

AI 赋能基于模型的系统工程研究现状与展望

宋则隆, 陈 瑾, 周 詮, 谭一凡, 赵嘉熙, 郑晓晨*

(南方科技大学自动化与智能制造学院, 广东 深圳 518055)

摘 要: 随着科学技术的高速发展, 现代产品和系统的复杂度大幅增加, 导致设计信息量呈爆炸式增长, 为复杂系统下的基于模型的系统工程(model-based systems engineering, MBSE)带来了巨大挑战。人工智能(artificial intelligence, AI)为这一问题提供了可行的解决方案。然而, AI 赋能 MBSE(AI for MBSE, AI4MBSE)概念自提出以来尚未经过相关综述研究。为了探讨 AI4MBSE 的研究现状并提出展望, 总结了 MBSE 和 AI 的发展概况, 介绍 AI4MBSE 的概念, 利用相关数据库检索近 6 年与 AI4MBSE 相关的文献, 分析并汇总 AI4MBSE 的研究现状与关键技术, 最后提出 AI4MBSE 的研究空白、研究展望和未来研究趋势。本文对 AI4MBSE 的发展有一定推动作用, 对提升 MBSE 自动化、数字化与智能化水平具有重要意义。

关键词: 基于模型的系统工程; 人工智能; AI 赋能 MBSE

中图分类号: N 945

文献标志码: A

DOI: 10.12305/j.issn.1001-506X.2025.12.21

Current state and prospects of research on AI for model-based systems engineering

SONG Zelong, CHEN Jin, ZHOU Quan, TAN Yifan, ZHAO Jiaxi, ZHENG Xiaochen*

(School of Automation and Intelligent Manufacturing, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055, China)

Abstract: With the rapid advancement of science and technology, the complexity of modern products and systems increases significantly, resulting in an exponential growth of design information, and posing significant challenges for model-based systems engineering (MBSE) in complex systems. Artificial intelligence (AI) offers a viable solution to these challenges. However, the concept of AI for MBSE (AI4MBSE) is not reviewed since its inception. To explore the current state of research on AI4MBSE and to provide prospects, the development overview of MBSE and AI is summarized, and the concept of AI4MBSE is introduced. Then, the current state and key technologies of research on AI4MBSE are analyzed and summarized by searching for literature related to AI4MBSE from relevant databases over the past six years. Finally, the research gaps, research prospects and future research trends of AI4MBSE are presented. This paper has certain contributes to the development of AI4MBSE and is of significant importance for enhancing the automation, digitization, and intelligence levels of MBSE.

Keywords: model-based systems engineering (MBSE); artificial intelligence (AI); AI for MBSE (AI4MBSE)

0 引 言

系统工程是一门跨学科和综合性的方法, 旨在对系统的设计、开发、测试和维护进行全面管理与优化。在传统

的系统工程中, 系统的设计和管理主要依赖于大量的文档和手动记录来管理和协调系统的设计、开发、验证和维护^[1]。这种系统工程方法被称为基于文档的系统工程(document-based systems engineering, DBSE)。在 DBSE 中, 各个设计阶段和子

收稿日期: 2025-01-08; 修回日期: 2025-03-28; 网络优先出版日期: 2025-07-08。

网络优先出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/11.2422.TN.20250708.1806.010>

基金项目: 深圳市自然科学基金(JCYJ20240813100906009); 广东省自然科学基金(2025A1515011490); 广东省全驱系统控制理论与技术重点实验室项目(2024B1212010002)资助课题

* 通讯作者。

引用格式: 宋则隆, 陈瑾, 周詮, 等. AI 赋能基于模型的系统工程研究现状与展望[J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47(12): 3966-3980.

Reference format: SONG Z L, CHEN J, ZHOU Q, et al. Current state and prospects of research on AI for model-based systems engineering[J]. Systems Engineering and Electronics, 2025, 47(12): 3966-3980.

系统通常通过独立的文档进行描述,这使得信息被分散到多个文件、报告和数据库中,这种分散的信息造成了“孤岛效应”,即系统的各部分信息难以相互关联和综合,导致系统的整体性、一致性和设计决策的协调性不足^[2]。与此同时,在系统开发的全生命周期中,系统的需求、设计和规格经常会发生变化。而在 DBSE 环境中,一旦某个文档更新,所有相关文档也必须进行同步更新,这不仅需要大量的人工干预,还会加重不同文档之间的不一致性,导致系统设计效率低下、沟通受限、错误频发^[3]。除此之外,在面对复杂系统的设计与开发时,DBSE 还面临着难以溯源、难以验证和难以维护等一系列问题^[4]。因此,DBSE 方法的静态性质和非标准化特性限制了其在复杂系统设计与开发中的应用。

为了解决以上问题,基于模型的系统工程(model-based systems engineering, MBSE)应运而生。MBSE 是一种现代系统工程方法,旨在通过模型描述和分析系统,以提供一种更为直观和动态的系统工程方法^[5]。MBSE 以模型的形式实现系统的集中管理、动态更新和高效协作,能够更好地应对复杂系统的设计、分析和需求管理,显著提升复杂系统的设计效率和质量,为系统工程领域带来更加智能和高效的解决方案^[6]。然而,随着现代系统的复杂度急剧增加,设计过程涉及的海量信息为 MBSE 的应用带来了前所未有的难题,为传统 MBSE 项目的实际落地带来了诸多挑战。

人工智能(artificial intelligence, AI)的迅速发展为解决 MBSE 的挑战提供了新的契机^[7]。AI 技术可以在系统建模环节帮助系统工程师自动生成、优化和验证系统模型的完整性和准确性,从而提高系统开发的效率和质量^[8]。AI 技术还可以在验证与确认环节通过对 MBSE 产生的海量数据进行自主学习和模式识别,自动发现系统模型的潜在问题,并提供优化和解决方案^[9]。因此,利用 AI 赋能 MBSE((AI for MBSE, AI4MBSE)的各个环节能够显著提升自动化水平,并提高系统的完整性与准确性。AI4MBSE 将为系统工程带来革命性变革,推动 MBSE 向更高自动化、数字化和智能化的方向发展。

本文内容介绍如下:第 1 节简要回顾 MBSE 的现状与挑战、AI 的发展,并介绍 AI4MBSE 概念;第 2 节检索 AI4MBSE 的相关文献,并分析 AI4MBSE 的研究现状;第 3 节汇总 AI4MBSE 的关键技术;第 4 节提出 AI4MBSE 的研究展望和未來研究趋势;第 5 节对全文进行总结。

1 AI4MBSE 概念介绍

1.1 MBSE 现状与挑战

1.1.1 MBSE 简介

MBSE 这一概念最早由 Wymore 教授于 1993 年正式提出^[10],引入了一些数学上的理论和概念,如系统间的耦合理论、代数关系以及需求的数学结构等,为系统工程的各个环节提供了坚实的理论支持。随着时间的推移,MBSE 的应用不断拓展,已经成为一种标准化的方法^[11],尤其是在航空航

天^[12]、国防^[13]和汽车^[14]等高度复杂的领域。国际系统工程协会(International Council on Systems Engineering, INCOSE)对 MBSE 的定义如下:“MBSE 是建模方法的形式化应用,以支持系统从概念设计阶段到开发阶段及后续生命周期阶段的需求、设计、分析、验证和确认活动^[15]。”这一定义强调了 MBSE 的核心价值在于利用模型整合系统的全部信息,实现系统需求和设计的一体化管理。MBSE 为系统的设计与开发提供了更为直观和动态的视角,提高了复杂系统设计与管理的效率和质量。在 DBSE 中,系统工程师会使用一系列基于自然语言的、以文本格式为主的文档进行知识传递,其工作流程如图 1 所示,其中文档管理机制是 DBSE 的核心,如版本管理、配置管理等。而在 MBSE 中,系统工程师通过构建统一的系统模型,实现不同学科和团队间的协同工作,大幅提升了设计一致性和协作效率,其工作流程如图 2 所示。

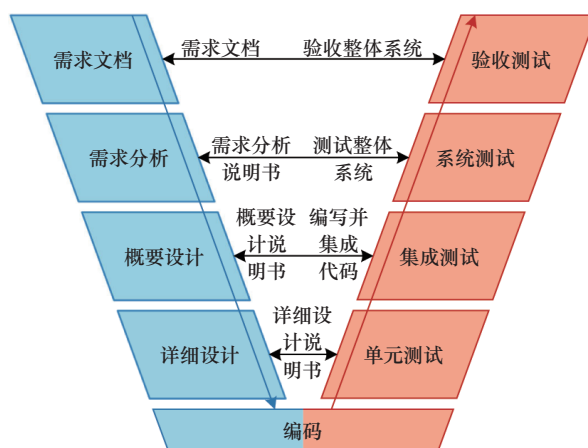


图 1 DBSE 的 V 模型

Fig. 1 V model of DBSE

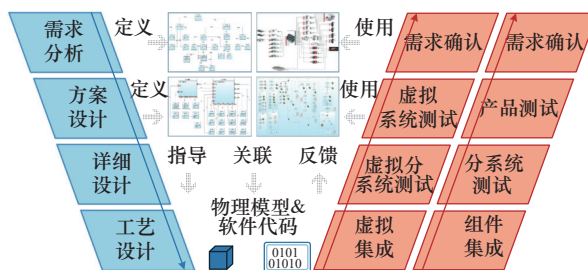


图 2 MBSE 的 V 模型

Fig. 2 V model of MBSE

MBSE 的实施包含 3 个关键环节:需求管理、系统建模以及验证与确认。在需求管理方面,MBSE 通过模型化的方式捕获、分析和管理需求,确保需求与系统设计的一致性^[16],以支持需求的变更与高效的跟踪,从而提高系统开发

过程中需求管理的效率和准确性。在系统建模方面, MBSE 通过创建系统的结构、行为和功能模型, 为复杂系统提供全面的理解和管理手段^[17]。系统建模支持多视图建模, 例如功能视图、逻辑视图和物理视图, 从多个维度完整地展示系统的组成与运行逻辑。在验证与确认方面, MBSE 利用模型对整个系统进行验证, 确保设计能够满足需求并达到预期性能^[18]。这一过程为系统开发提供了可靠的质量保障, 并显著减少了潜在的设计缺陷。这 3 个关键环节为系统工程师提供了一个统一的框架, 使系统的各个生命周期阶段能够以更为协调的方式进行管理与实施。MBSE 的关键环节如图 3 所示。



图 3 MBSE 的关键环节

Fig. 3 Key aspects of MBSE

1.1.2 MBSE 发展现状

为了提升复杂系统的设计效率和质量管控能力, 国外率先在国防和航空航天等高技术领域开展了 MBSE 的研究与应用, 并已取得持续性和系列化的成果。美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)是该领域的代表机构, 其 MBSE 发展经历了系统化的演进过程。自 2012 年起, NASA 便启动了 MBSE 的试点应用, 提出了涵盖不同阶段和子系统的 20 项发展任务, 以加速航天、航空和武器系统的研发。2016 年, NASA 成立 MBSE Pathfinder^[19]项目, 对多个项目的生命周期进行建模。随后, NASA 提出“MBSE 注入与现代化倡议”^[20], 旨在通过小规模项目不断测试与完善模型的适应性, 从而实现 MBSE 能力的全面建设。2020 年, NASA 发布了《NASA 系统工程未来战略展望》^[21], 明确了通过 MBSE 实现复杂任务的长远目标, 并将 MBSE 发展路径划分为当前、中期、远期和未来 4 个阶段。2021 年, NASA 进一步发布《NASA 未来基于模型的系统工程愿景与战略桥梁》^[22], 系统总结了其在

MBSE 方面的战略思考、实施路径、全球趋势和未来目标, 提出到 2029 年实现“全面应用 MBSE”的愿景。在具体实践方面, NASA 多个下属研究机构也积极推进 MBSE。戈达德太空飞行中心^[23]在探测任务中探索了 MBSE 在快速设计过程中的应用。美国 NASN^[24]在国际空间站 MISSE-X 项目中采用统一建模语言(unified modeling language, UML)进行需求管理与接口定义, 以提升关键技术的成熟度。兰利研究中心^[25]在航空动力燃料改进项目中使用系统建模语言(system modeling language, SysML)进行关键概念建模, 显著提升了项目的灵活性及沟通效率。这些系统化和持续性的努力表明, NASA 已将 MBSE 作为组织级别的工程转型战略加以推进, 不仅在技术工具上不断演进, 也在制度和流程层面建立了良好的实践生态。MBSE 的应用显著提升了系统的设计效率与响应能力, 减少了设计缺陷, 降低了开发成本, 为 MBSE 的发展与推进提供了有价值的参考。

国内方面, 复杂系统的 MBSE 建模技术的应用处于起步阶段。目前, 已有一些研究机构、企业和高校开展了复杂系统 MBSE 建模方面的研究。文献[26]针对典型航空设备与系统开展了 MBSE 的试点应用, 建立了完整的 MBSE 服务体系。文献[27]将 MBSE 应用于动力电子控制系统的开发, 利用 Harmony-SE 流程分别对该系统进行了需求分析、功能分析和设计综合, 推动了 MBSE 在复杂产品开发中的应用。文献[28]将 MBSE 引入了地面站的研制过程。MBSE 不仅能够帮助实现地面站的早期设计与验证, 还能实现软件的快速配置与开发, 大幅提升了复杂系统的设计效率。文献[29]提出一种基于美国国防部架构框架的民用飞机 MBSE 研制方法, 从不同视角对民用飞机的研制需求、资源流动、活动以及系统接口等进行建模, 证明了 MBSE 方法能够有效提升民用飞机的研制效率。文献[30]为了满足现代汽车产品的正向设计需求, 面向车企提出了 MBSE 的数字工程框架, 并用实际案例证明了 MBSE 能为车企提升 30%~40% 的设计效率和 8%~10% 的系统性能。文献[31]启动了以 MBSE 和数字孪生等为核心的数字变革项目, 推动 MBSE 在工程实践中的落地。文献[32]将 MBSE 技术用于工业机器人数字孪生系统开发过程管理, 从问题域、解决方案域和实现域 3 个层次, 以及需求、结构、行为、参数 4 个观点对数字孪生系统进行建模, 提高了数字孪生系统的开发效率。然而, 受限于与欧美工业基础的差距, 国内的 MBSE 方法论和广义 MBSE 体系研发、教育培训、应用推广等方面都还处于跟随状态, 同等能力的 MBSE 从业人数与国外仍有显著差距。

1.1.3 MBSE 面临的挑战

尽管 MBSE 在系统工程领域展示出了显著的优势, 但在实际应用中仍然面临着许多挑战, 这些挑战限制了其在复杂系统中的进一步发展^[33-35]。MBSE 面临的挑战如图 4 所示, 主要挑战总结如下。

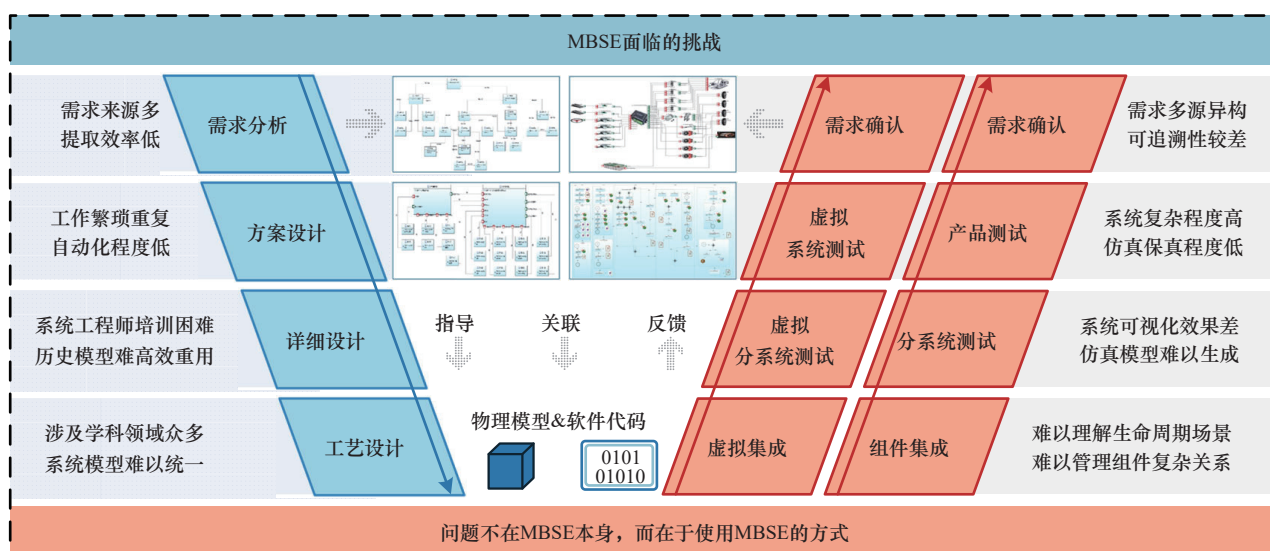


图 4 MBSE 面临的挑战

Fig. 4 Challenges for MBSE

(1) MBSE 从业人员培训代价高。MBSE 强调使用模型和仿真来表征系统的整体架构,并要求各学科团队在同一个模型平台上协同工作,这种方式相较于传统的文档管理系统更为复杂,对从业人员专业技能的要求也更高。MBSE 从业人员不仅需要学习 UML、SysML 等建模语言,还需要在思维上进行由 DBSE 到 MBSE 的转变。

(2) 系统越来越复杂和庞大。随着系统组件、功能和交互数量的增加,现代产品和系统的复杂性急剧增加,当系统规模越来越大、涉及学科越来越广、参与人员越来越多时,设计信息呈爆炸式增长。这种复杂和庞大的系统会将现有的 MBSE 建模方法和工具推向极限,限制了 MBSE 在复杂系统中的应用。

(3) 系统建模自动化程度低。现阶段,MBSE 建模过程主要依赖于手动操作,系统工程师需要根据系统需求、设计规范和工程实践逐步构建系统模型。这种手工建模方式不仅耗时费力、容易发生错误,而且构建的 MBSE 模型主观性较强,导致模型的准确性和一致性难以保障。此外,随着系统复杂度的增加,手动建模的工作量急剧增长,进一步限制了 MBSE 在复杂系统中的应用。

(4) 历史 MBSE 模型重用难。尽管许多系统开发过程中建立了大量模型,但这些模型在后续项目中的复用性极低。模型的特定性和耦合性往往使其难以适应新的设计需求,导致在构建新模型时,历史模型的作用无法充分发挥。此外,不同领域的 MBSE 模型由于领域知识、语义结构和建模标准的差异性,也难以实现互通和共享。这种模型重用的局限性不仅加大了建模的工作量,还影响了 MBSE 在跨领域协同设计中的广泛应用,限制了 MBSE 的效率提升和推广。

1.2 AI 发展概述

AI 是一门涵盖多个技术领域的学科,旨在通过模拟人类的思维和行为来解决问题。自 20 世纪中期以来,AI 经历了多个阶段的发展,现已经在多个领域中展现出变革性的潜力^[36]。

AI 最初的发展可以追溯到 20 世纪 50 年代,这一阶段的核心思想是通过显式的规则和逻辑推理来模拟人类的认知过程,被称为基于符号的 AI。基于符号的 AI 侧重于知识表示和描述逻辑推理,并利用人工构建的规则系统进行问题求解^[37],其代表性技术有专家系统和本体等。然而,由于基于符号的 AI 高度依赖定义清晰和表达明确的领域知识,导致其在处理不确定性和模糊性的信息时具有局限性。这一局限性促使研究者们将研究重心转向了机器学习。机器学习的兴起标志着 AI 从基于符号定义和描述逻辑的推理转向数据驱动。机器学习通过从大量的数据中学习潜在的模式和规律,避免了手动设计规则的繁琐,在分类和回归问题中取得了显著进展^[38],其代表性技术有神经网络和支持向量机等。进入 21 世纪,随着计算机硬件的不断提升,尤其是图形处理单元技术的发展,深度学习迅速崛起。深度学习依靠自身多层次的神经网络结构能够自动从原始数据中提取数据特征,极大地提高了模型的表达和泛化能力^[39],其代表性技术有卷积神经网络、循环神经网络等。随着深度学习的不断发展,自然语言处理(natural language processing, NLP)领域迎来了巨大的突破。尤其是词嵌入、注意力机制等架构的出现,为 NLP 领域带来了新的契机,极大提升了机器翻译和问答系统的精度与效率^[40]。2017 年, Vaswani 等^[41]提出了一种 Transformer 架构,该架构创造性地使用自注意力机制取代了传统的循环神经网络架构,揭开了“大语言模型(large language model, LLM)时代”的序幕。LLM 通过大规

模的数据训练和模型参数的优化,展现了前所未有的语言理解和生成能力^[42],其代表性模型有 Deepseek、生成式预训练转换器(generative pre-trained Transformer, GPT)和通用语言模型(general language model, GLM)等。Deepseek 是新一代 LLM^[43]。2024 年,Deepseek-Coder、Deepseek-V2 和 Deepseek-V3 等 LLM 相继发布,并将模型架构、权重和配置等全面开源,成为首批具有完整开源体系、可复现性强的 LLM 项目之一。2025 年,随着 Deepseek-R1 的正式推出,凭借其优异的自然语言理解与链式逻辑推理能力,Deepseek 迅速引起了全球主流媒体、社交网站和科研人员的高度关注。DeepSeek 的开源举措打破了高质量 LLM 资源主要集中于欧美国家的局面,极大降低了全球研究者与开发者进入 LLM 领域的门槛,有力促进了知识共享与技术传播,为构建更加开放、透明的 AI 研究环境提供了有力支撑。Deepseek 作为 AI 领域的创新力量,不仅体现了在 LLM 技术研发上的战略布局与技术突破,更以其实质性的开源贡献与科研推动力成为全球范围内推动 LLM 发展与多元化创新的重要力量。LLM 不仅代表着 NLP 领域的前沿发展,也为 AI 在其他领域的应用提供了更广泛的可能性,标志着 AI 向更加智能和通用的方向迈进。AI 技术的分支如图 5 所示。

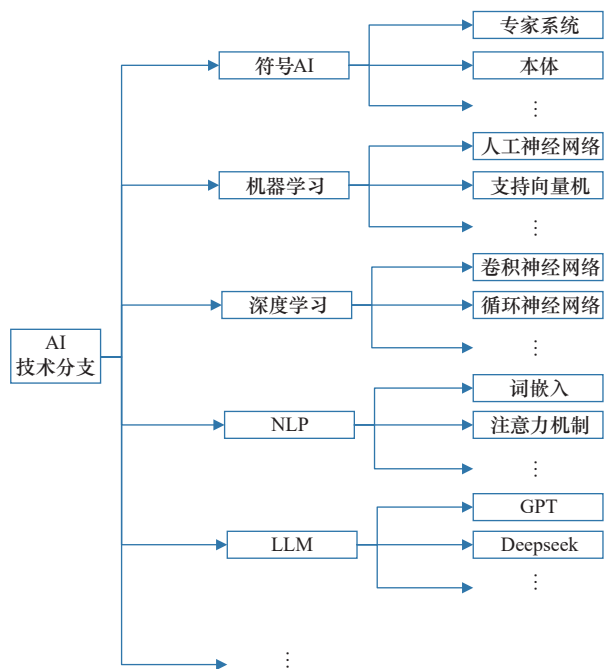


图 5 AI 技术分支

Fig. 5 Branches of AI technology

AI 每个阶段的技术进步和相互作用共同推动了 AI 从早期的规则驱动型系统,逐步发展为能够自主学习、理解和生成自然语言的复杂智能系统。因此,AI 将为 MBSE 带来革命性的工作范式改变,推动 MBSE 向更加自动化和智能

化的方向发展。

1.3 AI4MBSE 简介

AI4MBSE 一词于 2019 年在 INCOSE 的一篇会议论文中被首次提出,Chami 等人^[44]倡导在产品设计中引入辅助和智能化环境,以提升系统设计的效率和质量;提出一种基于命名实体识别的方法,用于从半结构化文本中自动提取 SysML 模型的实体,并通过这一方法展现了 AI4MBSE 在工程实践中的潜在价值。2020 年,McDermott 等人^[45]进一步推动了这一领域的发展,正式提出 AI4SE 与 SE4AI 的研究路线图。该研究是由美国国防部支持的系统工程研究中心制定的,旨在利用 AI 技术高效处理产品生命周期中生成的海量复杂数据,从而验证 AI 与系统工程结合的可行性及应用前景。随后,系统工程研究中心通过举办系列研讨会^[8],围绕“AI 系统的验证与确认”“增强工程”等议题不断丰富和细化其研究框架,并提出“人机共学”的最终目标^[46]。2022 年,Chami 等人^[47]深入分析了现有 MBSE 面临的挑战,并探讨了用于 MBSE 的 AI 技术应具备的关键能力;不仅呼吁在产品设计和开发过程中通过 AI 实现更多自动化,还发布了 AI4MBSE 的未来愿景。这一工作标志着 AI4MBSE 逐渐成为学术界的研究热点,吸引了越来越多学者的关注。2024 年,Ghanawi 等人^[48]探讨了使用最新的 AI 算法赋能医疗标准中的数据提取,以及将其集成到 MBSE 实践中的可能性,使用了开源的多模态分类器和垂直域大模型来对提出的方法进行了评估;结果表明,利用 AI 技术能够准确地从自然文档中提取出的医疗标准信息转换为规范的 SysML 模型,证明了 AI4MBSE 的发展潜力。以上研究表明,AI4MBSE 概念已经得到了学术界与工业界的广泛关注,有望解决目前 MBSE 面临的诸多挑战。

从概念提出到研究深化,AI4MBSE 的发展展示了其在推动系统工程创新与变革方面的巨大潜力。然而,AI4MBSE 研究目前仍处于初步探索阶段。自 2019 年提出以来,该概念尚未经过正式且严格的定义,其概念边界和研究路线也仍不清晰。尽管已有学者对 MBSE 及其在各个领域中的应用进行了一些文献综述^[49-51],但领域内仍缺乏针对 AI4MBSE 的综述研究。因此,本文旨在调研 AI4MBSE 的相关文献,总结其研究现状与关键技术,探索 AI 技术如何有效支持 MBSE 的关键环节。本文对推动 MBSE 从人工驱动流程向更高智能化、自动化的系统工程转型具有重要意义。

2 AI4MBSE 综述研究

2.1 数据来源

本文利用中国知网、Scopus 和 Wiley Online Library 数据库对近 6 年(2019~2024)AI 与 MBSE 结合的期刊论文与会议论文进行检索。检索词如表 1 所示,采用“题目-摘要-关键词”方式进行检索,检索结果如图 6 所示。

表 1 检索词
Table 1 Terms for searching

AI相关检索词	MBSE相关检索词
人工智能和AI	基于模型的系统工程和MBSE
机器学习	系统建模语言和SysML
深度学习	—
知识图谱	—
NLP	—
LLM	—

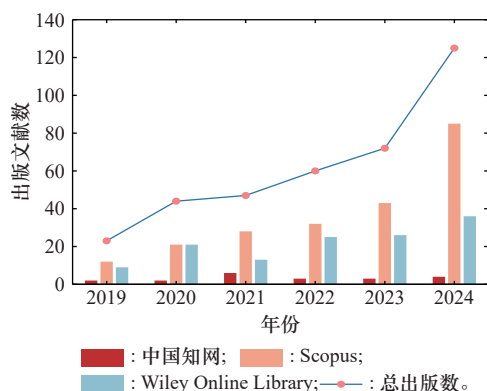


图 6 2019~2024 年 AI4MBSE 相关文献出版情况

Fig. 6 Publication of AI4MBSE-related literature from 2019 to 2024

2.2 AI4MBSE 研究现状

2.2.1 AI 赋能需求管理

需求管理是 MBSE 的首要环节,其主要目标是定义、记录、分析、验证和维护系统的需求,旨在确保系统需求的完整性、一致性和可追溯性。随着现代系统复杂度的不断提升,需求的来源更加广泛,变更愈加频繁,为 MBSE 带来巨大挑战。

AI 能够通过自动化、智能化的工具,高效地管理复杂系统的需求。一些学者在处理自然语言需求的过程中引入了 AI 技术。Lyutov 等人^[52]为了节省专业人员在对比新旧需求更新和需求分配上的时间,提出一种基于机器学习的工作范式,大幅提升了需求管理的效率。Tikayat 等人^[53]为了解决自然语言需求存在歧义、不一致和缺乏结构性的问题,提出一种基于 LLM 的需求转换方法,将自然语言的需求转换为机器可读取的需求条目,实现了需求的标准化管理。Hassan 等人^[54]为了更好地对复杂项目的需求进行管理和验证,提出一种基于卷积神经网络的需求优先级排序模型,以指导专业人员进行资源分配和调度。Mullis 等人^[55]考虑了不同需求文档之间的联系,提出一种基于双向编码器表征法(bidirectional encoder representation from Transformers,

BERT)的需求分类模型,并在此基础上对 BERT 模型进行了微调,实现了需求的来源和功能性分类。Ko 等人^[56]为了在项目早期阶段识别并自动分配需求,采用 NLP 技术将信息系统与需求分类相结合,进一步促进了项目需求的管理和传递。以上研究均体现了 AI 技术在需求管理环节的优势和潜力。AI 技术可以提升自然语言需求转换和分配的自动化水平,大幅提升系统开发的效率。

此外,一些学者还借助 AI 技术来提升需求的可验性和可追溯性。Hein 等人^[57]为了应对需求的变化和修订对需求管理带来的挑战,将回归分析模型和人工神经网络相结合,实现了需求变化波动性的准确预测。Peng 等人^[58]为了降低在大型系统中建立需求追溯链的时间,提出一种基于查询扩展的追溯链接恢复方法,从细粒度角度分析需求与代码之间的语义相似性,提高了建立需求追溯链接的准确性。Bonner 等人^[59]为了应对复杂系统中难以手动建立和维护需求追溯链接的挑战,利用 NLP 和本体技术建立了自然语言需求与系统模型之间的双向可追溯性链接,为系统的完整性与安全性提供了保障。Gartner 等人^[60]将形式逻辑与 LLM 相结合,提出一种需求矛盾自动检测方法,大幅降低了人工需求分析的工作量。Bonner 等人^[16]为了将需求规范追溯到系统的设计和实施部分,提出一种基于 LLM 的嵌入相似度计算和分类方法,并根据该方法建立系统需求与 MBSE 其他环节之间的联系,提升了需求的可验性和可追溯性。以上研究均借助 AI 技术提供了可行的需求验证与追溯框架,证明了 AI 技术能够有效地帮助需求管理、分析与验证。

以上研究表明,AI 能够显著增强需求管理环节的完整性、一致性和可追溯性。相比于传统的需求管理方式,AI 大幅提升了需求管理的效率和质量,为 MBSE 奠定了来源基础。然而,现有方法仍依赖高质量的需求文档,处理描述不清晰、语义不明确和逻辑不通畅等质量较差的需求文档时具有局限性。此外,AI 在面对高度专业化和细化的需求时,难以将其转化为符合系统要求的完整需求条目。因此,AI4MBSE 的需求管理环节仍需进一步研究。

2.2.2 AI 赋能系统建模

系统建模是 MBSE 的核心环节,其目标是通过构建系统模型来描述系统的结构、行为和性能,以支持系统的设计、分析、验证和优化。随着系统复杂性的增加,传统的建模方法难以满足多学科模型集成的需求。

一些学者为了提升系统建模过程的自动化水平,在系统建模环节引入了 AI 技术。Yang 等人^[61]为了探索系统的自主架构建模,将传统系统建模方法与机器学习相结合,实现了需求的分类预测与 SysML 架构的自动生成。Zhong 等人^[62]为了从非结构化的自然语言文本中自动生成系统图表,利用 NLP 技术提取了自然语言文本中的实体及其关系,并将其转化为 SysML 图表,促进了系统建模过程的标准化和自

动化。Lopez 等人^[63]针对系统模型生成器的生成结果与实际情况偏差较大的问题,提出一种系统模型生成器架构,该架构能够利用真实模型数据集来生成与真实模型结构相似的模型。针对传统手动建模方法易出错且效率低的问题,Akundi 等人^[64]基于 NLP 技术提出一种自动生成 SysML 类和块定义图的方法。为了进一步提高 MBSE 系统建模的效率,Zhang 等人^[65]提出一种基于知识图谱的系统模型图自动生成方法,该方法能够自动映射出 SysML 视图。针对系统设计中人类建模专家短缺的问题,Zhang 等人^[66]提出一种基于 NLP 的系统建模推荐方法,该方法能够根据领域知识自动为系统工程师推荐合适的开发过程。以上研究均借助 AI 技术自动或半自动地生成了 MBSE 系统模型,证明了 AI 技术能够显著提高系统建模环节的建模效率和质量。

另外,一些学者还利用 AI 技术增强系统模型的可视化来改善设计、操作和验证过程中的信息传递与交互。Romero 等人^[67]针对系统设计阶段模型之间质量差异大的问题,提出一种以用户为中心的计算机辅助验证过程,通过虚拟现实技术同时对规格模型和设计模型进行仿真,确保了系统的设计符合实际操作要求。Lutfi 等人^[68]针对系统设计阶段缺乏有效的早期验证问题,提出一种虚拟现实(virtual reality, VR)-SysML 集成方法,实现了三维视角、沉浸式用户体验和系统目标的早期设计评估。Stechert^[69]为了优化铁路车辆的多系统开发过程,利用增强现实技术验证、调试和维护测试用例,提升了生产和维护效率。以上研究展示了 AI 在增强系统模型可视化、提高设计验证效率、支持早期决策和促进跨领域合作方面同样具备强大的潜力。

尽管 AI 在系统建模环节显著提升了系统建模的效率、准确性和可视化效果,但目前研究仍面临一些挑战。由于 AI 高度依赖完备的高质量数据,使得生成模型的准确性在复杂、模糊或不完整的需求描述下质量差。此外,由于 AI 生成系统模型的过程是一个“黑箱”,且生成过程未经物理知识指导,生成模型的可解释性差,有时甚至会生成不符合实际情况的系统模型。因此, AI4MBSE 的系统建模环节仍需进一步研究。

2.2.3 AI 赋能验证与确认

验证与确认是 MBSE 的关键环节,主要关注系统模型是否能够满足实际应用场景以及性能的要求,并确认系统在实际环境中的有效性和可操作性。随着现代系统变得越来越复杂,如何高效地管理和验证这些系统模型是一个巨大的挑战。

为了提升验证与确认环节的效率,一些学者利用 AI 技术来评估系统的性能。Bella 等人^[70]提出一种聚合跟踪链接支持方法,建立需求和系统模型之间的可追溯性链接,提升了需求确认的效率。Gregory 等人^[71]提出一种基于语义网络

技术的验证策略规划方法,采用贝叶斯网络对验证策略进行建模,以寻找最优的系统验证策略。Zheng 等人^[18]提出一种基于语义技术的 MBSE 框架,利用本体集成了系统的领域知识、工业需求和系统模型等信息,以支持系统的验证与确认。Sultan 等人^[72]为了确保 SysML 在复杂语义维度上保持一致性,提出一种基于正式的规则定义和 GPT 的系统模型验证方法,以自动检测和修正系统模型不同视图中不一致的情况。以上研究均借助 AI 技术提升了系统的验证效率,提高了验证与确认环节的准确性与自动化水平。

除此之外,一些学者还利用 AI 技术对系统的设计进行优化。Guariniello 等人^[73]提出一种基于人工神经网络的体系分析与合成方法,该方法能够自动合成满足多维性能指标的架构。Kotlyarov 等人^[74]为了提高复杂系统的设计一致性和自动化水平,利用贝叶斯网络对 SysML 模型进行不确定性建模,有效地降低了系统设计中不确定性因素的影响。Fuchs 等人^[75]为了快速获取系统中的数据以对系统进行优化,利用虚拟现实技术使系统模型与数据在虚拟环境中可视化,实现了系统的快速重新配置、可追溯性变更和依赖性识别。Alandihallaj 等人^[76]提出一种基于长短时记忆网络的子系统故障概率预测方法,构建了代表子系统一系列操作的模拟数据集,并使用加权方法汇总网络的输出,以确定最佳的决策时间。Milind 等人^[77]为了提高复杂系统中涉及的大量参数的计算效率,将模型降阶技术嵌入到了 MBSE 框架中,大幅提升了系统模型的计算和优化速度。以上研究表明, AI 技术不仅能够对系统的评估与验证提供支持,还能帮助寻找最优的系统设计方案和优化策略,进一步证明了 AI 赋能验证与确认环节的潜力。

尽管 AI 技术为 MBSE 的验证与确认环节提供了诸多优势,其在复杂系统中仍面临一些挑战。MBSE 通常涉及多学科领域的集成与协同工作,不同学科之间的仿真建模工具和数据格式各不相同,为 AI 的跨领域知识整合与多源异构数据处理能力带来了巨大的挑战。此外,在动态变化的复杂系统设计过程中,设计需求、约束条件和优化目标会随时发生变化, AI 需要实时响应设计的变更并及时做出决策,为其泛化性和灵活性提出了更高要求。因此, AI4MBSE 的验证与确认环节仍需进一步研究。

AI4MBSE 研究现状的总结如图 7 所示。

3 AI4MBSE 关键技术

3.1 NLP

随着系统复杂性的增加,传统 MBSE 的工作流程已无法满足复杂系统的设计需求,急需利用 AI 技术促进系统需求、设计和验证过程的自动化。NLP 作为 AI 的一个重要分支,能够自动理解、生成和转换自然语言,有望赋能需求管理和系统建模等环节。

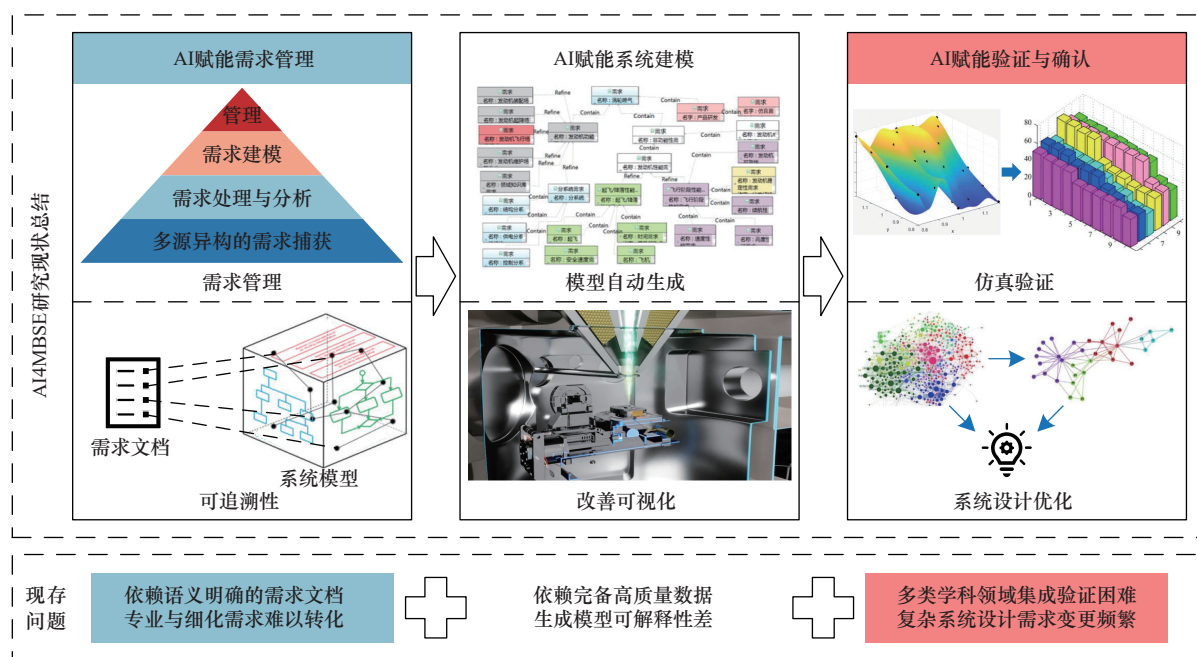


图 7 AI4MBSE 研究现状总结

Fig. 7 Summary of the current research status of AI4MBSE

近几年,一些学者借助 NLP 技术帮助进行系统或产品设计的需求管理。Bashir 等人^[78]为了解决基于人工的系统需求分析和设计耗时严重的问题,提出一种需求工程分析与设计方法,利用 NLP 和领域本体技术从英文编写的文本中生成了 UML 类图。Jahan 等人^[79]为了解决从非结构化的自然语言编写的文本用例中自动生成 UML 模型费时且繁琐的问题,提出一种行为模型自动生成方法,使用不同的 NLP 技术并结合一些基于规则的决策方法来识别问题级对象和交互,生成了需求文本到 UML 序列图的转换。Schouten 等人^[80]为了识别非特定类型的需求文档,提出一种基于 NLP 的概念级文档预处理方法,将文本转换为相应的 UML 模型。Tikayat 等人^[81]为了解决自然语言需求中存在歧义和不一致性的问题,提出一种基于 BERT 模型的 aeroBERT 分类器,用于将航空航天领域的需求文档分类为设计、功能或性能的结构化需求条目,为进一步将自然语言直接转换为系统模型奠定了基础。Riesener 等人^[82]为了将大量的非结构化自然语言组成的需求文本转换为 MBSE 可识别的需求条目,提出一种基于 NLP 的转换方法,通过提取基本的需求属性,将非结构化的、基于文本的需求自动转换为结构化的 MBSE 需求表,减少了转换过程中的人工工作量,在开发过程中实现了更快的系统和设计分析。以上研究表明,NLP 技术能够有效地处理非结构化文本,并将其转换为 UML 模型图或结构化的需求条目,以帮助系统工程师更好地进行需求管理和分析。

在最近的研究中,部分学者利用 NLP 技术尝试进行 MBSE 图的自动化生成。Zhong 等人^[62]提出一种帮助系统工程师从非结构化自然语言文本自动生成系统图的方法,

利用 NLP 技术从组织内可用的文本资源(如规范、手册、技术报告、维护报告等)中提取实体及其关系,并将其转换成 SysML 图。Zhu 等人^[83]为了减少系统工程师构建 UML 活动图的时间,提出一种基于 NLP 的 UML 活动图自动生成方法,将 SAP 网站上的原始数据整理成业务流程文档,并利用该方法进行 UML 活动图自动生成;实验表明,时间活动关系的预测准确率达到了 79.87%。Bozyigit 等人^[84]为了描述非结构化文本中的关键概念及其关系,提出一种基于语法规则的模型生成方法,并构建了一个需求数据集来对该方法进行验证,结果表明该方法在模型转换准确率上的表现甚至超过了 ChatGPT。刘蒙等人^[85]提出一种 NLP 驱动的用例图自动生成方法,应用 NLP 工具进行文本预处理,采用微调的 BERT 模型进行命名实体识别和语法依赖性分析,最后根据自定义的规则实现了与用例图中的元素和关系相对应的参与者、用例和关系的提取。以上研究表明,NLP 技术为系统的需求捕获、文档管理和模型生成提供了一种可行的框架。然而,NLP 技术在 MBSE 中的应用仍处于探索阶段,目前仅能识别一些语义清晰、目标明确和体量较小的非结构化文本,这些文本转换为结构化的需求条目,以基于特定映射规则实现 MBSE 图的自动化构建。

尽管 NLP 技术在 MBSE 中展现出了巨大的潜力,但仍面临着诸多挑战。一方面,复杂系统的设计需求通常来源广泛,包括自然语言文档、技术规范、标准文件和会议记录等。这些数据源不仅格式各异,信息粒度也不一致,导致 NLP 在需求提取与整合时面临语义理解和上下文关联的困难。因此,如何确保 NLP 技术能够准确识别并处理跨领域语言差异是亟待解决的难题。另一方面,复杂系统设计需

求往往包含大量技术规范和详细的设计文档,这些文档篇幅较长,涉及多层次的上下文关联。然而,现有 NLP 模型在处理长文档时,难以有效捕捉需求之间的深层次语义关系和跨段落的逻辑联系,常常无法保持语义一致性,进而对需求目标、设计约束或技术细节产生误解。因此,提升 NLP 在长文本中的语义理解能力是核心的技术难题。

3.2 LLM

LLM 作为 NLP 技术的前沿进展,为 AI4MBSE 带来了新的可能性。与传统的 NLP 模型相比,LLM 在处理复杂语言任务方面表现出色,尤其在语义理解和文本生成方面展现了更高的准确性和灵活性。LLM 凭借其大规模训练数据和强大的上下文处理能力,能够应对更广泛的语言输入需求,从而在复杂系统工程中提供更智能化的支持。

近期,一些学者对 LLM 在 MBSE 中应用的可能性进行了探索。Fuchs 等人^[86]为了探索 LLM 在 MBSE 模型自动化构建的潜力,提出一种声明式框架,在该框架中,系统工程师不是确定如何对系统进行建模,而是使用声明性方法来阐明什么是系统的属性、目标和约束;此外,还分析了 LLM 对与对象创建、内容审查和工件创建相关的成本和时间因素的切实影响。Apvrille 等人^[87]提出一种基于 LLM 和 TTool 的模型生成框架,该框架能够利用 LLM 从系统规格说明中自动构建结构和行为的 SysML 图。Tikayat 等人^[53]为了解决因自然语言存在歧义和表达不一致导致的无法直接利用自然语言生成系统模型的问题,提出一种从文本需求到 MBSE 可识别需求的转换方法,开发了 3 种不同的 LLM,实现了需求的标准化。Abukhalaf 等人^[88]分析 LLM 在系统建模方面的现状,评估了 ChatGPT 执行建模任务和协助建模者的能力,研究指出当前版本的 ChatGPT 在软件建模方面的性能有限,存在各种语法和语义缺陷、响应缺乏一致性和可扩展性问题。为了解决 LLM 在特定知识领域性能差的问题,一些学者采用微调或检索增强生成的方法从内部或外部为 LLM 提供额外的领域知识。Awadid 等人^[89]为了验证 LLM 在 MBSE 环境中的可行性,开发了一种领域专用的、经过微调的 LLM,以支持从自然语言输入中生成 UML 模型。Vangundy 等人^[90]将 LLM 与知识图谱相结合,提出一种基于图形数据库的检索增强生成方法,使用户能够直接使用自然语言与数据库进行交互。于晗等人^[91]提出一种基于 LLM 的 MBSE 模型智能化设计方法,通过检索增强生成技术为 LLM 引入领域知识和建模规则,实验结果表明 LLM 生成的模型具有较高的准确性和可用性。

以上研究表明,LLM 的引入显著提升了 MBSE 的智能化水平,其中 Deepseek、GLM 等主流中文 LLM 在国内 MBSE 项目实施的各个阶段展现出巨大的优势。在需求管理阶段,中文 LLM 具备更强的中文语义理解能力,能够更规范地从非结构化文本中提取、分类需求,适用于中文工程项目的的需求管理与一致性检查。在系统建模阶段,中文 LLM 凭借其对复杂系统建模语言(如 SysML、UML)的支

持,完全具备辅助生成系统模型架构、组件关系及交互流程的能力,并可结合结构化需求自动生成系统模型。在验证与确认阶段,DeepSeek 凭借其链式逻辑推理能力,适用于系统模型完整性验证、一致性检查等逻辑推理任务,而其他中文 LLM 适用于验证报告的自动生成和智能分析等自然语言分析任务。

尽管 LLM 为 MBSE 的应用带来了全新可能性,但仍存在若干亟待解决的挑战。一方面,LLM 的微调通常依赖大量高质量的带标签数据,而此类数据在 MBSE 领域极为稀缺。MBSE 系统模型的构建往往包含大量隐性知识和复杂推理逻辑,这些信息难以通过传统的数据标注方式准确提取与标注,导致 LLM 难以实现有效的微调和个性化训练,从而限制其在复杂、跨学科的大型系统设计任务中的适用性。另一方面,检索增强生成方法受限于其对比式的检索方式,只能检索出与用户问题语义相似的零散信息,而无法掌控全局信息,在面对摘要或总结任务时具有局限性。此外,LLM 生成结果的评估也面临一些挑战。LLM 生成的系统模型缺乏内在的质量评估机制,模型无法自我评估生成结果的优劣。这种缺乏智能评估的局限性使得生成过程难以量化,阻碍了模型生成质量的有效改进。系统工程设计中的模型通常涉及复杂的性能约束、优化目标以及多领域的交叉验证,但 LLM 仅依赖历史数据进行生成,无法在生成过程中自动评估是否满足特定的设计需求或系统约束。正因为缺乏这种反馈机制,LLM 难以通过生成结果的反馈循环逐步提升生成质量,从而限制了其在高复杂性系统设计任务中的有效性与可扩展性。

3.3 本体与知识图谱

随着系统复杂性的增加,系统设计过程中产生的大量异构数据和模型使得设计过程中知识的管理与重用变得愈加困难,尤其在跨部门、跨领域的大规模工程项目中。由于传统的 MBSE 建模环节缺乏统一的知识表达和有效的共享机制,限制了 MBSE 在复杂系统中的应用。本体与知识图谱作为 AI 领域的重要分支,是基于语义网络的结构化知识表示方法,能够通过定义实体、属性和关系,系统性地组织并关联领域内的多源异构信息。

近年来,本体与知识图谱被逐渐引入到 MBSE 领域,成为知识管理和数据整合的关键手段。Wu 等人^[92]基于现有的智能电网公共信息模型的数据,通过将逻辑模型与物理模型相结合,构建了一种基于逻辑规则的知识图谱构建方法,为企业级知识的资源分类、智能搜索和跨领域知识集成提供了支持。景博等人^[93]为了解决故障预测与健康管理(prognostics health management, PHM)系统设计与工程应用中存在设计标准缺失、复杂度高和准确率低等问题,提出一种基于知识图谱的知识逻辑可视化方法,对 PHM 系统数据、结构、功能维度的设计需求进行了有效表示。Lu 等人^[94]为了解决 MBSE 项目中建模语言和技术异构的问题,提出一种本体构建方法,并开发了知识图谱对 MBSE 模型

进行统一表示,提升了数据的互操作性。Zindel 等人^[95]为了以开放和描述性的方式提供跨学科分布的数据,提出一种知识图谱构建方法,允许通过语义 Web 技术以统一的方式集成和发布存储在异构模型中的 MBSE 数据。Wei 等人^[96]为了避免手动撰写需求规范,提出一种基于知识图谱和 Graphviz 的需求规范自动化生成方法,通过引入 S/U/C 矩阵来增强传统的 U/C 矩阵,实现了标准化和符合规定的需求规范的自动生成。以上研究均展示出了本体与知识图谱强大的知识集成和表达能力。

近期,一些学者对本体与知识图谱的语义推理能力在 MBSE 领域的应用进行了探索。Fu 等人^[97]提出一种支持系统模型重用的跨产品系统模型构建方法,通过定义 SysML 元模型的本体构建了系统模型的知识图谱,并基于该知识图谱的语义推理能力对跨产品系统模型的检索和重用提供了支持。Smajevic 等人^[98]开发了一种通用且可扩展的模型

转换平台,该平台能够将 UML 模型自动转换为知识图谱,展示了如何利用这些知识图谱实现高效的推理。Zhang 等人^[66]为了提高系统建模的效率,提出一种基于知识图谱的系统模型图自动生成方法,实现了从多源异构数据到 SysML 系统模型的自动映射转换。以上研究展示出了本体与知识图谱在 MBSE 领域的最新进展。

以上研究表明,本体与知识图谱不仅能够表示静态和动态的领域知识,还可以通过语义搜索、推理和推断等方式实现知识重用。然而,由于复杂系统的领域知识在概念、术语和逻辑结构上存在显著差异,其语义不一致性和上下文依赖性为领域知识的规范化表达和集成带来巨大挑战,导致现有的本体与知识图谱技术在面对跨领域的知识管理及重用时具有局限性,限制了本体与知识图谱在 MBSE 领域的进一步应用。

AI4MBSE 关键技术的总结如图 8 所示。

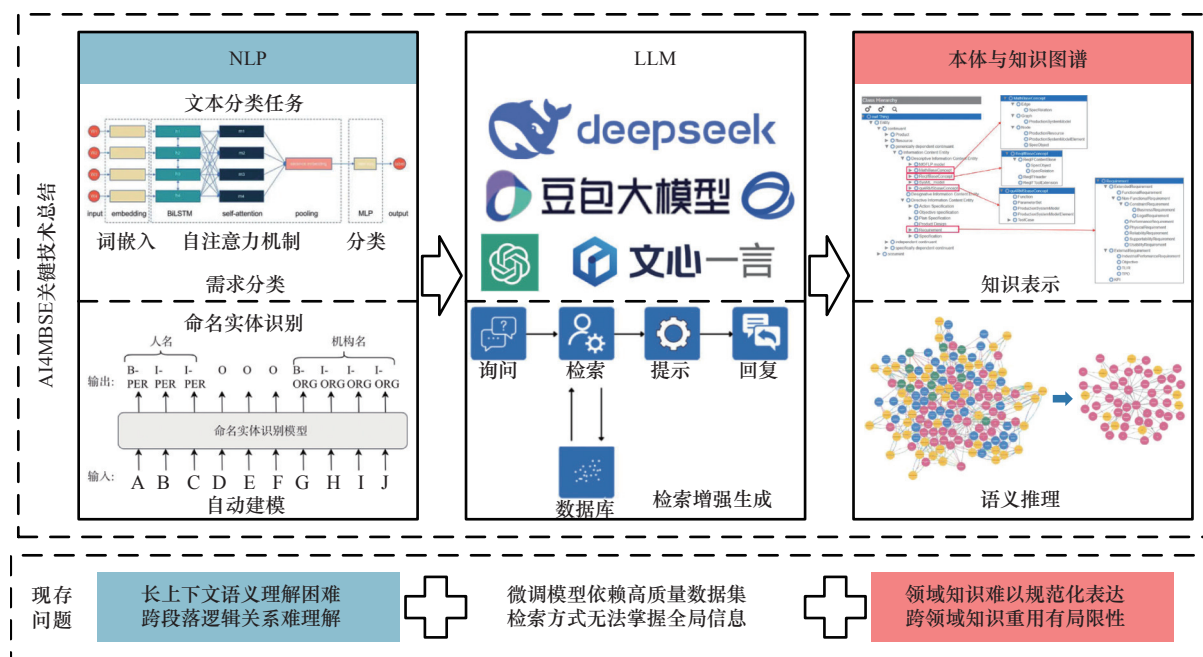


图 8 AI4MBSE 关键技术总结

Fig. 8 Summary of key technologies for AI4MBSE

4 AI4MBSE 展望与未来研究趋势

4.1 研究空白

尽管目前的研究已经利用 AI 技术赋能了 MBSE 的各个阶段, AI 在 MBSE 领域的应用仍处于初级阶段。为了推动 AI4MBSE 的发展和落地, 提出 3 点研究空白以供未来研究参考和补充。

(1) 当前研究普遍聚焦于 AI 技术在 MBSE 单一关键环节的应用(如需求管理、系统建模和验证与确认)。尽管 AI4MBSE 各子环节均取得了显著进展, 但尚未形成跨越整个 MBSE 生命周期的 AI 驱动 workflow。具体而言, MBSE 关

键环节间的衔接机制仍存在优化空间, 其过渡流程的自动化程度不足。这种技术断层导致各环节间的协同作业仍存在效率瓶颈, 特别是跨环节数据交互衔接方面尚未形成智能闭环, 从而制约了 AI 技术在全生命周期中的赋能效应。鉴于此, 后续研究亟待构建面向 MBSE 全生命周期的 AI 驱动 workflow, 通过系统性地集成 AI 算法与 MBSE, 在提升各独立环节性能的同时, 重点突破阶段过渡的自动化瓶颈, 最终实现复杂系统开发效能与质量的协同提升。

(2) 当前 AI 技术在实际应用中面临双重技术瓶颈: 其一, 算法性能高度依赖完备的高质量训练数据集, 而工程实

践中常面临数据稀缺与质量不均衡问题;其二,针对单一系统构建领域专用模型存在显著局限性,其高成本特征与工程系统快速迭代需求形成突出矛盾。值得关注的是,复杂系统具有多学科耦合、多尺度关联的复杂特性,要求 AI 技术具备多模态数据融合处理能力、跨领域知识迁移能力以及动态适应性的模型架构。此外,现有生成式 AI 的输出结果缺乏自主验证机制,其生成内容的准确性与工程适用性仍需依赖专家经验进行人工核验。鉴于此,未来研究亟需沿着两个技术路径实现突破:一方面开发具有领域泛化能力的通用 AI 框架,另一方面构建领域专用模型的快速开发范式,以此协同提升 MBSE 中 AI 技术的置信度与工程实用性,同时显著降低其应用门槛。

(3)当前研究仍处于理论体系构建阶段,其核心概念界定模糊且技术边界尚未明晰,缺乏标准化参考架构与互操作性协议。首先,流程异构性与数据孤岛效应导致 MBSE 各层级间存在语义级联断层,严重阻碍 AI 技术的全流程嵌入。其次,敏感数据的安全防护需求与信息共享效率形成双重约束,导致现有的数据安全机制与工程知识共享需求间尚未建立动态平衡。再次, AI 技术加速迭代引发的技术异构性导致系统架构碎片化现象加剧,用户面临多源数据治理困境(如元数据缺失、版本兼容性冲突等)。最后,建模语言差异与平台接口非标准化问题,使得现有 MBSE 工具链难以通过语义互操作协议实现智能组件的即插即用。鉴于此,亟需构建涵盖接口规范、数据交换协议及评估指标的 AI4MBSE 多维度标准体系,以此实现 AI 与 MBSE 生态的深度耦合,支撑复杂系统的全生命周期管理与跨平台协同开发。

4.2 研究展望

通过分析 AI4MBSE 的研究现状和关键技术,提出 AI4MBSE 的研究展望如下。

4.2.1 AI 赋能需求管理环节研究展望

(1) 需求自动化捕获

从非结构化文本(如技术文档、客户需求说明、会议记录等)中自动提取系统需求,并将其转换为 MBSE 可识别的需求条目,确保需求的完整性和一致性。

(2) 需求智能分析与验证

通过语义分析、推理等技术对需求进行自动分析,识别需求之间的冲突、不一致或遗漏,根据历史数据和系统上下文自动评估需求的可行性,支持需求验证工作。

(3) 需求优先级智能排序

通过对系统的业务价值、技术复杂性、风险等多因素的分析,根据项目的历史数据,动态调整需求的优先级,帮助决策者更高效地分配资源。

(4) 需求生成与优化

通过学习大量领域知识,使 AI 能够生成符合业务和技术要求的需求,并进一步基于历史项目数据和用户反馈优化这些需求,以支持不同场景下的需求变体和系统定制化

设计。

4.2.2 AI 赋能系统建模环节研究展望

(1) 模型自动生成

通过理解和解析自然语言描述的需求,自动生成初步的系统模型,为系统工程师减少手动建模的工作量。

(2) 模型评估与仿真

通过 AI 的推理和逻辑验证,确保生成的 MBSE 模型满足预定义的规范和约束,并自动进行模型一致性检查。

(3) 人机协同建模

通过高效率地重用历史 MBSE 建模知识,充当系统工程师的智能助手,以提供模型建议、自动补全和错误提示,简化人工建模过程,提高建模效率。

(4) 可信性与决策支持

提供系统模型的可解释性分析,帮助工程师理解模型的内部逻辑和决策过程,从而更好地改进和优化系统设计。

4.2.3 AI 赋能验证与确认环节研究展望

(1) 仿真模型转换

将生成的 MBSE 模型自动转化为不同领域的仿真模型,进一步模拟系统在不同条件下的行为和性能。

(2) 数据驱动的决策支持

通过对生成的仿真模型的数据进行挖掘和分析,发现系统行为模式的潜在问题,并在复杂系统设计决策中支持数据驱动的优化。

(3) 决策不确定性管理

通过概率模型或贝叶斯网络等工具,预测不同设计选择带来的后果,帮助工程师进行风险评估与权衡。

(4) 跨领域仿真决策整合

融合来自不同领域的仿真模型和数据,提供整体性的仿真决策建议。

4.3 未来研究趋势

4.3.1 基于 LLM 的跨领域、多源域知识整合

基于 LLM 的跨领域、多源域知识整合是 AI4MBSE 未来发展的重要趋势。随着复杂系统设计需求的增长,不同领域之间的知识交叉与整合变得愈发关键。LLM 凭借其在自然语言理解、知识抽取及生成方面的强大能力,能够有效地融合来自不同领域的数据。MBSE 可以凭借 LLM 从多源数据中自动抽取有价值的信息,将领域专家知识与系统设计需求紧密结合,打破传统领域之间的知识壁垒,实现更高效的知识共享与重用。此外,LLM 还能通过自然语言交互,优化跨领域设计团队之间的沟通与协作,增强系统设计的灵活性与准确性。未来需要进一步研究更为精确的模型微调与验证技术,以增强 LLM 在 MBSE 中应用的可靠性。

4.3.2 知识图谱与 LLM 融合的自动化建模

知识图谱与 LLM 融合的自动化建模是 AI4MBSE 未来发展的重要趋势。知识图谱凭借其结构化的知识管理能力,可以将不同领域的知识系统化地进行整理、存储和关联,成为管理复杂系统设计知识的核心工具。知识图谱能

能够为 LLM 提供高质量、领域特定的训练数据,用于 LLM 的微调,从而使 LLM 更好地理解 and 处理 MBSE 领域中的复杂领域知识。经过微调的 LLM 可以帮助系统工程师将需求、功能和约束条件自动转化为系统模型。同时,LLM 生成的 MBSE 模型还能通过知识图谱进行校验和优化,将生成的系统模型反馈到知识图谱中,不断更新和完善图谱中的知识库,形成知识的闭环管理。知识图谱与 LLM 的深度融合将推动 MBSE 迈向更加智能化和动态化的发展。

4.3.3 基于生成式 AI 的创成式系统设计

基于生成式 AI 的创成式系统设计是 AI4MBSE 未来发展的重要趋势。这一趋势的核心理念是通过生成式 AI 技术,从海量数据和历史构建的 MBSE 模型中学习和理解复杂系统的设计规则、约束条件,进而自动生成符合特定需求且可直接进行形式化验证的创新性设计方案。与传统设计方法相比,生成式 AI 能够探索更加广泛的设计空间,不仅能够提升设计效率,还能通过实时仿真验证、约束满足性排查、一致性与规范性检查等功能,在多样化的系统工程需求下生成更加灵活且符合验证标准的创造性方案。随着生成式 AI 技术的不断发展,其在 MBSE 领域的应用将逐渐从辅助设计拓展到更高层次的人机协同验证,通过 AI 生成方案与自动化验证工具的深度集成,充分发挥 AI 的快速探索能力和工程师的领域判断优势。未来,生成式 AI 不仅能够帮助设计师快速生成通过预验证的初步方案,还能够基于验证反馈和设计约束进行自主优化迭代,最终形成经过完整确认的精细化、个性化设计成果。

5 结论

MBSE 已经成为管理和应对复杂系统设计与开发的重要方法。然而,随着系统复杂度和设计规模的急剧增长,MBSE 在实际应用中面临诸多挑战。AI 的快速发展为 MBSE 带来了新的契机。为了进一步推进 AI4MBSE 的发展,本文首先分析了 MBSE 的研究现状,总结了现阶段 MBSE 面临的 4 点挑战,并简要介绍了 AI 的发展概况与 AI4MBSE 概念。其次,利用中国知网、Scopus 和 Wiley Online Library 数据库检索了与 AI4MBSE 相关的期刊与会议论文,并详细地分析了 AI4MBSE 中需求管理、系统建模和验证与确认环节的研究现状。然后,根据 AI4MBSE 的研究现状,总结出 3 类关键技术,分别为 NLP、LLM 和本体与知识图谱。最后,提出了 AI4MBSE 的研究空白、研究展望与未来研究趋势。

参考文献

- [1] BLANCHARD B S, FABRYCKY W J, FABRYCKY W J. Systems engineering and analysis[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1990.
- [2] GLUSHKO R J, MCGRATH T. Document engineering for e-business[C]//Proc. of the ACM Symposium on Document Engineering, 2002: 42–48.
- [3] GORDY J L W, NOEL D R, RHOADS R P, et al. Process change in systems engineering: from document-driven to model-based approach[C]//Proc. of the INCOSE International Symposium, 1997, 7(1): 281–287.
- [4] ADEJOUA M, THOMAS T, MRAIDHA C, et al. From document-based to model-based system and software engineering[C]//Proc. of the OSS4MDE, 2016, 1835: 27–36.
- [5] RAMOS A L, FERREIRA J V, BARCELO J. Model-based systems engineering: an emerging approach for modern systems[J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2011, 42(1): 101–111.
- [6] 董梦如, 王国新, 鲁金直, 等. 基于 WordCloud 技术的 MBSE 发展态势研究[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(2): 534–548.
- [7] DONG M R, WANG G X, LU J Z, et al. Research on the development trend of MBSE based on WordCloud technology[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(2): 534–548.
- [8] ZHENG X C, LU J Z, KIRITSIS D. The emergence of cognitive digital twin: vision, challenges and opportunities[J]. International Journal of Production Research, 2022, 60(24): 7610–7632.
- [9] PEPE K, HUTCHISON N. AI4SE and SE4AI: setting the roadmap toward human-machine co-learning[J]. Insight, 2022, 25(4): 80–84.
- [10] LEE M W. Top-level implementation of AI4SE, SE4AI for the AI-SE convergence in the defense acquisition[J]. Journal of the Korean Society of Systems Engineering, 2023, 19(2): 135–144.
- [11] WYMORE A W. Model-based systems engineering[M]. Boca Raton: CRC Press, 2018.
- [12] KALOOR T, BAROSAN I I. A MBSE framework for the design and analysis of complex automotive systems using SysML and PCE[C]//Proc. of the IEEE 21st International Conference on Software Architecture Companion, 2024: 191–198.
- [13] 焦洪臣, 雷勇, 张宏宇, 等. 基于 MBSE 的航天器系统建模分析与设计研制方法探索[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(9): 2516–2525.
- [14] JIAO H C, LEI Y, ZHANG H Y, et al. Research on modeling and design method of spacecraft system based on MBSE[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(9): 2516–2525.
- [15] 苗学问, 董晓雄, 钱征文, 等. 基于 DoDAF 的航空装备智能保障系统体系结构建模[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(2): 640–648.
- [16] MIAO X W, DONG X X, QIAN Z W, et al. Architecture modeling of aviation equipment intelligent support system based on DoDAF[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(2): 640–648.
- [17] 鲁金直, 王国新, 阎艳, 等. 基于多架构建模语言的系统工程建模方法[J]. 系统工程学报, 2023, 38(2): 146–160.
- [18] LU J Z, WANG G X, YAN Y, et al. System engineering modeling methodology based on multi-architectural modeling language[J]. Journal of Systems Engineering, 2023, 38(2): 146–160.
- [19] International Council on Systems Engineering. Systems engineering vision 2020[M]. San Diego: International Council on Systems Engineering, 2007.
- [20] BONNER M, ZELLER M, SCHULZ G, et al. LLM-based approach to automatically establish traceability between requirements and MBSE[C]//Proc. of the INCOSE International Symposium, 2024, 34(1): 2542–2560.
- [21] JOHNS B, CARROLL K, MEDINA C, et al. AI systems modeling enhancer (AI-SME): initial investigations into a ChatGPT-enabled MBSE modeling assistant[C]//Proc. of the INCOSE International Symposium, 2024, 34(1): 1149–1168.

- [18] ZHENG X C, HU X D, ARISTA R, et al. A semantic-driven tradespace framework to accelerate aircraft manufacturing system design[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2024, 35: 175–198.
- [19] WEILAND K J, HOLLADAY J. Model-based systems engineering pathfinder: informing the next steps[C]//Proc. of the INCOSE International Symposium, 2017, 27(1): 1594–1608.
- [20] HOLLADAY J B, KNIZHNIK J, WEILAND K J, et al. MBSE infusion and modernization initiative (MIAMI): “Hot” benefits for real NASA applications[C]//Proc. of the IEEE Aerospace Conference, 2019.
- [21] BAJWA A, MACKINNON J P, PEPEN M A, et al. Strategic perspectives on the future of systems engineering at NASA[R]. Cleveland: Glenn Research Center, 2020.
- [22] WEILAND K J. Future model-based systems engineering vision and strategy bridge for NASA[R]. Cleveland: Glenn Research Center, 2021.
- [23] IWATA C, INFELD S, BRACKEN J M, et al. Model-based systems engineering in concurrent engineering centers[C]//Proc. of the AIAA Space Conference and Exposition, 2015.
- [24] VIPAVETZ K, SHULL T A, INFELD S, et al. Interface management for a NASA flight project using model-based systems engineering (MBSE)[C]//Proc. of the INCOSE International Symposium, 2016, 26(1): 1129–1144.
- [25] GOUGH K M, PHOJANAMONGKOLKIJ N. Employing model-based systems engineering (MBSE) on a NASA aeronautic research project: a case study[C]//Proc. of the Aviation Technology, Integration, and Operations Conference, 2018: 3361.
- [26] 郝永军. 体系化推进系统工程流程、方法和工具平台在航空产品开发中的应用[J]. 航空制造技术, 2014(18): 64–67.
- QIE Y J. Systematically promote application of system engineering process, method and tool platform in aviation product research and development[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2014(18): 64–67.
- [27] 白洁, 吕伟, 张磊, 等. 基于模型的系统工程在机载电子系统领域的应用[J]. 航空制造技术, 2015(4): 96–99.
- BAI J, LYU W, ZHANG L, et al. Application of model-based system engineering in area of airborne avionics system[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2015(4): 96–99.
- [28] 丁健, 田峰, 金颖. 基于模型的系统工程(MBSE)方法在地面站研制中的应用研究[J]. 中国高新技术企业, 2016(12): 47–49.
- DING J, TIAN F, JIN Y. Research on the application of model-based systems engineering (MBSE) method in the development of ground stations[J]. *China High-Tech Enterprises*, 2016(12): 47–49.
- [29] 王雨农, 毕文豪, 张安, 等. 基于 DoDAF 的民机 MBSE 研制方法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(12): 3579–3585.
- WANG Y N, BI W H, ZHANG A, et al. DoDAF-based civil aircraft MBSE development method[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(12): 3579–3585.
- [30] 欧海英, 钟益林, 许晓冬, 等. 基于模型的数字工程是汽车创新研制的必由之路[C]//中国汽车工程学会年会, 2023: 361–367.
- OU H Y, ZHONG Y L, XU X D, et al. Model-based digital engineering is the only way of automobile innovation R&D[C]//Proc. of the Annual Conference of the Society of Automotive Engineers of China, 2023: 361–367.
- [31] 张贺, 夏鑫, 蒋振鸣, 等. AI 软件系统工程化技术与规范专题前言[J]. 软件学报, 2023, 34(9): 3939–3940.
- ZHANG H, XIA X, JIANG Z M, et al. Special topic on engineering technologies and standards for AI software systems preface[J]. *Journal of Software*, 2023, 34(9): 3939–3940.
- [32] ZHANG X, WU B, ZHANG X, et al. An effective MBSE approach for constructing industrial robot digital twin system[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 80: 102455.
- [33] D’AMBROSIO J, SOREMEKUN G. Systems engineering challenges and MBSE opportunities for automotive system design[C]//Proc. of the 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 2017: 2075–2080.
- [34] ZEIGLER B P, MITTAL S, TRAORE M K. MBSE with/out simulation: state of the art and way forward[J]. *Systems*, 2018, 6(4): 40.
- [35] GREGORY J, BERTHOUD L, TRYFONAS T, et al. The long and winding road: MBSE adoption for functional avionics of spacecraft[J]. *Journal of Systems and Software*, 2020, 160: 110453.
- [36] JAN Z, AHAMED F, MAYER W, et al. Artificial intelligence for industry 4.0: systematic review of applications, challenges, and opportunities[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 216: 119456.
- [37] FLASINSKI M, FLASINSKI M. Symbolic artificial intelligence[M]. Introduction to Artificial Intelligence. Cham: Springer, 2016: 15–22.
- [38] JORDAN M I, MITCHELL T M. Machine learning: trends, perspectives, and prospects[J]. *Science*, 2015, 349(6245): 255–260.
- [39] SHI H T, SONG Z L, BAI X T, et al. Attention mechanism-based multisensor data fusion neural network for fault diagnosis of autonomous underwater vehicles[J]. *Journal of Field Robotics*, 2024, 41(7): 2401–2412.
- [40] KANG Y, CAI Z, TAN C W, et al. Natural language processing (NLP) in management research: a literature review[J]. *Journal of Management Analytics*, 2020, 7(2): 139–172.
- [41] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Proc. of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017: 6000–6010.
- [42] CHANG Y P, WANG X, WANG J D, et al. A survey on evaluation of large language models[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2024, 15(3): 1–45.
- [43] BI X, CHEN D L, CHEN G T, et al. Deepseek LLM: Scaling open-source language models with longtermism[EB/OL]. [2024-12-20]. <https://arxiv.org/abs/2401.02954>.
- [44] CHAMI M, ZOGHBI C, BRUEL J M. A first step towards AI for MBSE: generating a part of SysML models from text using AI[C]//Proc. of the INCOSE Artificial Intelligence for Systems Engineering, 2019: 123–136.
- [45] MCDERMOTT T, DELAURENTIS D, BELING P, et al. AI4SE and SE4AI: a research roadmap[J]. *Insight*, 2020, 23(1): 8–14.
- [46] MCDERMOTT T, PEPE K, CLIFFORD M. The updated SERC AI and autonomy roadmap 2023[C]//Proc. of the INCOSE International Symposium, 2024, 34(1): 1135–1148.
- [47] CHAMI M, ABDOUN N, BRUEL J M. Artificial intelligence capabilities for effective model-based systems engineering: a vision paper[C]//Proc. of the INCOSE International Symposium, 2022, 32(1): 1160–1174.
- [48] GHANAWI I, CHAMI M W, CHAMI M, et al. Integrating AI with MBSE for data extraction from medical standards[C]//Proc. of the

- INCOSE International Symposium, 2024, 34(1): 1354–1366.
- [49] YANG L, CORMICAN K, YU M. Ontology-based systems engineering: a state-of-the-art review[J]. *Computers in Industry*, 2019, 111: 148–171.
- [50] MA J D, WANG G X, LU J Z, et al. Systematic literature review of MBSE tool-chains[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(7): 3431.
- [51] LI Z H, WANG G X, LU J Z, et al. Bibliometric analysis of model-based systems engineering: past, current, and future[J]. *IEEE Trans. on Engineering Management*, 2022, 71: 2475–2492.
- [52] LYUTOV A, UYGUN Y, HÜTT M T. Managing workflow of customer requirements using machine learning[J]. *Computers in Industry*, 2019, 109: 215–225.
- [53] TIKAYAT R A, COLE B F, PINON F O J, et al. Agile methodology for the standardization of engineering requirements using large language models[J]. *Systems*, 2023, 11(7): 352.
- [54] HASSAN F, NGUYEN T, LE T, et al. Automated prioritization of construction project requirements using machine learning and fuzzy failure mode and effects analysis (FMEA)[J]. *Automation in Construction*, 2023, 154: 105013.
- [55] MULLIS J, CHEN C, MORKOS B, et al. Deep neural networks in natural language processing for classifying requirements by origin and functionality: an application of BERT in system requirements[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2024, 146(4): 041401.
- [56] KO T, SHRESTHA R, LEE J H. Pro-active allocation of project requirements through natural language processing (NLP) and project information system integration[C]//Proc. of the Construction Research Congress, 2024: 1308–1316.
- [57] HEIN P H, KAMES E, CHEN C, et al. Reasoning support for predicting requirement change volatility using complex network metrics[J]. *Journal of Engineering Design*, 2022, 33(11): 811–837.
- [58] PENG T, SHE K, SHEN Y M, et al. Enhancing traceability link recovery with fine-grained query expansion analysis[J]. *Information*, 2023, 14(5): 270.
- [59] BONNER M, ZELLER M, SCHULZ G, et al. Automated traceability between requirements and model-based design[EB/OL]. [2024-12-20]. <https://ceur-ws.org/Vol-3378/PT-paper3.pdf>.
- [60] GARTNER A E, GOHLICH D. Towards an automatic contradiction detection in requirements engineering[J]. *Proceedings of the Design Society*, 2024, 4: 2049–2058.
- [61] YANG Z B, BAO Y, YANG Y Q, et al. Exploiting augmented intelligence in the modeling of safety-critical autonomous systems[J]. *Formal Aspects of Computing*, 2021, 33(3): 343–384.
- [62] ZHONG S, SCARINCI A, CICIRELLO A. Natural language processing for systems engineering: automatic generation of systems modelling language diagrams[J]. *Knowledge-based Systems*, 2023, 259: 110071.
- [63] LOPEZ J A H, CUADRADO J S. Generating structurally realistic models with deep autoregressive networks[J]. *IEEE Trans. on Software Engineering*, 2022, 49(4): 2661–2676.
- [64] AKUNDI A, ONTIVEROS J, LUNA S. Text-to-model transformation: natural language-based model generation framework[EB/OL]. [2024-12-20]. <https://doi.org/10.3390/systems12090369>.
- [65] ZHANG Q, LIU J H, LI L, et al. Automatic generation of system model diagrams driven by multi-source heterogeneous data[J]. *Journal of Engineering Design*, 2024, 35(11): 1442–1486.
- [66] ZHANG J, YANG S Q. Recommendations for the model-based systems engineering modeling process based on the SysML model and domain knowledge[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(10): 4010.
- [67] ROMERO V, PINQUIE R, NOEL F. A user-centric computer-aided verification process in a virtuality-reality continuum[J]. *Computers in Industry*, 2022, 140: 103678.
- [68] LUTFI M, VALERDI R. Integration of SysML and virtual reality environment: a ground based telescope system example[J]. *Systems*, 2023, 11(4): 189.
- [69] STECHERT C. Integrated approach of model-based systems engineering and augmented reality for the development of rail vehicles with alternative drives[J]. *Procedia CIRP*, 2023, 119: 913–918.
- [70] BELLA E E, CREFF S, GERVAIS M P, et al. ATLaS: a framework for traceability links recovery combining information retrieval and semi-supervised techniques[C]//Proc. of the IEEE 23rd International Enterprise Distributed Object Computing Conference, 2019: 161–170.
- [71] GREGORY J, SALADO A. A semantic approach to spacecraft verification planning using bayesian networks[C]//Proc. of the IEEE Aerospace Conference, 2024.
- [72] SULTAN B, APVRILLE L. AI-driven consistency of SysML diagrams[C]//Proc. of the ACM/IEEE 27th International Conference on Model Driven Engineering Languages and Systems, 2024: 149–159.
- [73] GUARINIELLO C, MOCKUS L, RAZ A K, et al. Towards intelligent architecting of aerospace system-of-systems[C]//Proc. of the IEEE Aerospace Conference, 2019.
- [74] KOTLYAROV V, BURYAKOVSKIY S, MASLII A, et al. Semantic networks based design of electric drives[C]//Proc. of the IEEE 2nd KhPI Week on Advanced Technology, 2021: 606–611.
- [75] FUCHS M, BECKERT F, RAUSCHER F, et al. Virtual reconfiguration and assessment of aircraft cabins using model-based systems engineering[C]//Proc. of the 33rd Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences, 2022.
- [76] ALANDIHALLAJ M A, RAMEZANI M, HEIN A M. MBSE-enhanced LSTM framework for satellite system reliability and failure prediction[C]//Proc. of the 12th International Conference on Model-based Software and Systems Engineering, 2024: 349–356.
- [77] MILIND T R, THOMAS A, RASTOGI S, et al. System level modelling, evaluation, and trade-off/optimization of solid-state & hybrid DC circuit breakers for an EV eco-system using AI/ML in an MBSE framework[R]. Pune: Eaton India Innovation Center, 2024.
- [78] BASHIR N, BILAL M, LIAQAT M, et al. Modeling class diagram using NLP in object-oriented designing[C]//Proc. of the National Computing Colleges Conference, 2021.
- [79] JAHAN M, ABAD Z S H, FAR B. Generating sequence diagram from natural language requirements[C]//Proc. of the IEEE 29th International Requirements Engineering Conference Workshops, 2021: 39–48.
- [80] SCHOUTEN M B J, RAMACKERS G J, VERBERNE S. Preprocessing requirements documents for automatic UML modelling[C]//Proc. of the International Conference on Applications of Natural Language to Information Systems, 2022: 184–196.
- [81] TIKAYAT RAY A, COLE B F, PINON FISCHER O J, et al. Aerobert-classifier: classification of aerospace requirements using bert[J].

- [Aerospace](#), 2023, 10(3): 279.
- [82] RIESENER M, DOLLE C, BECKER A, et al. Application of natural language processing for systematic requirement management in model-based systems engineering[C]//Proc. of the INCOSE International Symposium, 2021, 31(1): 806–815.
- [83] ZHU R, LI W X, JIN C C. Tag: UML activity diagram deeply supervised generation from business textual specification[C]//Proc. of the IEEE International Conference on Software Analysis, Evolution and Reengineering, 2023: 956–961.
- [84] BOZYIGIT F, BARDAKCI T, KHALILOPOUR A, et al. Generating domain models from natural language text using NLP: a benchmark dataset and experimental comparison of tools[J]. [Software and Systems Modeling](#), 2024, 23: 1493–1511.
- [85] 刘蒙, 耿施展, 丁国辉. 基于自定义规则的 SysML 用例自动生成方法研究[J]. 图学学报, 2024, 45(2): 374–382.
- LIU M, GENG S Z, DING G H. Research on rule-based method for automatic generation of SysML use cases[J]. [Journal of Graphics](#), 2024, 45(2): 374–382.
- [86] FUCHS J, HELMERICH C, HOLLAND S. Transforming system modeling with declarative methods and generative AI[C]//Proc. of the AIAA Scitech 2024 Forum, 2024.
- [87] APVRILLE L, SULTAN B. System architects are not alone anymore: automatic system modeling with AI[C]//Proc. of the 12th International Conference on Model-Based Software and Systems Engineering, 2024: 27–38.
- [88] ABUKHALAF S, HAMDQA M, KHOMH F. On Codex prompt engineering for OCL generation: an empirical study[C]//Proc. of the IEEE/ACM 20th International Conference on Mining Software Repositories, 2023: 148–157.
- [89] AWADID A, ROBERT B, LANGLOIS B. MBSE to support engineering of trustworthy AI-based critical systems[C]//Proc. of the 12th International Conference on Model-based Software and Systems Engineering, 2024.
- [90] VANGUNDY B, PHOJANAMONGKOLKIJ N, BROWN B, et al. Requirement discovery using embedded knowledge graph with ChatGPT[C]//Proc. of the INCOSE International Symposium, 2024, 34(1): 2011–2027.
- [91] 于晗, 陈治源, 熊熙瑞, 等. 基于检索增强语言模型的 MBSE 智能设计方法[J]. 图学学报, 2024, 45(6): 1188–1199.
- YU H, CHEN Z Y, XIONG X R, et al. Intelligent MBSE design approach based on retrieval augmented large language model[J]. [Journal of Graphics](#), 2024, 45(6): 1188–1199.
- [92] WU G D, LI H, LIAO X Q, et al. An automatic and rapid knowledge graph construction method of SG-CIM model[C]//Proc. of the IEEE International Conference on Smart Cloud, 2020: 193–198.
- [93] 景博, 黄崧琳, 王生龙, 等. 军用飞机 PHM 系统一体化设计架构分析[J]. 航空工程进展, 2022, 13(3): 64–73.
- JING B, HUANG S L, WANG S L, et al. Analysis on integrated design of military aircraft prognostic and health management (PHM) system[J]. [Advances in Aeronautical Science and Engineering](#), 2022, 13(3): 64–73.
- [94] LU J Z, MA J D, ZHENG X C, et al. Design ontology supporting model-based systems engineering formalisms[J]. [IEEE Systems Journal](#), 2021, 16(4): 5465–5476.
- [95] ZINDEL A, FEO-ARENIS S, HELLE P, et al. Building a semantic layer for early design trade studies in the development of commercial aircraft[C]//Proc. of the IEEE International Symposium on Systems Engineering, 2022.
- [96] WEI X Y, WANG Z D, YANG S Y. An automatic generation and verification method of software requirements specification[J]. [Electronics](#), 2023, 12(12): 2734.
- [97] FU C, LIU J H, WANG S D. Building SysML model graph to support the system model reuse[J]. [IEEE Access](#), 2021, 9: 132374–132389.
- [98] SMAJEVIC M, BORK D. From conceptual models to knowledge graphs: a generic model transformation platform[C]//Proc. of the ACM/IEEE International Conference on Model Driven Engineering Languages and Systems Companion, 2021: 610–614.

作者简介

宋则隆(1999—),男,博士研究生,主要研究方向为基于模型的系统工程、AI4MBSE、认知数字孪生。

陈瑾(2003—),女,主要研究方向为基于模型的系统工程、智能制造。

周诠(2004—),男,主要研究方向为基于模型的系统工程、智能制造。

谭一凡(2001—),男,硕士研究生,主要研究方向为基于大模型的需求分析、基于模型的系统工程、数字孪生及认知数字孪生。

赵嘉熙(2001—),男,硕士研究生,主要研究方向为基于模型的系统工程、工业数字孪生。

郑晓晨(1987—),男,助理教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为数字孪生及认知数字孪生、语义建模及本体工程、基于模型的系统工程。