

云-雾-边-端协同的农业装备数字孪生系统研究

郭大方^{1,2} 杜岳峰^{1,2} 栗晓宇^{1,2} 李国润^{1,2} 陈 度^{1,2} 宋正河^{1,2}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学现代农业装备优化设计北京市重点实验室, 北京 100083)

摘要: 数字孪生是一种实现虚实融合的先进理念,能够解决农业装备全生命周期中的复杂性和不确定性问题,促进农业机械化和农业装备产业的转型升级。目前,农业装备数字孪生尚处起步阶段,缺乏实用解决方案和典型应用案例。为此,基于数字孪生和农业装备的特点,融合多维模型和移动边缘计算技术,提出一种云-雾-边-端协同的数字孪生系统架构与运行机制。以籽粒直收型玉米联合收获机为对象,针对脱粒过程中籽粒破碎率高的问题,开发大型联合收获机的数字孪生原型系统,实现模型预测、模型更新、实时监测和优化决策等功能,并开展田间试验。试验结果显示:数字孪生系统有效提高了虚拟模型的适应能力,使虚拟模型保持良好的预测效果;基于数字孪生的决策优化方法有效降低了籽粒破碎率,相较于手动收获模式,籽粒破碎率平均值降低 24.24%;相较于反馈控制模式,籽粒破碎率平均值降低 15.78%,说明原型系统能够有效改善玉米籽粒收获质量,所提出的系统架构和实现方法可行。

关键词: 农业装备; 数字孪生; 边缘计算; 玉米脱粒; 决策优化

中图分类号: S24; TP272 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)10-0133-09 OSID: 

Digital Twin System for Agricultural Machinery with Cloud – Fog – Edge – Terminal Architecture

GUO Dafang^{1,2} DU Yuefeng^{1,2} LI Xiaoyu^{1,2} LI Guorun^{1,2} CHEN Du^{1,2} SONG Zhenghe^{1,2}

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Beijing Key Laboratory of Optimized Design for Modern Agricultural Equipment, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The concept of digital twin represents a cutting-edge approach that seamlessly integrates virtual and real-world environments, effectively addressing complexity and uncertainty issues encountered throughout the lifecycle of agricultural equipment. This innovation is poised to accelerate the transformation and modernization of the agricultural mechanization and equipment industry. However, the practical application of digital twin technology for agricultural machinery is still in its nascent stages, and typical case studies and practical solutions are yet to be developed. In light of the unique characteristics of digital twin and agricultural machinery, a cloud – fog – edge – terminal collaborative digital twin system architecture and operation mechanism was proposed, integrating the 5D model and mobile edge computing technology. Specially, a digital twin prototype system for a large corn harvester with grain direct harvesting capabilities was developed, focusing on the high broken grain rate during the threshing process. This system enabled functions such as model prediction, model update, real-time monitoring, and optimization decision-making. Field experiments were conducted, the results showed that the digital twin system effectively enhanced the adaptability of the virtual model, maintaining good predictive performance. Furthermore, the decision optimization method based on digital twin can reduce the broken grain rate by an average of 24.24% compared with manual harvesting mode, and by an average of 15.78% compared with feedback control mode. These findings confirmed that the prototype system can effectively improve the quality of corn grain harvesting. Overall, the proposed system architecture and implementation method were feasible and can provide a reference for further research and application of digital twin in the agricultural machinery industry.

Key words: agricultural machinery; digital twin; edge calculation; corn threshing; decision optimization

收稿日期: 2023-03-14 修回日期: 2023-06-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(52175258)和现代农业装备设计与智能制造创新平台项目(2021XDRHXMPT29)

作者简介: 郭大方(1995—),男,博士生,主要从事农业装备数字孪生与智能控制技术研究,E-mail: dafang.guo@cau.edu.cn

通信作者: 杜岳峰(1984—),男,副教授,博士生导师,主要从事农业装备数字化设计与自动控制技术研究,E-mail: dyf@cau.edu.cn

0 引言

数字孪生是多种信息技术加速碰撞、融合而催生的全新理念,能够打通物理世界与数字空间形成综合决策,为现实事物提供全生命周期服务^[1-3]。数字孪生正逐步成为新一轮科技革命和产业变革中,各行各业特别是制造业加快数字化转型的重要力量。在农业装备领域开展数字孪生研究,有利于提高我国农业装备水平,有助于加速推进农业机械化 and 农业装备产业转型升级。

近年来,科研人员不断推进智能化设计^[4]、智能测控^[5-6]、物联网、大数据^[7]和人工智能等数字孪生使能技术在农业装备领域的落地实用,并积极促进农业装备与智慧农业、无人农场^[8]的建设快速发展,国内农业装备企业的研发模式、研发手段、数据管控和设计制造管理水平也日益提高,已初步具备开展数字孪生研究的必要条件。然而,农业装备数字孪生仍面临着不可忽视的挑战,农业装备及其作业过程复杂导致模型开发难度大,国产农业装备电气化、信息化、智能化总体水平滞后,农机物联网、大数据中心等新型基础设施不完善,传感采集、信息通信、数据存储等重要环节尚未形成统一标准等,都为农业装备数字孪生的研究与应用增加了困难。特别是数字孪生具有多元性的特点,需要多维度、小粒度的实时数据作为支撑,对系统架构的合理性要求更加严格。在结合数字孪生与农业装备特点的同时,如何实现系统各要素的有效部署,是农业装备数字孪生首先要解决的问题。

目前,农业装备领域内的主流研究仍集中在建模仿真、智能测控和人工智能等关键使能技术,极少直接面向数字孪生本身。在检索到的文献中,ZHANG 等^[9]提出大功率拖拉机数字孪生的构建方法和运行机制,开发了用于改善拖拉机耕作业质量的数字孪生系统,并通过试验验证了方法的有效性。NEMTINOV 等^[10]提出了一种建立复杂农业装备数字孪生模型的方法,HOODOROZHKOV 等^[11]基于 Matlab 可视化编程为轮式拖拉机开发了高精度数字孪生模型,但未能将模型部署至数字孪生系统中。总之,农业装备数字孪生研究尚处于萌芽阶段,农业装备数字孪生缺乏实用化的系统级解决方案和典型应用案例。然而,在机床^[12]、智能汽车^[13]、移动通信^[14]等领域中,云计算和移动边缘计算等技术逐渐兴起和应用,云-雾-边-端高效协同工作可以提供超低时延和高带宽的服务环境和云计算能力,这为农业装备数字孪生的实用化提供了参考。

针对上述需求与问题,本研究旨在探索农业装

备与数字孪生结合的方式,面向实际落地应用提出云-雾-边-端协同的农业装备数字孪生系统架构,并以籽粒直收型玉米联合收获机为对象,以降低脱粒过程中的籽粒破碎率为目标,开发一个原型系统,实现模型预测、模型更新、实时监测和优化决策等功能,并在田间作业环境中验证系统的有效性,为数字孪生或类似的信息物理系统在农业装备领域中的应用提供参考。

1 系统架构

1.1 数字孪生框架

农业装备数字孪生旨在为农业装备建立实时数据驱动的高保真虚拟模型,并利用信息技术的分析处理能力实现虚实同步演化与交互融合,从而洞察农业装备的属性、状态与行为,建立综合决策能力,解决农业装备全生命周期中的复杂性和不确定性问题。

根据 GRIEVES^[15]提出的三维模型和陶飞等^[16]提出的五维模型,农业装备数字孪生系统中包括物理实体、虚拟模型、连接、孪生数据和服务 5 个核心要素,如图 1 所示。其中,物理实体是具备感知与执行功能的农业装备。虚拟模型是农业装备的高保真虚拟模型。连接是实现系统各要素之间信息交互的基础。孪生数据是系统中所有数据的集合,包括实时感知数据、模型仿真数据、虚实融合数据和孪生服务数据等。孪生服务既包括维持系统运行的功能性服务,也包括解决实际应用需求的业务性服务。

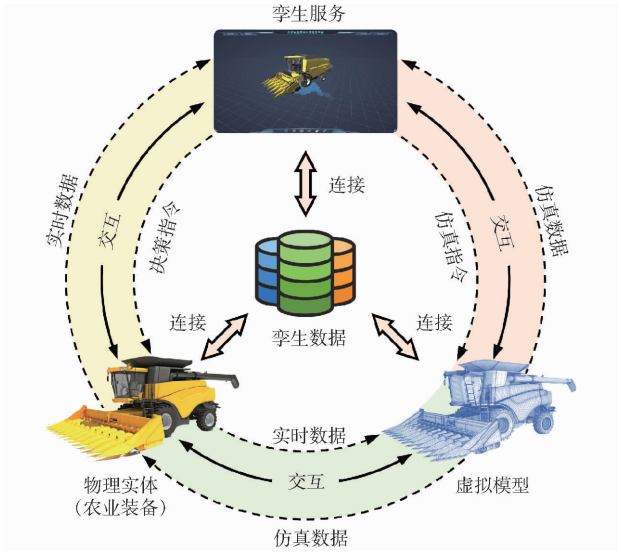


图 1 基于五维模型的农业装备数字孪生框架
Fig. 1 Framework of digital twin for agricultural machinery based on 5D model

农业装备数字孪生系统的运行机制如下:①虚拟模型在数据驱动下精确追踪和同步农业装备状态。②孪生服务评估农业装备的运行状态,利用虚

拟模型仿真开展优化决策,并交由农业装备执行。
③孪生服务利用数据对自身和虚拟模型进行校验和更新。
④系统运行所积累的模型和数据可以在农业装备全生命周期中发挥作用。

1.2 云-雾-边-端架构与机制

研究实践发现,构建农业装备数字孪生系统面临以下问题:①数字孪生系统需要高效处理海量数据和运行大量复杂的模型和算法。②数字孪生对数据和运算准确性、时效性要求很高。③农业装备在田间移动作业,必须通过无线通信接入系统。④农业装备对安全性、稳定性、低时延要求很高。⑤农业生产具有较强的季节性,系统在作业季压力巨大。

云-端架构物联网的数据传输距离长、系统弹性差,很难满足上述需求。移动边缘计算通过在网络边缘部署计算和存储资源,能为移动网络提供超低时延和高带宽的服务环境和云计算能力^[17-18],为解决上述问题提供了思路。利用云服务器、雾服务器^[19]、边缘设备和农业装备组成云-雾-边-端协同的异构计算系统,将琐碎的低算力数据处理任务和高实时性需求的孪生服务向农业装备一侧倾斜,有利于缓解时延大、稳定性差和安全性低等问题,有助于实现数字孪生系统的快速部署、高效运行、云端协同和有机统一。

图 2 展示了云-雾-边-端协同的农业装备数字孪生系统的概念原型。其中,“端”指农业装备;“边”指安装在农业装备上的嵌入式边缘设备,一方面能够实现本地数据处理,缓解服务器压力,另一方面可以部署与测控相关的智能算法,提升农业装备的能力;“雾”指放置在背靠农场通信基站的机房中的雾服务器,分担“云”端压力,实现数据算法、虚拟模型和实时孪生服务的高效运行,同时协同“云”端服务;“云”指部署在远程机房中的云服务器,具备强大的计算存储资源和可扩展性,用于部署高算力、准/非实时的孪生服务。具体地,农业装备与边缘设备通过现场总线通信,边缘设备与雾服务器通过 4G/5G 网络通信,雾服务器与云服务器通过光纤宽带网络通信。

基于云-雾-边-端架构的农业装备数字孪生系统的运行机制如图 3 所示。首先,农业装备感知“人-机-物-环境”的运行状态。边缘设备处理数据后上传至雾服务器。雾服务器利用数据和虚拟模型开展实时业务服务,将决策结果下发至边缘设备与农业装备。运行过程中,雾服务器在数据的驱动下定时评估虚拟模型并进行小版本的模型参数更新,同时向云服务器反馈运行情况。云服务器依据所有雾服务器的反馈数据对虚拟模型和算法进行大版本



图 2 云-雾-边-端架构的概念原型

Fig. 2 Conceptual prototype of cloud - fog - edge - terminal architecture

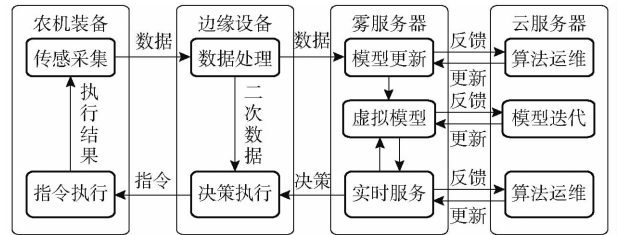


图 3 系统的运行机制

Fig. 3 Operating mechanism of system

的迭代和优化,然后下发并部署至雾服务器。

根据上述架构、概念原型和运行机制,图 4 给出了一个理想化的农业装备数字孪生系统在云、雾、边、端方面的细节,可以作为系统实现的参考。

2 系统实现

大型玉米籽粒直收联合收获机融合机、电、液等技术,可以一次完成摘穗、剥皮、脱粒、清选、收集和还田等工序,能够降低农民劳动强度、提高农业生产率和减少粮食损失,是复杂农业机械的典型代表。因此,以联合收获机为对象开发原型系统具有广泛的参考价值,并且对农业装备精准化、智能化作业具有重要的意义。

本研究针对玉米联合收获机作业过程中籽粒破碎率高这一关系到粮食损失的重要问题,选择五征 4LZ-8 型玉米联合收获机,参考图 4 开发一个简单的数字孪生原型系统,验证所提出架构的可行性。

2.1 农业装备(端)

五征 4LZ-8 型玉米联合收获机的感知与执行功能如图 5 所示,检测了谷物产量 Q 、发动机负载率 η 、行驶速度 v 、脱粒滚筒转速 n 、凹板间隙 δ 和籽粒破碎率 Z ,总计 6 个参数^[20-21],还开发了 v 、 n 和 δ 的 PID 闭环控制系统。

2.2 边缘设备(边)

基于研华 UNO-3000G 型工控机开发了边缘

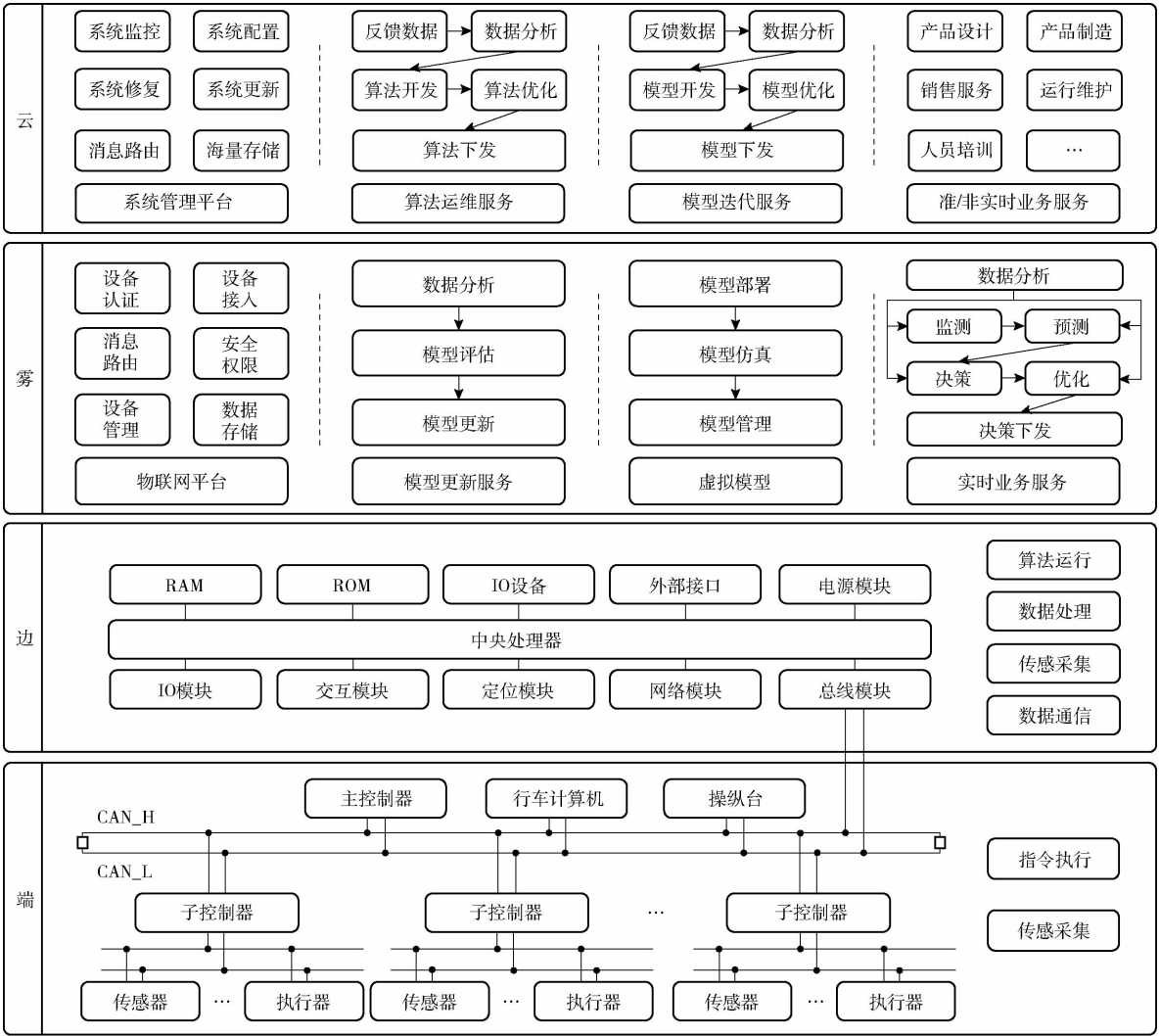


图4 云-雾-边-端协同的农业装备数字孪生系统

Fig.4 Digital twin system for agricultural machinery with cloud - fog - edge - terminal architecture

设备原型机(图6)。该边缘设备安装在联合收获机的驾驶室中。其中,工控机是中央处理单元,通过 PCIe - CAN 卡和 4G 路由器分别实现总线通信和移动网络通信。设备能够实现 CAN 报文和 JSON 格式的双向转换,并且内置了防脉冲干扰平均值滤波算法

$$x' = \frac{1}{N-2} \sum_{k=2}^{N-1} x_k \tag{1}$$

式中 N ——采样数, $N > 2$, 取 10
 x_k ——所有采样数据按照由小到大排列后的第 k 个值, 即 $x_2 \leq \dots \leq x_k \leq \dots \leq x_N$
 x' ——滤波后数据

2.3 雾服务器(雾)

在配置如表 1 所示的戴尔 T7920 型工作站上开发了雾服务器,实际部署有物联网平台、虚拟模型、模型更新服务和实时业务服务 4 部分。

2.3.1 物联网平台

物联网平台是雾服务器的数据中心和连接中

心,集成有通信服务器程序和 MySQL&Redis 数据库,实现雾服务器与边缘设备、云服务器之间的通信,以及数据存储。为了方便用户管理接入雾服务器的农业装备,开发了 Web 服务器程序和页面(图 7),包括新增设备、设备管理、数据管理等功能。

2.3.2 虚拟模型

理论分析、试验分析和数据分析是构建虚拟模型的 3 种主要手段。数据模型相较于试验模型和理论模型^[22-23],具有结果准确、时效性高和使用便捷的特点,因此采用基于数据的建模方法。

在联合收获机脱粒“作物-机械”系统中, Q 、 η 、 v 、 n 和 δ 是系统输入, Z_s 是系统输出。选用多层感知机(Multilayer perceptron, MLP)神经网络构建描述输入量与输出量间关系的虚拟模型(图 8)

$$\begin{cases} \mathbf{H}^{(0)} = \mathbf{X} \\ \mathbf{H}^{(i)} = \sigma_i(\mathbf{H}^{(i-1)} \mathbf{W}^{(i)} + \mathbf{b}^{(i)}) \\ \mathbf{Y} = \mathbf{H}^{(i_{\max})} \mathbf{W}^{(i_{\max}+1)} + \mathbf{b}^{(i_{\max}+1)} \\ \sigma_i(x) = \text{ReLU}(x) = \max(x, 0) \end{cases} \tag{2}$$

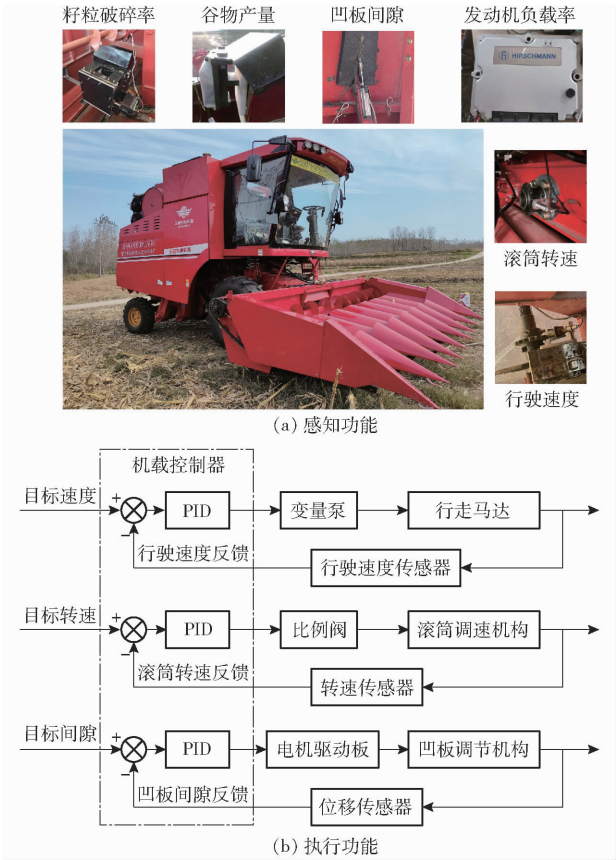


图 5 玉米联合收获机的感知与执行功能

Fig.5 Sensing and executive function of corn kernel harvester



Fig.6 Prototype of edge device

表 1 雾服务器配置	
Tab.1 Configuration of fog server	
元部件	配置
处理器	2 × Intel Xeon Silver 4210R 2.4 GHz
内存	64 GB
硬盘	256 GB SSD + 4 TB HDD
显卡	NVIDIA RTX3080TI 12 GB
操作系统	Windows Server 2022 DataCenter 64 bit

式中 X ——MLP 神经网络输入

$H^{(i)}$ ——第 i 个隐藏层输出, $i \in (0, i_{\max}]$

$W^{(i)}$ ——第 i 个隐藏层权重, $i \in (0, i_{\max}]$

$b^{(i)}$ ——第 i 个隐藏层偏置, $i \in (0, i_{\max}]$

σ_i ——第 i 个隐藏层激活函数

Y ——MLP 神经网络输出

$W^{(i_{\max}+1)}$ ——输出层权重

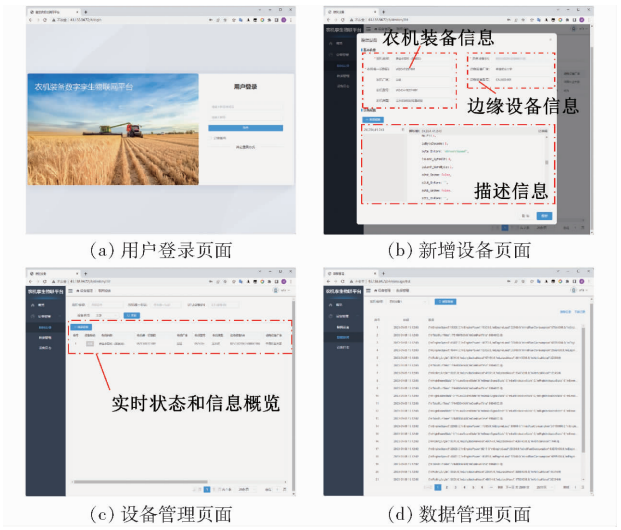


图 7 物联网平台 Web 页面

Fig.7 Web page of IoT platform

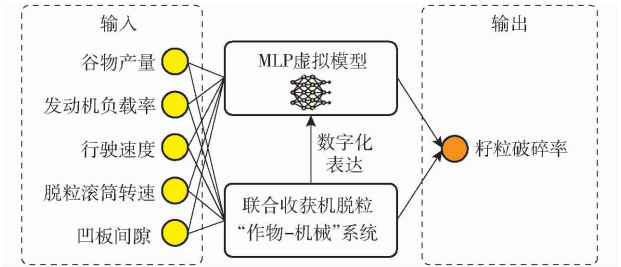


Fig.8 Virtual model based on MLP neural network

$b^{(i_{\max}+1)}$ ——输出层偏置

在关于构建联合收获机神经网络模型的现有研究^[24-25]中,为了避免过拟合,一般采用隐藏层数量小于等于 3 个和单层神经元数量小于等于 10 个的“小”模型。但是,数字孪生要求虚拟模型具有通过更新来适应物理实体最新状态的潜力,同时模型的更新机制可以改善过拟合问题,所以应设法得到一个较“大”的模型。因此,为了使模型尽可能学习到更深层次的规律,采用了迁移学习中的“预训练-微调”方法^[26]。首先,利用来自不同机型、时间、地域的数据得到粗糙的预训练模型。然后在预训练模型的基础上,利用来自目标联合收获机的数据继续做针对性训练,最终得到一个精度满足训练要求且具有更新潜力的模型。

表 2 展示了训练数据的来源,其中数据的采样频率为 0.5 Hz。在数据预处理中,首先采用双线性插值法填补缺失数据,再通过

$$x'_{j,k} = \frac{x_{j,k} - \mu_j}{\sigma_j} \tag{3}$$

式中 $x_{j,k}$ ——第 j 个输入特征 x_j 的第 k 个值

μ_j —— x_j 中所有数据均值

σ_j —— x_j 中所有数据标准差

将每个输入特征标准化,最后分别对预训练和微调

训练两个阶段的数据集按照 7:3 的比例划分训练集和验证集。

表 2 训练数据来源
Tab.2 Source of training data

训练阶段	机器型号	时间	地点	数据量/条
预训练	勇猛 4YL-6	2018 年 9 月	天津市	2×10^4
	五征 4YL-5	2019 年 10 月	山东省青岛市	5×10^3
	五征 4YL-5	2019 年 10 月	山东省日照市	5×10^3
	五征 4YL-5	2020 年 10 月	山东省青岛市	5×10^3
微调训练	五征 4LZ-8	2020 年 9 月	山东省日照市	1×10^4
	五征 4LZ-8	2021 年 10 月	山东省日照市	1×10^4

籽粒破碎率 Z_s 通常在 5% 左右。在模型训练中,若直接采用均方根误差 (RMSE) 作为损失函数训练模型,会导致训练损失很快收敛到一个很小的范围,从而影响训练效果。为了避免这种情况发生,使模型训练更多地考虑相对误差,采用先将真实值和预测值各自取对数后再求 RMSE 的方式计算模型损失,计算式为

$$L = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (\lg y_k - \lg \hat{y}_k)^2}$$
 (4)

式中 y_k ——模型第 k 个输出量真实值
 $\hat{y}_k$ ——模型第 k 个输出量预测值
 M ——模型输出量个数,取 1
 L ——模型损失值

采用初始学习率为 1×10^{-3} ,学习倍率为 0.9 的 Adam 梯度下降算法^[27]训练模型。经过反复尝试,训练得到隐藏层个数 $i_{\max}$ 为 5,隐藏层神经元个数依次为 10、15、15、10、4 的 MLP 神经网络模型。

2.3.3 模型更新服务

在大部分情况下,一个适应能力强、更新潜力大的虚拟模型无需改动自身结构,仅通过模型更新服务微调即可适应物理实体实际变化。

图 9 展示了模型更新服务的运行流程。 T_1 为每相邻两次模型更新服务的时间间隔。若不考虑外界因素导致突发状况,“作物-机械”系统的变化是一个持续而缓慢的过程,模型更新服务的工作频率无需太高,这里取 T_1 为 1 200 s。首先,获取 T_1 内的监测数据,并整理为数据集 D 。然后,将 D 作为测试集,评估当前模型在 D 上的损失 L 。取阈值 L_t 为 0.01,若 $L < L_t$,则不更新模型,等待间隔时间 T_1 后直接运行下一次更新服务。若 $L \geq L_t$,则按照 7:3 的比例将 D 划分训练集 D_t 和验证集 D_v ,在当前模型的基础上继续训练。待训练结束后更新模型参数,等待间隔时间 T_1 后运行下一次更新服务。

2.3.4 实时业务服务

为了降低籽粒破碎率,提出基于数字孪生的控

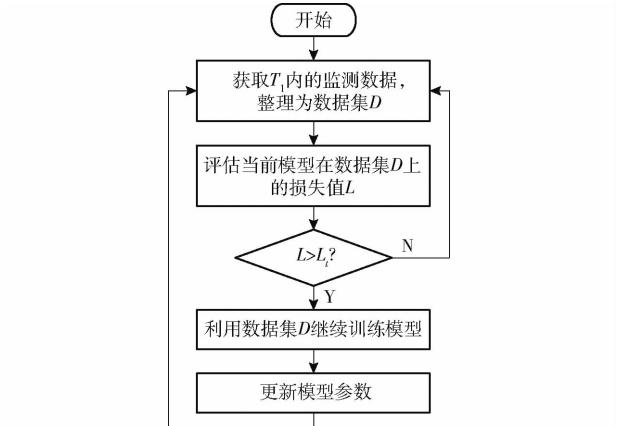


图 9 模型更新服务的运行流程图
Fig. 9 Running flow chart of model update service

制决策优化方法,并开发相应的业务服务。利用实时数据和虚拟模型实现对 v 、 n 和 δ 控制目标值的优化决策。

图 10 展示了优化决策服务的运行流程。 T_2 为每相邻两次优化的时间间隔,取 120 s,首先获取 T_2 内的监测数据并计算籽粒破碎率的均值 $\bar{Z}_s$ 。然后,判断 $\bar{Z}_s$ 是否超过设定的阈值 γ 。其中, γ 取 3.7%,若 $\bar{Z}_s < \gamma$,则间隔时间 T_2 后运行下一次优化服务。若 $\bar{Z}_s \geq \gamma$,则将当前 T_2 内的谷物产量、发动机负载率的均值 $\bar{Q}$ 和 $\bar{\eta}$ 作为虚拟模型的已知输入参数,进而利用种群个体数目为 15、交叉概率为 0.7、变异概率为 0.09 的混合遗传算法^[28]迭代优化 v 、 n 和 δ 的取值。其中,优化目标是模型预测得到的 $\hat{Z}_s$ 值最小,约束条件是 $0 \leq v \leq v_{\max}$, $0 \leq n \leq n_{\max}$, $0 \leq \delta \leq \delta_{\max}$ 。最后,决策结果通过雾服务器的物联网平台下发至边缘设备和农业装备,在间隔时间 T_2 后再运行下一次优化服务。

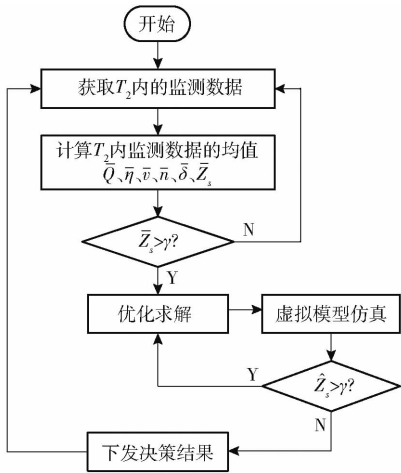


图 10 优化决策服务流程图
Fig. 10 Process of decision-making service

此外,为了直观地展示机器运行过程,基于 Unity3D 开发了农业装备数字孪生服务平台(图 11)。

其中,交互界面分为运行参数监测区域和几何模型动态展示区域。几何模型动态展示区域定义了机器尤其是脱粒系统关键部件的运动关系,模型的动作和姿态可以在实时数据的驱动下与物理实体保持一致。

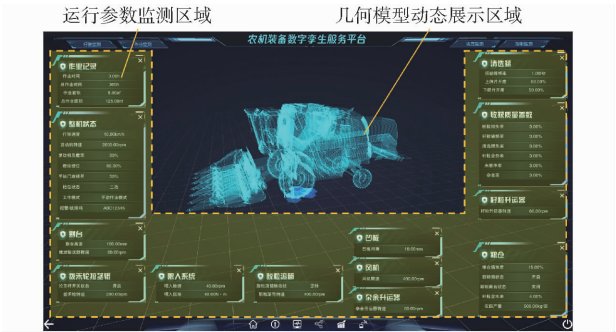


图 11 农业装备数字孪生服务平台交互界面
Fig. 11 Interactive interface of digital twin service platform for agricultural machinery

2.4 云服务器(云)

在配置如表 3 所示的阿里云 GPU 服务器部署了系统管理平台和模型迭代服务。

表 3 云服务器配置
Tab.3 Configuration of cloud server

元部件	配置
处理器	Intel Xeon(Skylake) Platinum 8163 2.5 GHz
内存	92 GB
系统盘	500 GB
带宽	20 Mb/s
显卡	NVIDIA Tesla V100 16 GB
操作系统	Windows Server 2022 DataCenter 64 bit

2.4.1 系统管理平台

系统管理平台用于实现雾服务器与云服务器间的网络连接、实时通信、数据存储和设备管理,为其开发了具有设备管理、设备监测和系统配置等功能的 Web 页面,帮助管理人员维持数字孪生系统的正常运转。

2.4.2 模型迭代服务

模型迭代服务是从原理架构的角度上彻底更新虚拟模型,其工作频率相对模型更新服务更低。通过集成来自所有雾服务器的反馈数据,扩充数据集或优化模型结构开发和训练新一代数据模型,经过验证后将新模型部署至雾服务器运行。

当前系统仍处在原型验证阶段,仅有一台联合收获机和雾服务器接入,所以模型迭代服务中仅提供了一个定向部署虚拟模型的接口。数据分析、模型开发、模型训练等工作需要人工手动进行。待系统进一步完善后,将有更多的联合收获机接入系统,届时将考虑以自动化方式^[29]实现模型迭代。

3 试验验证

2022 年 10 月在山东省日照市五莲县采用五征 4LZ-8 型玉米联合收获机开展田间试验。采用五点法测量试验区域内玉米籽粒含水率为 29.36%。试验参照 GB/T 21962—2020《玉米收获机械》中的方法开展,图 12 展示了试验现场具体情况。



图 12 田间试验现场
Fig. 12 Field test situation

3.1 虚拟模型预测效果验证

为了验证虚拟模型的预测效果,将联合收获机设置为手动控制模式,待驾驶员按照正常收获操作规程作业 1 h 后,从模型更新记录中查询模型更新的具体时刻,导出更新前后的籽粒破碎率真实值和虚拟模型预测值,如图 13 所示(时间取负值表示更新前,时间取正值表示更新后)。

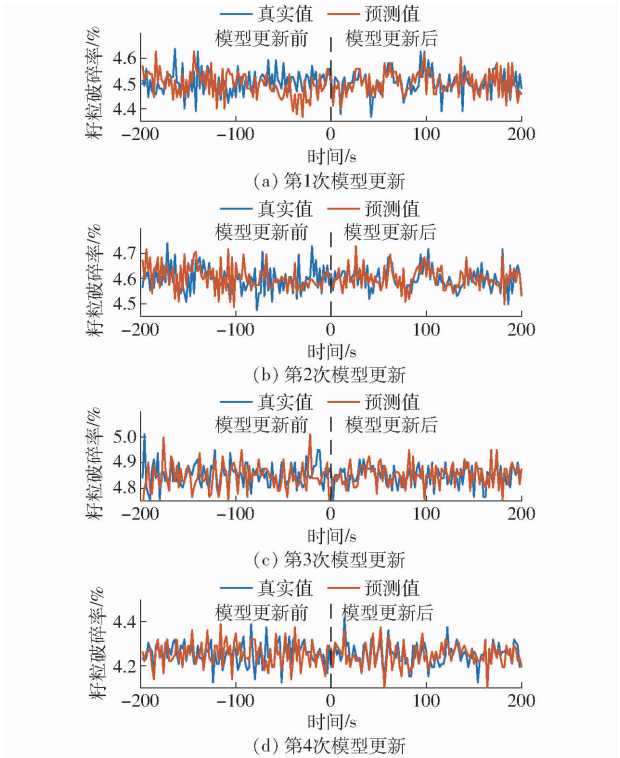


图 13 模型预测效果

Fig. 13 Prediction effects of model

为了评估虚拟模型的准确性与模型更新方法的有效性,利用式(4)计算模型更新前后各 200 s 内的损失值,如表 4 所示。

表 4 模型损失值
Tab.4 Loss of model

模型更新次数	更新前	更新后
1	0.011	0.007
2	0.012	0.006
3	0.010	0.007
4	0.012	0.008

试验结果显示,在模型更新前,虚拟模型对籽粒破碎率的预测损失值均大于 0.01,达到模型更新阈值。在模型更新后,模型预测值损失降低,预测效果明显改善。试验结果表明,虚拟模型的更新潜力和适应能力良好,模型更新服务能够正常触发和运行,改善了模型的预测效果。

3.2 控制决策优化效果验证

通过与联合收获机的其他脱粒控制方法/模式对比,验证本研究中基于数字孪生的控制决策优化方法,评价该方法对降低籽粒破碎率的有效性。

试验采用 3 种模式交替的方式完成同一地块的玉米籽粒收获。其中,模式 I 为手动控制模式,由具有作业经验的驾驶员通过手动调整作业参数完成收获作业。模式 II 为反馈控制模式,依据籽粒破碎率的反馈值,按照预设控制策略,逐一调节滚筒转速、凹板间隙和作业速度,保证籽粒破碎率始终满足预设条件。模式 III 采用本研究中基于数字孪生的控制决策优化方法。每次试验中,联合收获机分别采用 3 种模式纵向穿越整个地块各 1 次,取每次/每种模式试验中籽粒破碎率传感器检测结果的平均值。为了减小随机误差,重复对比试验 10 次,试验结果如图 14 所示。

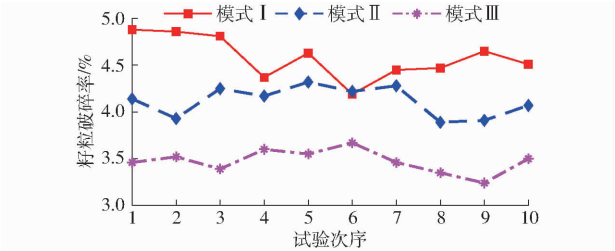


图 14 籽粒破碎率试验结果
Fig. 14 Test results of broken grain rate

通过图 14 可以看出,采用模式 I 收获作业时,籽粒破碎率开始时较高,然后逐渐下降,最后趋于平稳,这是由于驾驶员逐渐熟悉田间情况并作出了适

应性调整。采用模式 II 收获作业时,籽粒破碎率总体低于模式 I,且更加平稳。采用模式 III 收获作业时,籽粒破碎率低于模式 II,远低于模式 I,且比模式 I 和模式 II 的波动更小。

根据试验结果,计算 10 次试验中每种模式下籽粒破碎率平均值和方差如表 5 所示,可以得出:模式 III 下的籽粒破碎率平均值最小,相较于模式 I 降低 24.24%,相较于模式 II 降低 15.78%;模式 III 下的籽粒破碎率方差也最小,相较于模式 I 降低 0.036,相较于模式 II 降低 0.01。因此,基于所开发的数字孪生系统,利用实时数据驱动的虚拟模型优化调控机器的运行参数,能够稳定地降低玉米联合收获机脱粒时籽粒破碎率,有效改善粮食的收获质量。

表 5 籽粒破碎率试验结果分析
Tab.5 Analysis of test results of broken grain rate

收获模式	平均值/%	方差/% ²
模式 I	4.58	0.051
模式 II	4.12	0.025
模式 III	3.47	0.015

4 结论

(1)基于数字孪生五维模型,明确了农业装备数字孪生的核心要素和运行原理。通过分析数字孪生和农业装备的特点和需求,融合移动边缘计算技术,提出一种云-雾-边-端协同的农业装备数字孪生系统,并阐明了系统架构、概念原型和运行机制。

(2)以籽粒直收型玉米联合收获机为对象,以降低玉米脱粒过程中的籽粒破碎率为目标,通过完善联合收获机的感知与执行功能,开发边缘设备、雾服务器和云服务器,实现了模型预测、模型更新、实时监测和优化决策等功能,构建了数字孪生原型系统。

(3)田间试验结果表明,模型更新能够提高模型的适应能力,降低预测误差,改善预测效果;利用数字孪生模型和遗传算法,优化联合收获机行驶速度、滚筒转速和凹板间隙的控制决策,能够降低籽粒破碎率。数字孪生原型系统能够有效运行,既验证了所提出系统架构的可行性,又证明了数字孪生有助于改善农业装备作业质量。

参 考 文 献

[1] TAO F, QI Q. Make more digital twins[J]. Nature,2019,573(7775):490-491.
[2] 陶飞,刘蔚然,刘检华,等.数字孪生及其应用探索[J].计算机集成制造系统,2018,24(1):1-18.
TAO Fei, LIU Weiran, LIU Jianhua, et al. Digital twin and its potential application exploration[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems,2018,24(1):1-18. (in Chinese)
[3] JONES D, SNIDER C, NASSEHI A, et al. Characterising the digital twin: a systematic literature review[J]. CIRP Journal of

- Manufacturing Science and Technology, 2020, 29: 36 – 52.
- [4] 杜岳峰, 傅生辉, 毛恩荣, 等. 农业机械智能化设计技术发展现状与展望[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 1 – 17.
DU Yuefeng, FU Shenghui, MAO Enrong, et al. Development situation and prospects of intelligent design for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 1 – 17. (in Chinese)
- [5] 刘成良, 林洪振, 李彦明, 等. 农业装备智能控制技术研究现状与发展趋势分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 1 – 18.
LIU Chengliang, LIN Hongzhen, LI Yanming, et al. Analysis on status and development trend of intelligent control technology for agricultural equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 1 – 18. (in Chinese)
- [6] 翟长远, 杨硕, 王秀, 等. 农机装备智能测控技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 1 – 20.
ZHAI Changyuan, YANG Shuo, WANG Xiu, et al. Status and prospect of intelligent measurement and control technology for agricultural equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 1 – 20. (in Chinese)
- [7] 吴才聪, 陈瑛, 杨卫中, 等. 基于北斗的农机作业大数据系统构建[J]. 农业工程学报, 2022, 38(5): 1 – 8.
WU Caicong, CHEN Ying, YANG Weizhong, et al. Construction of big data system of agricultural machinery based on BeiDou[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(5): 1 – 8. (in Chinese)
- [8] 罗锡文, 廖娟, 胡炼, 等. 我国智能农机的研究进展与无人农场的实践[J]. 华南农业大学学报, 2021, 42(6): 8 – 17, 5.
LUO Xiwen, LIAO Juan, HU Lian, et al. Research progress of intelligent agricultural machinery and practice of unmanned farm in China[J]. Journal of South China Agricultural University, 2021, 42(6): 8 – 17, 5. (in Chinese)
- [9] ZHANG Y, DU Y, YANG Z, et al. Construction method of high-horsepower tractor digital twin[J]. Digital Twin, 2022, 2(12): 12.
- [10] NEMTINOV K, ERUSLANOVA M, ZAZULYA A, et al. Creating a digital twin of an agricultural machine[C]//MATEC Web of Conferences. EDP Sciences, 2020, 329: 05002.
- [11] HOODOROZHKOVA S, KRASILNIKOV A. Digital twin of wheel tractor with automatic gearbox[C]//E3S Web of Conferences. EDP Sciences, 2020, 164: 03032.
- [12] 孟麒, 胡天亮, 马嵩华. 云-雾-边缘协同的数字孪生制造系统仿真过程动态扰动响应方法[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(6): 1996 – 2005.
MENG Qi, HU Tianliang, MA Songhua. Cloud – fog – edge collaborative digital twin manufacturing system simulation process and dynamic disturbance response method[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(6): 1996 – 2005. (in Chinese)
- [13] GREWE D, WAGNER M, ARUMAITHURAI M, et al. Information-centric mobile edge computing for connected vehicle environments: challenges and research directions[C]//Proceedings of the Workshop on Mobile Edge Communications, 2017: 7 – 12.
- [14] HU Y C, PATEL M, SABELLA D, et al. Mobile edge computing—a key technology towards 5G[J]. ETSI White Paper, 2015, 11(11): 1 – 16.
- [15] GRIEVES M. Digital twin: manufacturing excellence through virtual factory replication[J]. White Paper, 2014, 1: 1 – 7.
- [16] 陶飞, 刘蔚然, 张萌, 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(1): 1 – 18.
TAO Fei, LIU Weiran, ZHANG Meng, et al. Five-dimension digital twin model and its ten applications[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(1): 1 – 18. (in Chinese)
- [17] 谢人超, 廉晓飞, 贾庆民, 等. 移动边缘计算卸载技术综述[J]. 通信学报, 2018, 39(11): 138 – 155.
XIE Renchao, LIAN Xiaofei, JIA Qingmin, et al. Survey on mobile edge computing offloading technology[J]. Journal on Communications, 2018, 39(11): 138 – 155. (in Chinese)
- [18] SUN X, ANSARI N. EdgeIoT: mobile edge computing for the Internet of Things[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(12): 22 – 29.
- [19] 贾维嘉, 周小杰. 雾计算的概念、相关研究与应用[J]. 通信学报, 2018, 39(5): 153 – 165.
JIA Weijia, ZHOU Xiaojie. Concepts, issues, and applications of fog computing[J]. Journal on Communications, 2018, 39(5): 153 – 165. (in Chinese)
- [20] ZHU X, CHI R, DU Y, et al. Experimental study on the key factors of low-loss threshing of high-moisture maize[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2020, 13(5): 23 – 31.
- [21] LIU L, DU Y, CHEN D, et al. Impurity monitoring study for corn kernel harvesting based on machine vision and CPU – Net[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107436.
- [22] LI X, DU Y, LIU L, et al. Research on the constitutive model of low-damage corn threshing based on DEM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: 106722.
- [23] LI X, DU Y, LIU L, et al. Parameter calibration of corncob based on DEM[J]. Advanced Powder Technology, 2022, 33(8): 103699.
- [24] GUNDOSHMIAN T M, GHASSEMZADEH H R, ABDOLLAHPOUR S, et al. Application of artificial neural network in prediction of the combine harvester performance[J]. Journal of Food Agriculture and Environment, 2010, 8(2): 721 – 724.
- [25] NÁDAI L, IMRE F, ARDABILI S, et al. Performance analysis of combine harvester using hybrid model of artificial neural networks particle swarm optimization[C]//2020 RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies (RIVF). IEEE, 2020: 1 – 6.
- [26] YOSINSKI J, CLUNE J, BENGIO Y, et al. How transferable are features in deep neural networks? [C]//Processing of the 27th International Conference on Neural Information Processing System, Montreal, Canada: NIPS, 2014: 3320 – 3328.
- [27] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[J]. arXiv preprint, arXiv:1412.6980, 2014.
- [28] 张永恒. 工程优化设计与 matlab 实现(修订版)[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.
- [29] ZIMMER L, LINDAUER M, HUTTER F. Auto-pytorch: multi-fidelity metalearning for efficient and robust AutoDL[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(9): 3079 – 3090.