

面向数字孪生平台的软件开发范式研究

张巧莲, 刘洋*, 刘东, 刘飞雁, 李万珍

(机械工业勘察设计研究院有限公司, 陕西 西安 710021)

摘要 数字孪生是实现物理世界和信息世界深度融合的核心技术, 其应用成效与软件工程方法的发展水平密切相关。当前, 数字孪生平台的搭建已不再局限于简单的技术堆叠, 而是逐步发展成为融合复杂建模、多源数据融合与智能决策支持的综合性系统工程。本文系统归纳了当前主流的软件开发方法, 围绕数据集成与多维建模、仿真推演与智能分析、可视化交互、平台架构与集成部署这四个环节探讨了各技术实现路径及其面临的挑战; 总结了以低代码开发、云一边一端协同以及人工智能融合为代表的典型建设范式, 并针对模型互操作性弱、全生命周期缺乏统一标准及安全隐私保障不足等问题提出相应的改进思路, 以期数字孪生平台的高效建设、持续迭代与规模化落地提供参考。

关键词 数字孪生; 软件开发; 低代码开发; 云一边一端协同; 人工智能

中图分类号: TP311.52

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.10.006

0 引言

数字孪生是一项新兴的工程技术, 通过创建物理实体的虚拟副本, 实现实体在虚拟空间中的模拟、分析及优化^[1]。近年来, 在工业4.0、智慧城市等战略推动下, 其应用形态已从早期对静态资产的数字化描述, 逐步发展为能支撑实时监控、预测性维护乃至自主决策的综合性软件平台^[2]。

在实际构建数字孪生平台的过程中, 工程团队常面临系统复杂性挑战。这既体现在需要集成物联网、建模仿真、数据可视化等多个技术栈, 也反映在必须同时应对多源异构数据融合需求、模型高保真度要求、系统实时响应需求以及跨领域协同机制等多重约束^[3]。以往高度定制化、依赖大量编码的开发模式, 存在开发成本高、周期长、模块复用率低等问题, 很难适应业务的快速迭代与多样化场景的灵活扩展需求。为了更好地构建数字孪生平台, 越来越多的方案引入云原生与微服务设计理念, 并将机理模型与人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术有机结合, 赋予平台认知和推理能力。此外, 低代码开发、云一边一端协同及生成式AI等新兴技术的加入, 深刻地影响甚至改变了数字孪生的构建方式。

本文从软件工程全链路视角, 对当前主流的开发方法进行梳理。重点关注数据集成与多维建模、仿真推演与智能分析、可视化交互、平台架构与集成部署

这几个关键环节, 总结主流技术路线, 识别共性瓶颈, 并凝练出典型范式, 旨在为平台的高效构建和规模化落地提供工程指引。

1 数字孪生平台软件开发的关键方法与技术挑战

1.1 数据集成与多维建模

本环节是构建数字孪生虚拟体的基础。当前业界普遍采用基于元数据驱动的配置化数据中间件或总线架构(Kafka、EMQX), 以灵活适配多种工业通信协议(Modbus、MQTT)以及企业信息系统接口。为了更有效地解决数据之间深层的语义异构问题, 越来越多的平台开始采纳本体建模(Ontology Modeling)方法, 通过对特定领域内的核心概念、属性及其相互关系进行形式化描述, 从而提升数据的可理解性、可推理能力以及跨系统互操作性^[4]。

在几何与行为建模方面, 技术路线正逐渐超越传统手工CAD建模和激光扫描的方式, 转向更自动化的智能途径。近年来, 基于深度学习的自动建模技术已从二维影像或三维点云数据中高效生成高保真度模型, 极大地提升了建模效率, 也为大规模场景的应用提供了更好的可扩展性^[5]。

尽管技术不断进步, 这一环节依然面临两个突出难题。一是多源数据在采样频率、精度、可靠性上的差异, 使实时清洗、对齐与缺失值填补等预处理工作

作者简介: 张巧莲(1996-), 女, 硕士研究生, 助理工程师, 研究方向: 计算机软件开发。

***通信作者**: 刘洋(1990-), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 研究方向: 数字孪生及人工智能识别。E-mail: 1127328357@qq.com

异常复杂；二是构建一个支持多尺度表达、融合机理模型与数据驱动、且具备持续演化能力的复合建模框架，至今仍是学术界和工程界的共同难题。开发人员不得不在物理精确性、数据泛化能力与计算资源消耗之间反复权衡，不断寻求并维持一种动态平衡。

1.2 仿真推演与智能分析

本环节旨在赋予数字孪生体动态演化和智能分析能力，支持未来趋势预测、潜在影响评估以及决策优化。

复杂系统仿真常采用并行仿真或分布式仿真来缓解计算压力。并通过多尺度仿真在精度与效率间寻求平衡^[6]。通过 FMI、OpenFMB 等标准化接口，模型与仿真引擎解耦，提升了复用性和跨系统集成能力。

智能分析正从早期将 AI 算法独立嵌入业务流程、与物理模型保持相互独立的模式，转向构建模块化 AI 管线，并尝试与物理机理模型深度融合。例如：在故障预测、参数自校准、运行策略寻优等典型场景中，“数据—机理混合驱动”的方法已初步应用，能够在虚拟环境中支持闭环测试与决策验证^[7]。

然而，高精度模型计算开销大，难以满足在线监测或实时交互的延迟要求；过度简化模型又容易牺牲预测的准确性。目前尚未形成统一的理论框架和成熟工程规范，导致机理模型与数据驱动 AI 模型在融合时难以有效协同，彼此校验也存在障碍。此外，如何客观衡量复杂仿真结果的可信度、如何在资源受限条件下动态调度计算任务，同样是当前工程应用中亟待解决的难题。

1.3 可视化交互与前端开发

本环节的核心任务是将多源异构数据和复杂模型转化为用户可直观理解、灵活操作的动态界面。目前三维可视化的主流实现方式有两种。一种是利用专业游戏引擎（Unity、Unreal Engine）进行深度定制开发，该方法能确保高逼真渲染效果和高度自由的交互体验，但存在开发成本高、专业技术门槛高的问题。另一种是直接调用成熟的数字孪生可视化平台或组件库，这类平台或者组件库通常内置了模型加载、场景管理以及基础交互等通用功能，开发者只需调用 API 接口即可快速嵌入业务逻辑，开发周期明显缩短。

近年来，云渲染作为一种新兴架构逐渐受到关注。该技术将图形渲染等计算密集型任务迁至云端服务器，再以流的方式推送到轻量级终端，为大规模、高精度场景的跨平台、跨设备实时访问提供了切实可行的解决方案^[8]。当前主流应用普遍采用前后端分离的设计模式，前端开发也逐步向低代码方向发展，该方法通

过图形化配置和声明式编程，即使非专业开发者也能快速搭建交互界面，进一步加速了应用的迭代。

尽管技术在不断地发展，该环节仍然面临一系列深层次的权衡挑战：（1）渲染效果、交互实时性、系统性能与开发成本之间难以兼顾。追求高逼真度的视觉体验往往需要消耗大量计算资源，影响大规模场景下的流畅交互；采用轻量化方案又可能损失关键的视觉细节。（2）不同用户角色（工程师、管理者、操作员）对界面功能复杂度与信息密度的需求存在显著差异。

（3）云渲染模式虽有效缓解了终端算力压力，但其用户体验高度依赖于网络带宽与延迟，同时因涉及公网数据传输，也带来了额外的安全与隐私风险。

1.4 平台架构与集成部署

本环节构成平台稳定运行、弹性伸缩扩展与持续演进的重要基础，直接关系到系统应对业务扩展与技术迭代升级的底层支撑能力。

当前主流的架构设计普遍采用“云—边—端”协同的层次化布局^[9]：云端作为核心枢纽，主要负责全局数据的汇聚存储、模型训练、数据综合分析与跨域协同；边缘端部署在物理实体附近，聚焦处理高实时性数据流，并实现本地化的推理与控制闭环；终端则由各类传感器与执行器构成，承担对物理世界的精准感知和动作反馈。

在软件架构层面，当前云端和边缘侧普遍采用微服务作为主流设计范式。平台功能被拆分为多个松耦合、可独立部署的服务单元，显著增强了系统的灵活性、可维护性以及横向扩展能力^[10]。在工程实践中，Docker 等容器化技术与 Kubernetes 等容器编排系统的结合已逐步成为工业部署的事实标准，这不仅有效保障了开发、测试和生产环境的一致性，也为运维自动化提供了有力支撑。此外，要实现数字孪生与企业信息技术（IT）和运营技术（OT）体系的深度融合，一个关键前提是要建立统一的 API 网关与服务化集成框架，将平台的数据查询、模型调用、仿真推演等核心能力以安全、标准化方式开放给上层应用。

尽管相关架构理念日趋成熟，这类分布式平台在构建和长期运维中仍面临挑战：（1）微服务在提升系统灵活性的同时，也带来了新的运维复杂性，即服务发现、链路监控、分布式事务以及跨服务调试等问题。

（2）边缘环境下，网络条件不稳定、计算资源受限，如何高效调度任务、保证数据一致性并维持低延迟响应，仍是亟待突破的技术难点。（3）行业缺乏广泛认可的接口规范，不同厂商提供的组件往往难以做到“即插即用”，易形成数据孤岛和功能壁垒。

2 典型建设范式与实践演进

2.1 低代码开发与自动化建模

此范式旨在降低软件开发技术门槛，加快应用构建和模型创建速度。通过提供可视化场景编辑器、预置组件库（设备模板、数据看板、逻辑规则节点）以及声明式的规则配置界面，使领域专家能通过拖拽组件和设置参数完成应用快速组装，而无需深入编写底层代码。

与此同时，生成式 AI 技术正在推动建模流程向自动化方向发展。例如：基于扩散模型或神经辐射场（NeRF）等技术，能够从图像、文本或者点云自动生成带纹理的三维模型。这一转变将建模工作从劳动密集型的手工任务升级为智能驱动的生成流程，极大地提升了建模效率与系统的可扩展性。

2.2 云一边一端协同架构与实时数据融合

在高实时性要求的场景下，云一边一端协同架构已成为一种重要技术路径。其核心思路是根据实际需求合理分配计算资源，支持本地闭环控制，并对数据实施分层处理。实践中通常以业务目标为导向，在统一架构下对各层功能进行划分：云端侧重于非实时的大数据分析与全局优化；边缘侧部署轻量级孪生体，处理毫秒级响应的控制逻辑以及涉及隐私的数据计算；终端侧更专注于保障数据采集的精度和指令执行的可靠性。三层之间通过 MQTT、DDS 等标准协议及服务网格技术实现协同。

2.3 AI 融合与智能增强

通过 AI 技术和数字孪生的深度融合，数字孪生已逐步具备动态认知与优化能力。在实践中，机器学习可用于自动校准仿真参数，强化学习则能在虚拟环境中探索并生成最优控制策略。近期，大语言模型也开始被尝试应用于理解自然语言指令，并在辅助配置仿真场景或解析分析结果方面取得初步进展，这些方法在不同程度上提升了人机交互效率和决策的智能化水平。反过来，数字孪生平台为 AI 提供了一个高保真、可复现且低风险的“实验环境”，使研究人员能够安全地生成带标注的训练数据、验证算法逻辑的有效性。这种相辅相成的关系，正在推动数字孪生从被动反映现实状态，逐步转向主动推理与闭环优化，尤其在工业控制、能源系统等很难在物理世界直接试错的高价值应用场景中效果显著。

3 结束语

数字孪生平台的软件开发正经历从代码密集型、单体架构向模型驱动、云原生与智能化的系统性转型。利用低代码开发降低技术门槛，“云一边一端”协同实现算力与数据的层级化治理，深度融合人工智能以

强化仿真、分析与决策能力，数字孪生正从高成本、强定制化的项目形态发展为可复用、可扩展且支持持续迭代的通用平台。

然而，其规模化落地仍面临以下几方面的现实挑战：多源异构模型间缺乏统一的语义表达与互操作框架，导致跨系统集成难度大；覆盖全生命周期的开发过程尚未建立起成熟的标准化体系，制约了模型的可移植性与平台自身的可持续进化；安全与隐私风险渗透在数据采集、传输、处理与交互的各个环节，在边缘计算与云渲染等新场景下尤为突出。为应对这些挑战，当前技术路径已经提供了初步的解决方案，即通过引入本体建模与知识图谱，可以为分散的数据与模型构建统一的语义基础，从而增强系统间的理解与协同能力；借助低代码平台与标准化接口，有望形成贯穿建模、仿真、部署到运维的全生命周期开发方法论；在安全领域，实施云一边一端一体化的分层防护策略（在边缘侧完成敏感数据本地化处理、在云端进行加密存储、通过 API 网关实现访问控制），并结合基于身份与上下文的细粒度权限控制，能够有效降低数据在流动过程中面临的泄露与滥用风险。

未来，推动行业标准建设、共建开源生态以及发展成熟的 AI 原生开发工具链，将成为提升数字孪生平台互操作性、可信度与技术普惠性的关键。软件工程方法的持续革新，将作为核心动力，支撑数字孪生从实现状态映射进一步迈向自主优化与闭环决策，从而为工业制造、智慧城市、能源管理等关键领域的数字化转型构筑坚实而智能的数字化基石。

参考文献：

- [1] 陶飞,黄祖广,马昕,等.数字孪生五维模型及十大领域应用[J].计算机集成制造系统,2019,25(01):1-18.
- [2] 胡天亮,周帅昌,孟麒,等.面向定制生产的云-边缘协同数字孪生制造平台关键技术研究[J].哈尔滨理工大学学报,2025,30(01):41-50.
- [3] 同[2].
- [4] 同[2].
- [5] 朱庆,张利国,丁雨淋,等.从实景三维建模到数字孪生建模[J].测绘学报,2022,51(06):1040-1049.
- [6] 同[2].
- [7] 同[2].
- [8] 杜莹莹,罗映,彭义兵,等.基于数字孪生的工业机器人三维可视化监控[J].计算机集成制造系统,2023,29(06):2130-2138.
- [9] 同[2].
- [10] 夏元清,王晔,高润泽,等.云网边端协同云控制研究进展及挑战[J].信息与控制,2024,53(03):273-286.