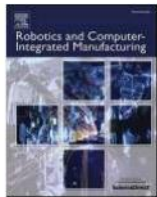




可在 ScienceDirect 上获得的内容列表

机器人和计算机集成制造

期刊主页: www.elsevier.com/locate/rcim



Edge 智能驱动的 CNC 系统数字孪生:体系结构与部署

Haoyu 于 a,b, *, Dong 于 a, 王楚婷 a,b, 胡祎 a,c, 李岳 a,b

^a 中国科学院大学, 中华人民共和国北京 100049

^b 中国科学院沈阳计算技术研究所, 中华人民共和国沈阳 110168

^c 沈阳中科讯科技有限公司, 中华人民共和国沈阳 110168

Art cee inf

摘要

关键词:CNC 系统边缘智能
数字化孪生任务划分模型选
择体系结构

近年来, 数字孪生(digital twin, DT)技术已逐渐成为实现 CNC 系统智能化的主要途径。然而, 随着人工智能(AI)等下一代信息技术的发展及其在 CNC 系统中的广泛应用, 计算能力和网络资源的局限性已成为 CNC 系统 DT 必须解决的紧迫问题之一。针对这些问题, 首先提出了基于 CNC 系统层次化结构的理论建模方法, 并引入边缘智能(edge intelligence, EI)技术支持 DT 模型的部署;同时, 提出一种模型划分方法和模型选择算法, 支持模型部署过程中的实时模型响应。此外, 给出了电控驱动 CNC 系统 DT 检测的应用实例, 用于加工过程中刀具磨损的诊断和预测。

1.介绍

新一代信息技术的快速发展及其与先进制造技术的深度融合, 推动传统制造业向智能制造转型[1-3]。DT(digital twin, DT)技术[4]作为智能制造的使能技术, 在 CNC 机床中得到了广泛的应用。目前, CNC 机床 DT 的研究主要集中在数据采集和仿真分析方面[5-9]。在 DT 模型的建模、实现和部署之间仍然存在一些困难。CNC 系统作为指导 CNC 机床[10]加工的大脑, 是机床 DT 系统不可或缺的载体。为了实现加工过程的泛在感知和智能控制, 对 CNC 系统 DT 关键技术进行了研究。

CNC 系统是由多个子系统组成的复杂系统, 在加工过程中受到多种因素的影响。在这种情况下, 需要以机器学习[11]为代表的 AI 算法来实现 CNC 系统的 DT。AI 算法的快速发展为 DT 提供了更多的解决方案, 但也提出了更高的要求

实时同步, 精确制图, 以及高保真度。现有 CNC 系统的计算能力有限, 无法分析和处理大量数据, 导致许多企业倾向于将从设备上收集的所有数据加载到远程云数据中心[12-14]。然而, 车间网络资源受限, 这种依赖云的数据处理会造成更高的传输成本、网络拥塞、数据传递滞后、隐私不充分等问题[15,16]。

与纯云计算相比, 边缘计算适用于实时处理、短周期通信、本地决策等场景[17-19]。它通过提供分布式计算平台, 将可组合的 CNC DT 模型分布到靠近用户的网络边缘[20-22], 可以有效解决这些问题。为了加快 CNC 系统的智能化进程, 通过边缘智能(edge intelligence, 简称 EI)部署深度神经网络(Deep Neural Networks, DNN)模型来提升 AI 应用在 CNC 系统 DT 中的性能。本文的贡献可以归纳为以下几点。

- 1)提出了基于 CNC 系统层次化结构的理论建模方法, 并引入 EI 技术部署 DT 模型。提出了一种 EI 驱动的 CNC DT 体系结构, 给出了一种通用的 DT 建模方法。

*通讯作者:中国科学院大学, 北京 100049, 中华人民共和国。电子邮件:yuhaoyu@sict.ac.cn (H. 于)。

<https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102418>

收到 2022 年 2 月 22 日;2022 年 6 月 26 日修订后收到;接受 2022 年 7 月 12 日在线提供 2022 年 7 月 19 日

0736-5845/©2022 爱思唯尔有限公司版权所有。

- 2)在满足 DT 应用实时性需求的同时，利用边缘计算的分布式特性，提出了一种新的 DT 模型部署划分方法，以提高模型的吞吐量。
- 3)提出一种自适应模型选择算法，根据不同的应用需求自动选择算法模型，以满足实时性和系统精度。
- 4)给出了 ei 驱动的数控系统系统 DT 诊断与预测机床加工过程中刀具磨损的应用实例。

本研究的总体结构分为六个部分，其中包括绪论部分。第 2 节对 DT 和 EI 领域的相关工作进行了全面的综述。第三部分介绍了 ei 驱动的数控系统 DT。第 4 节介绍如何通过边缘计算划分和部署智能算法。第 5 节介绍了 ei 驱动的数控系统 DT 的案例研究。第 6 节总结了结论和潜在的未来方向。

2.相关的工作

本部分回顾了 DT 和 EI 的相关研究，总结了其发展现状，并说明了研究差距，概述了研究背景，说明了研究的意义和重要性。

2.1.数字双

DT[5]是一种存在或未来物理实体对象的数字模型，通过实际测量、模拟和数据分析，实时感知、诊断和预测物理实体对象的状态，规范物理实体对象的行为，通过相关数字模型之间的相互学习不断演化，同时改进利益相关者在物理实体对象生命周期中的决策。随着工业智能的快速发展，DT 技术在智能制造领域显示出广阔的应用前景。Tao 等[23]提出了一种新的 DT 主导的产品设计、制造和服务方法，并给出了 DT 在这三个阶段的应用方法和框架。Liu 等[24]提出了一个 DT 驱动的自动化流程操作制造系统，采用快速、个性化的设计方法，并讨论了 DT 如何应用于定义和优化系统行为。Lu 等[25]讨论了工业 4.0 背景下 DT 驱动智能制造的内涵、应用场景及研究问题。Wang et al.[26]建立了车间 DT 模型，提出了车间主动物料处理方法，提高了车间的生产率。

许多领先的工业企业也在 DT 理念的指导下开发了各种应用。通用电气(GE)[27]基于 Predix 平台构建资产、系统和集群级 DT，以了解产品健康状况并预测资产性能。微软[28]改进了其 DT 组合，以构建模拟真实世界的下一代物联网(IoT)解决方案。西门子[29]利用 DT 技术创建了一个制造过程生产系统的集成企业模型，将从设计、生产到运营的整个生产过程数字化。

学术界和工业界都介绍了各自的 DT 概念，阐明了 DT 的发展前景。然而，DT 建立的技术方面并不完善。而且目前的研究主要集中在应用 DT 解决[6]的产品设计、运行维护问题，没有考虑 DT 在 CNC 系统等单元级设备中的应用，忽视了 DT 技术在车间中的重要作用。

2.2.边缘的情报

边缘计算通过将计算和服务下沉到更接近数据源的位置来减轻云的压力，提高 DT 应用的效率。如今，工业站点巨大的计算需求与有限的计算资源之间的矛盾日益突出。为了解决这一问题，Zhou 等[21]提出了 EI 的概念，将智能算法部署在靠近用户和网络边缘的位置。基于此，学术界出现了一系列面向 EI 的深度学习模型训练和推理优化技术，以解决对以深度学习为代表的硬件资源智能算法的过度依赖。Lane 等[30]利用模型修剪对 DNN 模型进行压缩，从而降低模型复杂度和资源需求，更好地在资源受限的设备上实现低延迟的模型推理。Surat et al.[31]提出了一种分布式的深度神经网络框架，通过处理更高级的网络层的输出结果来提前结束模型推理并获得最终的输出结果，从而加速深度学习模型推理。Kang[32]设计了一个轻量级的调度器 Neurosurgeon，它在神经网络层的粒度上自动拆分设备和数据中心之间的计算，实现边缘的协同模型推理，以获得最佳延迟。Zhao 等人[33]提出了一种基于联邦学习的分布式边缘计算模型，利用轻量级神经网络减少模型训练时间，缓解终端设备的推理压力。Li 等人[34]提出了一种基于端边协同的深度学习推理加速框架 Edgent，结合了模型分割和模型提前退出两种技术手段，通过优化模型退出点和分割点的选择，满足应用需求。

现有工作虽然解决了 DNN 在资源受限环境下的部署和推理问题，但由于 DNN 模型的修剪、提前退出和轻量化等原因，仍存在一定程度的精度牺牲问题。同时，协同计算主要采用串行执行，这对满足工业生产的实时性要求具有挑战性。在数据频度高的情况下，也给终端设备带来了更优秀的存储和计算压力。

Zhang 等[6]提出 cyber - physical machine tools (CPMT)概念，将边缘计算应用于机床 DT。为 DT 计算应用减少了映射延迟，提高了计算效率。然而，他们并没有给出一个明确的数控系统 DT 建模方法。而且，他们只在数据融合阶段应用了边缘计算。复杂模型的计算仍然需要上传到云端进行处理，无法充分最大化利用边缘的计算资源。

针对上述研究的优缺点，本文第 3 节提出了一种边缘智能驱动的数控系统 DT 架构，进一步增强物理实体与 DTs 之间的实时信息交互，加强 DT 在实际生产中的应用。

3.数控系统的 EI 驱动 DT

根据智能制造的发展需求，提出了一种构建数控系统模式的理论方法。引入 EI 技术，提出一种 EI 驱动的数控系统 DT 架构，为实现数控系统的 DT 提供解决方案。介绍了数控系统的 DT 建模过程以及基于边缘计算的智能算法部署。

3.1.聪明的需要

数控系统是一种以插补操作和伺服控制为主要功能的机电一体化设备。广泛应用于加工复杂、多品种、精密、小批量的零件[35]，

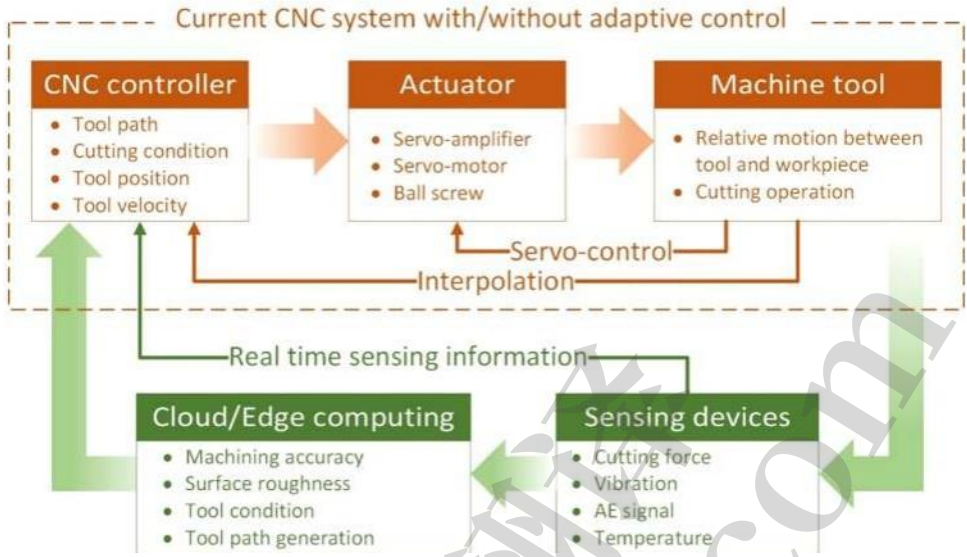


图 1 所示。具有自适应控制的智能数控系统。

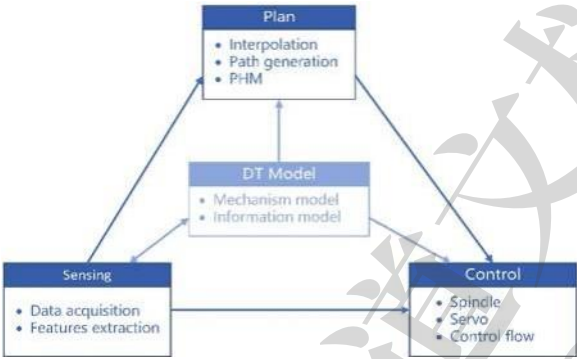


图 2 所示。数控系统的传感计划控制建模模式。

36)。信息和通信的发展使得 CNC 从传统的封闭结构向开放性转变，在制造车间的使用越来越多。随着物联网(Internet of Everything, IoE)时代的到来，物联网、AI、边缘计算等技术的快速进步为智能 CNC 系统的发展创造了条件。智能 CNC 系统制造闭环如图 1 所示。传感计算设备的引入，为现有 CNC 系统[37]带来了自感知、自调节、自预测、自评估等自适应控制能力，丰富了 CNC 系统的功能和服务，扩展了系统结构。与此同时，也对系统提出了新的要求。

- 1)智能制造的发展趋势要求打破数据筒仓，实现 CNC 设备互联。
- 2)物联网带来的海量数据和日益增多的时延敏感应用对系统实时性提出了更加严格的要求。
- 3)考虑到数据隐私，航空航天等领域的工业生产者不愿意将所有数据上传到云端。
- 4)工业现场的有限资源与准确性、质量和效率的生产目标之间日益紧张的关系，为平衡系统吞吐量和准确性创造了新的要求。

3.2. 建模模式与架构

CNC 系统的 DT 是实现 CNC 系统智能化的必要手段。CNC 作为一个复杂的运动控制系统，由不同层次的功能部件组成。因此，CNC 的 DT 模型也可以由其部件的 DT 模型来构建。每个子组件可以抽象为共享一个 DT 模型的 3 个功能组件，如图 2 所示。

- 传感。该子组件测量实际执行的运动和接收传感器提取的信息，为 DT 模型的更新提供数据支持。
- 计划。该子组件根据需求和约束制定工作计划，如插值、路径生成器、预测和健康管理(PHM)。
- 控制。该子组件结合感知和决策结果，在 DT 模型的指导下向执行器发出控制命令。
- DT 模型。它由信息模型(IM)和机制模型(MM)两部分组成，负责管理上述三个功能子组件的细节。其中，信息模型(IM)包含了所关注信息的组成和描述信息[25]的规则，而机制模型(MM)则能够反映物理实体的行为以及规则。详细的信息将在后面介绍。

随着工业现场传感器种类和数量的增加，数据量呈爆炸式增长，IMs 的规模也随之变大。同时，AI 技术的发展提高了机器学习算法的多样性，导致 MM 的复杂度增加。为了满足对计算资源的巨大需求，Liu 等[38]提出了一种基于云计算的机床 DT 架构，为现有 CNC 系统 DT 的开发和实现提供了指导。在物理层，该架构通过 CNC 控制器和不同类型的数据采集设备实时采集制造数据，然后通过网络层上传到即时通信中。在网络层，云数据中心的超高计算能力将实时数据与智能算法相结合，模拟优化 CNC 机床的加工过程，为用户提供增值服务。

然而，CNC 的一些关键功能，如误差补偿和轨迹规划，都有严格的时间限制。这

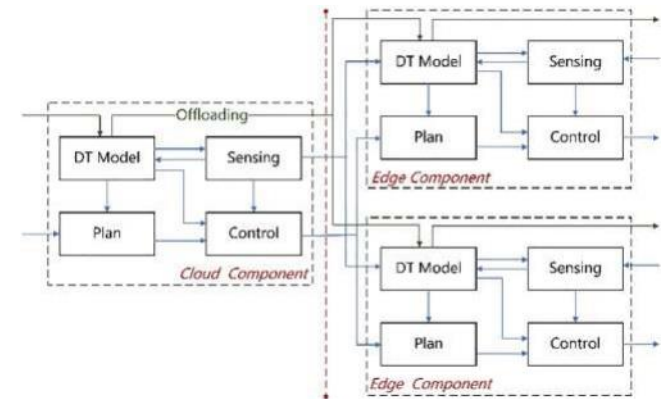


图 3 所示。基于边缘计算的层次组件模型。

云依赖的数据处理方法由于带宽等因素引入了不确定的时间延迟。因此，实时数据处理的结果无法及时反馈给物理机。因此，传统的 CNC DT 体系结构无法保证 DT 交互数据的一致性和同步性，从而导致物理机床与 DT 模型相隔离。

EI 的主要优势是通过分布式协同计算为用户提供低延迟、高可靠性的计算服务。此外，CNC 系统层次结构的特点使其 DT 模型能够以分布式的方式部署。因此，边缘计算被引入到 CNC 系统的 DT 中。

针对 CNC 系统任务需求，将计算量大、实时性要求低的功能抽象为云构件，实时性要求高的功能抽象为边缘构件。如图 3 所示，边缘组件收集感知信息，并将其上传到云端。相比之下，云组件根据功能的实时性要求划分计算任务，并将其卸载到合适的边缘组件进行数据处理。基于此，本文提出了一种适用于 CNC 系统的 ei 驱动 DT 体系结构。如图 4 所示，其中包括三层。

•网络层。该层由分层的云组件和边缘组件组成。通过嵌入工艺优化、加工仿真、健康管理等智能算法，对实时加工数据进行分析

建立 CNC 系统的 MM，与 IM 一起形成完整的 DT 模型。最后，DT 模型通过数字线程与用户交互，并将相关数据处理结果和知识存储在 DT 模型和数据库中，以支持后续的应用服务。

•物理层。这一层包括 CNC 和数据采集设备。数据采集设备为传感提供了一个数据源，将实时数据采集并上传至边缘和云端进行处理。CNC 指令从控制调节和控制制造过程。

•应用层。该层为用户提供子组件的接口。它基于网络层部署的不同算法，根据 CNC 面临的各种工作需求，如机器状态实时监控、故障诊断和预测等，提供智能服务，实现对生产过程的智能控制。

3.3.DT 模型

现有的 CNC 系统结构只关注于加工控制。DT 技术介绍了加工过程和加工结果，丰富了 CNC 系统架构。DT 通过数字线程从物理实体收集数据，构建反映系统几何、物理、行为和基于规则的特征的 IMs 和 MMs，并对数据和模型进行集成和融合。在创建 DT 模型期间，需要将 CNCs 预先抽象为预定义的 IM，该 IM 包含用于描述信息[25]的组件和规则。CNC DT 建模过程如图 5 所示。

信息模型在加工过程中，CNC 控制器和数据采集设备捕获加工过程产生的实时数据，然后将数据传输到外围设备，通过工业以太网、现场总线、4G/5G、RFID、Wi-Fi 或蓝牙进行处理，从而将几种类型的数据连接到 CNC。CNC 系统是由多种子系统/部件组成的复杂系统。因此，CNC 的 DT 也是由每个相应子系统/组件的 DT 模型组成的。在前期的研究中，我们通过分析 CNC 设备[39]层次结构的特点，明确了 CNC 设备基础 IM 的结构，描述了 CNC 机床的具体数据属性，形成了 GB/T 39561.4-2020[40]标准。本文根据标准中规定的 CNC 设备 IM 结构，建立了相应的 CNC 系统 IM，描述了其几何参数、物理属性、关系和特性等信息。如图 6 所示，CNC 系统 IM

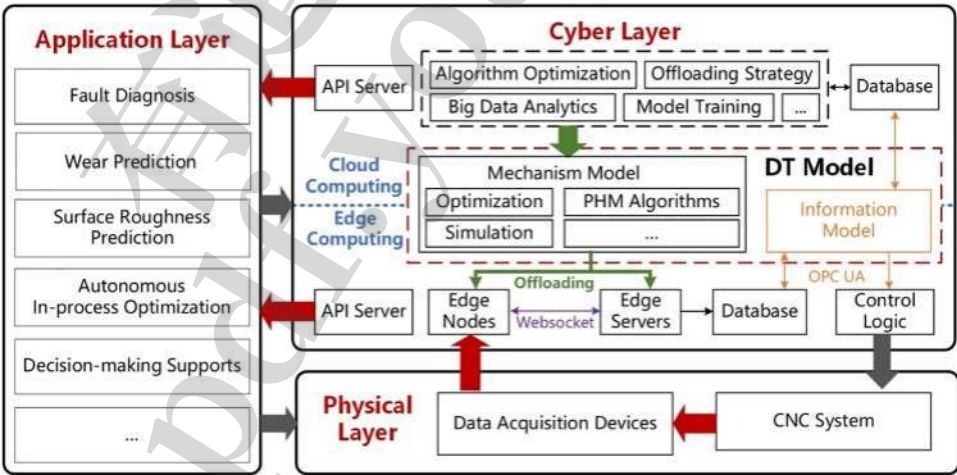


图 4 所示。CNC 系统 ei 驱动 DT 的体系结构。

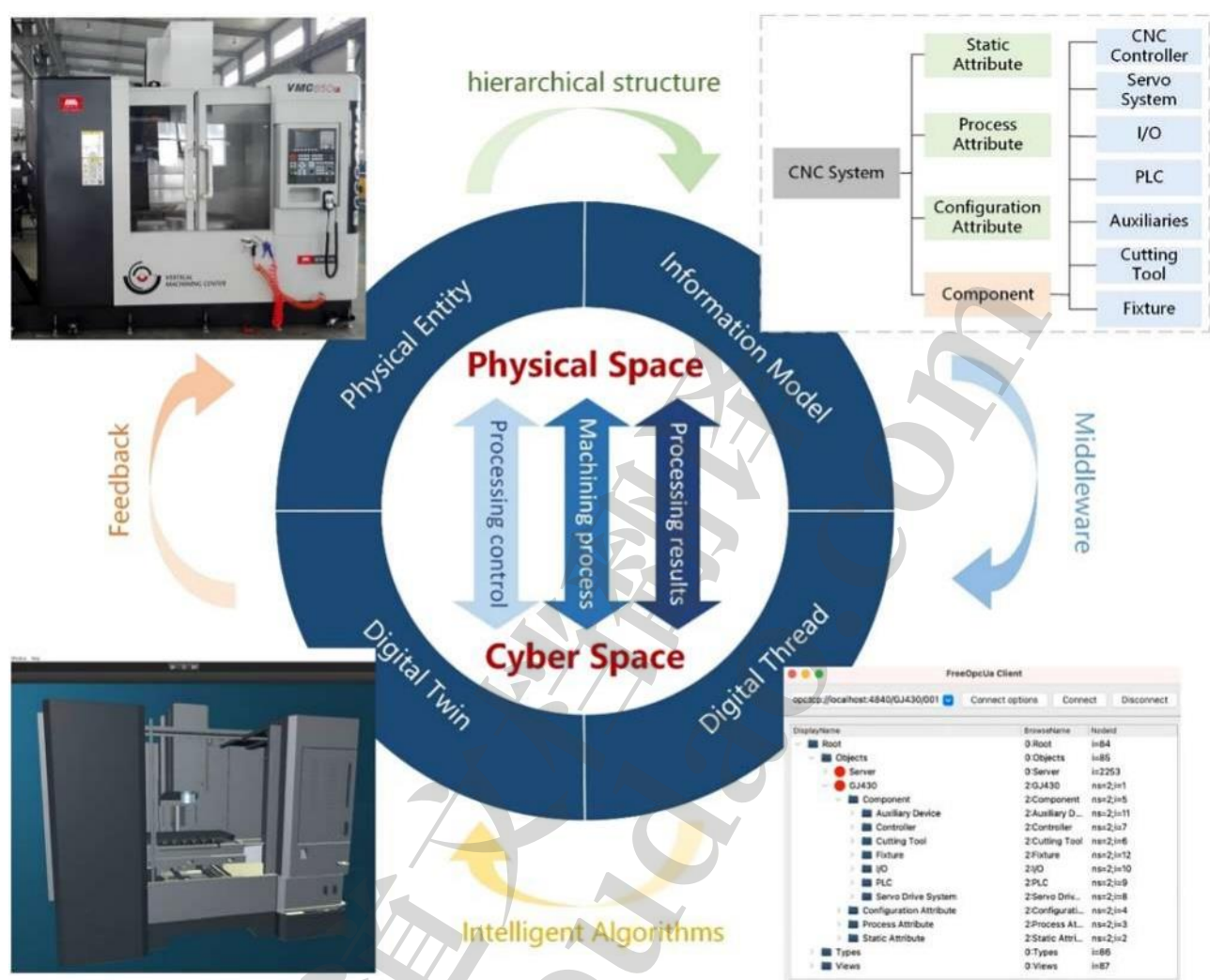


图 5 所示。DT 建模过程。

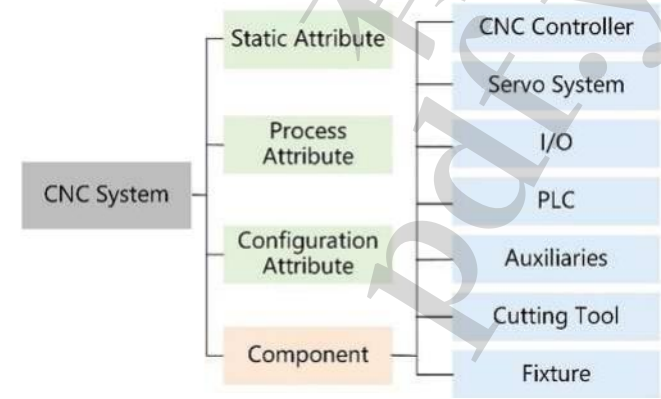


图 6 所示。CNC 系统的信息模型。

由一组静态属性、流程属性、配置属性和一组组件组成。静态属性集描述了 CNC 的固有属性，过程属性集描述了系统在运行过程中的特征，配置属性集是执行一项任务所需的相关配置。部件集是 CNC 设备描述模型的物理或逻辑部分，包括 CNC 控制器、

伺服系统，I/O,PLC，辅助设备，刀具和夹具。

数字线程——由于 CNC 的多样性，不同设备供应商之间的通信端口和协议不能互操作，从而限制了通信。实现设备集成和信息共享并不容易。数字线程技术扩展了 DT 数据集成的范围和深度，通过模板映射消除了异构性，在典型的标准规范中实现了一致的表达，并为 CNC 设备之间的互连和互操作提供了支持。目前国内外采用的领先数字线程技术有 MTConnect 和 OPC UA(OLE for Process Control Unified Architecture)。与 MTConnect 相比，OPC UA 采用面向对象的地址空间建立通信，支持属性、特征、方法、事件等多种数据类型。OPC UA 通过在服务器运行时添加和删除节点来动态调整 IM，为用户定制模型提供了最大的便利[41,42]。为了促进虚实数据的交互与融合，利用前期研究开发的中间件[43]，采用 OPC UA 方法构建 DT 模型。

机制模型(Mechanism model)——目前，DT 模型的研究主要集中在构造几何和物理维度，而不是能够反映实体行为和规则的 MMs[44]。不充分和不完整的 DT 模型将削弱虚拟实体的真实感，进而影响模拟和预测的准确性。因此，除了 IM，DT 模型还必须包含机制模型

反映了物理实体和规则的行为。一方面，以基于 AI 算法的理论推导为指导，将其与经验/控制理论模型相结合，共同构建具有高保真度和高精度的综合模型;一方面，以基于 AI 算法的理论推导为指导，将其与经验/控制理论模型相结合，共同构建具有高保真度和高精度的综合模型;另一方面，考虑到 CNC 系统是一个行为受多种因素影响的复杂系统，通过集成多学科、多尺度的模型来建立机理模型，以保证 DT 模型的完整性。

模型部署与优化决策 IM 和 MM 能够从不同的空间和时间角度描述物理实体的属性、行为和特征，反映其在加工过程中随时间推移的运行状态和变化。它们共同构成了一个 DT 模型，能够更好地描述 CNC 系统在不同环境下的实时响应和行为，形成最优决策指令，执行反馈控制，指导加工过程[44,45]。为了缓解云计算的压力，基于 CNC 系统的层次结构，部署 EI 分布式的 DT 模型。在云端选择并训练智能算法，制定任务的分区策略，将分区后的模型分别下载到边缘节点和边缘服务器，由边缘节点和边缘服务器协同处理实时数据。

3.4. 基于EI的部署方法

与云计算相比，边缘计算提供了一种低延迟的方法。然而，随着物联网和 AI 的普及，越来越多的传感器被部署在工业现场，算法的复杂性和数据的规模也相应增长。此外，实时监测、故障诊断和预测等 DT 应用对实时数据处理提出了更严格的要求。传统的数据处理方法[46,47]使用单节点串行执行的单服务器对数据处理任务进行划分，有助于减少延迟。分区点之前的任务留给边缘节点，而剩余的任务则卸载给边缘服务器。处理时间的两部分与数据传输时间叠加作为数据处理时间。然而，这种数据处理方法并不适用于 CNC 系统的 DT。一方面，节点和服务器之间一对一的对应关系意味着更高的数据处理成本。另一方面，边缘服务器处理深度 dnn 的延迟更短。而且，这种以降低延迟为唯一评估指标的数据处理方式，往往会将更多的数据交给边缘服务器进行处理，而忽略边缘节点。这种方法会导致服务器来不及处理的大量数据被丢弃，系统吞吐量也会降低，对应用服务质量的帮助更小。

针对 CNC 系统 DT 处理的实际应用场景，提出了一种任务划分方法，即在每个 CNC 系统上部署边缘节点，并在车间部署边缘服务器。该工作采用 MISD (Multiple Instruction stream Single Data - stream)流水线结构，以一对多的关系处理边缘服务器与边缘节点之间的数据，其中边缘节点是并行的，而边缘服务器是串行的。在 τ 作为时间片的情况下，管道的每个处理层都有专用的功能和重叠操作。这种数据处理方法可以充分利用边缘节点，有效减少数据丢弃量，提高应用服务质量。下文将详细介绍所提出的方法。

首先，将数据处理过程分为 N 个子任务， S_i 表示第 i 个子任务，其中 $i = 1, 2, \dots, N$, D_i 表示 S_i 执行的输出数据大小， $f(S_i)$ 为 S_i 执行的延时时间。数据处理任务通过边缘计算进行划分，j 表示划分后要由边缘节点处理的子任务数量，其中 $j =$

$0, 1, \dots, N$ 。当 $j = 0$ 时，所有子任务都卸载到边缘服务器执行，当 $j = N$ 时，所有子任务都在边缘节点执行。

在下一步中，给出了 MISD 流水线每一段的延迟模型。数据处理延迟由边缘节点执行、网络传输和边缘服务器执行组成。

1)边缘节点任务模型

边缘节点并行批量处理多组数据。假设每个边缘节点接收相同的数据处理任务，节点具有相同的计算能力，对于任何节点的数据处理任务，边缘节点的执行延迟分为两个部分:分割点之前的节点处理子任务延迟和结果上传延迟。将当前可用带宽定义为 B_{device} ，边缘节点执行延迟记为

$$t_{device} = \sum_{i=0}^j f(S_i) + D_j / B_{device} \tag{1}$$

1)边缘服务器任务模型

边缘服务器当前可用带宽记为 B_{edge} ，连接到单个节点时的执行延迟包括子任务处理延迟和数据下载延迟，记为

$$t'_{edge} = \sum_{i=j+1}^N f(S_i) + D_j / B_{edge} \tag{2}$$

边缘服务器实际访问的节点数记为 m ，最大可访问的节点数记为 m ，其中 $m \leq m$ 采用非抢占式 CPU 分配串行执行，可能出现空闲时间。因此，边缘服务器的实际处理延迟 t_{edge} 应满足 $m t'_{edge} \leq t_{edge} \leq m t'_{edge}$ 。

1)传播模式

数据通信延迟 t_{tran} 由数据传播延迟和转发延迟组成。其中，传播延迟是数据在传输通道上传播所需的时间，只与传输通道长度有关，而转发延迟则包含数据在输入输出缓冲区中的排队延迟和执行转发处理数据块所需的处理延迟。

最后给出了任务切片条件。只有在流水线加载[48]的稳定状态下，才能保证每个时钟周期输出一个结果的最大速率。因此，在 3 级流水线中执行最慢的组件所需的时间是时间片长度，即 $\tau = \max\{t_{device}, t_{tran}, t_{edge}\}$ 。流水线处理每个进程需要等待上一个进程处理的数据，数据处理延迟为 $T = t_{device} + t_{tran} + t_{edge}$ 。当管道满时，系统吞吐量 $\theta = 1/\tau$ ，选择的时间片越小，如果满足时延要求，系统吞吐量将越大。高吞吐量意味着更少的数据丢弃，这对模型精度是有利的。

4.ei 驱动的 DT 的任务部署算法

4.1. 任务划分算法

3.4 节利用边缘计算对智能算法进行划分和部署，希望在保证实时性的同时最大化系统吞吐量，进一步提高系统的应用效率。模型的最优划分点取决于 DNN 的拓扑结构、设备的计算能力以及

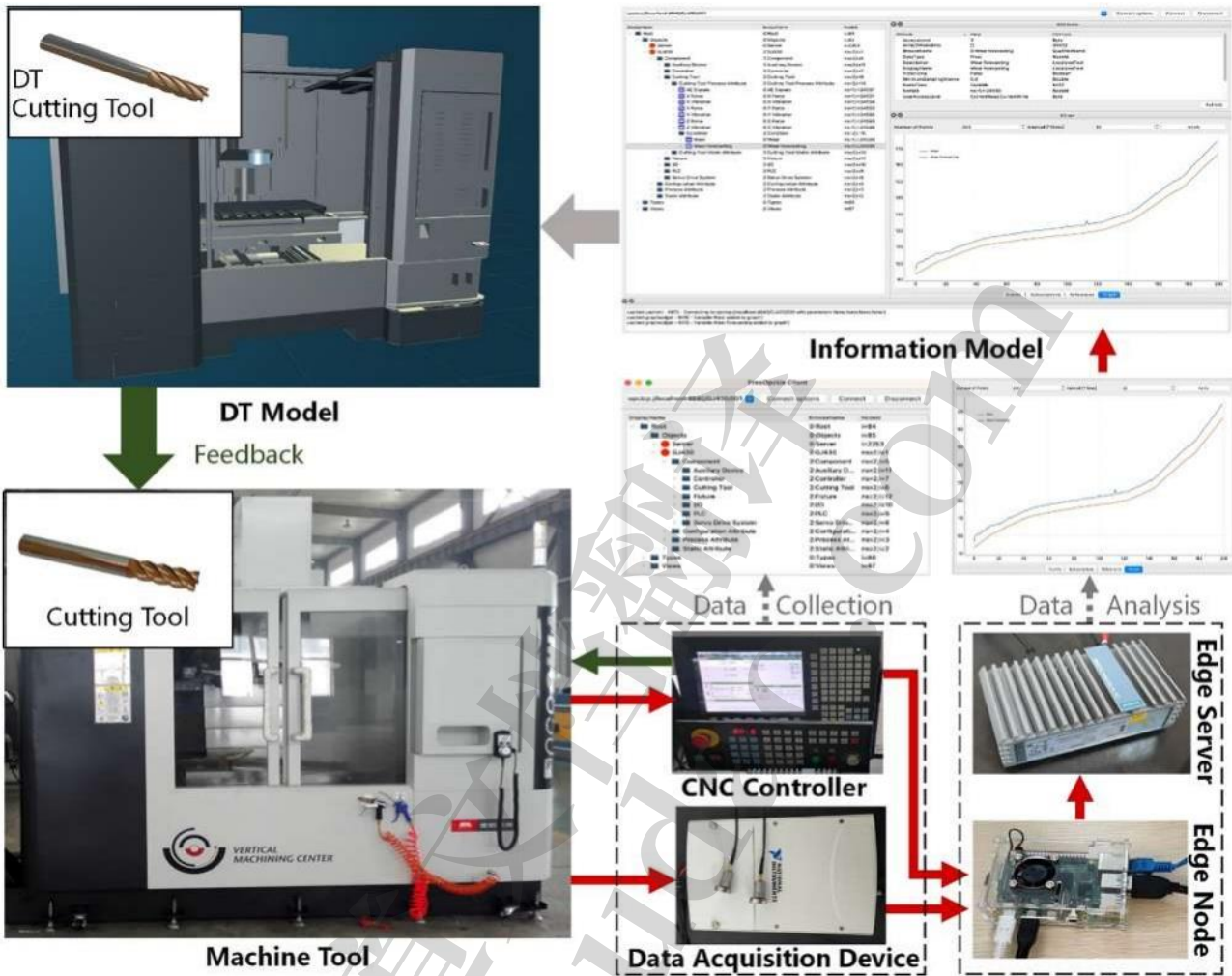


图 7所示。实验环境和工作流程。

网络状态，表现为每个子任务的计算和数据大小变化。具体的任务划分算法如下。

任务初始化——获取边缘节点和边缘服务器的计算能力，分析目标子任务。对于包含 N 个子任务的数据处理任务，分别为每个子任务 S_i 初始化边缘节点的执行延迟 TN_i 和边缘服务器的执行延迟 TE_i 。由于子任务的推理延迟仅取决于硬件设备的计算能力，因此同一硬件只需要初始化一次，设备执行每个子任务的延迟 $f(S_i)$ 可从实际测量中获得。

任务分析——根据 3.4 节的描述，边节点并行执行分区点之前的子任务。数据处理时间为 $\sum_{jk=0}^{Nk} TN_k$ ，上传时间为 D_i/B 设备。边缘服务器串行执行每个节点卸载给服务器的剩余子任务。由于节点在不确定的时间向边缘服务器发送任务，边缘服务器可能处于空闲状态。此外，将边缘服务器的任务执行时间标记为 $M(\sum_{Nk=j+1}^{Nk} TE_k + D_j/Bedge)$ 。由于数据传输时间 $ttran$ 的计算比较复杂，本文采用实时监测的方式来获取。

分区点选择——本文使用时片长度来描述系统的吞吐量。此外，计算了所有候选点对应的延迟和时间片长度。候选点在每个子任务之后。对于满足延迟要求的候选点，本文比较它们的时间片

长度逐一进行比较。时间片长度最小的那个，即。，选择最广泛的系统吞吐量作为最优分区点。输出分区决策和相应的系统延迟。

4.2. 模型选择算法

算法 1 可以在给定的算法模型下，根据延迟需求，为数据处理任务选择最优分区点，最大化吞吐量。然而，在工业现场，应用程序对吞吐率和模型精度有不同的考虑。模型剪枝等方法可以以模型精度为代价，有效提高吞吐量。因此，如何平衡模型精度和吞吐量，针对不同的应用选择合适的算法模型，就成为了一个新的问题。

在算法 1 的基础上，提出了一种自适应选择算法模型的方法。它为利用基于系统延迟、准确性和替代算法模型的吞吐量的评估函数的应用程序提供了不同模型的自动化和及时评估。

e_i 驱动的 DT 主要应用机器学习来解决分类和回归问题。对于这两类问题，使用不同的指标来评估其算法的能力。本文分别为它们定义了评估函数。

对于分类问题，评价函数定义为

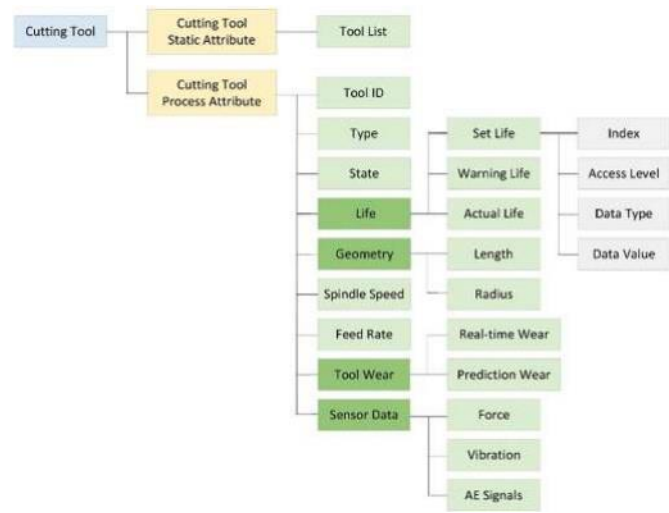


图 8所示。刀具信息模型。

遵循。

$$h(acc, \theta, p) = \frac{1}{\alpha} \ln \frac{1 + \alpha \cdot acc}{1 - \alpha \cdot acc} + \frac{\theta}{p} \quad (3)$$

式中 acc 为 DNN 模型的准确率，1 为延迟需求， θ 为系统吞吐量，p 为管道段数，Y 为准确率阈值，a 为大于 0 的常数因子，用户可以根据生产需求设置。

对于回归问题，模型的拟合误差用损失表示，评价函数如下。

$$h(loss, \theta, p) = \frac{1}{\alpha} \ln \frac{1 + \alpha \cdot loss}{1 - \alpha \cdot loss} + \frac{\theta}{p} \quad (4)$$

其具体选择方法与分类问题相同，评价函数由式(4)计算，备选模型的拟合误差越小，评价值越高。将评估值最高的备选模型输出。

DNN 模型自适应选择算法如算法 2 所示。首先，输入满足应用最大容忍延迟和精度要求的备选 DNN 模型。初始化替代 DNN 模型的吞吐率、准确率或误差。其次，计算所有备选 DNN 模型的评价值 $E(M_j)$ 。最后，选取评价值最高的样本作为 DNN 模型的最优输出。

5.实验研究

CNC 铣床由于其生产效率高，在机械制造领域得到了广泛的应用。刀具作为切削的直接执行者，是 CNC 铣床最容易损坏的部件。传统的切削过程主要依靠加工人员的主观经验判断刀具磨损程度来更换刀具。这可能导致刀具在磨损超出其限制之前就被撤回，或者刀具被剧烈磨损但未被更换[49]的情况。未充分使用的工具将导致更高的生产成本。同时，不及时更换刀具，会影响产品质量和加工精度，损坏机床，危及人员安全。因此，需要对刀具磨损进行实时监测和预测。

为了解决上述问题，本节以 CNC eii 驱动的 DT 治疗为例，建立刀具 DT 治疗模型，配置边缘计算环境，并通过提出的任务划分和模型选择算法部署 DT 治疗模型。

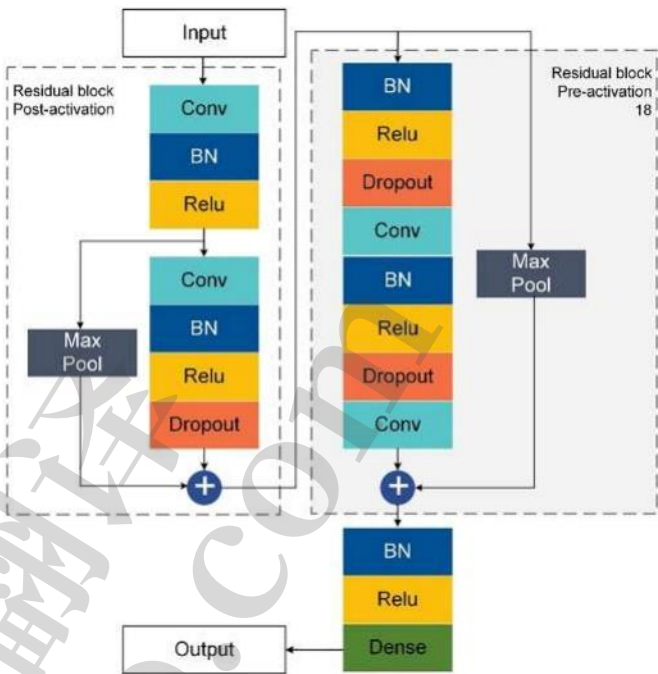


图 9所示。基于 ResNet 的刀具磨损实时监测模型。

5.1.实验装置

CNC 控制器采用 Golding CNC 系统 GJ430，边缘节点采用 RaspberryPi 4B，边缘服务器采用 SIMATIC NANOBOX PC 的实验环境和工作流程如图 7 所示。GJ430 和数据采集设备采集处理过程中产生的实时数据，以构建 IM。边缘节点和边缘服务器部署了智能算法，以诊断和预测刀具磨损。最后，通过可视化客户端实时监控工具状态，并通过 GJ430 提供反馈控制。

5.2.刀具信息建模

本节按照 3.3 节给出的方法建立刀具的 IM，如图 8 所示。刀具是 CNC 的重要组成部分，它包括工艺属性集和静态属性集。静态属性集的数据就是刀具列表。工艺属性集包括所用刀具的信息，如刀具 ID、类型、状态、寿命(设定寿命、预警寿命和实际寿命)、几何参数(刀具长度和半径)、额定主轴转速和进给速度、刀具磨损(实际和预测磨损)和传感器数据，包括机械、加速度和声发射(AE)信号。每个数据项包含了对指标、访问级别、数据类型和数据值的描述。

使用 OPC UA 实现了 IM 到 DT 模型的映射过程。IM 中的每一项数据都对应着 OPC UA 地址空间中的一个节点，节点之间的引用关系由 IM 的层次结构决定。用户可以通过支持 OPC UA 标准的各种客户端访问服务器，获取 OPC UA 地址空间中的工具信息，加载、浏览和修改工具 IM。

通过订阅 OPC UA 服务器节点“磨损预测”，可以实现工具的管理和维护。当磨损预测值达到预警寿命时，OPC UA 服务器可以通过 CNC 系统提供的错误通道将故障信息实时发送到 CNC 系统，触发报警并将相应的刀具故障信息显示在 CNC 系统的人机界面上，提示操作者对刀具进行管理和维护。

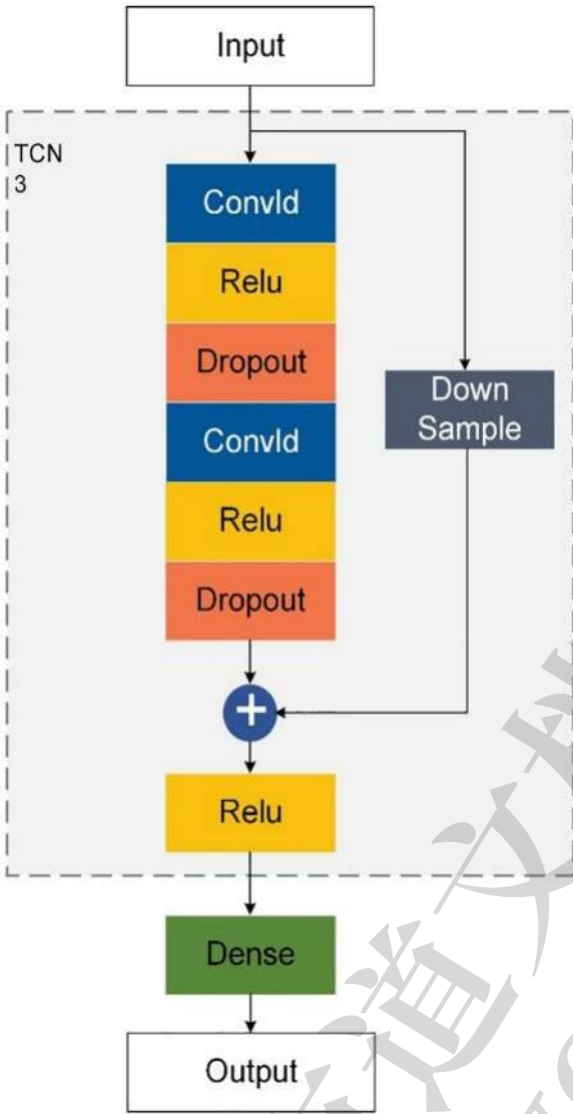


图 10 所示。基于 tcn 的刀具磨损预测模型。

5.3. 机制模型部署

5.3.1. 模型选择

刀具磨损是一个动态、时变、非线性和随机的过程，存在许多可能的干扰。DNN 具有良好的学习能力，可以通过多层表示建立传感器信号与实际刀具磨损之间的复杂关系。现有研究普遍认为，网络越深，模型的精度越高。然而，随着网络深度的增加，退化现象往往会发生。ResNet 在保证网络深度的同时，可以有效地解决深度网络退化现象。文献[50]使用 ResNet 实时监测工具磨损情况。基于 ResNet 的刀具磨损实时监测模型如图 9 所示，其中 Conv 表示卷积层，BN 表示批归一化层，Dense 表示全连接层。

在此基础上，Sun 等[50]利用 LSTM 预测刀具磨损情况。然而，时间卷积网络(Temporal Convolutional Network, TCN)具有梯度稳定、训练速度快、接受域大小灵活、输入长度可变的[51]等特点。为了选择合适的预测模型，本文设计了 3 块 TCN 模型，如图 10 所示。

现有的 LSTM 模型和本文设计的 TCN 模型分别训练 200 个循环。的输入数据大小

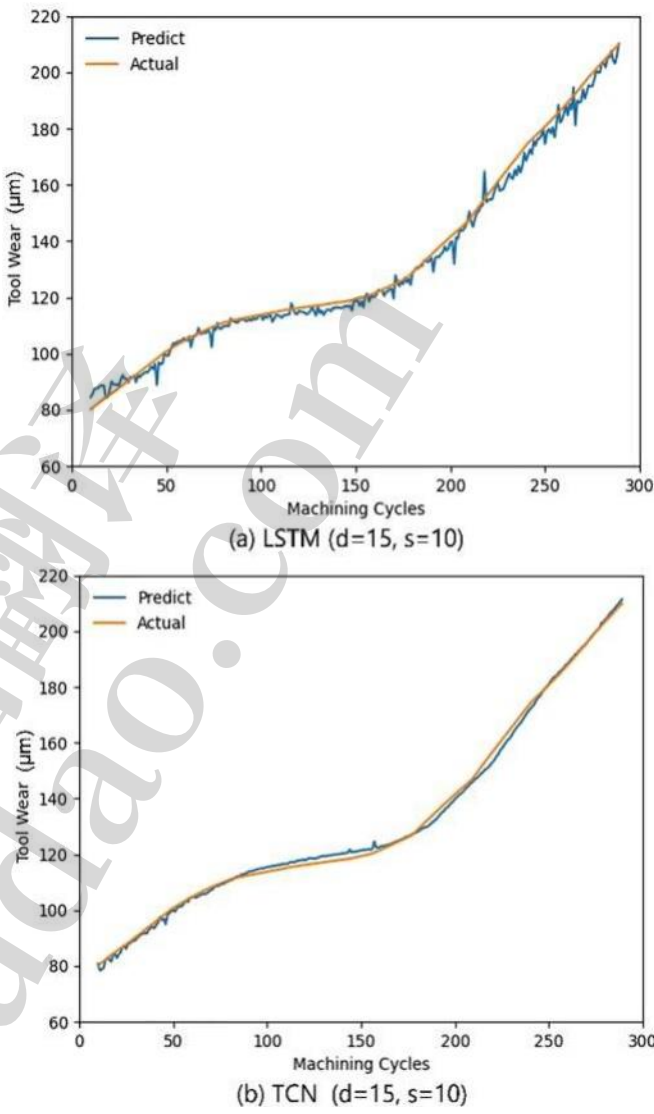


图 11所示。刀具磨损预测的结果。

表 1 模型对比

DNN	RMSE	MAE	节点执行延迟	服务器执行延迟
模型			(女士)	(女士)
LSTM	7.47	6.21	12.27	6.82
TCN	3.67	3.17	20.45	11.37

模型为 15 次加工后的刀具磨损值，预测步骤为 10 次加工。刀具磨损预测结果如图 11 所示。采用均方根误差(RMSE)和绝对误差(MAE)描述模型损失。如表 1 所示，TCN 模型实时性较好，模型损耗偏差较小。根据算法 2，本文最终选择 TCN 模型进行刀具磨损状态预测。

5.3.2. 任务划分

利用 ResNet 和 TCN 对刀具磨损状况进行诊断和预测。数据处理流程如图 12 所示。数据处理任务按照算法 1 进行划分和部署，候选点位于每个子任务之后。子任务划分如表 2 所示。输入数据是由 x 轴力、y 轴力、z 轴力、x 轴力组成的 7 维时间序列

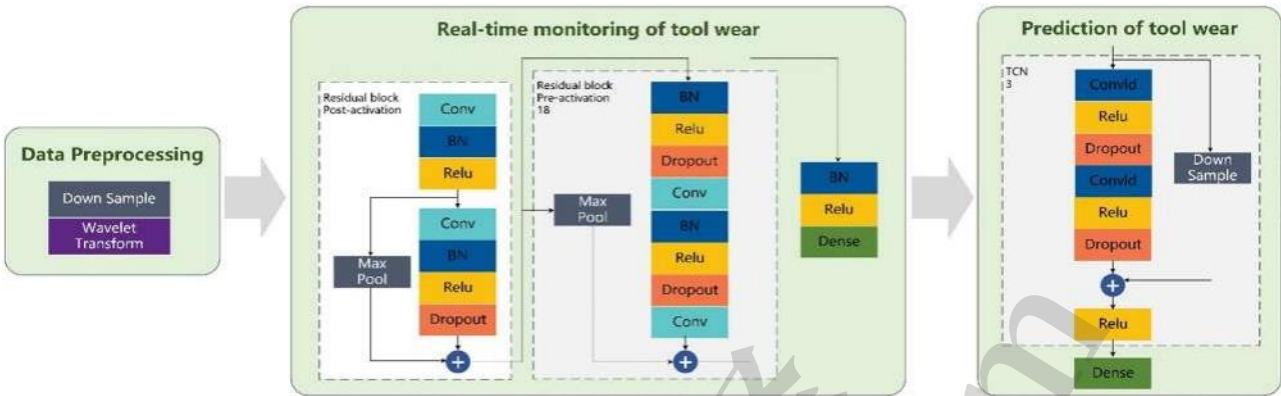


图 12所示。数据处理流程。

表 2 子任务划分

阶段	子任务	组件	输出
数据预处理	0	下采样	7 * 5000
	1	小波变换	7 * 1255
实时刀具磨损监控	2	残差块后-activation	128 * 626
	3	剩余块预激活	128 * 313
	4	[0]	128 * 313
	5	剩余块预激活	128 * 157
	6	[1]	128 * 157
	7	剩余块预激活	128 * 79
	8	[2]	128 * 79
	9	剩余块预激活	128 * 40
	10	[3]	128 * 40
	11	剩余块预激活	128 * 20
	12	[4]	128 * 10
	13	剩余块预激活	128 * 10
	14	[5]	128 * 5
	15	剩余块预激活	128 * 5
	16	[6]	128 * 3
	17	剩余块预激活	128 * 3
	18	[7]	128 * 3
刀具磨损预测	19	剩余块预激活	128 * 3
	20	[8]	128 * 3

振动、y 轴振动、z 轴振动，以及传感器和 GJ430 采集的 AE 信号。具体任务划分步骤如下。

首先，在边缘节点和服务器初始化每个子任务的执行延迟。记录如图 13 所示。

接下来，计算的数据处理延迟和吞吐率

算法 1 任务划分算法

1: 输入:
2: N: 子任务数
3: {Si i = 1, ..., N}: 第 i 个子任务
4: {Di i = 1, ..., N}: Si 的输出数据大小
5: ti(Si): 执行 Si 的延迟
6: Bdevice: 节点当前可用带宽
7: Bedge: 边缘服务器当前可用带宽
8: M: 可连接服务器的最大节点数
9: l: 时延要求
10: 输出:
11: 分区决策
12: 过程
13: 对于 1 中的每一个 i, ..., N 做
14: TNi ← fdevice(Si)
15: TEi ← fedge(Si)
16: 结束
17: τmin ← l, PartitionPoint ← 0
18: 对于 j = 0, j ≤ N, j = j + 1 做
19: tdevice = ∑ jk=0 TNk + Dj / Bdevice, t1 ← tdevice
20: t2 ← ttran
21: t'edge = ∑ Nk=j+1 TEk + Dj / Bedge, t3 ← Mtedge
22: τj = max{t1, t2, t3}, Tj = t1 + t2 + t3
23: 如果 Tj ≤ l, 则
24: 如果 τj ≤ τmin 则
25: τmin ← τj, 分区点 ← j
26: 日: 如果
27: 日: 如果
28: 结束
29: 返回分区点和 Tmin

每个候选点。最优分区点由推理延迟和吞吐率两个指标定义。如图 14 所示，本文使用不同的颜色来表示流水线不同阶段数据处理的延迟，并使用不同的符号来区分用于做出决策的不同指标。菱形符号标记了吞吐率最高的分区点。星形符号标记推理时延满足实时性要求时吞吐

率最高的分区点，即 p_{max} ，最优分区点。系统的最大可容忍延迟设置为480ms。当边缘服务器连接两个边缘节点时(图 14 (a))，最优吞吐率对应的分区点的推理延迟满足延迟要求，即为最优分区点。当服务器连接到 4

个边缘节点时(图 14 (b))，最优吞吐率对应的分区点的推理延迟超过了最大可容忍延迟。在满足时延要求的候选点中，选择吞吐率最高的点作为最优分区点进行模型划分。

算法 2 模型选择算法

```
1:输入:
2:{Mj|j = 1,2, ..., R}:DNN 模型
3:l:潜伏期要求
4:Y:阈值
5:a:自定义系数
6:E(Mj):DNN 模型 Mj 的评估
7:输出:
8:最优 DNN 模型
9:过程
10:for (j = 1;j ≤ R;j++)做
11:hmax = 0, Moptimal=
0
12:if Target== accuracy then
13:hj (accj, θj,pj)←E(Mj)
14:else if Target== loss then
15:hj (lossj, θj,pj)←E(Mj)
16:结束 if
17:如果 hmax ≤ E(Mj),
则
18:hmax = E(Mj),
Moptimal=Mj
19:结束如
果
20:结束
21:返回最优 DNN 模型 Mj
```

5.4. 数字孪生应用

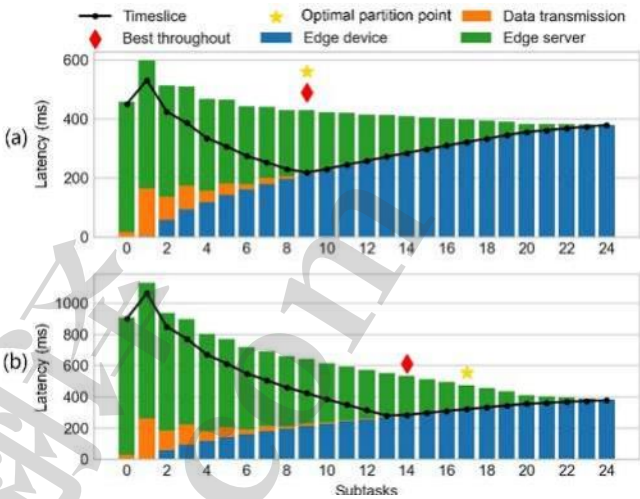


图 14所示。分区点选择。

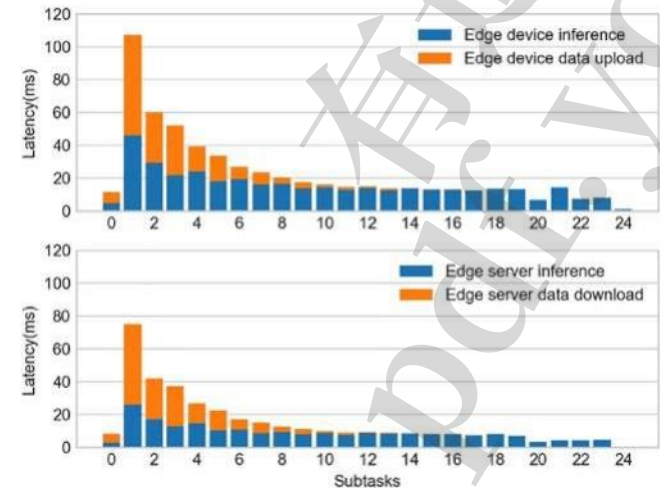


图 13所示。子任务的执行延迟。

边缘节点在分区点之前执行模型，并通过 WebSocket 将结果发送到边缘服务器。边缘服务器在分区点之后执行模型，并将结果发送给 OPC UA 服务器。用户通过客户端访问服务器获取工具条件。OPC UA 提供了两种主要的通信方式:客户端-服务器和发布-订阅(PubSub)。服务器通过定义的服务[52]为客户端提供访问信息，而 PubSub 则允许 LAN(局域网)上的多个授权客户端(订阅者)访问 OPC UA 服务器(发布者)发布的数据。

本文基于数控系统 IM 开发了 OPC UA 服务器，并将其集成到 GJ430 数控系统中。服务器配置，如端口号、安全证书等，在服务器初始化阶段设置。然后根据 XML 文件提供的数控系统 IM，在 OPC UA 服务器端节点空间中定义节点属性和节点间引用关系，在服务器端建立相应的 OPC UA 模型;将数据节点的数据源与 GJ430 数控动态链接库提供的数据读取功能绑定，实现节点数据的实时更新。最后，启动服务器监听器，在控制台接口中返回服务器地址空间的访问地址。

为了实现刀具磨损的诊断与预测，OPC UA 服务器以警告寿命作为事件的触发条件。当服务器检测到预测磨损达到其警告寿命时，即触发该事件。，刀具磨损接近超过正常范围时，触发事件。而且，所有订阅事件的客户端都可以从服务器获取通知信息。此外，现场操作人员可以及时进行刀具维护。

任何支持 OPC UA 标准的客户端都可以通过 OPC UA 服务器提供的端口访问数控系统的 DT 模型。DT 实现不依赖于客户端，用户

在应用 DT 模型时具有更大的灵活性。因此，本文使用开源的客户端接口来呈现刀具磨损和预测结果。

如图 15 所示，客户端包含三个主要区域。要连接客户端和服务器，在顶部的地址栏中输入 URL。屏幕下方显示客户端连接状态。连接成功后，1 区显示当前连接的 CNC 系统(GJ430)的 IM。服务器提供的 OPC UA 模型节点以树状结构显示。用户可以通过浏览 IM 了解 CNC 系统的逻辑结构和可访问的数据项。通过点击节点列表中的数据项，用户可以在区域 2 中查看所选节点的属性，包括访问级别、NodeId、NodeClass 和数据类型。通过对实时数据的分析，在区域 3 中将不可见的变化显式化，包括订阅事件报警、订阅数据项显示、服务器引用关系、图像显示等。如图 15 所示，将“预测磨损”和“实时磨损”数据项加载到图块中。设置采样间隔为 250ms，可实时查看刀具磨损情况的变化曲线。横坐标表示时间，纵坐标表示磨损值(μm)。

这种基于 eii 的 DT 允许用户快速、可靠地获得实时的工具状态。基于此，操作人员可以对刀具进行预测性维护，从而提高加工质量，进一步保证剩余刀具寿命利用率，降低生产成本。

6.结论

CNC 系统的 DT 技术是实现智能制造最有前途的技术之一。本文从智能制造的发展需求出发，开展基于边缘智能的 CNC 系统 DT 关键技术的研究，针对工业领域有限的计算资源和网络资源，无法满足智能化和实时性的要求，提出 CNC 系统 DT 的解决方案。主要贡献总结如下。

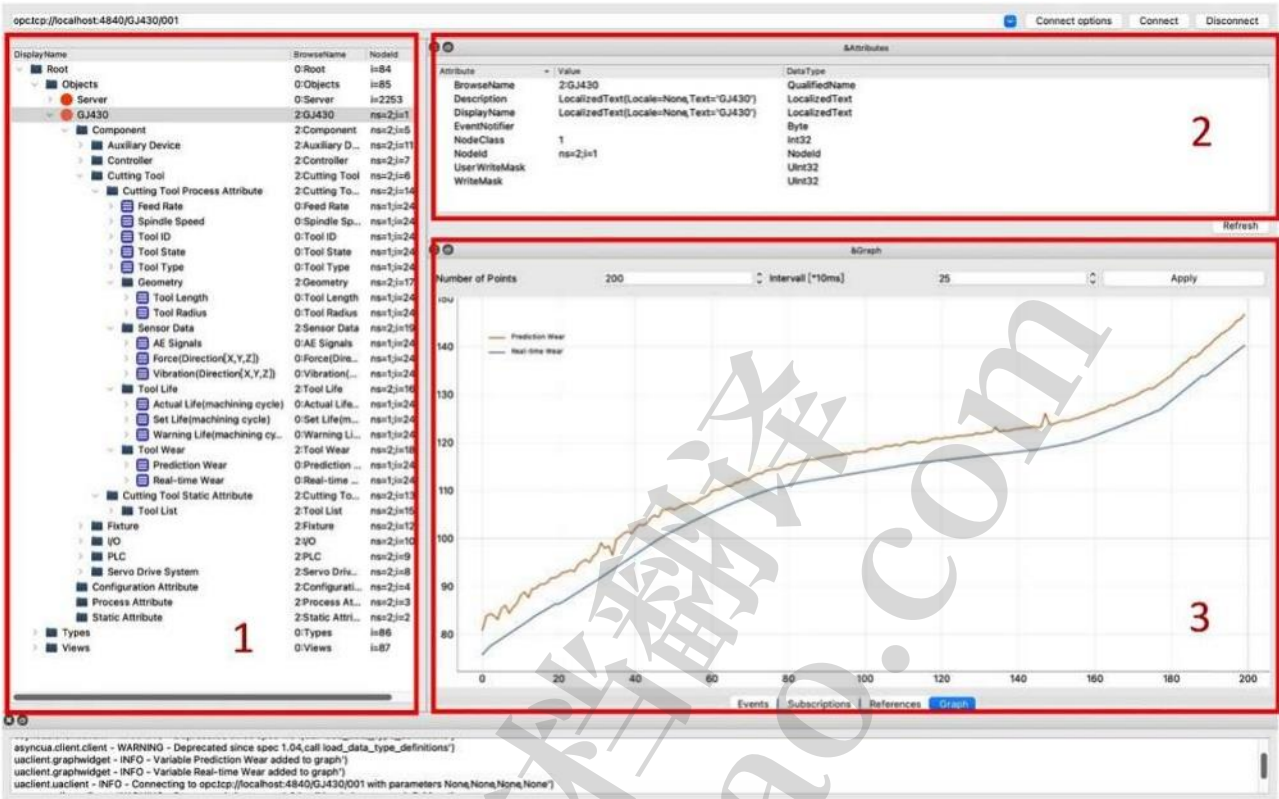


图 15所示。可视化客户端。

首先，分析了智能 CNC 系统的需求，提出了一种利用边缘计算突破 CNC 系统实时服务瓶颈的层次化建模理论方法。在此背景下，提出了一种 EI 驱动的 CNC 系统 DT 体系结构，并详细阐述了 CNC 系统 DT 建模方法。此外，在 CNC 系统分层 DT 模型的分布式部署过程中，提出了模型划分算法，在保证实时服务的基础上提高了模型吞吐量。为了进一步降低安装阶段模型剖析的人工开销，本文提出了一种模型选择算法，为应用程序提供及时的自动模型评估。满足了对吞吐率和模型精度的各种要求。最后，给出了基于 ei 驱动的⑤CNC⑥系统 DT 的加工过程刀具磨损诊断与预测的实例研究。

实现 CNC 系统的智能化是其主要目标。本文的研究工作仅对 CNC 系统 DT 模型的构造方法和部署方法进行了初步探讨，所提出的 ei 驱动的⑤CNC⑥系统 DT 体系结构还有待丰富和完善。在未来的研究方面，我们将为用户提供更多的功能和服务，丰富其机械模型，并将所提方法的应用扩展到轨迹规划、表面粗糙度检测和刀具抖振等实用功能。并且假设所有边节点在部署 DT 模型时具有相同的任务模型，下一步将根据车间的实际情况，研究未来当边节点具有不同的任务模型时，如何划分智能算法模型的部署。

信用作者贡献声明

宇 概念化，方法论，软件，形式化分析。董宇 监理、项目管理。王楚婷 资源、数据策展、写作——原稿。胡一：岳丽：。

利益竞争声明

所有作者均未披露任何相关关系。数据可用性
数据将根据要求提供。

致谢

这项工作得到辽宁省高水平创新创业团队的支持，资助项目为 XLYC1902091。

参考文献

[1] X. Xu, 面向制造新时代的机床 4.0.Int. J. Adv. Manuf. technology. 92 (2017) 1893-1900, <https://doi.org/10.1007/s00170-017-0300-7>.

刘 B., 张 y, 吕 J, 马吉德 A. Majeed, 陈长辉, D.张 D.基于深度迁移学习的 CPS 支持机器人制造过程识别方法。第一版。中国. Manuf. 70 (2021), 102128, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2021.102128>.

[3] Qi Q., 陶丰, T. Hu, N. Anwer, A. Liu, 魏玉云, L. Wang, a.y.c.nce, 数字双胞胎使能技术和工具, J.Manuf. Syst. 58 (2021) 3 - 21, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.10001>.

陆剑锋, 盛伟, 陈林, 郝卓, 工业互联网支持的数字孪生工作室, 2019.

《数字孪生:缓解复杂系统中不可预测的、不受欢迎的突现行为》,《跨界》。教渝。复杂系统。新发现。途径(2016)85-113, https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7_4.

[6] J.张, 邓超, 郑平, 徐, 马焱, 基于边缘计算的信息物理机床开发, 机器人。第一版。中国. Manuf. 67 (2021), 102042, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.102042>.

刘志强, 刘志强, 刘志强, 智能制造系统中认知系统的建模与应用, Manuf 与应用, 2018,12(4):562 - 562。

罗 W., T. Hu, 张, 魏玉云, CNC 机床数字孪生模型:建模与使用策略, J. Ambient 英特尔. Humaniz. 计算. 10 (2019)1129-1140, <https://doi.org/10.1007/s12652-018-0946-5>.

[9] Y. Lu, X. 徐, 云制造设备和大数据分析, 以实现按需制造服务, 机器人. 第一版. 中国. *Manuf* 57 (2019)92-102, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2018.11.006>.

Y. Yusof, K. Latif, 一种面向开放式结构 CNC 系统的 ISO 6983 解释器, *Int. J. Adv. Manuf 技术*. 80 (2015)1777-1786, <https://doi.org/10.1007/s00170-015-7117-z>.

Wang, 马焱, 张, 高仁祥, 吴东, 深度学习在智能制造中的应用, *Manuf 系统科学*, 48 (2018)144-156, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.003>.

郑平, 徐昕, 徐, 陈长辉, 一种数据驱动的云环境下个性化智能互联产品协同开发的信息物理方法, *J. 英特尔*. *Manuf* 31 (2020)3-18, <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1430-y>.

李政民, 林斌, 吴国洪, 戴伟昌, 吕, 基于动态无冲突策略的智能机器人移动实现系统, *adv. Eng. 通知*. (2019) 42, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2019.100998>.

陶丰, 程建华, Qi Q., ihub:基于信息物理系统的面向智能制造的工业物联网中心, *IEEE 传输*. *Ind. Inform* 14 (2018) 2271-2280, <https://doi.org/10.1109/TII.2017.2759178>.

[15] M. Zolanvari, M.A. Teixeira, L. Gupta, K.M. Khan, R. Jain, 基于机器学习的工业物联网网络脆弱性分析, *IEEE 物联网 J*. 6 (2019) 6822-6834, <https://doi.org/10.1109/jiot.2019.2912022>.

[16] B. 刘, 张, 张, 郑平, 基于边缘云业务流程驱动的 CPS 和 IIoT 工业智能产品服务系统解决方案设计, *adv. Eng. 通知*. 42 (2019), 100984, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2019.100984>.

[17] P. Mach, Z. Becvar, 移动边缘计算:体系结构与计算迁移研究综述, *IEEE 通信*. 测量员导师. 19 (2017)1628-1656, <https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2682318>.

欧阳涛, 周振中, 陈旭, 陈, 面向移动边缘计算的移动感知动态服务放置, *中国信息工程学报*, *IEEE*, 2019.

杨超, Wang, 兰淑琴, Wang, 沈伟, 黄国强, 面向智能机器人的深度学习模型云边设备协同机制, 机器人. 第一版. 中国. *Manuf* 77 (2022), 102351, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102351>.

史伟, 曹军, 张, 李, 徐, 边缘计算:视觉与挑战, *IEEE 互联网物联网学报*, 2016 (3):637-646, <https://doi.org/10.1109/jioj.2016.2579198>.

[21] 周振中, 陈, 李, 曾丽丽, 罗 W., J. 张, 边缘智能:用边缘计算铺就人工智能的最后一英里, *Proc. IEEE (2019)* 1-25, <https://doi.org/10.1109/JPROC.2019.2918951>.

[22] T. Rausch, S. Dustdar, Edge intelligence: the convergence of human, things, and AI, 见: *IEEE 国际云工程会议论文集 (IC2E)*, *IEEE*, 2019, 第 86-96 页.

陶丰, 程建华, Qi Q., 张 m, 张 h, 隋峰, 基于大数据的数字双驱动产品设计与服务, *Int. Manuf 技术* (2018) 3563-3576, <https://doi.org/10.1007/s00170-017-0233-1>.

刘辰, 张, 冷俊, 陈新强, 自动化流水制造系统的数字双驱动快速个性化设计, *国际学术*. *J. Prod. Res*. 57 (2019) 3903-3919, <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1471243>.

陆勇, 刘辰, 王启科, 王 w, 黄洪, 徐旭, 数字双驱动智能制造:内涵, 参考模型, 应用与研究, 机器人. 计算机; 中国. *Manuf* 61 (2020), 101837, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101837>.

王 w, 张, 钟荣义, 一种基于机器学习之物料搬运方法, 机器人. 计算机; 中国. *Manuf* 61 (2020), 101849, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101849>.

[27] Predix 平台 | GE Digital, 2022 (未注明). (无日期). <https://www.ge.com/digital/iiot平台>. (无日期).

[28] azure digital twins 概述 (微软 Docs, 微软. 2022 (北达科他州)). <https://docs.microsoft.com/en-us/azure/digital-twins/about-digital-twins>, (n.d.). (无日期).

[29] 数字双胞胎 | 西门子, 2022 (nd.). <https://www.plmautomation.siemens.com/global/en/our-story/glossary/digital-twin/24465>, (未注明). (无日期).

[30] N.D. Lane, S. Bhattacharya, A. Mathur, C. Forlivesi, F. Kawsar, DXTK:使用 DeepX 工具包在移动和嵌入式设备上实现资源高效的深度学习, 第 8 届 EAI 移动计算国际会议, 《应用与服务》(2016), <https://doi.org/10.4108/eai.30-11-2016.2267463>.

[31] S. Teerapittayanon, B. McDanel, H.T. Kung, 分布式神经网络 over the cloud, the edge and end devices, 载: *Proceedings of the IEEE 第 37 届分布式计算系统国际会议, IEEE*, 2017, pp. 328-339.

姜永强, j. a Hauswald, C. C. Gao, A. Rovinski, T. Mudge, J. Mars, L. Tang, 神经外科医生:云与移动边缘的协同智能, *ACM SIGPLAN Not* 52 (2017) 615-629, <https://doi.org/10.1145/3037697.3037698>.

[33] 余 h, Jie Y., Miao L., 基于联邦学习的视频监控智能边缘计算技术, *J. Commun*. 41 (2020) 109-115, <https://doi.org/10.11959/j.issn.1000>.

李 E., 曾林, 周众, 陈新, 基于边缘计算的人工智能边缘计算, 按需加速深度神经网络推理 XX (2019) 1-11.

罗 w, 胡涛, 叶晔, 张, 魏玉英, 数字孪生驱动 CNC 机床混合预测维护方法, 机器人. 计算机; 中国. *Manuf* 65 (2020), 101974, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.101974>.

钟文斌, 罗小春, 罗, 张文良, 蔡永凯, 丁飞, H.T. 孙宇哲, 基于数控加工的自由曲面刀具轨迹插值与平滑, *机械工程学报*, 国际学术. J. 奥托姆. 计算机; (2020) 17, <https://doi.org/10.1007/s11633-019-1190-y>.

叶晔, 胡涛, 杨赞, 朱伟, 张, 一种基于知识的数控机床控制器智能工艺规划方法, 英特尔. *Manuf* 31 (2020)1751-1767, <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1401-3>.

刘海峰, 刘志强, 徐旭东, 钟荣义, 基于多模态模型的信息物理融合机床系统开发方法, *Manuf 与计算机学报*, 48 (2018): 1284 - 1284, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.02.001>.

[39] GB/T 39561.2-2020, 数控设备互连与互操作第 2 部分:设备描述型号 [S] (2022) (未注明). (无日期).

[40] GB/T 39561.4-2020, 数控设备互连与互操作第 4 部分:数控机床对象字典 [S] (2022) (n.d.). (无日期).

[41] J.J. Jasperneite, A. Neumann, F. Pethig, OPC UA 与 MTConnect, 计算机. 奥特曼. (2015) 16.

A. 马丁斯, J. Lucas, H. Costelha, C. Neves, 为 CNC 机床开发 OPC UA 服务器, *prodia 计算机*. *Sci*. 180 (2021) 561-570, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.276>.

王振宇, 胡玉英, 王振宇, 余 h, 基于 OPC UA 的 CNC 机床监控系统研究, *中国控制与决策会议论文集*, *IEEE*, 2019, pp. 3489-3493.

费天亮, 李维然, 费天亮等, 五维数字孪生模型及其应用, 计算机. 中国. *Manuf. 系统*. 25 (2019) 1-18.

[45] ft m. Zhang A.Y.C. 娘家姓的背景和数字的双胞胎的概念, 数字双驱动的智能制造 (2019) 3-28, <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-817630-6.00001-1>.

曾林, 李 E., 周众, 陈新, Boomerang: 工业物联网边缘智能的按需协作深度神经网络推理, *IEEE 网络学报*, 33 (2019) 96-103, <https://doi.org/10.1109/MNET.001.1800506>.

刘志强, 刘志强, 刘志强, 刘志强: 基于深度神经网络的快速推理方法, 《中国模式识别研究进展》, *IEEE*, 2016, pp. 464 - 469.

[48] A. Halaas, B. Svingen, M. Nedland, p.s @ trom, O. Snoøve, O.R. Birkeland, 一种用于模式匹配的递归 MISD 结构, *IEEE 转换*. 超大规模整合器. 系统 12 (2004) 727-734, <https://doi.org/10.1109/TVLSI.2004.830918>.

李勇, 刘春华, 高军, 刘春华, 马洛波, 一种基于元学习的刀具磨损量动态监测与预测方法, *中国机械工程学报* (2019). [cirp.2019.03.010](https://doi.org/10.1016/j.cirp.2019.03.010).

孙慧, 张军, 莫然, 张军, 基于深度学习的刀具状态预测, 机器人. 第一版. 中国. *Manuf* 64 (2020), 101924, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101924>.

张志强, 张志强, 张志强, 一种用于序列建模的通用卷积和递归网络的实证评估方法 (2018). 271 年 [http://arxiv.org/abs/1803.01](https://arxiv.org/abs/1803.01).

《工业通信的趋势》, 第 29 期. 相依 Cybern. 信息学, KI 2018. 2018-janua 2018, 第 1-5 页, <https://doi.org/10.1109/CYBERI.2018.8337560>.

有道文档翻译
pdf.youdao.com