

边缘云协同技术在辐照加工质量提升中的应用研究

刘小红¹ 宋辉² 李恩¹ 陈实¹ 郭叔伟¹ 邵赛² 罗志平³

¹(湖南信息学院计算机科学与工程学院 长沙 410151)

²(湖南省农业科学院核农学与航天育种研究所湖南辐照中心 长沙 410329)

³(湖南湘华华大生物科技有限公司 长沙 411199)

摘要 国内辐照加工行业面临传统质量控制方式难以满足辐照加工实际需求的问题,本研究提出一种基于边缘云协同技术的质量提升方法,即分析辐照加工过程中源强、传送带速度、温度和湿度等多维实时数据的特点,构建边缘云协同处理架构,对辐照产品实现边缘端实时监控及云端深度分析反馈的协同优化处理。具体包括:1)设计终端数据采集方案,利用 OPC UA 协议统一异构设备的数据传输;2)设计基于卷积自编码器网络模型,对多维数据进行边缘端降维和云端重构等处理,减少传输负载并保留关键特征;3)在云端建立剂量-工艺参数映射关系模型,对云端数据深度分析并动态反馈,以优化加工策略。结果表明,该方法可将剂量精度波动控制在 6% 以内,产品合格率提升至 95%。所构建的轻量化管理平台实现了加工过程监控和质量控制,为辐照行业高质量发展提供技术支撑。

关键词 辐照加工,边缘云,协同技术,质量提升

中图分类号 TL99, TP39

DOI: 10.11889/j.1000-3436.2025-0027

CSTR: 32195.14.j.JRRRP.1000-3436.2025-0027

引用该文:

刘小红,宋辉,李恩,等.边缘云协同技术在辐照加工质量提升中的应用研究[J].辐射研究与辐射工艺学报,2025,43(4):040401. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2025-0027.

LIU Xiaohong, SONG Hui, LI En, *et al.* Research on the application of edge cloud collaborative technology in improving the quality of irradiation processing[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2025, 43(4): 040401. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2025-0027.



基金资助:湖南省教育厅科学研究重点项目(24A0747)和湖南信息学院教学科研岗科研项目(2024JKGJK009)

第一作者:刘小红,女,1979年出生,2013年于湖南农业大学信息与智能科学技术学院获硕士学位,计算机技术及应用开发,副教授, E-mail: 330874739@qq.com

通信作者:邵赛,研究员, E-mail: 226400382@qq.com

收稿日期:初稿 2025-03-20;修回 2025-04-29

Supported by Important Scientific Research Project of Hunan Provincial Department of Education (24A0747) and Scientific Research Project of Teaching and Research Position of Hunan Information University (2024JKGJK009)

First author: LIU Xiaohong (female) was born in 1979, and obtained a master's degree from the School of Information and Intelligent Science and Technology, Hunan Agricultural University in 2013. Now she is engaged in computer technology and application, associate professor, E-mail: 330874739@qq.com

Corresponding author: SHAO Sai, researcher, E-mail: 226400382@qq.com

Received 20 March 2025; accepted 29 April 2025

Research on the application of edge cloud collaborative technology in improving the quality of irradiation processing

LIU Xiaohong¹ SONG Hui² LI En¹ CHEN Shi¹ GUO Shuwei¹ SHAO Sai² LUO Zhiping³

¹(School of Computer Science and Engineering, Hunan University of Information Technology, Changsha 410151, China)

²(Hunan Radiation Center, Institute of Nuclear Agriculture and Aerospace Breeding, Hunan Academy of Agricultural Sciences, Changsha 410329, China)

³(Hunan Xianghua Huada Biotechnology Co., Ltd., Changsha 411199, China)

ABSTRACT The domestic irradiation processing industry faces the challenge that traditional quality control methods cannot meet the actual demands of irradiation processing. This study proposes a quality improvement method based on edge cloud collaborative technology. Specifically, it analyzes the characteristics of multi-dimensional real-time data such as source intensity, conveyor belt speed, temperature, and humidity during the irradiation processing, and constructs an edge cloud collaborative processing architecture. This system enables real-time monitoring of irradiation products at the edge and deep analysis and feedback at the cloud end for collaborative optimization. The key components include: 1) Designing a terminal data collection scheme using the OPC UA protocol to unify data transmission across heterogeneous devices; 2) Designing a convolutional autoencoder network model to perform dimensionality reduction at the edge and reconstruction at the cloud for multi-dimensional data, reducing transmission load while preserving key features; 3) Establishing a dose-process parameter mapping model at the cloud end to perform deep analysis of cloud data and provide dynamic feedback for optimizing the processing strategy. The results show that this method can control dose accuracy fluctuations within 6%, improving the product qualification rate to 95%. The constructed lightweight management platform enables process monitoring and quality control, providing technical support for the high-quality development of the irradiation industry.

KEYWORDS Irradiation processing, Edge cloud, Collaborative technology, Quality improvement

CLC TL99, TP39

辐照加工技术(尤其是灭菌保鲜技术)在现代工业中扮演着至关重要的角色。这一技术广泛应用于食品保鲜、医疗用品灭菌以及微生物控制等领域,目前最常用是钴源和电子加速器等辐照加工方式。据不完全统计,国内使用这些加工方式进行辐照灭菌,在每年处理的物品总量上达到了数千万吨。然而,这些物品的辐照质量控制大都采用传统方式,主要依赖于经验判断或事后检测,对吸收剂量、生产环境、加工过程等诸多因素难以控制,特别是不能实时精准控制加工过程,极大地影响产品的辐照质量和效率。随着市场需求的不断变化,客户对产品的辐照加工需求也越来越高,辐照加工企业在质量提升方面也面临着诸多挑战。为了提高辐照加工质量,一些企业纷纷采用相关措施,建立对应的生产管控体系,如自动化排产、信息化管理等,以直接或间接方式提高产品辐照质量。安娜^[1]通过调整生产布局、优化工作流程以及完善保障措施来提高生产加工效率,

进一步提供质量保障。彭玉灿^[2]针对辐照加工企业生产现场、设备管理、生产流程和质量管理方面存在的问题,设计了精益生产方式,引全员生产维护(Total productive maintenance, TPM)提高设备整体利用率、优化生产流程,为辐照加工提供质量保证。以上文献对生产管理体系进行了优化,但对产品的吸收剂量、加工环境和过程等进行有效、准确的管控缺乏信息化管理。戚义伟^[3]提出构建辐照企业信息化平台,解决企业内系统间数据孤岛问题,提高加工效率并确保辐照质量。马玲叶等^[4]提出一种提高辐照箱利用率的排期算法,来解决辐照加工的生产调度问题,间接提高辐照产品质量。左元栋等^[5]探讨了信息系统中若干技术问题,以改变传统的、生产效率低的生产管理方式。文献[6]和[7]针对电子加速器辐照加工的信息化问题,对生产信息化管理系统进行分析与设计,以提高加工质量水平。以上文献充分利用信息化手段来提高生产管理水平和产品质

量,但信息化管理主要依赖局域网服务器或云端服务器进行集中式数据处理。但集中式数据处理存在一些弊端:在数据处理方面,服务器对生产车间大量数据分析、存储或复杂业务处理时,负荷严重,对本地资源依赖大,易出现性能不足、响应缓慢等情况;海量数据的集中处理变得更加复杂,资源利用率低,数据分析和智能化决策水平不高;在实际应用中,信息化建设投入大、系统更新维护成本高。在工业4.0环境下,随着市场需求的变化,产品质量标准和客户要求也变得更复杂。为有效提高辐照质量以快速适应市场需求变化,对辐照过程进行有效、实时监控,及对生产数据进行高效、智能化处理也更加迫切。边缘计算的出现为解决这一问题提供了新的思路,许多研究者对边缘计算结合云计算进行了深入研究,形成“边缘云”新兴计算模式,逐渐应用在相关行业并取得一定的效果,如文献[8]和[9]等。因此,本文在目前研究的基础上,提出基于“边缘云”技术的协同处理架构,并利用协同处理模式对辐照加工过程进行实时、高效监控和质量数据分析处理,更好地为辐照企业提供高效的决策能力,从根本上提升辐照加工的质量。

本文在当前研究基础上分析了辐照加工过程中各类业务数据特点,并提出基于“边缘云”协同处理架构,对产品加工全过程进行边缘端实时监控和云端质量分析处理,包括数据采集和预处理、卷积自编码器网络构建和部署、数据降维和数据重构,以及云端数据分析与反馈等。在此基础上构建基于边缘云协同处理管理平台,实现对加工过程的实时监控和质量控制,并应用于实际中,有效提升产品的辐照加工质量,为辐照加工行业的高质量发展提供理论依据和技术支持。

1 业务数据特点

在辐照加工过程中涉及智能感知、生产执行、环境监测、生产管理、综合决策等各种数据,对这些数据进行边缘云高效协同处理的关键在于科学分类并处理^[10]。从实时性、决策性等方面考虑,分为两大类。(1)“边缘端-实时性”数据。在加工过程中,设备(输送带、风机、剂量仪等)运行状态数据、温湿度环境监测数据、物料定位数据等均由各类传感器实时采集。这类数据通常要求达到毫秒级或秒级的更新频率,实时性强、周期短,适合存储在边缘端。这类数据在边缘端的处理形式

有以下两种:(a)简单决策处理,为现场操作提供即时信息,如监测的温湿度、传送带速度等数值是否在设定范围内,一旦发现偏差,边缘端立即报警以便进行相应调整;(b)深度分析预处理,提取相关特征上传到云端,为质量检测分析、设备故障预测等提供数据支撑,减少传输带来的延时,降低云端服务器的工作负荷,提高复杂业务的处理效率。(2)“云端-决策性”数据。辐照加工过程中涉及的生产管理、综合决策等数据,不需要即刻响应,具有非实时性、周期相对较长等特点,适合存储在云端。这些数据为云端相关应用如智能决策、智能分析等提供丰富的数据资源。其中生产管理数据主要包含客户信息、订单处理、设备管理、质量检测、工艺制定、成本核算等各类数据。综合决策类数据主要包含预测市场需求的订单分析数据、设备优化维护的故障分析数据、评估质量稳定并发现潜在问题的检测分析数据、工艺优化数据等。

2 协同技术在辐照加工中的应用

利用工业网络、边缘计算、云计算等技术,结合卷积自编码器(CAE)网络^[11-12](一种结合了卷积神经网络CNN和自编码器AutoEncoder特点的深度学习模型,能够学习数据中最重要的特征),设计边缘云协同处理架构,对辐照加工产生的各类数据进行实时采集及边缘云协同处理,进一步为云端数据深度分析提供数据支撑,以实现辐照质量的提升。

2.1 协同处理架构

随着辐照加工行业竞争越来越激烈,企业为确保市场优势地位,不断加强生产过程管控和质量管理,而质量管理的关键在于生产过程的实时管控(即各类设备运行状态、环境温度湿度等)和产品所接受的吸收剂量控制。吸收剂量受传送带速度、辐照时长、辐照源类型以及源强等数据影响,这些数据在生产过程中持续产生,且具有种类多、实时性强以及相互关联复杂等特点,给质量管理带来了诸多挑战^[13]。为更好地对生产过程进行实时监控、产品辐照吸收剂量控制以及质量问题追溯,需要挖掘各类生产数据中隐性问题,因此,结合辐照加工的各类数据特点,从实时性、决策性等方面考虑,构建边缘云智能协同处理架构,对这些数据进行分析处理,实现工艺优化或质量

问题分析，既保证数据的实时性，又充分利用了云计算的高算力和丰富的资源。此架构总体上分为：终端数据采集层、网络传输层、边缘处理层、云端分析层，如图1所示。终端由各种传感器和现场设备(包括传送带、风机、环境监测仪、网关及其他设备)组成，负责生产工业数据，并上传到边缘端。边缘处理层部署在辐照加工现场的节点上，负责采集现场数据，并对接收的实时数据进行存储、初步分析和简单处理，一方面对生产现场进行实时监控和报警处理，另一方面将数据进行特征提取和降维后再发送到云端处理。云端分析层结合自身丰富的数据资源，负责对接收的数据进行质量评估、工艺优化等相关深度分析，挖掘有

利于质量提升的相关决策，同时将结果反馈给边缘端，以指令方式控制终端。

在辐照加工场景中，为方便工作人员全面实时掌握生产运行状况并及时采取相应的措施，需要用高速内网将终端和边缘端连起来。在协同架构中，工业计算机作为SCADA^[14](Supervisory control and data acquisition)系统的硬件基础，负责连接可编程逻辑控制器(PLC)、传感器等终端设备，完成现场设备实时数据的采集、存储和预处理。SCADA系统作为监控中心，负责整合和处理各工业机采集的数据，形成统一的操作界面，实时监控生产线运行状态、处理异常、简单数据分析等操作。

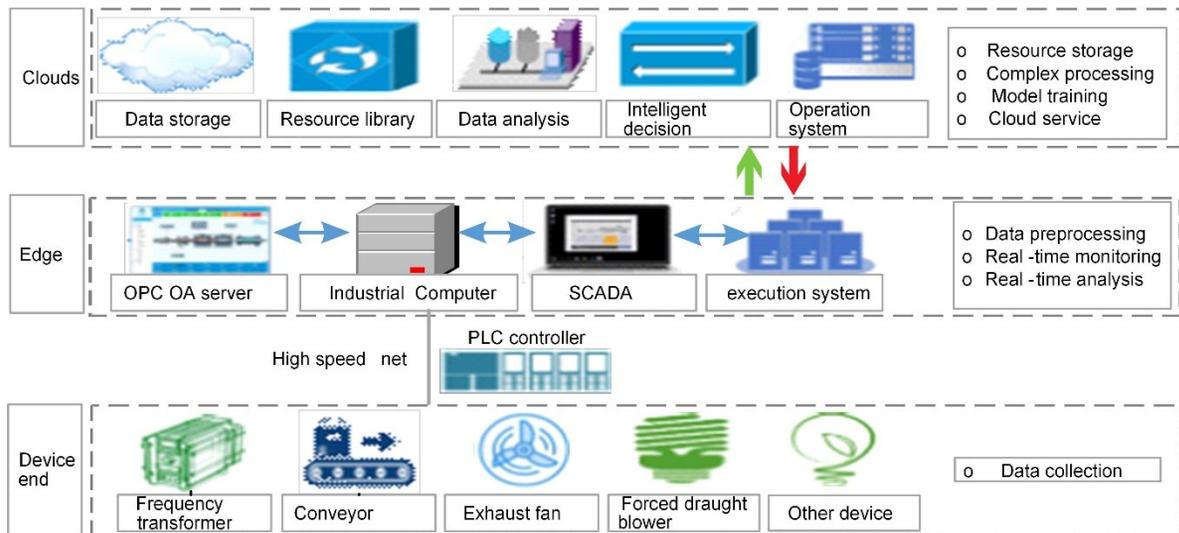


图1 边缘云协同处理架构
Fig.1 Edge cloud co-processing architecture

2.2 终端数据采集

各终端设备运行产生的各类数据中，需要重点采集影响产品质量和影响安全生产的两大类数据。其中，直接影响产品质量的是环境温湿度和产品辐照吸收剂量的相关数据，吸收剂量的多少与源强大小、传输带速度、运行节拍数(在每趟辐照过程中辐照源对产品进行辐照的次数)、运行模式等数据密切相关。如果是电子加速器辐照，吸收剂量还与束流强度、加速电压等相关。影响安全生产的数据主要包括安全防护门、辐射剂量仪、通风设备等监测数据，因此，采用定点方式和相应采样频率，通过PLC和传感器实时采集这两大类数据，并利用高速内网将这些数据传输到边缘节点进行初步处理和存储，为边缘端的过程监控

和质量初步控制提供数据支持。由于加工车间设备众多，且每种设备有自己的通信协议，需要利用OPC UA(OLE for process control unified architecture)^[15]将这些不同数据源统一到共同格式或协议，实现不同终端设备的数据采集和交互。为实现车间设备私有协议到OPC UA协议的转换，设计一种可视化的采集数据设备协议转换方法，即在边缘设备上安装Node-red编程软件，利用其图形界面结合设备基本信息，设计协议转换方法，提供协议转换功能。

2.3 边缘云协同处理

辐照过程中产生的数据除满足实时的过程监控外，还需要将影响辐照质量的数据进行存储和深度分析，为质量问题追溯、质量评估分析等提

供决策支撑。由于边缘端设备在存储和深度分析的算力有限，需要将这些大量且符合时序型特征的数据上传到云端进行处理。如果将大量数据直接上传云端，会出现传输延时、不稳定、云端处理负荷重等问题，因此，在边缘端首先将数据进行特征提取和降维处理再上传，以减少数据量和降低带宽消耗，然后将降维处理后的数据上传到云端，再结合云端相关模型进行深度分析处理，最后将处理后的结果回传给边缘端。基于以上边缘云协同处理模式，需要对影响质量的相关数据进行处理。

2.3.1 数据集的获取

本文所采用的质量相关数据包括源强、辐照趟数、传送带速度、温湿度、节拍数等多维度实时数据，呈时序型特点。对温湿度、节拍数、传送带速度等分别设置相应的采样频率，每次采集不少于 10 000 个采样点，取每类数据的一定时长，尽可能包含多特征的样本。采集的数据包含了正常、故障数据以及无效数据，对数据进行清洗处理，去除无效数据。其中对钴源的源强信息，可根据源类型计算获得，而对电子加速器的源强信息，需要利用加速电压、电流以及电子束的脉冲

频率等参数通过特定公式获取。数据集共包含了多种不同产品的加工数据，且每种产品的各类数据设置为同一时间段，见表 1。

2.3.2 边缘端数据预处理

为方便传输并减少延时，需对正常、故障数据进行预处理。首先，使用标准化公式对时序数据进行归一化处理，将数据的范围缩放到 0~1 之间，以提高训练收敛性；然后，使用滑动窗口技术从传感器获取的时序数据中捕捉时间依赖，生成多样化的数据样本，保留更多更详细的特征。滑窗处理可以将长序列数据划分为多个较短的子序列，增强模型的泛化能力。设置滑动窗口大小为 L ， L 数值根据实际情况而定，第一个样本包括前 L 个时间步长的所有读数；各类特征数量为 f ，因此，每个样本的矩阵为 $L \times f$ ；设置滑动步长 k 为 10，第二个样本包括从时间步长 k 到 $k+10$ 的读数，继续用窗口滑动和切片相结合来创建其他样本。

2.3.3 模型构建和训练

在辐照加工过程中，实时采集的数据通常具有高维度、噪声较多等特点，需要构建 CAE 网络模型^[16]，进行特征提取和降维处理，网络架构如图 2 所示。

表 1 数据集
Table 1 Data sets

数据项 Data item	训练样本数 Number of training samples	测试样本数 Number of test samples	标签 Labels
温度 Temperature	1 000	350	1
湿度 Humidity	1 000	350	2
节拍数 Number of beats	4 530	1 515	3
传送带速度 Conveyor speed	7 800	2 600	4

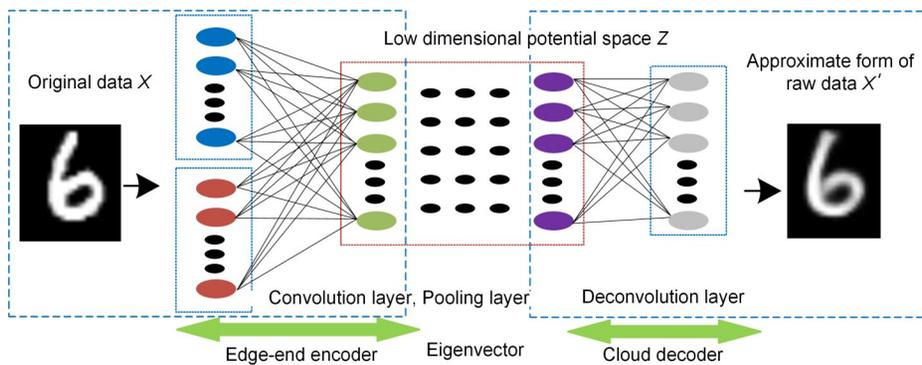


图 2 卷积自编码器网络架构
Fig.2 Convolutional self-encoder network architecture

在此网络模型中，编码器引入多层卷积层、最大池化层，利用卷积层获取实时时序数据中的

局部时间特征，并通过池化层降低时间特征的维度以减少数据量^[17]。编码过程如式(1)所示。

$$t^k = \delta(xW^k + b) \quad (1)$$

式中： t 为特征向量； W 为卷积核； k 为特征向量 t 与卷积核 W 的数量； δ 为激活函数，避免梯度消失引起的网络退化。输入原始数据 X 通过编码器映射到一个低维的潜在空间 z ，映射过程对输入数据进行多层卷积和池化操作，即每一层对数据进行一定的变换和压缩，最终得到的低维编码表示 Z ，包含了输入原始数据的主要特征信息，如式(2)所示。

$$z = f(x) \quad (2)$$

解码器引入多层反卷积层，通过对低维编码表示进行反卷积层的上采样，逐步重构特征维度，并利用隐藏层ReLU、输出层Sigmoid等激活函数，为特征数据添加非线性。解码后的输出如式(3)所示。

$$x' = \delta\left(\sum_{i \in H} h^i \times \omega^i + c\right) \quad (3)$$

式中： i 为反卷积操作映射的层数； H 为总层数； h 为处理层； ω^i 为卷积核的权值； c 为偏置矩阵。网络模型使用均方误差损失函数(MSE)作为衡量输入数据与重构数据之间的差异^[16]。损失函数如式(4)所示。

$$\text{loss} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - x'_i)^2 \quad (4)$$

式中： N 是数据集的个数； x_i 为输入数据； x'_i 为重构数据。

选定同一个时间范围内的各类数据的训练样本进行模型训练，设置相应的替代次数、批量处理以及学习率为0.001等，通过不断调整优化器及损失函数等参数，观察迭代与损失对比图，直到损失值趋向稳定。

2.3.4 模型部署

训练好模型后，需要进一步部署。编码器通过TensorFlow Lite部署在边缘端，并自动学习原始数据中的显著特征。解码器通过TensorFlow Serving部署在云端，接收低维编码数据并重构，其输出层最终得到与原始时序数据相似的数据。低维编码特征数据被传送到云端，可直接用于更高级的深度分析，也可根据实际需要，利用云端解码器进行逐层采样和变换，将低维数据映射回高维空间，恢复成原始输入数据的近似形式 \hat{x} ；在变换过程中通过选择合适的ReLU、Sigmoid等激活函数，求取最小化的均方误差(即 x 和 \hat{x} 的差

异)，求解完成后获取最优网络参数。原始数据近似形式表示为式(5)；均方误差最小化表示为式(6)。

$$\hat{x} = g(z) = g(f(x)) \quad (5)$$

$$x, \hat{x} = \min_{x, \hat{x}} \|x - g(f(x))\| \quad (6)$$

在特征提取和数据重构过程中不需要额外的标签数据，通过不断调整编码器和解码器的参数来减小重构误差，训练好后网络架构可用于后续的数据处理，从而在云端实现对输入数据的重构。

2.4 云端深度分析与反馈

目前，辐照加工企业对产品辐照质量检测主要采取定期校准剂量、人工抽样检测等传统方法，存在时效性差、剂量控制不精准等问题，难以达到产品的质量要求，因此，在云端利用深度学习建立加工质量控制方法，对接收到的质量相关数据进行分析 and 预测，及时发现加工过程中潜在问题，更有效地控制吸收剂量。辐照加工涉及源强、辐照时长、温湿度、传送带速度等多维实时数据，这些实时数据关系到质量问题追溯、质量检测评估等，需要上传到云端进行存储，并为后续的质量分析处理提供重要依据。质量控制主要从产品的接受剂量、产品密度、加工温湿度、各类设备综合运行状态、用户需求方面等因素考虑，将这些因素形成映射关系，构建质量关系模型。以电子加速器动态辐照场景为例，考虑产品特性及产线运行参数，产品辐照耐受剂量(即可接受的吸收剂量) D (kGy)可表示为式(7)。

$$D = \kappa \frac{IEN\eta}{\omega\rho d} \quad D_{\min} < D < D_{\max} \quad (7)$$

式中： κ 为设备系数，通常通过实验标定获得； I 为电子束电流，mA； E 为电子能量，MeV； N 为辐照次数； η 为能量积累效率(与产品密度相关)； ω 为传送带速度，cm/s； ρ 为产品密度，g/cm³； d 为产品厚度，cm。

以上参数发生变化都会影响产品吸收剂量的大小。 D_{\min} 表示最低有效剂量， D_{\max} 表示最高允许剂量，剂量范围的阈值大小取决于加工产品的类型及国家相关标准。因此，通过对以上各项参数的历史数据进行收集、整合和分析，能有效控制产品接受的耐受剂量。当实际预测剂量超出或低于产品的耐受剂量范围时，通过数据分析可挖掘

加工过程中潜在的质量问题，形成质量预测趋势。加工现场的温湿度也是影响产品加工质量的重要因素，因此，在实际产品质量评估中还需要考虑温湿度等环境参数。

通过边缘云协同处理技术，对收集的大量历史数据进行边缘和云端的协同处理，并结合质量关系模型进行深度分析，形成分析处理结果，根据处理结果不断优化辐照工艺参数和质量控制策略。当发现质量问题时，基于云端分析的结果能够快速定位并反馈加工过程的问题环节，及时优化工艺参数并下发到边缘节点。边缘节点根据接收的指令，实时调整相应设备参数，这种实时协同处理机制能够有效控制产品吸收剂量精度，从而提升产品辐照质量。

2.5 构建过程监测与质量管理平台

在边缘云协同架构的基础上采用云端 Kubernetes 集群方式，即在云端安装 KubeEdge 组件 EdgeController，在边缘设备上安装核心组件 EdgeCore，并加入到云端集群。为满足辐照加工的智能感知、生产控制、综合决策等业务处理，在边缘端部署实时监测平台作为执行系统，设定主要功能包括生产管理、远程控制及防错处理、智能预警、工艺设定等，如图3所示。其中，生产监控负责将生产过程中设备状态及运行

数据收集后以图表形式实时显示，便于管理者更好地掌控生产情况；实时控制负责对现场设备的反控，包括传送带、风机等各类设备的启动、停止以及设备运行参数的调整。智能预警负责将生产数据、设备运行数据在边缘端进行实时简单分析处理，一旦参数越限或设备运行发生故障，系统会及时发出声光预警信息，方便操作者对生产过程进行调整。工艺下发根据质量要求实时调整和控制辐照参数，以提高辐照效果，降低对产品质量的影响。部分功能界面见图4、5。

在云端部署质量管理体系，包括生产、质量、货物异常、剂量检测、报表统计、系统维护等管理功能，其中，生产管理负责对辐照任务、批次、生产进度队列等进行调度和管理；质量管理主要负责剂量检测记录、批次质量审核，以及辐照产品质量分析、工艺参数设定等；货物异常主要处理和追溯生产过程中出现的货物异常情况；剂量检测负责对剂量检测的具体结果进行审核、分析等；系统还会自动生成日报、月报以及年报等数据分析报表，帮助工作人员进行生产过程分析、产量统计。部分功能界面如图6、7所示。利用边缘云智能协同数据处理技术，构建集成边缘端执行系统与云端质量管理平台，实现对加工生产过程的实时监控和质量管控，提升企业辐照加工的产品质量，此平台成功应用在某企业。



图3 执行系统功能
Fig.3 Functions of the implementation system



图4 实时控制界面
Fig.4 Real-time control interface

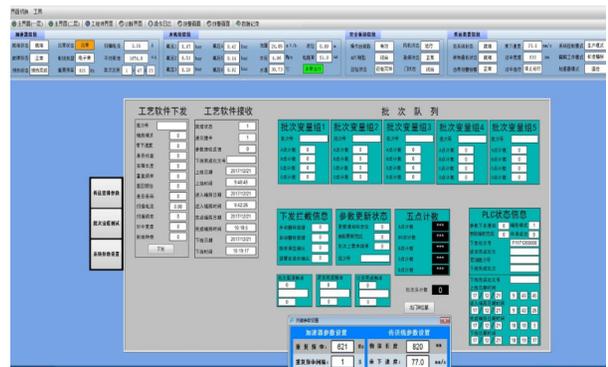


图5 工艺下发界面
Fig.5 Process issuance interface



图6 生产管理相关界面
Fig.6 Production management interface



图7 质量管理相关界面
Fig.7 Quality management interface

3 实验与结果分析

为验证 CAE 模型的准确性，采集一个完整辐照环节内的实时数据，以随机方式选取同时间段内的传送带速度、温度、湿度、运行节拍数等数据，对每类数据进行清洗：删除无效值、插值填补缺省部分。对每类数据按 3 : 1 的比例设置训练样本和测试样本。再将样本数据归一化到同一标准范围，且采用滑动窗口技术对归一后的数据进行平滑，设置适当的窗口大小和滑动步长。最后设置迭代周期、批量数据和学习率为 0.001，利用优化器和均方误差损失函数进行自动调优。根据实验要求进行实验，从模型稳定性和重构数据变化两个维度观察，如图 8、9 所示。从图 8 上对比分析可以看出，模型在训练过程中，损失收敛随着训练次数的增多达到一个稳定值，当训练轮数

大于 30 时逐渐趋向稳定，Loss 最终显示一个稳定值，模型性能稳定性较好。图 9 上的对比分析表明，通过模型训练后的输出数据与输入数据比较相近，重构后的数据在准确度上没太大变化，不影响云端深度数据分析结果的准确度。

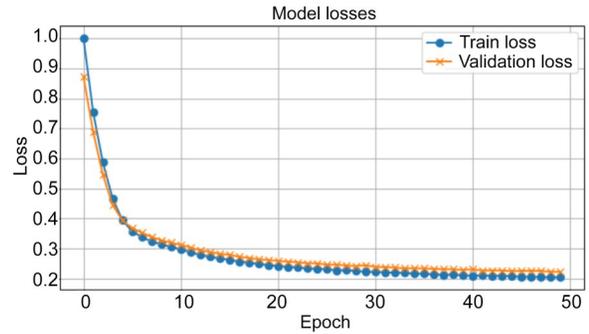


图8 迭代和损失对比图
Fig.8 Iteration and loss comparison graph

为验证所提方案在质量提升中的效果，在基于边缘云协同处理架构的基础上，对辐照加工过程中的影响产品辐照质量的相关参数进行定期获取，并通过相关计算获取产品辐照吸收剂量、评估产品质量，同时与传统控制方法(采用薄膜剂量计获取产品剂量来进一步控制产品质量)进行对比，如表 2 所示。

经过大量数据统计并分析，所提方案与传统控制方法相比有明显优势：在产品质量方面，通过在线实时监测和纠偏控制，产品合格率显著提高，次品率明显降低；在吸收剂量控制方面，通过实时参数调整和动态反馈，不断优化工艺参数，吸收剂量的精度更加精准，减少剂量的波动。因此，在实际应用中通过边缘云协同处理对辐照加工过程中产生的关键数据进行分析处理，可更好地控制加工过程，确保辐照质量的稳定。

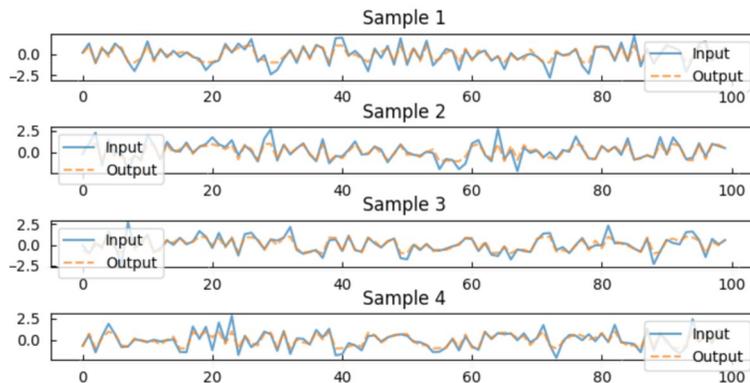


图9 输入输出数据对比(彩色见网络版)
Fig.9 Comparison of input and output data (color online)

表2 效果对比
Table 2 Effect contrast

评估指标	传统控制方法	边缘云协同方法
Evaluation indicator	Traditional control methods	Edge cloud collaboration method
剂量精度波动 / % Dose accuracy fluctuation	10	6
产品合格率 / % Product qualification ratio	92	95

4 结论与展望

本文在边缘计算和云计算结合的基础上, 提出构建基于边缘云协同处理架构, 利用卷积自编码器模型, 对物联网传感器等终端传来的数据进行边缘云协同数据处理和深度分析, 保证复杂生产环境下各类任务处理的实时性、有效和高效性, 更好地解决网络传输延时、数据访问效率低、任务处理响应缓慢等问题, 同时在边缘云协同处理方案基础上构建轻量级实时监测和质量管理平台, 实现实时监控生产过程和质量控制。然而, 本研究仍有提升空间, 如产品加工质量涉及多个方面, 需建立更有效的质量关系模型, 加强对质量的精准控制。在未来的工作中, 将重点从更多维度综合考虑质量问题, 不断优化辐照加工策略, 形成完整的质量追溯链, 更好地提高辐照加工效率和质量。

作者贡献声明 刘小红完成了论文设计和主要撰写; 邵赛负责论文的研究思路; 宋辉、罗志平负责协助数据的收集和整理; 李恩负责论文修改; 郭叔伟、陈实等负责论文核对等。所有作者均已阅读并认可该论文最终版的所有内容。

参考文献

- 1 安娜. L辐照公司灭菌生产流程优化研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2024. DOI: 10.27047/d.cnki.ggudu.2024.001171.
AN Na. Study on optimization of sterilization production process in 1 irradiation company[D]. Guiyang: Guizhou University, 2024. DOI: 10.27047/d.cnki.ggudu.2024.001171.
- 2 彭玉灿. 精益管理在D辐照加工企业中的应用研究[D]. 衡阳: 南华大学, 2019. DOI: 10.27234/d.cnki.gnhuu.2019.001114.
PENG Yucan. Research on the application of lean management in D irradiation processing enterprises[D]. Hengyang: University of South China, 2019. DOI: 10.27234/d.cnki.gnhuu.2019.001114.

- 3 戚义伟. 辐照生产管理系统关键技术研究与应用[D]. 南昌: 南昌大学, 2020. DOI: 10.27232/d.cnki.gnchu.2020.001106.
QI Yiwei. Research and application of key technologies of irradiation production management system[D]. Nanchang: Nanchang University, 2020. DOI: 10.27232/d.cnki.gnchu.2020.001106.
- 4 马玲叶, 陈金广. 一种提高辐照箱利用率的生产调度算法[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(6): 1387-1392.
MA Lingye, CHEN Jinguang. A production scheduling algorithm for improving the utilization of irradiation boxes[J]. Computer & Digital Engineering, 2022, 50(6): 1387-1392.
- 5 左元栋. 辐照企业管理信息系统中若干技术问题探讨[J]. 软件工程, 2019, 22(10): 47-49. DOI: 10.19644/j.cnki.issn2096-1472.2019.10.011.
ZUO Yuandong. Exploration on several technical problems in the irradiation enterprise management information system[J]. Software Engineering, 2019, 22(10): 47-49. DOI: 10.19644/j.cnki.issn2096-1472.2019.10.011.
- 6 崔磊, 姚玉莹, 左元栋, 等. 电子加速器辐照企业信息化系统分析与设计[J]. 软件导刊, 2019, 18(7): 115-118. DOI: 10.11907/rjdk.182610.
CUI Lei, YAO Yuying, ZUO Yuandong, et al. Analysis and design of management information system in irradiation enterprises of electron accelerator[J]. Software Guide, 2019, 18(7): 115-118. DOI: 10.11907/rjdk.182610.
- 7 刘小红, 邵赛, 李文革, 等. 基于物联网技术的辐照加工数字化管理平台[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2024, 42(5): 050401. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2024-0036.
LIU Xiaohong, SHAO Sai, LI Wenge, et al. A digital management platform for radiation processing based on IoT technology[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2024, 42(5): 050401. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2024-0036.
- 8 刘长春, 唐敦兵, 张泽群, 等. 基于边云协同和增强现实

- 的车间智能维修方法[J]. 计算机集成制造系统, 2023, **29**(9): 3041-3054. DOI: 10.13196/j.cims.2023.09.016.
- LIU Changchun, TANG Dunbing, ZHANG Zequn, *et al.* Intelligent maintenance approach based on edge-cloud collaboration and augmented reality for workshop[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, **29**(9): 3041-3054. DOI: 10.13196/j.cims.2023.09.016.
- 9 陈帝旭, 郑湃, 王晓峰. 基于边云协同的设备数据采集及振动故障分析应用[J]. 制造技术与机床, 2023(9): 88-94. DOI: 10.19287/j.mtmt.1005-2402.2023.09.012.
- CHEN Dixu, ZHENG Pai, WANG Xiaofeng. Application of equipment data acquisition and vibration fault analysis based on edge-cloud collaboration[J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2023(9): 88-94. DOI: 10.19287/j.mtmt.1005-2402.2023.09.012.
- 10 姜德义, 魏立科, 王翀, 等. 智慧矿山边缘云协同计算技术架构与基础保障关键技术探讨[J]. 煤炭学报, 2020, **45**(1): 484-492. DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.YG19.1371.
- JIANG Deyi, WEI Like, WANG Chong, *et al.* Discussion on the technology architecture and key basic support technology for intelligent mine edge-cloud collaborative computing[J]. Journal of China Coal Society, 2020, **45**(1): 484-492. DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.YG19.1371.
- 11 崔博文, 张思远. 基于多尺度卷积自编码器的船舶逆变器故障诊断[J]. 舰船科学技术, 2025, **47**(3): 135-140.
- CUI Bowen, ZHANG Siyuan. Fault diagnosis of ship inverter based on multi-scale convolutional self-encoder[J]. Ship Science and Technology, 2025, **47**(3): 135-140.
- 12 Liu X H, Dong X H, Jia N, *et al.* Federated learning-oriented edge computing framework for the IIoT[J]. Sensors, 2024, **24**(13): 4182. DOI: 10.3390/s24134182.
- 13 李宗康, 陈金广. 大数据环境下辐照企业生产数据分析与应用[J]. 国外电子测量技术, 2021, **40**(1): 117-122. DOI: 10.19652/j.cnki.femt.2002327.
- LI Zongkang, CHEN Jinguang. Analysis and application of production data of irradiation enterprises in big data environment[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, **40**(1): 117-122. DOI: 10.19652/j.cnki.femt.2002327.
- 14 郑李梦千, 朱利鹏, 文唯嘉, 等. 基于多重相关性学习的风电场SCADA数据修复及其功率预测应用[J]. 电力自动化设备, 2025, **45**(3): 78-85. DOI: 10.16081/j.epae.202412026.
- ZHENG Limengqian, ZHU Lipeng, WEN Weijia, *et al.* Multiple correlation learning-based wind farm SCADA data correction and its application in wind power prediction[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, **45**(3): 78-85. DOI: 10.16081/j.epae.202412026.
- 15 杨宏青, 周子颀, 魏乐愚, 等. 面向边缘计算的数字化车间制造数据实时融合方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, **56**(1): 80-87. DOI: 10.16356/j.1005-2615.2024.01.008.
- YANG Hongqing, ZHOU Zijie, WEI Leyu, *et al.* Edge computing oriented real time fusion method of digital workshop manufacturing data[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, **56**(1): 80-87. DOI: 10.16356/j.1005-2615.2024.01.008.
- 16 逯鹏, 王汉章, 毛晓波, 等. 基于卷积自编码器网络的脉搏波分类模型[J]. 郑州大学学报(工学版), 2021, **42**(5): 56-61. DOI: 10.13705/j.issn.1671-6833.2021.05.004.
- LU Peng, WANG Hanzhang, MAO Xiaobo, *et al.* Pulse wave classification model based on convolutional autoencoder[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2021, **42**(5): 56-61. DOI: 10.13705/j.issn.1671-6833.2021.05.004.
- 17 李可, 何坚光, 宿磊, 等. 基于CAE-GAN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2023, **42**(23): 65-70. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2023.23.008.
- LI Ke, HE Jianguang, SU Lei, *et al.* Fault diagnosis method for rolling bearing based on CAE-GAN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, **42**(23): 65-70. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2023.23.008.