

# 电力电子设计智能化：技术路线综述和前沿探索

陈宇, 祝之森, 白敬波, 商毅, 康勇

(华中科技大学电气与电子工程学院, 湖北省武汉市 430074)

## Intelligent Design of Power Electronics: Technical Roadmap Overview and Frontier Exploration

CHEN Yu, ZHU Zhisen, BAI Jingbo, SHANG Yi, KANG Yong

(School of Electric and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology,  
Wuhan 430074, Hubei Province, China)

**ABSTRACT:** This paper provides a comprehensive review of the integration of artificial intelligence (AI) technology and power electronics design, analyzing the topic from multiple perspectives including time, technology, and development trend. First, the impact of key milestones in AI development on the field of power electronics design is reviewed; then, the research on AI in power electronics design is classified, and the requirements, application ideas, and effects of traditional AI, deep supervised learning, and deep reinforcement learning algorithms in power electronics design are comparatively analyzed. Based on this foundation, the paper proposes that the next stage of intelligent power electronics design needs to focus on solving the interaction problems between traditional design tools and AI tools and also between design tools and humans, and offers several frontier explorations of power electronics intelligent agents based on large language models; Finally, several thoughts about this field are provided.

**KEY WORDS:** power electronics; artificial intelligence (AI); deep supervised learning; deep reinforcement learning; large language models; intelligent agents in power electronics

**摘要:** 该文对人工智能(artificial intelligence, AI)技术和电力电子设计结合的相关研究进行全面综述,从时间、技术和发展趋势等多个视角进行分析。首先,回顾AI发展关键节点对电力电子设计领域的影响;对AI在电力电子设计领域的应用进行了分类,对比分析传统AI、深度监督学习、深度强化学习3类算法在电力电子设计中的需求、应用思路和效果;在此基础上,提出电力电子设计智能化下一阶段的发展方向,是解决传统设计工具和AI工具之间、各种设计工具与人之间的交互问题,给出基于大语言模型的电力电子智能代理前沿探索;最后,给出关于该领域的若干思考。

**关键词:** 电力电子; 人工智能; 深度监督学习; 深度强化学习; 大语言模型; 电力电子智能代理

基金项目: 武汉市自然科学基金项目(2024040701010041)。

Wuhan Municipal Natural Science Foundation (2024040701010041)

## 0 引言

电力电子技术是实现电能高效变换的关键技术,在“双碳”等国家战略的推动下,电力电子技术在各领域的渗透程度将进一步加深,应用前景将更为广阔。

电力电子技术应用场合多,涉及到的知识多,好的研究成果或者产品往往需要研发人员付出大量时间、金钱和精力。鉴于人工智能(artificial intelligence, AI)技术的飞速发展,将AI与电力电子结合以实现“电力电子智能化”,是电力电子学术界和产业界十分关注的话题。

20世纪80年代,电力电子领域就出现了与AI结合的讨论<sup>[1]</sup>,但受限于硬件(只有性能较弱的单片机)和算法的局限性(仅局限于专家知识、模糊控制和单层神经网络等),以及无刚性需求牵引(大多数场合仅仅要求电力电子“可用”),研究热情慢慢褪去。2006年是AI领域的“深度学习元年”,G. E. Hinton 提出深度学习的有效训练方法<sup>[2]</sup>,使深度学习重新受到重视。2015年G. E. Hinton、Y. LeCun和Y. Bengio在Nature上发表题为“deep learning(深度学习)”的综述论文<sup>[3]</sup>,掀起了深度学习的研究热情,AI和电力电子结合也重新受到重视,大量研究开始涌现。2021年,丹麦奥尔堡学者S. Zhao、F. Blaabjerg、H. Wang发表了关于AI在电力电子领域的应用综述<sup>[4-5]</sup>,进一步促进了AI与电力电子结合的研究发展。2022年,以ChatGPT为代表的生成式AI飞速发展,为AI和电力电子的结合提供了更多可能。

在中国,中国电工技术学会于2019年成立了

人工智能与电气应用专委会，并于 2021 年出版了《人工智能与电气应用》<sup>[6]</sup>，收录了 AI 和电力电子结合的多个案例；2022 年，中国电源学会出版了《电源产业与技术发展路线图》<sup>[7]</sup>，给出“电力电子信息化与智能化技术”路线图，组织多场诸如“人工智能对电力电子与电力传动学科的机遇与挑战”、“电力电子遇上人工智能”等研讨会，反响强烈。同时，企业界也开始思考 AI 在电力电子中的应用，如“华为天才少年”选题中出现了电机控制和 AI 结合的课题。可以预见，AI 和电力电子如何结合、如何落地的讨论与探索仍将持续。

“电力电子智能化”分为“设计智能化”和“装备智能化”，还细分到装备全生命周期的各个环节，如图 1 所示。其中，“设计智能化”指拓扑设计、参数设计、调制策略设计、结构设计、建模分析、控制器设计等设计任务的智能化，对 AI 算法的实时性无要求；“装备智能化”则涉及电路状态感知、闭环控制、运行规划以及故障诊断的智能化，需要与硬件实时交互，故对 AI 算法的实时性要求更高。

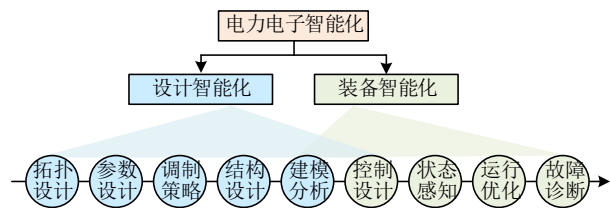


图 1 电力电子智能化的层次划分与对应关系

Fig. 1 Hierarchy and correspondence of intelligent power electronics

本文主要关注“电力电子设计智能化”这一新兴领域，即如何利用 AI 算法自主、快速执行各种电力电子设计任务，减少人工干预，实现降本增效；如何利用 AI 算法实现全局寻优，以在日益严苛的设计需求和日益复杂的运行环境下实现设计优化；如何利用 AI 算法实现人类设计经验的归纳、总结和推广，最终完成人类难以完成的复杂设计任务。表 1 中给出电力电子设计智能化的相关文献，表中的“设计任务”给出各项电力电子设计任务及其具体需求，“AI 算法”则给出各类 AI 算法及其对设计任务的输入要求，行和列的交汇处则是 AI 与电力电子设计任务结合的相关研究及其达到的效果。本文将从不同角度对表中的相关研究进行分析，进而讨论电力电子设计智能化的发展趋势，并给出若干前沿探索和思考。基于此，本文内容安排如下：1 节首先回顾传统 AI 在电力电子设计中的应用，分析其优势与不足；2 节讨论深度监督学习在电力电子设计中的应用，指出其应用于电力电子设计的主要障碍；3 节讨论深度强化学习与电力电子设计的结合方法，给出若干研究案例并分析其应用前景；4 节进一步讨论以大语言模型为代表的生成式 AI 与电力电子设计结合的可行性，展示若干前沿探索示例，并对其面临的挑战进行讨论；在此基础上，5 节将分析 AI 设计工具和传统设计工具的交互和融合方式；6 节将给出主要结论。

表 1 电力电子设计与 AI 结合的文獻分析

Table 1 Literature analysis on the combination of power electronics design and AI

	拓扑设计	参数设计	调制策略	结构设计	建模分析	控制设计
AI 算法	实现组件选择及拓扑生成；加快设计效率，满足指标要求	确定电路元件参数和运行参数；满足成本、效率、可靠性等指标	确定半导体器件的开关序列；满足纹波和谐波和损耗等要求	PCB 布局布线，电路结构设计等；满足电、磁、热、力等优化要求	建立数学模型作为分析工具；准确、可快速求解，有外推能力	确定控制器结构或控制参数；高动态性能，自适应运行
专家系统	需提供全面而完备的设计流程和具体算法	在预置的组件中快速选择并校核 <sup>[8-9]</sup>	按给定流程选择或计算参数 <sup>[8-10]</sup>	—	按选择结果给出标准设计模板 <sup>[10]</sup>	更新预置模型参数并更新预置控制器参数并调用仿真 <sup>[8-11]</sup>
启发式算法	需获得设计参数和目标之间的解析表达式	—	实现磁芯等元件的帕累托优化 <sup>[13-32]</sup>	使驱动延时，开关角适应工况变化 <sup>[33-34]</sup>	实现了简单任务的自动布局布线 <sup>[35-39]</sup>	—
深度监督学习	需事先获得大量带标签的数据作为训练集	—	—	实现设计参数快速生成和评估 <sup>[40-41]</sup>	实现复杂模型的等效和快速计算 <sup>[42-46]</sup>	—
传统强化学习算法并设计奖励	需选择合适的快速生成满足变压比要求的拓扑 <sup>[47-48]</sup>	满足阻抗要求并减少元件数量 <sup>[49]</sup>	调整相移，最小化不同工况的损耗 <sup>[50-51]</sup>	满足电路的特殊布局设计要求 <sup>[52-54]</sup>	—	使某个参数可快速适应工况变化 <sup>[55-57]</sup>
深度强化学习并设计奖励	需选择合适的网络结构、算法并设计奖励	生成特定类型拓扑，且可生成新拓扑 <sup>[58-64]</sup>	优化参数规模更大，且复用性提升 <sup>[46, 65-74]</sup>	多参数优化或直接生成调制序列 <sup>[75-76]</sup>	满足电路的特殊布局布线要求 <sup>[77-85]</sup>	—
						生成控制参数，在运行中不断优化 <sup>[86-108]</sup>

# 1 传统 AI 与电力电子设计

## 1.1 电力电子设计任务概述

电力电子设计任务的本质是复杂函数优化问题，可表达为

$$y_1, y_2, \dots = f(x_1, x_2, \dots) \quad (1)$$

式中： $x_1, x_2, \dots$  为待设计参数； $y_1, y_2, \dots$  为设计结果； $f(\cdot)$  为从设计参数到设计结果的函数映射。

电力电子设计的目标多样，给出若干种常见的形式化表示：

$$J_1 = \min y_1 \quad (2)$$

$$J_2 : y_2 \in [a, b] \quad (3)$$

$$J_3 = \min g(y_3, y_4, \dots) \quad (4)$$

$$J_4 : J_1 \cap J_2 \cap J_3 \quad (5)$$

式中：设计目标  $J_1$  为使某些设计结果(如  $y_1$ )最小化(最大化亦类似，在此不重复)；设计目标  $J_2$  为使某些设计结果(如  $y_2$ )处于  $[a, b]$  范围内；设计目标  $J_3$  为使  $y_3, y_4, \dots$  的某种综合性能  $g(\cdot)$  最小化(即综合性能最优)；设计目标  $J_4$  为使不同类型的子目标(如  $J_1, J_2, J_3$ )同时得到满足。

需要说明的是，上述表达式仅列出几类常见示例，实际电力电子设计的目标远比上述示例复杂，甚至难以形式化表达；与此同时，电力电子设计问题求解亦十分复杂，甚至无法获得  $f(\cdot)$  的解析表达式；而暴力穷举所有可能性又无法在可接受时间内完成，因此需借助 AI 以提升求解效率和质量。

专家 AI 和启发式 AI 是最早应用于电力电子设计的 AI，本文将其归为“传统 AI”，并对其作如下简要讨论。

## 1.2 专家 AI 与电力电子设计的结合实例

如图 2 所示，为完成指定任务，专家 AI 要求人类专家制定详细设计流程，决策层之间要有明确的逻辑关系，从而可以使用形如“if...then”的方式(有时亦会引入模糊逻辑以增加决策灵活程度)选择

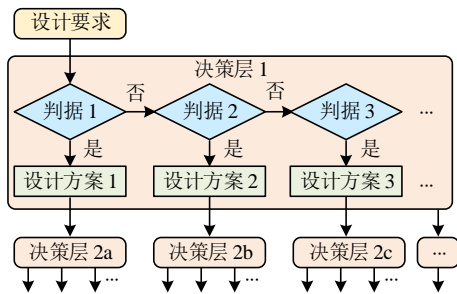


图 2 专家 AI 的实现流程  
Fig. 2 Realization process of expert AI

不同的设计方案，再对设计结果进行新一轮决策，最终得到获得一种设计结果。

作为最早出现的一类 AI 算法，专家 AI 在电力电子设计领域已经得到广泛应用，例如：

1) 文献[10]报道一个基于专家 AI 的电源设计和分析工具，通过集成大量专家知识，可实现半导体器件和磁性元件的损耗分析、控制环路小信号分析、标准化硬件电路建模、电路仿真、热仿真等功能，实现便捷、灵活的电力电子设计；

2) 文献[12]基于对移相全桥变换器的专家知识，建立了设计知识库和推理规则，用户输入设计指标即可生成变换器的关键元器件参数和控制参数，该系统还调用仿真软件以方便用户进行迭代，有效提高设计效率，缩短设计周期。

但是，专家 AI 严重依赖于人类专家对规则的把控，是一种“一次成功”的正向设计方法，扩展性和移植性不强。随着电力电子系统日益复杂，设计流程的决策空间呈指数级增长，人类专家的设计负担将不可接受。

## 1.3 启发式 AI 与电力电子设计的结合实例

启发式 AI 算法(如遗传算法，粒子群算法，蚁群算法等)的本质是求解形如式(4)的目标函数。与专家 AI 相比，启发式 AI 的不同之处在于引入迭代优化思想，如图 3 所示，即先随机生成一批参数组合，代入  $g(\cdot)$  中获得对应的结果，再按某种原则(如模拟生物进化、鸟群行为等)产生下一代的参数组合，并再次代入  $g(\cdot)$ ，以期获得更小的结果。该过程不断迭代，直到筛选出使  $g(\cdot)$  足够小的参数组合，近似达到最小化  $g(\cdot)$  的目的。

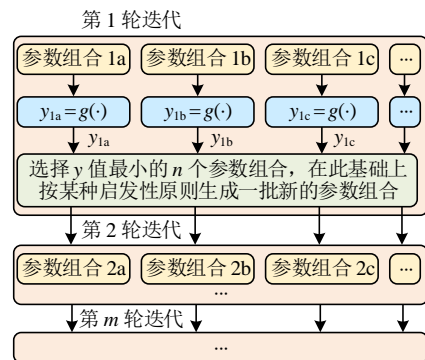


图 3 启发式 AI 实现流程

Fig. 3 Realization process of heuristic AI

启发式 AI 适用于处理规模较小、且设计参数和目标之间具有明确显式函数关系的任务。例如：

1) 文献[24]将变压器的气隙、绕组间距、磁通

面积、匝数、绕线方向等参数作为寻优对象,采用快速非支配排序遗传算法(nondominated sorting genetic algorithm-II, NSGA-II)对中频变压器的效率、重量和变压器的漏感、励磁电感进行多目标优化,以在更短的时间内寻找到满意的设计方案。

2) 文献[33]在 Si 集成门极换流晶闸管(integrated gate-commutated thyristor, IGCT)和 SiC 金属氧化物半导体晶体管(metal oxide semiconductor field effect transistor, MOSFET)混合的逆变器调制策略设计中,建立器件总损耗与 2 类器件驱动延时之间的数学模型,并采用灰狼算法实现功率损耗最小的驱动延时寻优。

3) 文献[37]针对电力电子电路的印制电路板(printed circuit board, PCB)设计问题,随机生成一批由元件摆放位置、旋转角度和待选择层构成的“种群”,将 PCB 总面积和元件间走线长度的加权和作为评估函数,通过择优、交叉、变异的遗传算法生成下一代种群,该过程不断迭代,直到获得足够好的结果。

4) 文献[38]聚焦于 PCB 中的热设计,将元件潜在的摆放位置编码为粒子,采用三维热模型对摆放结果进行评估,模拟鸟群觅食的规律来优化 PCB 的温度分布。

由上文示例可见,启发式 AI 通过不断迭代以获得“足够好”的解,减轻人类专家的设计负担,因此更易实现,但存在如下问题:

1) 需要建立式(4)中的显式评估函数  $g(\cdot)$ , 多个设计目标则需要加权形成总评估函数,无法对每个设计目标进行精确把控,会出现部分设计目标不满足要求的情况;

2) 不同的启发式 AI 采用不同的准则进行迭代,需要充分考虑其与设计任务是否匹配;

3) 当待设计参数以及优化目标数量增加时,寻优的时间成本显著增大;

4) 启发式 AI 算法仅基于较好的设计结果生成下一代参数,未从较差的设计结果中学习到经验,也未从历史数据中挖掘信息,因此寻优效率无法进一步提升。

## 2 深度监督学习与电力电子设计

### 2.1 深度监督学习在电力电子设计中的应用方法

深度监督学习采用深度神经网络“学习”输入和输出之间的关系,这种“端对端”学习可以自动

捕获数据潜在特征,避免引入先天偏见(如启发式 AI 中的不同择优原则即为先天偏见)。在数据量足够的前提下,深度监督学习更有可能学习到数据正确的潜在关系。

如图 4 所示,为采用深度监督学习解决电力电子设计任务,首先要在仿真环境生成一批“参数组合-标签”数据集(有时也采用理论计算或实验获得数据集):

$$\{(X_1; Y_1^*), (X_2; Y_2^*), \dots, (X_n; Y_n^*)\} \quad (6)$$

式中:  $X_1, X_2, \dots, X_n$  为  $n$  组不同的参数组合,将其作为深度神经网络的输入;  $Y_1^*, Y_2^*, \dots, Y_n^*$  为上述参数的计算、仿真或实验结果,将其作为深度神经网络输出的拟合目标,即“标签”。

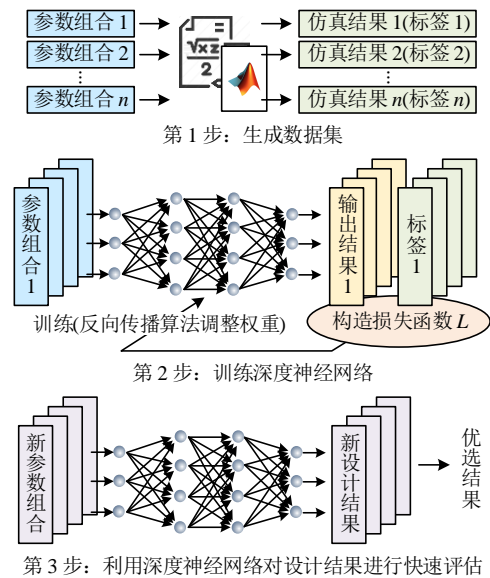


图 4 深度监督学习实现流程

Fig. 4 Realization process of deep supervised learning

其次,基于上述数据训练一个深度神经网络,为此需构建损失函数  $L$ :

$$L = \sum_{i=1}^n \|Y_i^* - h_W(X_i)\| \quad (7)$$

式中  $h_W(\cdot)$  为深度神经网络,其中,  $W$  为神经网络中可训练的权重的集合。

对神经网络进行训练(即调整权重  $W$ ),使损失函数  $L$  减少到可接受的范围,即可认为神经网络已经学习到设计参数和设计结果之间的映射关系,该神经网络即可用于对更多的参数组合进行预测。

### 2.2 深度监督学习与电力电子设计的结合实例

由上文步骤可见,深度监督学习需要花费大量代价产生数据集。但一旦训练完成,该深度神经网络就可用于评估未见过的数据,且计算速度远快于

仿真。巧妙利用这一特点，便可加速一些电力电子设计任务的进程。

1) 文献[44]以 3D 有限元仿真软件生成 2 个数据集：1 个数据集的输入是磁芯尺寸、磁芯磁导率、磁通密度、磁芯损耗 Steinmetz 系数以及电流激励，标签是电感值、磁芯损耗、绕组低频损耗和高频损耗；1 个数据集的输入是磁芯尺寸、环境温度、对流系数和产生的损耗，标签是电感的最高温度和平均温度。2 个数据集分别用于训练 2 个深度神经网络，训练完成后，神经网络即可用于预测新参数组合下的电感磁参数和热性能。对用户而言，这显著加速电感设计进程。

2) 文献[45]以随机生成的磁芯尺寸参数作为有限元分析的输入，分析所得的磁芯损耗结果作为标签，形成数据集用于训练深度神经网络，实现对铁氧体磁芯磁滞模型的拟合，进而用于评估磁芯损耗。该深度神经网络被用作遗传算法中的评估函数，从而加速遗传算法的寻优过程；

3) 文献[46]以变换器参数(如电感、电容、开关频率等)作为输入，以变换器效率值作为标签，训练了一个深度神经网络。该神经网络替代变换器的复杂仿真模型，用于为强化学习算法提供“奖励”，从而加速强化学习进程。

### 2.3 深度监督学习存在的主要问题

深度监督学习应用于电力电子设计的主要问题是数据集获取代价大，具体表现如下。

1) 需要事先利用理论计算、仿真或实验等手段生成足量数据，数据的获取和标注过程费时费力，对设计者而言并不“智能”。

2) 数据量不足时，深度神经网络有可能“过拟合”，不能保证其学习到数据正确的潜在关系。

3) 外推能力弱，当实际输入超出数据集的覆盖范围时，预测结果时常出错。

## 3 深度强化学习与电力电子设计

### 3.1 深度强化学习概述

在众多电力电子设计任务中，仅有部分任务能够获得形如式(4)的显式评估函数，或能够通过各种手段获得足量数据，因而可以采用上述 AI 算法予以解决。但大部分任务由于设计空间大、设计约束多，无法获得显式评估函数，且获取足量数据的代价极大，因而无法采用上述 AI 算法予以解决。此时强化学习(reinforcement learning, RL)成为最有

效、甚至唯一可用的 AI 算法。

强化学习是一种根据奖励反馈来改进智能体策略的 AI 算法。如图 5 所示，智能体观察环境状态  $s$  并决定采用何种动作  $a$ ；环境受动作影响后状态变为  $s'$ ，同时给出奖励  $r$ 。智能体根据与环境的交互信息(即  $s$ 、 $s'$ 、 $a$  和  $r$ )逐步学习如何最大化总奖励。与启发式 AI 类似，强化学习采用“试错-学习-提升”的迭代优化思想，但不同之处在于：1) 强化学习既可从好的结果(正奖励)，又可从坏的结果(负奖励)中学到经验；2) 既考虑每执行 1 个动作时的“即时奖励”，又考虑该动作的未来收益，即“长期奖励”，因而可以将决策先后顺序对结果的影响也纳入寻优过程；3) 训练所需的数据是在试错中不断产生的，解决事先需要准备训练数据的问题；4) 相较于构造复杂的“评估函数”或“标签”，给出每一步的“奖励”更为简单可行。

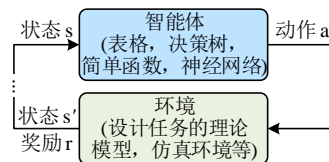


图 5 强化学习系统示意图

Fig. 5 Schematic diagram of a reinforcement learning system

强化学习中的智能体既可以学习状态  $s$  和动作价值(称为  $Q$  值)之间的关系，称为  $Q$ -learning<sup>[109]</sup>，也可以直接学习状态  $s$  到动作  $a$  的映射，即策略梯度方法<sup>[110]</sup>，还可以将两者结合构成行动家-评论家(actor-critic, AC)算法<sup>[111]</sup>。此外，智能体的输出既可以是离散的动作(如  $Q$ -learning)，也可以是连续的动作，如确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)算法<sup>[112]</sup>，不同的算法可适应不同的任务。传统强化学习使用表格、决策树或简单函数来充当智能体，该类算法已在一些电力电子设计中得到应用<sup>[47-57]</sup>。当设计状态和动作空间更为复杂时，表格和决策树的复杂度将急剧增加，而简单函数则无法表达输入和输出之间的复杂关系，这妨碍了强化学习在复杂电力电子设计任务上的应用。

DeepMind 公司于 2015 年在 Nature 上发表将“深度学习”和“强化学习”结合的“深度强化学习”新思路，使强化学习可以完成更为复杂的任务，如在 Atari 2600 平台上自主学会了玩各种游戏<sup>[113]</sup>。这是一种基于价值、动作离散的强化学习，其主要思路如图 6(a)所示。1) 使用深度神经网络充当智能

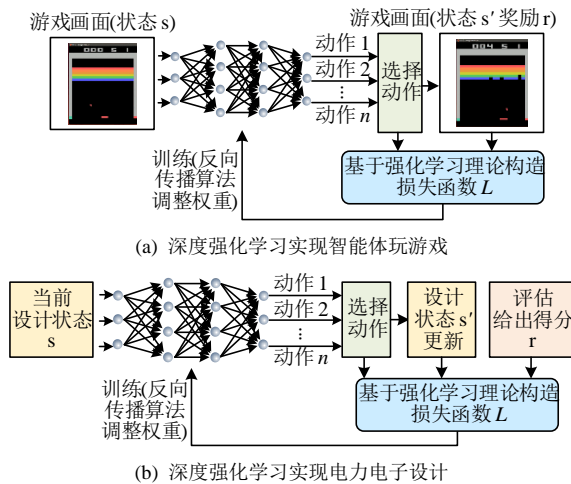


图6 深度强化学习

Fig. 6 Deep reinforcement learning

体, 利用其强大的特征捕捉能力直接处理游戏像素级画面(即状态  $s$ ), 不需要复杂的数学转换; 2) 利用深度神经网络强大的非线性拟合能力, 直接拟合游戏各种控制指令(即动作  $a$ )的  $Q$  值, 并选择  $Q$  值较大的动作驱动游戏, 获得新状态  $s'$ ; 3) 根据游戏画面给出的分数(即奖励  $r$ ), 基于强化学习理论对智能体进行训练(即不断调整动作  $a$  的  $Q$  值), 最终使智能体学习到可获得高分的动作序列。基于深度强化学习, DeepMind 公司实现一系列的科学突破, 包括用深度强化学习下棋<sup>[114-116]</sup>、玩多人游戏<sup>[117]</sup>, 实现托卡马克装置磁控制<sup>[118]</sup>, 甚至发现更快的矩阵运算规则<sup>[119]</sup>。

### 3.2 深度强化学习与电力电子设计的结合思路

受上述工作的启发, 可将深度强化学习应用于电力电子设计, 主要思路如图 6(b)所示。

1) 将电力电子设计任务进行简单量化, 转换为智能体(深度神经网络)可处理的形式, 形成当前状态  $s$ ; 视不同任务的特点, 智能体的输出可以是动作的  $Q$  值、动作的分布概率或动作本身。这一过程是“端到端”的, 设计简单。

2) 执行动作  $a$  以得到新状态  $s'$ , 用一个奖励系统去评估  $s'$ , 给出奖励  $r$ 。奖励基于设计规则 and 用户需求构建, 可采用条目式结构, 每条规则(或需求)匹配一个奖励, 其构造难度远小于专家 AI 的复杂判断逻辑和启发式 AI 的评估函数。

3) 基于强化学习理论, 利用奖励反馈  $r$  来制作智能体训练所需的“标签”, 对智能体进行训练后进行下一轮动作决策。

通过上述“试错-学习-提升”的反复迭代过程, 智能体最终将找到总奖励最大的动作序列(即策略),

按此策略执行设计过程即可获得最优设计结果。

### 3.3 深度强化学习与电力电子设计结合实例

基于此思路, 深度强化学习已被用于解决下列电力电子设计任务。

1) 拓扑设计。该任务需要对电力电子电路的设计规则有深刻理解, 一向认为是电力电子专家的专属领域, 但文献[59-60]的研究表明, 使用深度强化学习来处理该任务可以显著提升设计效率。以文献[59]为例, 该研究将不同元件引脚定义为矩阵的行和列, 引脚之间相连等效于在矩阵中填“1”, 其目的是将元件连接量化为智能体可识别的形式; 智能体根据当前连接状态  $s$  给出下一个连接点的位置(即在矩阵中某个地方填“1”); 针对动作离散的特点采用基于值的深度  $Q$  学习(deep  $Q$  network, DQN)算法, 并设计 1 个奖励系统以评价当前连接状态  $s'$  并给出奖励  $r$ 。充分训练后的智能体实现新拓扑的高效生成, 以单电感多端口变换器拓扑设计为例, 用户给定设计需求后, 该 AI 算法可在 10~15 min 内(约 2000 轮学习)生成 2—3 种满足要求的拓扑; 给定不同设计需求并重复上述过程, 该 AI 算法在约 10h 内生成 40 余种单电感多端口拓扑, 其中包含 10 余种文献未见报道的新拓扑, 设计效率优于人类专家;

2) 参数设计。随着电力电子系统及其运行工况日趋复杂, 采用传统 AI 对电路参数进行寻优变得十分困难。研究表明, 采用深度强化学习可显著提升寻优效率并获得更优结果<sup>[65-74]</sup>。以文献[71]为例, 该研究将有源中点钳位逆变器的直流电压和输出电流作为智能体的输入(状态  $s$ ); 以逆变器的开关频率作为智能体的输出(动作  $a$ ); 针对开关频率为连续变量这一特点采用 DDPG 算法, 并建立逆变器效率模型作为奖励依据。充分训练后, 智能体可以根据设计需求获得令功率损耗最小的开关频率。相比于传统 AI 算法, 该方法给出的设计结果可令逆变器运行损耗更小, 在对大量设计需求进行评估时, 该方法能更快给出设计结果。

3) 调制策略设计。由于电力电子电路包括多个功率开关, 每种开关组合构成了 1 个“模态”。为满足输出电压、电流纹波以及效率等指标要求, 需要合理选择不同模态及其占空比形成开关序列(即调制策略), 该设计亦可采用深度强化学习完成。承接拓扑生成研究的结果<sup>[59]</sup>, 文献[76]将单电感多端口变换器的调制策略设计问题转化为从空序列

开始进行模态和占空比选择的问题。智能体的任务是观察当前状态  $s$  (模态和占空比序列), 并决定序列下一步的动作  $a$  (选择 1 组新的模态-占空比组合), 从而更新序列形成状态  $s'$ , 所设计的奖励系统则对  $s'$  进行评价并给出奖励  $r$ 。该研究将连续占空比进行离散化处理以匹配 DQN 算法, 且在学习过程中充分考虑运行工况的变化, 因此, 经训练的智能体可以针对不同运行工况生成不同调制策略, 显著减少重复设计的时间成本。

4) PCB 设计。PCB 设计是电力电子设计中至关重要且十分耗时的环节。由于强弱电混合、大  $dv/dt$  和  $di/dt$  等特点, 使用 Altium Designer 等设计软件进行自动布局或布线无法充分满足设计需求。为此, 已有文献探讨采用深度强化学习完成 PCB 过孔摆放任务。文献[77]提出一种改良型 DQN 算法来进行过孔设计, 以令布局电磁干扰最小化。该研究将过孔位置表示为矩阵, 值为“0”或“1”代表无或有过孔; 智能体根据当前过孔摆放状态  $s$  给出下一个过孔的放置位置, 从而得到新的状态  $s'$ 。专门设计的磁场强度评估模型给出  $s$  和  $s'$  下的磁场强度值, 二者之差作为奖励(放置过孔后磁场强度值变小则奖励为正)对智能体进行训练。与设计结束后一次性评价磁场强度相比, 该方法使得每一步动作均能获得奖励反馈, 有效解决深度强化学习中的奖励稀疏问题, 最终在设计效率和复杂布局处理能力等方面均优于传统 AI 算法。

### 3.4 深度强化学习与电力电子设计结合的讨论

深度强化学习和电力电子设计结合的研究处于起步阶段, 但通过上述实例可知:

1) 随着电力电子设计任务日益复杂化, 设计过程呈现变量多、约束多、步骤多的特点。深度强化学习“端到端”的特点及其逐步决策和奖励反馈机制与上述特点更为适配, 故结合效果更好。在无法事先获取大规模训练数据的情况下, 基于“试错-学习-提升”的深度强化学习是最为有效、甚至是唯一可用的 AI 算法;

2) 为智能体选择合适的神经网络结构可以更好地捕捉任务特征。例如, 电路拓扑设计任务可使用图神经网络以捕捉元件(即“图”中的节点)之间的连接特征<sup>[58]</sup>; 元器件布局任务则可使用卷积神经网络以有效捕捉到元件的空间位置特征<sup>[77]</sup>。此外, 奖励机制对设计效果至关重要。设计者必须将电力电子的设计规则、条件约束和用户指标等巧妙地转

化为奖励, 且奖励值  $r$  需精心设计, 从而保证强化学习收敛并加速学习过程。在算法设计过程中, 还有可能面临诸如文献[77]提及的奖励稀疏等深度强化学习共性问题, 需借鉴 AI 领域研究成果予以妥善解决, 这要求设计者对电力电子和深度强化学习原理均有充分理解;

3) 深度强化学习要求对每一步状态  $s$  进行评估以给出奖励。当前的仿真软件追求高仿真精度, 这导致仿真时间长, 用其评估状态将导致强化学习时间不可接受, 这是深度强化学习应用于复杂电力电子设计的主要障碍之一。当前的解决方法是先花费一定代价(如利用软件进行大量仿真)产生一批“状态-奖励”数据集, 用其训练另一个深度神经网络, 再将训练后的神经网络用作奖励函数, 以实现状态的快速评估<sup>[46]</sup>。开发适配深度强化学习的奖励评估工具(如仿真精度略低但计算速度更快的仿真软件, 或开发针对不同设计任务进行了预训练的深度学习模型等)将是极有潜力的发展方向;

4) 当前已有大量深度强化学习算法框架可供选用。除上文提及的算法外, 还有异步优势行动家-评论家(asynchronous advantage actor-critic, A3C)算法<sup>[120]</sup>, 近端策略优化(proximal policy optimization, PPO)算法<sup>[121]</sup>等, 针对不同设计任务选择与之匹配的算法, 方能获得最大设计收益。

## 4 大语言模型与电力电子设计

### 4.1 电力电子设计进一步智能化的障碍

上述 AI 算法和电力电子设计结合的主要特点归纳于表 2 中。由表可见, 随着算法从传统 AI 向深度学习发展, 算法可以承担更多繁琐工作, 且归纳知识、自主学习能力不断提升。可以预见, 各设计环节未来均有望采用不同 AI 算法予以解决。但是, 下列问题亦开始逐渐暴露。

1) 不同设计工具(包括传统设计工具和 AI 算法)采用不同思想设计, 使用不同代码编写, 处理不同格式的数据, 设计工具之间的信息难以交互。

2) 不同环节的设计人员具有不同专业背景和思维习惯, 使用不同设计工具, 不同环节设计人员之间、设计人员和设计工具之间的信息难以交互。

由此可见, 制约电力电子设计进一步智能化的主要障碍, 将是不同设计工具之间, 以及设计工具和人类之间的信息高效交互问题。

表 2 电力电子设计与 AI 结合的特点对比

Table 2 Comparison of characteristics of power electronics design integrated with AI

AI 算法	设计者任务	算法任务	设计关键
专家系统	设计判断逻辑和条件跳转; 制定每个步骤的设计方案	状态判断和数据代入计算	充分了解整个任务的所有条件跳转和计算流程
启发式算法	设计评估函数; 制定参数组合的进化原则	迭代寻优计算	准确描述设计参数和目标之间的关系, 设计评估函数
深度监督学习	从理论、仿真或实验中收集数据; 构成“参数组合-标签”数据集	学习数据中的潜在特征; 学习从特征到输出的映射	将设计参数和和设计目标转化为可供训练的数据集
深度强化学习	对设计任务进行简单量化; 设计奖励系统	学习数据中的潜在特征; 学习特征到动作的映射; 在试错中不断学习和提升, 最终获得最优结果	将用户需求和设计规则转换为奖励形式; 开发与深度强化学习适配的奖励模型

4.2 大语言模型与电力电子设计结合的可行性

一个更强大的、更为通用的 AI——大语言模型 (large language model, LLM) 是解决上述交互问题的最佳选择。自 2022 年 11 月 OpenAI 公司推出 ChatGPT 后, 关于 LLM 的研究和应用大量涌现。当前, 国内外各大科技公司亦已推出众多优秀的 LLM 产品, 这些 LLM 均提供了 API 或源码供科研人员使用, 部分 LLM 产品如表 3 所示。

表 3 国内外主要 LLM 和对应公司

Table 3 LLMs and corresponding companies major used in China and abroad

LLM	公司	是否开源
GPT	OpenAI	否
Gemini	Google	否
Claude	anthropic	否
Mistral 系列	Mistral	部分版本开源
Grok 系列	xAI	是
LLaMA	Meta	是
Vicuna	UC Berkeley 等	是
Starling	UC Berkeley	是
Gemma	Google	是
文心一言	百度	否
字节豆包	字节跳动	否
通义千问	阿里云	否
百川智能	搜狗	否
腾讯混元	腾讯	否
讯飞星火	科大讯飞	否
华为盘古	华为	否
Kimi	月之暗面	否
Yi	零一万物	是
Qwen	阿里云	是
DeepSeek	深度求索	是
ChatGLM	清华大学&智谱 AI	部分版本开源

由于 LLM 是在互联网海量文本数据上训练而来, 因而能够理解不同自然语言、专业语言和编程语言的内在联系, 有能力实现各类设计工具之间、设计工具与设计人员之间的信息转译和交互。此

外, 当前 LLM 已具备知识库查询, 联网获取知识, 代码生成等能力, 为电力电子设计智能化了提供更为强大的支持。通过对当前主流 LLM 的大量测试与分析, 本文归纳了 LLM 的各项能力和电力电子设计需求之间的结合点, 如表 4 所示。

表 4 LLM 各项能力和电力电子设计需求之间的结合点

Table 4 The interface between LLM capabilities and power electronics design needs

大语言模型	电力电子设计
文本转换能力	不同设计任务之间的数据格式转换
长文本理解能力	阅读技术文档并归纳总结
知识库查询功能	设计文档私有化管理, 不需统一格式
联网能力	自动下载资料, 模型文件等
函数调用能力	运行专用 AI 和各类传统设计软件
代码生成能力	辅助仿真和控制代码编写
微调技术	使 LLM 成为个性化的电力电子设计专家
多模态转换	直接理解图纸、图像等并转换成各种格式

但 LLM 的本质是一个概率生成模型, 即按输入文本给出下一个词元(Token)的出现概率, 不能保证生成结果的事实正确(即会出现“幻觉”), 因此 LLM 无法根据复杂设计任务的需求直接给出正确结果。当前主流技术是构建基于 LLM 的人工智能代理(AI Agent), 即用户使用自然语言与 AI Agent 进行交互, AI Agent 准确理解用户的设计意图, 进行自主决策并调用各类资源, 最终完成复杂的设计任务。目前在其他领域已经涌现出多种基于 LLM 的人工智能代理, 如基于 LLM 的任务管理系统 BabyAGI 及软件开发工具 MetaGPT 等<sup>[122-123]</sup>。

4.3 前沿探索: 基于 LLM 的电力电子设计人工智能代理——PE Agent

目前, 将人工智能代理技术和电力电子设计结合的研究尚不多见。为此, 本文设计基于 LLM 的电力电子设计智能代理——PE Agent。如图 7(a)所示, PE Agent 规划了 3 个层次的功能, 具体如下。

1) 设计过程的自然语言交互和智能分析, 包

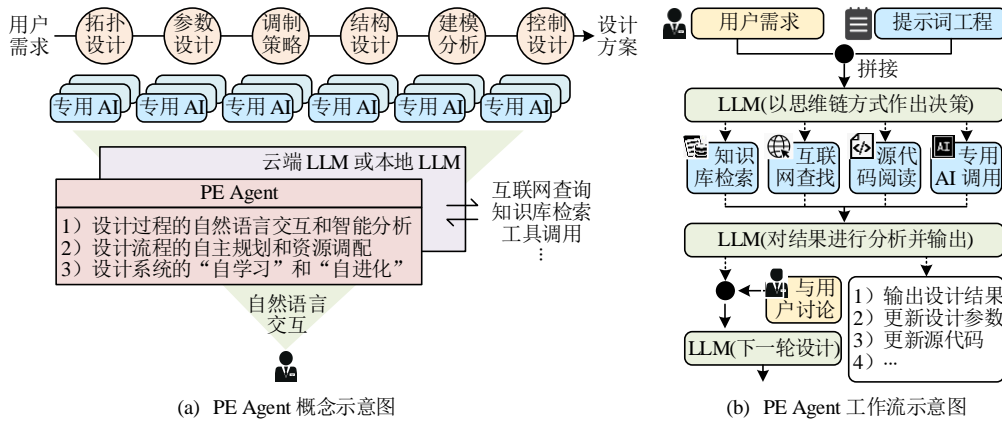


图 7 PE Agent 框架

Fig. 7 PE Agent framework

括设计需求询问,设计过程分析,设计结果确认等。

2) 设计流程的自主规划和资源调配,包括复杂任务分解,自主调配资源完成各项子任务等。

3) 设计系统的“自学习”和“自进化”,包括在设计中不断积累数据,拓展能力等。

PE Agent 的内部工作逻辑如图 7(b)所示。用户的自然语言输入与精心设计的提示词拼接后送入 LLM,引导 LLM 以思维链方式逐步作出决策,以提升回答的准确性;LLM 基于决策自主调用知识库检索、联网查询、传统设计工具、专用 AI 等资源;调用结果及提示词再次送入 LLM,供 LLM 进行分析与决策。上述工作流不断重复,直至完成复杂的设计任务。PE Agent 既可调用在线 LLM(各大公司或科研机构的 LLM 均提供了 API 接口供调用),也可将开源 LLM 部署在本地服务器并调用,前者硬件成本低、回复质量度高;后者则可保障数据安全,但由于模型参数量小,回复质量略低。

本文设计的 PE Agent 调用清华智谱的在线大语言模型 GLM-4,并给出可以反映上述 3 个层次功能的典型示例。

1) 设计过程的自然语言交互和智能分析示例:各设计环节的 AI 算法(下称专用 AI)输出结果格式不同,理解其含义需要专业知识储备。例如,文献[59]的拓扑生成 AI 输出形如“ $V_{i-} \rightarrow V_{i+} \rightarrow S_{1+} \rightarrow S_{1-} \rightarrow D_{1+} \rightarrow D_{1-} \rightarrow L_+ \rightarrow L_- \rightarrow V_{i-}$ ”的字符串,代表所生成拓扑某模态的电流回路,需结合相关论文才能理解其具体含义。PE Agent 可以对上述结果进行分析,如图 8 所示。其将上述字符串、相关论文[59]和提示词拼接后送至 LLM,引导 LLM 阅读论文以理解字符串的含义并给出正确的解释。由图 8 可见,LLM 对上述字符串所描述的模态进行正确理解,并

给出正确的电路微分方程;此外,LLM 还按要求在方程中增加了关于导通电阻的压降项“ $R_S i_L$ ”(该项在文献[59]中并未考虑,因此是 LLM 根据自身知识添加的)。示例表明,在 PE Agent 的规划下,LLM 充分发挥了其自然语言交互能力、文本阅读能理解能力,并结合自身知识完成新电路的模态分析任务,这一功能将给予设计人员更多的便利和灵感。

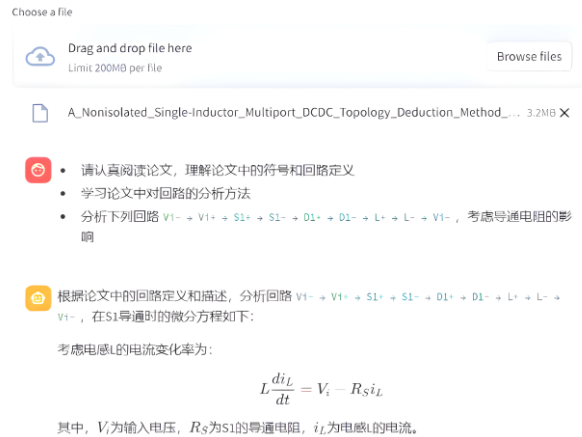


图 8 设计过程的自然语言交互和智能分析示例

Fig. 8 Example of natural language interaction and intelligent analysis in the design process

2) 设计流程的自主规划和资源调配示例,如图 9(a)所示,PE Agent 发起 PCB 设计任务,在用户告之电路类型、网表和额定参数后,LLM 利用自身关于该领域的知识给出,从网表到 PCB 文件的设计步骤,实现任务的自主规划;随后 LLM 按照规划结果依次执行,图 9(b)给出 LLM 执行步骤 2 的部分过程,LLM 以该步骤的内容为依据,依提示词调用课题组的库存信息,从中提炼了适用的器件信息,并在用户确认后对相关软件进行了更新。上述功能的实现借鉴了 LLM 的先进设计理念,即避免让 LLM 直接完成复杂任务,而是先引导 LLM 将复

- 请告诉我PCB设计相关的信息。
- 下面是一个非隔离Buck-Boost变换器的电路网表[N0: Cin-, L+, Cout+; N1: Cin+, S+; N2: S-, L-, D-, N3: D+, Cout-], 额定输入电压为100V, 额定输出电压为40V, 额定功率为100W
- 步骤1, 分析网表信息。网表包括输入电容Cin, 电感L, 开关管S, 二极管D, 输出电容Cout, 这些元件构成一个非隔离Buck-Boost拓扑。
- 步骤2, 确认元件种类和封装。电感L和电容Cin、Cout需要选择适合的封装和容值。开关管S和二极管D需要选择满足电压和电流额定值的封装。SiC MOSFETs适合高开关频率应用, 可考虑使用。
- 步骤3, 绘制原理图。根据网表信息, 在Altium Designer中绘制原理图, 包括元件符号和连接关系。
- 步骤4, 设置元件属性。在原理图中设置每个元件的参数, 如电容容值、电感感值、开关管的电压电流额定值等。
- 步骤5, 布线连接。在原理图中连接好所有元件的管脚, 形成完整的电路连接。
- 步骤6, 生成网表。使用Altium Designer的网表提取功能, 生成PCB布线所需的网表文件。
- 步骤7, 设置层叠结构。根据设计要求, 设置PCB的层叠结构, 如单面、双面或多层板。
- 步骤8, 绘制PCB布局。根据原理图, 在Altium Designer中绘制PCB的布局, 合理放置元件并考虑信号完整性。
- 步骤9, 布线。在布局基础上, 进行PCB布线, 连接所有元件管脚, 并考虑阻抗匹配、信号完整性等因素。
- 步骤10, 生成Gerber文件。完成布线后, 生成Gerber文件, 以便进行PCB生产。

(a) PCB设计流程的自主规划

本轮设计任务是步骤2, 确认元件种类和封装。

从课题组库存中找到了两款MOSFET器件:

NCEP1520K: 额定电压150V、额定电流20A、导通电阻59mΩ、封装型号TO-252-2L

IRFP4568PbF: 额定电压150V、额定电流103A、导通电阻4.8mΩ、封装型号TO-247AC

请问您要选择哪款器件?

选择第一款

已更新相关设计软件中的封装信息为: TO-252-2L, 现在进行下一步设计。

(b) 基于规划结果调配资源逐项执行(只展示步骤开始部分)

图9 设计流程的自主规划和资源调配示例

Fig. 9 Examples of autonomous planning and resource allocation in the design process

杂任务分解为更小的子任务, 再令 LLM 逐项执行, 最终提高完成复杂任务的成功率;

3) 设计系统的“自学习”和“自进化”示例: 图 10 中, 用户拟使用自研软件对新电路进行仿真, 但软件代码库里没有相应的仿真代码。为此, PE Agent 首先提示用户输入新电路的微分方程, 与提示词拼接后输入 LLM, 引导 LLM 对该方程进行分析, 将微分方程转换为差分方程; 随后 PE Agent 将差分方程、自研软件源代码以及提示词拼接作为 LLM 的输入, 以引导 LLM 了解代码编程格式, 生成可用的新电路仿真代码。这一示例不但表明 LLM 具有电力电子领域相关代码的理解和生成能力, 更表明通过合理的工作流设计和人机互动过程, PE Agent 可在解决任务的过程中持续积累经验、自我完善, 从而实现其设计能力的“自进化”。上文示例初步展示 PE

状态方程的微分形式为:  $\frac{diL}{dt} = \frac{D(Vdc-Vo)-Vo}{L} \frac{dVo}{dt} = \frac{(1-D)RiL-Vo}{CR}$  请将该连续状态方程化为离散状态方程, 并化简。

为了将连续状态方程转换为离散状态方程, 我们使用欧拉法, 它是最简单的前向差分法。按照题目要求, 我们将连续时间导数替换为离散时间差分:

$$\frac{diL}{dt} = \frac{iL' - iL}{t_{step}} = \frac{dVo}{dt} = \frac{Vo' - Vo}{t_{step}}$$

将这两个关系代入原始的连续状态方程中, 我们得到:

$$\frac{iL' - iL}{t_{step}} = \frac{D(Vdc + Vo) - Vo}{L} \frac{Vo' - Vo}{t_{step}} = \frac{(1-D)RiL - Vo}{CR}$$

现在, 我们通过移项并化简, 使每个方程的左侧只包含下一个时间步的状态变量 ( $iL^{\wedge}\{t\}$ ) 和 ( $Vo^{\wedge}\{t\}$ )。

对于第一个方程:

$$iL' - iL = \frac{t_{step}}{L} (D(Vdc + Vo) - Vo) iL' = iL + \frac{t_{step}}{L} (DVdc + DVo - Vo) iL' = iL + \frac{t_{step}}{CR} (DVdc + (D-1)Vo)$$

对于第二个方程:

$$Vo' - Vo = \frac{t_{step}}{CR} ((1-D)RiL - Vo) Vo' = Vo + \frac{t_{step}}{CR} ((1-D)RiL - Vo) Vo' = Vo + \frac{t_{step}}{CR} (1-D)RiL - \frac{t_{step}}{CR} Vo'$$

现在, 我们得到了两个离散状态方程, 它们可以用于计算下一个时间步的状态变量 ( $iL^{\wedge}\{t\}$ ) 和 ( $Vo^{\wedge}\{t\}$ )。注意, 在实现这些方程时, 确保 ( $t_{step}$ ) 是一个合适的数值, 以便保持数值稳定性。

(a) 电路模型分析

将方程转换为电路仿真AI能运行的代码并保存

根据之前转化的离散方程, 我将直接将数学表达式转换为代码, 并放在你需要修改的代码部分。以下是完整的代码:

```
import numpy as np

def setting():
    setting_circuit = {'运行时间/s': 1, '开关周期': 0.0002, '每轮次数': 500, 'S'
    return setting_circuit

def setting_input():
    setting_circuit_input = {'U_input': "U=dc/2+dn/2"}
    return setting_circuit_input

def State_variables_name():
    state_variables_name = ['iL', 'Vo']
    return state_variables_name

def Control_variables_name():
    u_name = ['d']
    return u_name
```

(b) 代码生成(只展示代码开始部分)

图 10 设计系统的“自学习”和“自进化”示例

Fig. 10 Example of “Self-learning” and “self-evolution” of design system

Agent 进一步提升电力电子设计智能化程度的潜力。通过为 PE Agent 配置不同的提示词工程、可调用工具和专属知识库等, 可形成面向不同人群的专属 PE Agent, 如表 5 所示。例如: 面向教学的 PE Agent 可以用经典电力电子教材等作为数据, 通过知识库

表 5 面向不同人群的专属 PE Agent

Table 5 Dedicated PE Agent for different groups of people

面向人群	服务对象	数据来源	能力专长
研究 Agent	研究生	学术论文, 学术报告, 课题组经验	灵感激发, 科研辅助
教学 Agent	本科生	电力电子教材, 相关课件、讲义, 各大论坛精华	电力电子科普, 科学思维引导
项目 Agent	企业员工	最新行业动态, 企业内部资料, 学术论坛	产品开发, 项目管理

检索、微调等方法增强 LLM 的专业性，注重于学习引导；面向研究的 PE Agent 则可以用学术论文等为数据，注重于灵感激发和科研辅助；面向企业的项目 PE Agent 则可以将行业最新动向等作为数据，从而服务产品开发和项目管理。

#### 4.4 LLM 用于电力电子设计的挑战

1) LLM 采用大规模语料库进行训练，电力电子领域知识在其中所占比重极小，无法形成显著的专业知识嵌入，这是其无法直接解决复杂电力电子设计问题的根本原因。但大量测试表明，LLM 具备相关设计任务的基本知识，因此可将 LLM 用于任务流程规划，再利用其强大的工具调用能力逐项解决(即图 9 示例)。随着 LLM 的发展，面向专业领域的 LLM 将不断出现，上文问题将逐步解决。

2) 当前的 LLM 本质上仍是一个概率生成模型，故不能保证其生成内容的事实正确，这影响了其在电力电子设计的应用效果。当前解决思路是采用电力电子领域知识对 LLM 进行“微调”训练，以增加 LLM 生成正确内容的概率；或是采用检索增强的生成(retrieval-augmented generation, RAG)技术<sup>[124]</sup>，即构建“电力电子设计知识图谱”，处理设计任务时先从知识图谱中提取关联知识作为提示，从而增强 LLM 生成正确内容的概率。

3) 此外，LLM 的出现还带来诸多非技术性问题，例如调用在线 LLM 时，设计要求、私有化设计经验等有可能泄露；LLM 有可能生成有害的、或是侵犯知识产权的内容；LLM 生成内容的知识产权归属问题。随着 LLM 技术的发展，相关法律法规将逐步完善，上述非技术性问题将得到妥善处理。

### 5 AI 设计工具和传统设计工具结合展望

经过长期积累，电力电子领域的传统设计工具日趋完善，将其与 AI 设计工具结合可进一步提升设计效率和质量。图 11 展示若干示例。

1) 传统设计软件可为深度学习模型提供训练数据，完成训练后的深度学习模型可替代传统设计工具实现参数快速选型<sup>[44]</sup>，或用作启发式 AI 的评估函数<sup>[45]</sup>、强化学习的奖励函数<sup>[46]</sup>等。

2) 以某一设计工具为主体，其他工具作为插件调用。例如，在使用传统 PCB 设计软件进行过孔布局时调用文献[77]中的过孔摆放 AI；在 LLM(或专家 AI)给出复杂任务的合理规划后，调用不同专用 AI 解决具体子任务。

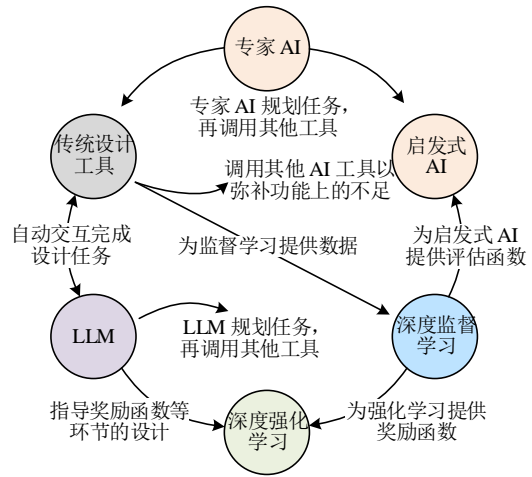


图 11 AI 设计工具和传统设计工具结合示例  
Fig. 11 Examples of integration path of AI design tools and traditional design tools

3) 用 LLM 指导各类专用 AI 算法的设计，提升设计效率。例如，针对深度强化学习奖励函数难以设计等问题，AI 领域学者已经提出利用 LLM 对奖励函数等关键环节进行调整和优化的研究<sup>[125]</sup>；

4) 传统设计工具和 LLM 自动交互完成设计任务，显著减少人工干预。例如，研究<sup>[126]</sup>利用 LLM 生成 Matlab 可执行代码，由 Matlab 执行后给出反馈(出错信息或运行结果)，再由 LLM 对代码进行迭代修改，最终完成设计任务。

需要说明的是，各类电力电子设计工具的结合方式不局限上述内容。当前 AI 技术处于快速发展阶段，关注 AI 领域最新进展，并将其与电力电子设计实际情况结合，有望实现更多的电力电子设计方法和工具创新，促进电力电子设计智能化发展。

### 6 结论与展望

设计智能化是“电力电子智能化”愿景中的重要组成部分，随着 AI 技术的不断发展，电力电子设计智能化研究日益受到重视。

传统 AI、深度监督学习、深度强化学习等 AI 技术为解决电力电子某一特定设计任务提供了不同的解决思路和方法。基于 LLM 的智能代理在电力电子设计智能化下一阶段中将发挥关键作用，其不但可实现人机交互、知识检索、过程分析、设计流程的全面智能化，更有望实现电力电子设计的“自学习”和“自进化”，显著提升电力电子设计的智能化水平。

电力电子设计领域的传统设计工具和 AI 设计工具仍在不断丰富。通过将传统设计工具和 AI 设

计工具充分结合,可实现更多方法和工具创新,进一步拓展电力电子设计智能化内涵。

## 参考文献

- [1] HARASHIMA F, DEMIZU Y, KONDO S, et al. Application of neutral networks to power converter control[C]//Conference Record of the IEEE Industry Applications Society Annual Meeting. San Diego, CA, USA: IEEE, 1989: 1086-1091.
- [2] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [3] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [4] ZHAO Shuai, BLAABJERG F, WANG Huai. An overview of artificial intelligence applications for power electronics[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2021, 36(4): 4633-4658.
- [5] ZHAO Shuai, WANG Huai. Enabling data-driven condition monitoring of power electronic systems with artificial intelligence: concepts, tools, and developments[J]. *IEEE Power Electronics Magazine*, 2021, 8(1): 18-27.
- [6] 胡维昊, 穆钢, 黄琦, 等. 人工智能与电气应用[M]. 北京: 科学出版社, 2021.  
HU Weihao, MU Gang, HUANG Qi, et al. Artificial intelligence and electrical applications[M]. Beijing: Science Press, 2021(in Chinese).
- [7] 中国电源学会. 电源产业与技术发展路线图[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2022.  
China Power Supply Society. Development roadmap of power supply industry and technology[M]. Beijing: Science and Technology of China Press, 2022(in Chinese).
- [8] FEZZANI D, PIQUET H, FOCH H. Expert system for the CAD in power electronics-application to UPS[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 1997, 12(3): 578-586.
- [9] CUMBI M J N, SHEPHERD D W, HULLEY L N. Development of an object-oriented knowledge-based system for power electronic circuit design[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 1996, 11(3): 393-404.
- [10] LI Wei, YING Jianping. Design and analysis artificial intelligence (AI) research for power supply — power electronics expert system (PEES)[C]//2008 Twenty-Third Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition. Austin, TX, USA: IEEE, 2008: 2009-2015.
- [11] LORENZO S, RUIZ J M, ALDANA F, et al. A new modeling and simulation CAD package for power converter design[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1990, 37(5): 387-397.
- [12] 王凯. 电力电子电路设计专家系统的结构分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.  
WANG Kai. The analyze to the structure of an expert system for power electronics circuit design[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2007(in Chinese).
- [13] SPRO O C, LEFRANC P, PARK S, et al. Optimized design of multi-mhz frequency isolated auxiliary power supply for gate drivers in medium-voltage converters[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2020, 35(9): 9494-9509.
- [14] ADINOLFI G, GRADITI G, SIANO P, et al. Multiobjective optimal design of photovoltaic synchronous boost converters assessing efficiency, reliability, and cost savings[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2015, 11(5): 1038-1048.
- [15] ZHAO Bin, ZHANG Xin. An efficiency-oriented two-stage optimal design methodology of high-frequency LCLC resonant converters for space travelling-wave tube amplifier applications[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(2): 1068-1080.
- [16] ZHAO Bin, ZHANG Xin, HUANG Jingjing. AI algorithm-based two-stage optimal design methodology of high-efficiency CLLC resonant converters for the hybrid AC-DC microgrid applications[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(12): 9756-9767.
- [17] 袁立强, 陆子贤, 孙建宁, 等. 电能路由器设计自动化综述—设计流程架构和遗传算法[J]. *电工技术学报*, 2020, 35(18): 3878-3893.  
YUAN Liqiang, LU Zixian, SUN Jianning, et al. Design automation for electrical energy router-design workflow framework and genetic algorithm: a review[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2020, 35(18): 3878-3893(in Chinese).
- [18] LI Shufan, WANG Lifang, GUO Yanjie, et al. Power stabilization with double transmitting coils and T-type compensation network for dynamic wireless charging of EV[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2020, 8(2): 1801-1812.
- [19] CHEN Bin, LIANG Xu, WAN Nina. Design methodology for inductor-integrated litz-wired high-power medium-frequency transformer with the nanocrystalline core material for isolated DC-link stage of solid-state transformer[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2020, 35(11): 11557-11573.
- [20] MOHAMMED M S, VURAL R A. Evolutionary design

- automation of high efficiency series resonant converter for photovoltaic systems[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2020, 35(11): 11332-11343.
- [21] D'ANTONIO M, SHI Chuan, WU Bin, et al. Design and optimization of a solar power conversion system for space applications[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019, 55(3): 2310-2319.
- [22] WU Tong, WANG Zhiqiang, OZPINECI B, et al. Automated heatsink optimization for air-cooled power semiconductor modules[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2019, 34(6): 5027-5031.
- [23] LACHICHI A, JUNYENT-FERRE A, GREEN T C. Comparative optimization design of a modular multilevel converter tapping cells and a 2L-VSC for hybrid LV ac/dc microgrids[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019, 55(3): 3228-3240.
- [24] GARCIA-BEDIAGA A, VILLAR I, RUJAS A, et al. Multiobjective optimization of medium-frequency transformers for isolated soft-switching converters using a genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2017, 32(4): 2995-3006.
- [25] JI Bing, SONG Xueguan, SCIBERRAS E, et al. Multiobjective design optimization of igbt power modules considering power cycling and thermal cycling[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2015, 30(5): 2493-2504.
- [26] PRADA D, BELLINI M, STEVANOVIC I, et al. On the performance of multiobjective evolutionary algorithms in automatic parameter extraction of power diodes[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2015, 30(9): 4986-4997.
- [27] VERMA V, SINGH B. Genetic-algorithm-based design of passive filters for offshore applications[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2010, 46(4): 1295-1303.
- [28] WANG Fei, CHEN Gang, BOROYEVICH D, et al. Analysis and design optimization of diode front-end rectifier passive components for voltage source inverters[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2008, 23(5): 2278-2289.
- [29] STRATTA A, GOTTARDO D, DI NARDO M, et al. Automated design of integrated inductive components for DC-DC converters[C]//2021 IEEE Design Methodologies Conference (DMC). Bath, United Kingdom: IEEE, 2021: 1-6.
- [30] KUNDU U, PANT B, SIKDER S, et al. Frequency domain analysis and optimal design of isolated bidirectional series resonant converter[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2018, 54(1): 356-366.
- [31] VEERACHARY M, SAXENA A R. Optimized power stage design of low source current ripple fourth-order boost DC-DC converter: a PSO approach[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(3): 1491-1502.
- [32] SINGH S, SINGH B. Optimized passive filter design using modified particle swarm optimization algorithm for a 12-pulse converter-fed LCI-synchronous motor drive[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2014, 50(4): 2681-2689.
- [33] 彭子舜. Si IGBT/SiC MOSFET 混合器件的开关控制策略及其应用研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2020.
- PENG Zishun. Study of switching control strategy of Si IGBT/SiC MOSFET hybrid switch and its application[D]. Changsha: Hunan University, 2020(in Chinese).
- [34] LEE S S, CHU Bing, IDRIS N R N, et al. Switched-battery boost-multilevel inverter with GA optimized SHEPWM for standalone application[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(4): 2133-2142.
- [35] NING Puqi, WANG Fei, NGO K D T. Automatic layout design for power module[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2013, 28(1): 481-487.
- [36] BELLOUMI W, BREARD A, HAJJI O, et al. Automatic PCB layout optimization of a DC-DC converter through genetic algorithm regarding EMC constraints[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 149870-149882.
- [37] TIAN Yidong, FORSYTH A J, LI Zhuoru, et al. Automatic layout design for power electronics PCBs[C]//2022 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE). Detroit, MI, USA: IEEE, 2022: 1-6.
- [38] TIAN Yidong, FORSYTH A J, LI Zhuoru, et al. A component manipulation algorithm to enable design automation of power electronic PCBs[C]//2021 IEEE Design Methodologies Conference (DMC). Bath, United Kingdom: IEEE, 2021: 1-6.
- [39] ALEXANDRIDIS A, PAIZIS E, CHONDRODIMA E, et al. A particle swarm optimization approach in printed circuit board thermal design[J]. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 2017, 24(2): 143-155.
- [40] PARQUE V, NAKAMURA A, MIYASHITA T. A study on the inductance and thermal regression and optimization for automatic layout design of power modules[C]//2023

- IEEE CPMT Symposium Japan (ICSJ). Kyoto, Japan: IEEE, 2023: 117-120.
- [41] LI Yaguang, LIN Yishuang, MADHUSUDAN M, et al. A customized graph neural network model for guiding analog IC placement[C]//Proceedings of the 39th International Conference on Computer-Aided Design. San Diego, USA: ACM, 2020: 135.
- [42] 梁钰茜, 孙鹏, 牛富丽, 等. 基于神经网络的双面散热功率模块本构热阻建模与表征[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(15): 6095-6110.
- LIANG Yuxi, SUN Peng, NIU Fuli, et al. Intrinsic thermal impedance of double sided cooling power module via neural network: modeling and characterization[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(15): 6095-6110(in Chinese).
- [43] 熊伟, 苟斌, 张坤, 等. 基于数据驱动的牵引逆变器电压传感器间歇性故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(11): 4446-4459.
- XIONG Wei, GOU Bin, ZHANG Kun, et al. A data-driven diagnosis method for voltage sensor intermittent faults of traction inverter system[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(11): 4446-4459 (in Chinese).
- [44] GUILLOD T, PAPAMANOLIS P, KOLAR J W. Artificial neural network (ANN) based fast and accurate inductor modeling and design[J]. IEEE Open Journal of Power Electronics, 2020, 1: 284-299.
- [45] SHIMOKAWA S, OSHIMA H, SHIMIZU K, et al. Fast 3-D optimization of magnetic cores for loss and volume reduction[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(11): 8400904.
- [46] BUI V H, CHANG Fangyuan, SU Wencong, et al. Deep neural network-based surrogate model for optimal component sizing of power converters using deep reinforcement learning[J]. IEEE Access, 2022, 10: 78702-78712.
- [47] FAN Shaoze, CAO Ningyuan, ZHANG Shun, et al. From specification to topology: automatic power converter design via reinforcement learning[C]//2021 IEEE/ACM International Conference On Computer Aided Design (ICCAD). Munich, Germany: IEEE, 2021: 1-9.
- [48] FAN Shaoze, ZHANG Shun, LIU Jianbo, et al. Power converter circuit design automation using parallel monte carlo tree search[J]. ACM Transactions on Design Automation of Electronic Systems, 2023, 28(2): 17.
- [49] PARK H, PARK J, KIM S, et al. Reinforcement learning-based optimal on-board decoupling capacitor design method[C]//2018 IEEE 27th Conference on Electrical Performance of Electronic Packaging and Systems (EPEPS). San Jose, CA: IEEE, 2018: 213-215.
- [50] TANG Yuanhong, HU Weihao, XIAO Jian, et al. Reinforcement learning based efficiency optimization scheme for the DAB DC-DC converter with triple-phase-shift modulation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(8): 7350-7361.
- [51] 胡广, 胡维昊, 唐远鸿, 等. 基于强化学习的双主动半桥直流变换器的效率优化方案[J]. 电工技术学报, 2022, 37(S1): 225-234.
- HU Guang, HU Weihao, TANG Yuanhong, et al. Efficiency optimization scheme of dual-active-half-bridge DC-DC converter based on reinforcement learning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(S1): 225-234(in Chinese).
- [52] HE Gui, CHEN Yu, TONG Siyu, et al. Routing planning of power electronic circuit based on Q-learning[C]//2021 IEEE 2nd China International Youth Conference on Electrical Engineering (CIYCEE). Chengdu, China: IEEE, 2021: 1-6.
- [53] JEONG J, YANG J, KIM T H, et al. Efficient post-layout simulation method using Auto layout effect modification module in reinforcement learning for optimizing circuit[C]//2022 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Asia (ICCE-Asia). Yeosu, Korea: IEEE, 2022: 1-3.
- [54] JEONG J, KIM H, KIM T H, et al. Post-layout simulation automation based on reinforcement learning using schematic to layout sync module[C]//2023 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC). Singapore: IEEE, 2023: 1-4.
- [55] 王业腾. 基于强化 Q 学习的 LCL 型并网三相逆变器的  $H_\infty$  电流控制[D]. 广州: 华南理工大学, 2022.
- WANG Yeteng.  $H_\infty$  current control of LCL grid-connected three-phase inverter based on reinforcement Q-learning [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2022(in Chinese).
- [56] 康睿. 基于强化 Q 学习的单相并网逆变器电流跟踪控制方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2021.
- KANG Rui. Research on current tracking control method of single-phase grid-connected inverter based on reinforcement Q-learning[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021(in Chinese).
- [57] ALFRED D, CZARKOWSKI D, TENG Jiaxin. Model-free reinforcement-learning-based control methodology for power electronic converters[C]//2021 IEEE Green Technologies Conference (GreenTech).

- Denver, CO, USA: IEEE, 2021: 81-88.
- [58] LIANG Ruijin, DONG Mi, WANG Li, et al. Learning to topology derivation of power electronics converters with graph neural network[C]//2022 4th International Conference on Smart Power & Internet Energy Systems (SPIES). Beijing, China: IEEE, 2022: 836-840.
- [59] CHEN Yu, BAI Jingbo, KANG Yong. A nonisolated single-inductor multiport DC-DC topology deduction method based on reinforcement learning[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2022, 10(6): 6572-6585.
- [60] DONG Mi, LIANG Ruijin, YANG Jian, et al. Topology derivation of multiport DC-DC converters based on reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(4): 5055-5064.
- [61] XU Chenyao, DONG Mi, LI Li, et al. Power electronics converters topology derivation with combination of TopoDiffVAE and reinforcement learning[C]//2022 4th International Conference on Smart Power & Internet Energy Systems (SPIES). Beijing, China: IEEE, 2022: 780-783.
- [62] SILVA F L D, GLATT R, SU Wencong, et al. AutoTG: reinforcement learning-based symbolic optimization for AI-assisted power converter design[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Industrial Electronics, 2024, 5(2): 680-689.
- [63] ZHAO Zhenxin, ZHANG Lihong. Analog integrated circuit topology synthesis with deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2022, 41(12): 5138-5151.
- [64] GLATT R, DA SILVA F L, BUI V H, et al. Deep symbolic optimization for electric component sizing in fixed topology power converters[C]//AAAI 2022 Workshop on AI for Design and Manufacturing (ADAM). Vancouver, Canada: AAAI, 2021.
- [65] WANG Hanrui, WANG Kuan, YANG Jiacheng, et al. GCN-RL circuit designer: transferable transistor sizing with graph neural networks and reinforcement learning[C]//2020 57th ACM/IEEE Design Automation Conference (DAC). San Francisco, CA, USA: IEEE, 2020: 1-6.
- [66] WANG Song, MURPHEY Y, SU Wencong, et al. An intelligent system for automatic selection of DC-DC converter topology with optimal design[C]//AAAI 2022 Workshop on AI for Design and Manufacturing (ADAM). Vancouver, Canada: AAAI, 2022: 1-5.
- [67] TIAN Fanghao, COBALEDA D B, MARTINEZ W. Deep reinforcement learning for DC-DC converter parameters optimization[C]//2022 IEEE 31st International Symposium on Industrial Electronics (ISIE). Anchorage, AK, USA: IEEE, 2022: 325-330.
- [68] TIAN Fanghao, COBALEDA D B, WOUTERS H, et al. Parameter design optimization for DC-DC power converters with deep reinforcement learning[C]//2022 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE). Detroit, MI, USA: IEEE, 2022: 1-7.
- [69] BUI V H, CHANG Fangyuan, SU Wencong, et al. Deep reinforcement learning-based optimal parameter design of power converters[C]//2023 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2023: 25-29.
- [70] WANG Jianing, YAO Zhanghao, YANG Renhai. Efficiency-power density multi-objective optimization design of LLC resonant converter based on deep reinforcement learning[C]//2023 IEEE 6th International Electrical and Energy Conference (CIEEC). Hefei, China: IEEE, 2023: 1808-1813.
- [71] 王佳宁, 杨仁海, 姚张浩, 等. 基于深度强化学习的有源中点钳位逆变器效率优化设计[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(9): 3311-3320.
- WANG Jianing, YANG Renhai, YAO Zhanghao, et al. Efficiency optimized design of active neutral point clamped inverter based on deep reinforcement learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(9): 3311-3320(in Chinese).
- [72] WANG Hanrui, YANG Jiacheng, LEE H S, et al. Learning to design circuits[J]. arXiv: 1812.02734, 2020.
- [73] GHEISARNEJAD M, KHOOBAN M H. IoT-based DC/DC deep learning power converter control: real-time implementation[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(12): 13621-13630.
- [74] KIM K, PARK H, LHO D, et al. Deep reinforcement learning-based through silicon via (TSV) array design optimization method considering crosstalk[C]//2020 IEEE Electrical Design of Advanced Packaging and Systems (EDAPS). Shenzhen, China: IEEE, 2020: 1-3.
- [75] 唐远鸿. 双有源全桥 DC-DC 变换器优化调制策略研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- TANG Yuanhong. Research on optimized modulation strategy of dual active bridge DC-DC converter[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022(in Chinese).
- [76] 白敬波, 陈宇, 谢诗语, 等. 基于强化学习的单电感多

- 端口变换器调制策略设计方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(5): 1480-1489.
- BAI Jingbo, CHEN Yu, XIE Shiyu, et al. Design method for modulation strategy of a single-inductor multi-port converter based on reinforcement learning[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(5): 1480-1489(in Chinese).
- [77] GU Zheming, ZHANG Ling, JIN Hang, et al. Deep reinforcement learning-based ground-via placement optimization for EMI mitigation[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2023, 65(2): 564-573.
- [78] HAKHAMANESHI K, WERBLUN N, ABBEEL P, et al. BagNet: berkeley analog generator with layout optimizer boosted with deep neural networks[C]//2019 IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design (ICCAD). Westminster, CO, USA: IEEE, 2019: 1-8.
- [79] BUDAK A F, BHANSALI P, LIU Bo, et al. DNN-Opt: an RL inspired optimization for analog circuit sizing using deep neural networks[C]//2021 58th ACM/IEEE Design Automation Conference (DAC). San Francisco, CA, USA: IEEE, 2021: 1219-1224.
- [80] NIKOLIĆ B. ML for analog design: good progress, but more to do[C]//2022 ACM/IEEE 4th Workshop on Machine Learning for CAD (MLCAD). IEEE, 2022: 53-54.
- [81] SETTALURI K, LIU Zhaokai, KHURANA R, et al. Automated design of analog circuits using reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2022, 41(9): 2794-2807.
- [82] SONG Ruyi, XU Ruifeng, GU Zheming, et al. Deep reinforcement learning-based pin map optimization of BGA package for EMC[C]//2023 International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium (ACES-China). Hangzhou, China: IEEE, 2023: 1-3.
- [83] LI Bingheng, LI Da, ZHANG Ling, et al. Pin assignment optimization of BGA packages for EMI mitigation using deep reinforcement learning[C]//2023 International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium (ACES-China). Hangzhou, China: IEEE, 2023: 1-3.
- [84] PARK J, KIM M, KIM S, et al. Deep reinforcement learning-based pin assignment optimization of BGA packages considering signal integrity with graph representation[C]//2021 IEEE 30th Conference on Electrical Performance of Electronic Packaging and Systems (EPEPS). Austin, TX, USA: IEEE, 2021: 1-3.
- [85] ZHAO Zhenxin, ZHANG Lihong. Deep reinforcement learning for analog circuit sizing[C]//2020 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). Seville, Spain: IEEE, 2020: 1-5.
- [86] ACOSTA I A, SILVA C A. Weighting factor design of FCS-MPC in power electronics using DDPG and TD3: a reinforcement learning approach[C]//2023 IEEE CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON). Valdivia, Chile: IEEE, 2023: 1-6.
- [87] ZANDI O, POSHTAN J. Voltage control of DC-DC converters through direct control of power switches using reinforcement learning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 120: 105833.
- [88] JIANG Shan, ZENG Yu, ZHU Ye, et al. Stability-oriented multiobjective control design for power converters assisted by deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(10): 12394-12400.
- [89] FATHOLLAHI A, GHEISARNEJAD M, ANDRESEN B, et al. Robust artificial intelligence controller for stabilization of full-bridge converters feeding constant power loads[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2023, 70(9): 3504-3508.
- [90] DUAN Jiajun, YI Zhehan, SHI Di, et al. Reinforcement-learning-based optimal control of hybrid energy storage systems in hybrid AC-DC microgrids[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(9): 5355-5364.
- [91] SHAHNOOSHI S, RANJBARAN P, EBRAHIMI J, et al. Reinforcement learning-based control of a buck converter: a comparative study of DQN and DDPG algorithms[C]//2023 25th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE'23 ECCE Europe). Aalborg, Denmark: IEEE, 2023: 1-10.
- [92] WAN Yihao, DRAGICEVIC T, MIJATOVIC N, et al. Reinforcement learning based weighting factor design of model predictive control for power electronic converters[C]//2021 IEEE International Conference on Predictive Control of Electrical Drives and Power Electronics (PRECEDE). Jinan, China: IEEE, 2021: 738-743.
- [93] KRAUS D, SPECHT E, MERZ T, et al. Optimized real-time control for modular multilevel converters using adaptive neural networks[C]//2019 21st European

- Conference on Power Electronics and Applications (EPE'19 ECCE Europe). Genova, Italy: IEEE, 2019: 1-8.
- [94] RANJBARAN P, SHAHNOOSHI S, EBRAHIMI J, et al. Exploring the effectiveness of different state spaces and reward functions in reinforcement learning-based control of a DC/DC buck converter[C]//2023 25th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE'23 ECCE Europe). Aalborg, Denmark: IEEE, 2023: 1-10.
- [95] ZENG Yu, MASWOOD A, POU J, et al. Deep reinforcement learning based input voltage sharing method for input-series output-parallel dual active bridge converter in DC microgrids[C]//2021 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE) . Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2021: 3348-3352.
- [96] YE Jian, GUO Huanyu, WANG Benfei, et al. Deep deterministic policy gradient algorithm based reinforcement learning controller for single-inductor multiple-output DC-DC converter[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(4): 4078-4090.
- [97] HAJIHOSEINI M, ANDALIBI M, GHEISARNEJAD M, et al. DC/DC power converter control-based deep machine learning techniques: real-time implementation [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(10): 9971-9977.
- [98] MENÉNDEZ O, LÓPEZ-CAIZA D, TARISCIOTTI L, et al. Assessment of deep reinforcement learning algorithms for three-phase inverter control[C]//2023 IEEE 8th Southern Power Electronics Conference and 17th Brazilian Power Electronics Conference (SPEC/COBEP). Florianopolis, Brazil: IEEE, 2023: 1-8.
- [99] JIANG Haiyang, CHEN Yu, KANG Yong. Application of neural network controller and policy gradient reinforcement learning on modular multilevel converter (MMC)-a proof of concept[C]//2021 IEEE 4th International Electrical and Energy Conference (CIEEC). Wuhan, China: IEEE, 2021: 1-6.
- [100] CUI Chenggang, YAN Nan, ZHANG Chuanlin. An intelligent control strategy for buck DC-DC converter via deep reinforcement learning[J]. arXiv: 2008.04542, 2020.
- [101] SHI Xue, CHEN Nan, WEI Tingcun, et al. A reinforcement learning-based online-training AI controller for DC-DC switching converters[C]//2021 6th International Conference on Integrated Circuits and Microsystems (ICICM). Nanjing, China: IEEE, 2021: 435-438.
- [102] HU Kexin, ZHANG Xin, MA Hao. A novel proportion-integral-differential controller based on deep reinforcement learning for DC/DC power buck converters[C]//2021 IEEE 1st International Power Electronics and Application Symposium (PEAS) . Shanghai, China: IEEE, 2021: 1-4.
- [103] GHEISARNEJAD M, FARSIZADEH H, KHOOBAN M H. A novel nonlinear deep reinforcement learning controller for DC-DC power buck converters[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(8): 6849-6858.
- [104] QASHQAI P, BABAIE M, ZGHEIB R, et al. A model-free switching and control method for three-level neutral point clamped converter using deep reinforcement learning[J]. IEEE Access, 2023, 11: 105394-105409.
- [105] 戴宇轩, 崔承刚. 基于深度强化学习的 Boost 变换器控制策略[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(5): 1109-1119.
- DAI Yuxuan, CUI Chenggang. Deep reinforcement learning-based control strategy for Boost converter[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(5): 1109-1119(in Chinese).
- [106] 武涵, 贾燕冰, 韩肖清, 等. 基于卡尔曼滤波器及深度强化学习的双有源全桥变换器控制策略[J]. 高电压技术, 2024, 50(2): 714-724.
- WU Han, JIA Yanbing, HAN Xiaoqing, et al. Research on control strategy of dual-active full-bridge converter based on deep reinforcement learning and Kalman filter[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(2): 714-724(in Chinese).
- [107] CUI Chenggang, YAN Nan, HUANGFU Baixiang, et al. Voltage regulation of DC-DC buck converters feeding CPLs via deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2022, 69(3): 1777-1781.
- [108] TANG Yuanhong, HU Weihao, ZHANG Bin, et al. Deep reinforcement learning-aided efficiency optimized dual active bridge converter for the distributed generation system[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2022, 37(2): 1251-1262.
- [109] WATKINS C J C H. Learning from delayed rewards[D]. Cambridge: King's College, 1989.
- [110] WILLIAMS R J. Simple statistical gradient-following algorithms for connectionist reinforcement learning[J]. Machine Learning, 1992, 8(3): 229-256.
- [111] SUTTON R S, MCALLESTER D, SINGH S, et al. Policy gradient methods for reinforcement learning with function approximation[C]//Proceedings of the 13th International

- Conference on Neural Information Processing Systems. Denver, CO, USA: MIT Press, 1999: 1057-1063.
- [112] LILLICRAP T P, HUNT J J, PRITZEL A, et al. Continuous control with deep reinforcement learning[C]//4th International Conference on Learning Representations. San Juan, PR, USA: ICLR, 2016.
- [113] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2015, 518(7540): 529-533.
- [114] SILVER D, HUANG A, MADDISON C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-489.
- [115] SILVER D, SCHRITTWIESER J, SIMONYAN K, et al. Mastering the game of Go without human knowledge[J]. Nature, 2017, 550(7676): 354-359.
- [116] SILVER D, HUBERT T, SCHRITTWIESER J, et al. Mastering chess and shogi by self-play with a general reinforcement learning algorithm[J]. arXiv: 1712.01815, 2017.
- [117] OMIDSHAFIEI S, TUYLS K, CZARNECKI W M, et al. Navigating the landscape of multiplayer games[J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 5603.
- [118] DEGRAVE J, FELICI F, BUCHLI J, et al. Magnetic control of tokamak plasmas through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2022, 602(7897): 414-419.
- [119] FAWZI A, BALOG M, HUANG A, et al. Discovering faster matrix multiplication algorithms with reinforcement learning[J]. Nature, 2022, 610(7930): 47-53.
- [120] MNIH V, BADIA A P, MIRZA M, et al. Asynchronous methods for deep reinforcement learning[C]//Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning. New York, NY, USA: JMLR, 2016: 1928-1937.
- [121] SCHULMAN J, WOLSKI F, DHARIWAL P, et al. Proximal policy optimization algorithms[J]. arXiv: 1707.06347, 2017.
- [122] ZHOU Wangchunshu, JIANG Y E, LI Long, et al. Agents: an open-source framework for autonomous language agents[J]. arXiv: 2309.07870, 2023.
- [123] HONG Sirui, ZHUGE Mingchen, CHEN J, et al. MetaGPT: meta programming for a multi-agent collaborative framework[C]//The Twelfth International Conference on Learning Representations. Vienna, Austria: ICLR, 2024.
- [124] EDGE D, TRINH H, CHENG N, et al. From local to global: a graph RAG approach to query-focused summarization[J]. arXiv: 2404.16130, 2024.
- [125] CAO Yuji, ZHAO Huan, CHENG Yuheng, et al. Survey on large language model-enhanced reinforcement learning: concept, taxonomy, and methods[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2025, 36(6): 9737-9757.
- [126] KIM D, KIM T, KIM Y, et al. A ChatGPT-MATLAB framework for numerical modeling in geotechnical engineering applications[J]. Computers and Geotechnics, 2024, 169: 106237.



陈宇

在线出版日期: 2025-05-12。

收稿日期: 2024-07-02。

作者简介:

陈宇(1983), 男, 工学博士, 教授, 博士生导师, 国家级青年人才项目获得者, 研究方向为电力电子模块化和智能化等, ayu03@hust.edu.cn;

祝之森(2001), 男, 硕士研究生, 研究方向为小功率电力电子变换及其智能化设计, m202372279@hust.edu.cn;

白敬波(1998), 男, 硕士研究生, 研究方向为模块化电力电子变换、电力电子拓扑智能化设计, baijingbo98@126.com;

商毅(1999), 男, 硕士研究生, 研究方向为大功率电力电子变换及其智能化设计, sy1208@hust.edu.cn;

康勇(1965), 男, 工学博士, 教授, 博士生导师, IEEE Fellow, 研究方向为功率半导体封装与集成、高性能电力电子控制等, ykang@hust.edu.cn。

(编辑 刘雪莹)