, et al. Estimation of steady-state temperature field in Multichip Modules using deep convolutional neural network[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2023, 40: 101755.
- [80] PARK Y S, CHOI H W, LEE K B, et al. Thermal estimation of modular multilevel converter submodule using deep regression on GRU and LSTM network[J]. IEEE Access, 2022, 10: 75343-75353.
- [81] DU Z W, ZHANG Y, WANG Y K, et al. A time series characterization of IGBT junction temperature method based on LSTM network[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(1): 2070-2085.
- [82] KARNIADAKIS G E, KEVREKIDIS I G, LU L, et al. Physics-informed machine learning[J]. Nature Reviews Physics, 2021, 3(6): 422-440.
- [83] GONG Z, CHU Y, YANG S Y. Physics-informed neural networks for solving 2-D magnetostatic fields[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2023, 59(11): 7002005.
- [84] 张宇娇, 孙宏达, 赵志涛, 等. 基于物理信息神经网络的电磁场计算方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(17): 5251-5261.
- ZHANG Yujiao, SUN Hongda, ZHAO Zhitao, et al. Electromagnetic field calculation method based on physical informed neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(17): 5251-5261.
- [85] CAI S Z, WANG Z C, WANG S F, et al. Physics-informed neural networks for heat transfer problems[J]. Journal of Heat Transfer, 2021, 143(6): 060801.

- [86] LI R Y, WANG J X, LEE E, et al. Physics-informed deep learning for solving phonon Boltzmann transport equation with large temperature non-equilibrium[J]. npj Computational Materials, 2022, 8(1): 29.
- [87] HENNIGH O, NARASIMHAN S, NABIAN M A, et al. NVIDIA SimNet™: an AI-accelerated multi-physics simulation framework[C]//Proceedings of the 21st International Conference on Computational Science. Krakow, Poland: Springer, 2021: 447-461.
- [88] HAGHIGHAT E, RAISSI M, MOURE A, et al. A physics-informed deep learning framework for inversion and surrogate modeling in solid mechanics[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2021, 379: 113741.
- [89] HE Z L, NI F T, WANG W G, et al. A physics-informed deep learning method for solving direct and inverse heat conduction problems of materials[J]. Materials Today Communications, 2021, 28: 102719.
- [90] LU L, MENG X H, MAO Z P, et al. DeepXDE: a deep learning library for solving differential equations[J]. SIAM Review, 2021, 63(1): 208-228.
- [91] KAMALI A, SARABIAN M, LAKSARI K. Elasticity imaging using physics-informed neural networks: spatial discovery of elastic modulus and Poisson's ratio[J]. Acta Biomaterialia, 2023, 155: 400-409.
- [92] MAO Z P, JAGTAP A D, KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks for high-speed flows[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2020, 360: 112789.
- [93] RAISSI M, YAZDANI A, KARNIADAKIS G E. Hidden fluid mechanics: learning velocity and pressure fields from flow visualizations[J]. Science, 2020, 367(6481): 1026-1030.
- [94] JIN X W, CAI S Z, LI H, et al. NSFnets (Navier-Stokes flow nets): physics-informed neural networks for the incompressible Navier-Stokes equations[J]. Journal of Computational Physics, 2021, 426: 109951.
- [95] YANG Y Y, WANG Z Q, LIAO Y, et al. A parameterized thermal simulation method based on physics-informed neural networks for fast power module thermal design[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(7): 9200-9210.
- [96] GOU Y T, ZHUO F, WANG F, et al. Lifetime estimation of SiC power modules in DAB converter over wide-load range considering the temperature-dependent characteristics[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2024, 12(1): 156-171.
- [97] ZHANG X Y, ZHANG Y, ZHOU D, et al. Computationally efficient dynamic thermal modeling based on dictionary learning reconstruction[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(12): 15152-15156.
- [98] HASSAN S, RAJAGURU P, STOYANOV S, et al. Thermal-mechanical analysis of a power module with parametric model order reduction[C]//Proceedings of 2023 24th European Microelectronics and Packaging Conference & Exhibition. Cambridge, United Kingdom: IEEE, 2023: 1-6.
- [99] YANG Y Y, WANG Z Q, GE Y X, et al. An automated field-circuit coupling simulation method based on PSpice-MATLAB-COMSOL for SiC power module design[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(10): 12634-12647.



ZHU Lingyu
Ph.D., Professor
Corresponding author



TANG Yizheng
Ph.D. candidate

祝令瑜(通信作者)

1988—, 男, 博士, 教授, 博导

主要从事电力设备振动噪声、直流输电设备状态监测、高频变压器设计等方面的研究工作

E-mail: zhuly1026@xjtu.edu.cn

唐义政

2000—, 男, 博士生

主要从事功率模块多物理场快速求解、状态监测、智能运维等方面的研究工作

E-mail: tyz1125@stu.xjtu.edu.cn

收稿日期 2025-03-24 修回日期 2025-07-22 编辑 曹昭君