doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.06.005

基于分布式联邦学习的农产品供应链跨域风险信息检测研究

张　新[1,2]　肖柳君[1,2]　许继平[1,2]　于家斌[1,2]　谭学泽[1,2]　赵峙尧[1,2]

(1.北京工商大学计算机与人工智能学院,北京 100048;
2.北京工商大学食品安全大数据技术北京市重点实验室,北京 100048)

摘要:农产品供应链安全事关国家发展与社会稳定,但其多环节、多主体结构使得风险信息共享在隐私保护与精准检测之间面临重大挑战。融合区块链与联邦学习技术,构建面向农产品供应链的跨域风险信息可信共享与检测模型。首先,提出一种基于分布式联邦学习的跨域风险信息交互框架,实现农产品供应链风险信息可信流转,然后,构建基于孤立森林异常数据检测算法的农产品供应链风险信息多级检测模式,最后,设计风险贡献和信用值评估模型以确保农产品供应链参与方拥有持续共享核心风险数据的动力,同时动态评估和管理农产品供应链节点的贡献度和可信度。各项实验结果表明,本文所提出的模型能够显著提升跨域风险信息共享效率与预测准确性,为农产品安全领域提供一种兼顾风险信息隐私保护和高效处理的可信共享解决方案。

关键词:农产品供应链;风险信息检测;食品安全;分布式联邦学习;区块链

中图分类号:S24;TP399　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)06-0056-11　　**OSID**:

Distributed Federated Learning Framework for Cross-domain Risk Information Detection in Agricultural Product Supply Chains

ZHANG Xin[1,2]　XIAO Liujun[1,2]　XU Jiping[1,2]　YU Jiabin[1,2]　TAN Xueze[1,2]　ZHAO Zhiyao[1,2]

(1. *School of Computer and Artificial Intelligence*, *Beijing Technology and Business University*, *Beijing* 100048, *China*
2. *Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety*, *Beijing Technology and Business University*, *Beijing* 100048, *China*)

Abstract: The security of agricultural product supply chains plays a critical role in national development and social stability. However, the inherently complex structure of these supply chains—characterized by multiple stages, diverse stakeholders, and heterogeneous data sources—poses significant challenges for risk information sharing, especially in balancing data privacy protection with accurate risk detection. In response, a novel cross-domain risk information detection and trustworthy sharing model was proposed by integrating blockchain and federated learning technologies. Specifically, a distributed federated learning-based interaction framework was established to enable secure and decentralized circulation of risk information across different supply chain entities. To enhance anomaly detection, a multi-level evaluation mechanism based on the isolation forest algorithm was introduced to identify abnormal data patterns at various stages of the supply chain. Additionally, a dynamic risk contribution and credit evaluation model was developed to incentivize stakeholders to continuously share high-value risk data, while assessing their trustworthiness and participation levels in real time. Extensive experiments validated the effectiveness of the proposed approach in improving the efficiency, accuracy, and reliability of cross-domain risk information sharing. This work can provide a scalable and privacy-preserving solution tailored for the agricultural supply chain, offering practical implications for intelligent risk governance and data-driven decision-making in agri-food systems.

Key words: agricultural supply chain; risk information identification; food safety; distributed federated learning; blockchain

收稿日期:2025-03-23　修回日期:2025-04-25

基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFF1101103)、国家自然科学基金项目(62402020)和北京市教育委员会"市属高校分类发展——北京工商大学数字商学新兴交叉学科平台建设"项目

作者简介:张新(1989—),男,副教授,博士,主要从事区块链和 AI 融合应用研究,E-mail:zhangxin@btbu.edu.cn

通信作者:赵峙尧(1989—),男,教授,博士,主要从事食品供应链安全风险评估与防控研究,E-mail:zhaozy@btbu.edu.cn

0　引言

农产品供应链作为连接农业生产与终端消费的核心枢纽，其运行效能直接关系到民生保障与经济稳定性[1-2]。近年来，我国通过加强冷链物流建设、推进农产品质量安全追溯体系[3]、鼓励农业数字化转型[4]等政策系统性推进供应链现代化。然而，农产品供应链领域呈现以下显著特征：多品类广域分布下的时空约束性、易腐性与季节性导致的保鲜刚性需求、多主体协同网络衍生的信息碎片化。这种多维复杂性进一步导致传统管理模式面临三重困境：信息孤岛效应削弱了风险监管的实时性，安全追溯机制尚未健全；风险量化评估高度依赖人工经验，难以应对气候突变、物流中断等多源动态风险的耦合作用；生产主体分散化与利益分配失衡加剧数据失真，而数据隐私顾虑进一步抑制多利益攸关方的协同效率。

在早期跨域数据交换中，CORBA（Common object request broker architecture）[5-6]曾作为分布式系统集成的核心解决方案，通过标准化接口定义和消息传递机制，有效解决了跨平台、跨语言的数据交换问题。然而，面对现代农产品供应链领域呈现的多源异构性、动态演化性和高时效需求，CORBA 框架逐渐暴露出架构臃肿、扩展性不足等局限性。尽管后续发展的电子数据交换技术通过结构化单据的自动化传输显著提升了订单处理、物流追踪等关键业务的效率[7]，但其刚性流程设计难以适应农产品供应链网络的弹性扩展需求，尤其在高频次、低延迟的多维数据交互场景下存在明显短板。

如今，跨域访问控制成为农产品供应链实现风险信息共享的重要手段，常见方法主要包括基于角色的访问控制（RBAC）和基于属性的访问控制（ABAC）。前者通过给不同用户或用户组分配角色、对应权限，适合在组织内部或与少量外部合作伙伴进行数据共享[8-9]；后者通过定义访问实体的属性、环境条件和访问资源的策略，实现对复杂跨域环境中多主体间访问权限的精细化管理。文献[10-11]将其应用在农产品供应链的应用中，实现果蔬跨链溯源和数据共享的安全性与灵活性。但仍然面临难以在数据处理能力和安全可信度之间取得平衡的局限。

区块链作为一种去中心化的分布式账本技术，凭借其不可篡改、可信存证、去中心化及信息透明的特性[12-14]，天然适配农产品供应链领域对信息共享与风险监管的需求[15]。研究表明，多链架构可有效实现跨域信息监管[16-17]，而区块链与物联网的集成更成功应用于橄榄油供应链关键风险信息的实时检测与存证[18]。然而，农产品供应链主体的数据异构性、利益博弈复杂性，以及农产品风险信息易受恶意攻击的特性[19]对供应链信息安全构成重大挑战。联邦学习技术通过“数据不动模型动”的分布式训练模式，在本地完成模型构建，仅交换加密参数，既实现数据价值流通又保障隐私安全[20-23]。

文献[24-26]探索了区块链与联邦学习的协同机制。主要应用在医疗保健系统、车联网及工业物联网等场景。文献[27]进一步将其引入食品安全领域，提升了跨企业风险数据共享的可信性与安全性。然而在风险信息上链时，尚未充分考虑异常信息检测及多节点风险评估的实用需求，难以覆盖供应链运行过程中的突发情况。

因此，如何将上述技术有效适配并深度融合于农产品供应链中，成为当前研究的关键问题。本文基于区块链和联邦学习融合形成的分布式联邦学习构建农产品供应链的跨域风险信息共享模型。通过构建农产品供应链跨域风险信息交互框架、农产品风险数据异常检测模块以及农产品供应链风险贡献和信用值评估模块构建“异常检测-协同建模-风险评估”三位一体的闭环结构。

1　基于分布式联邦学习的农产品供应链跨域风险信息共享模型

本文提出一种面向农产品供应链跨域场景的分布式联邦学习风险信息共享模型，通过将联邦学习与区块链技术深度融合，构建了去中心化的协同建模体系。进而打通供应链各环节之间的数据壁垒，构建安全可信的风险信息协作体系，以实现风险的精准检测、有效预警与持续监管。模型由 3 个核心模块协同组成：农产品供应链跨域风险信息交互框架、农产品风险数据异常检测模块以及农产品供应链风险贡献和信用值评估模块，三者紧密衔接，形成“数据质量保障-模型训练协同-结果监管验证”的完整链路。基于分布式联邦学习的农产品供应链跨域风险信息共享模型如图 1 所示。

1.1　农产品供应链跨域风险信息交互框架

本框架覆盖农产品供应链的关键节点，构建了具有跨域协同能力的风险信息共享核心结构。各主体节点以本地风险数据为基础，在不上传原始数据的前提下，仅上传本地训练模型参数分别参与横向与纵向联邦学习任务，实现模型参数的协同更新与风险信息的分布式融合。同时，监管链节点以各域间子链为映射统一协调跨域数据上链、模型验证与风险记录任务，进一步保障数据安全与系统可信。

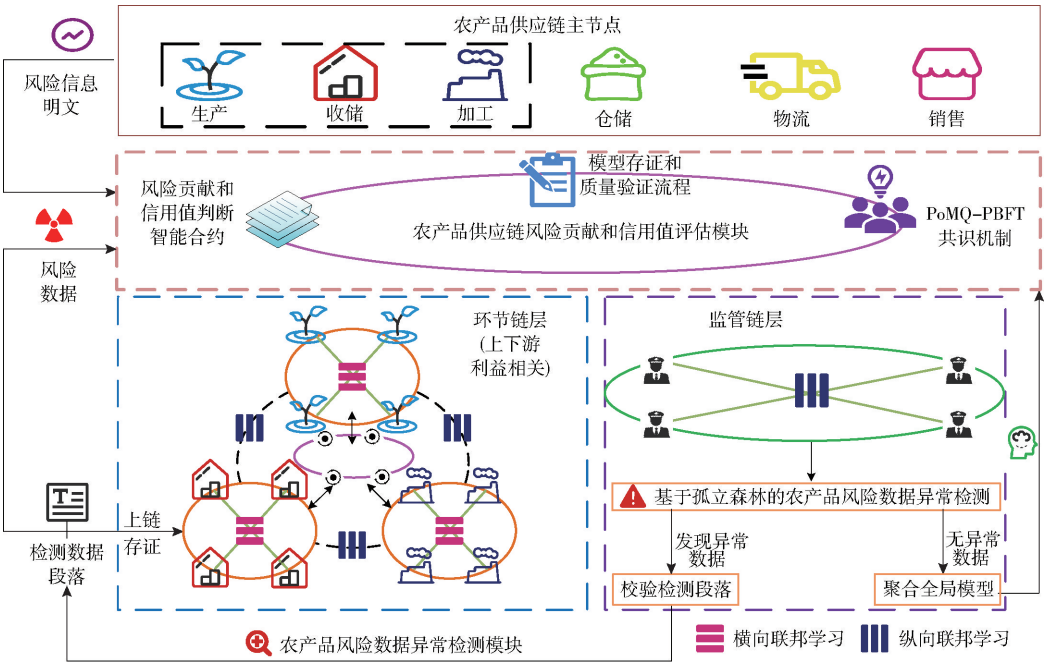

图 1 基于分布式联邦学习的农产品供应链跨域风险信息共享模型

Fig. 1 Cross-domain risk information sharing model for agricultural supply chains based on distributed federated learning

借此农产品供应链在保障数据主权与隐私合规的前提下,突破了供应链中多域间信息隔离的壁垒,为下游检测与评估模块提供输入支持。

1.2 农产品风险数据异常检测模块

农产品风险数据异常检测模块作为模型的前置环节,部署于联邦学习各参与节点之中,负责对本地采集的原始风险数据进行初步筛选与质量控制。该模块基于孤立森林异常数据检测算法进一步构建了二次检测段落以区分主观异常数据和客观异常数据,从而为联邦学习训练提供高质量的数据输入。同时,该模块的输出结果也为后续风险贡献评估与节点信用判断提供了基础数据支撑。

1.3 农产品供应链风险贡献和信用值评估模块

本模块部署于监管链之上,负责对各参与节点提交的模型质量与风险检测结果进行综合评估与动态反馈。以风险贡献值与信用值双评估体系为主体,包含智能合约、模型存证流程与 PoMQ - PBFT 共识机制等子结构,确保评估过程的公平性与可信性。通过双评估模型,跨域风险信息共享模型可引导节点持续优化建模策略,提升协同参与的积极性与建模质量。同时,评估模块与前置检测模块联动,确保供应链输入数据与输出模型的整体质量,为构建稳定、高效、可信的分布式风险检测环境提供支撑。

模块协同运行实现了农产品供应链跨域风险信息的全过程协同治理。从数据质量把控、模型联合训练到行为监管与信任激励,形成了完整的信息闭环与信任机制。通过上述机制设计,本研究提出的分布式联邦学习跨域风险信息共享模型,能够有效解决传统风险管理模式中数据孤立、信息失真与行为不可监管等问题,形成安全、可信、高效的农产品供应链风险检测监管体系。

2 基于孤立森林的农产品供应链风险数据异常检测

分布式联邦学习保证了农产品供应链风险信息共享过程中隐私数据的安全性以及不可篡改性,但对于节点贡献的异常数据无法做到及时的检测,异常的数据不仅会影响联邦学习模型聚合质量,还会对优质模型贡献者的利益造成损害,最终导致整个区块链和联邦学习网络的信任崩塌。

在农产品供应链风险信息可信共享过程中,异常数据主要表现为以下 4 种情形:系统误差,即由检测仪器设备自身问题或监测环境变化导致的数据偏差;系统故障,即由监控平台、通讯设备或现场仪器故障导致的数据缺失或错误;客观异动,即供应链企业工作模式变动或风险源异动导致的业务数据突变;人为篡改,即出于某种主观目的篡改数据,刻意伪造或修饰数据信息。对于前两种情形,可通过及时调整设备和修复故障来纠正偏差;对于第 3 种情形,若企业主动上报并说明原因,可被视为“客观造假”,如果企业节点可以及时修正异常源,则其仍然被视为诚实节点,但如果不及时整改,导致在多轮联邦学习内均出现“客观造假”,则该企业节点将被视为失信节点并收到相应处罚。而第 4 种情形则属于“主观造假”,一旦确证,需对违规节点施以严厉惩

处并剥夺其联邦学习的参与资格。

2.1　异常数据检测方法

随着农产品供应链风险数据维度和数据量的增加，人工标注异常的成本日趋增大。此外，不断涌现的未知风险类型对检测算法在效率、计算复杂度与内存占用等方面提出更高要求。为找到合适的异常数据检查方法，对现有异常检测算法进行分析，分析结果如表 1 所示。

表 1　异常检测算法对比

Tab. 1　Comparative analysis of anomaly detection algorithms

学习类型	算法类别	代表算法	优点	缺点	适用场景	计算复杂度	可解释性
有监督学习	基于分类	SVM 随机森林 XGBoost	检测精度高 适合已知异常模式	需大量标注数据 泛化能力弱	标注数据充足 异常模式已知	中高	中高
无监督学习	基于距离	KNN	无需分布假设， 适合局部异常	计算复杂度高， 对参数敏感	中小规模数据， 局部异常	中高	中
	基于重构	PCA AutoEncoder	捕捉复杂模式 适合高维数据	需要大量数据 计算复杂度高	高维数据 复杂模式	高	低
	基于隔离	孤立森林	高效， 适合高维数据	对局部异常不敏感， 需调整参数	高维数据， 大规模数据	中低	中

与其他检测方法相比，孤立森林算法可在不依赖先验分布假设的前提下对高维度、多样化数据进行快速检测，因此在农产品供应链风险数据的异常检测中具有独特优势。

孤立森林算法的核心在于如何“隔离”数据点本身。异常点在部分特征维度上差异明显，因而更易在随机划分中被单独分割，形成较短的分割路径。孤立森林由多棵随机树组成，一棵随机树对数据点 x 进行划分时，用路径长度 $h(x)$ 表明从根节点到达叶节点的划分次数。若一个点在较少划分步骤被单独分割，则说明其特征与大部分数据存在明显差异，更可能是异常点。孤立森林通过多棵随机树平均路径长度来计算异常分数，其公式为

$$Score(x) = 2^{\frac{-E[h(x)]}{c(\varphi)}} \tag{1}$$

其中

$$c(\varphi) = 2(\ln(\varphi - 1) + \gamma) - \frac{2(\varphi - 1)}{\varphi} \tag{2}$$

式中　$E[h(x)]$——x 在所有随机树上路径长度的平均值

φ——子采样率

$c(\varphi)$——二叉搜索树平均路径长度的调整常数

γ——欧拉常数

分布式联邦学习的异常数据检测模块在本地或边缘服务器上训练多个随机树构成孤立森林，对新数据点计算异常分数；设定阈值 τ，当 $Score(x) > \tau$ 时，将 x 判定为异常数据。

2.2　二次检测数据段落

在孤立森林算法对于异常数据进行一次检测后，本文基于区块链存证机制以及 Hash 加密的雪崩效应，结合农产品供应链风险数据特点提出检测数据段落（Section of detecting data，Sdd）对异常数据进行二次检测，从而对“客观造假”和“主观造假”进行区分与筛选。

企业节点检测设备 TE 收集风险数据，并按时间顺序以明文形式存入本地链下数据库由企业自主管理。企业每 50 条风险数据绑定为一组，经 Hash 加密生成唯一摘要，形成检测数据段落 Sdd，与其他摘要一同上链存证。当异常数据检测模块发现节点数据中存在异常时，将结合 Sdd 对异常数据进行二次检测，其流程如图 2 所示。

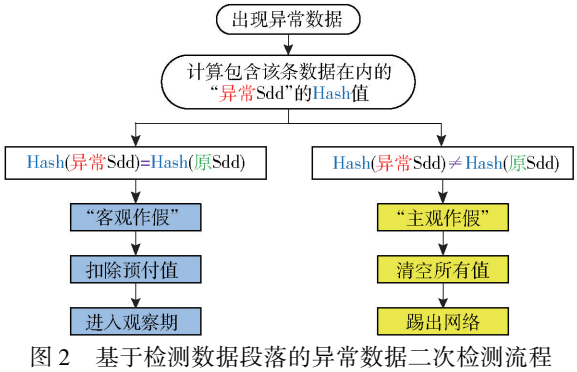

图 2　基于检测数据段落的异常数据二次检测流程

Fig. 2　Secondary detection of abnormal data segments in risk monitoring

当检测到异常数据后，基于智能合约对包含该条异常数据在内的“异常 Sdd”进行 Hash 验证，若其 Hash 值与链上原始 Sdd 一致，判定为客观异常，节点仅被扣除预付信用值并进入观察期；若不一致，则视为“主观造假”，节点将被清除信用值并移出区块链网络，禁止参与联邦学习。基于检测数据段落对农产品供应链异常风险数据进行二次校验，可有效区分主客观异常，优化奖惩流程，避免误惩，增强农产品供应链参与方对可信共享的信赖，提高共享信心。

3 农产品供应链风险贡献和信用值评估

农产品供应链风险贡献和信用值评估模型整体结构主要分为 3 部分,架构图如图 3 所示:构建风险贡献和信用值智能合约实现对风险贡献和信用值的实时自动判断、更新,以及实现奖惩机制;设计模型存证和质量验证流程优化农产品供应链中区块链对联邦学习过程的存证流程;提出了基于模型质量验证的共识机制,减少传统共识的算力浪费,提高效率。三者协同配合,实现对节点与模型的全程监管与评估,为供应链中的跨域共享和潜在风险的及时检测与处置提供了系统化支持。

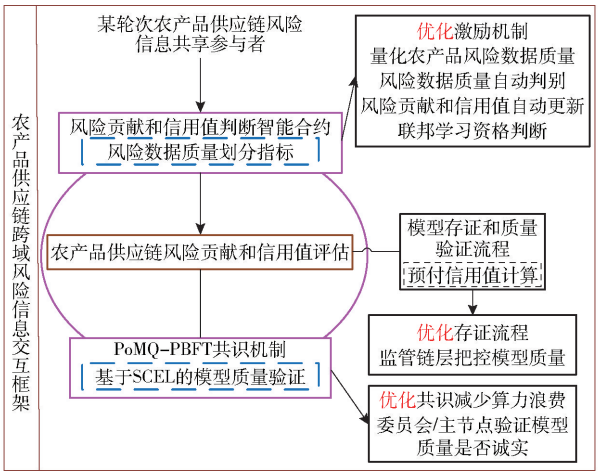

图 3 风险贡献和信用值评估模型架构

Fig. 3 Architecture of risk contribution and credit evaluation model

3.1 风险数据质量划分指标

在农产品供应链风险信息可信共享模型中,流转的农产品风险数据首先应是检测值在国标范围内的非超标数据。若企业节点发现超标数据,生产活动将被叫停并面临处罚。其次,以企业节点 t 为例,当其检测设备采集到一定数量的风险数据后,便通过跨链智能合约向监管链发起学习请求,加入联邦学习过程;同时触发风险贡献与信用值判断的合约逻辑,依据供应链风险信息等级划分方法,对该节点的风险贡献值与信用值进行达标判断并更新。

农产品供应链风险信息等级划分方法见表 2。以某农残物 A 为例,其在某蔬菜 v 上检测值为 a',A 在蔬菜 v 上的最新国标值为 X。如果实际检测值 $a' \leqslant 0.4X$,则被检测蔬菜这部分检测数据的风险等级为低风险;如果实际检测值 a' 大于 $0.4X$,但小于等于 $0.7X$,则风险等级为中风险;如果实际检测值 a' 大于 $0.7X$,但小于等于国标值本身,则风险等级为高风险。

在供应链中,企业掌握的中高风险数据虽未超

表 2 农产品供应链风险信息等级划分方法

Tab. 2 Risk information classification method for agricultural supply chains

农产品名称	农产品类别	检测项目	检测值	国标值	风险等级
a	蔬菜及其制品	A	$a' \leqslant 0.4X$	X	低
b	水果及其制品	B	$0.4Y < b' \leqslant 0.7Y$	Y	中
c	油脂及其制品	C	$0.7Z < c' \leqslant Z$	Z	高

标,但结合上下游数据综合分析后,可能呈现超标风险。能够持续提供高质量、高密度中高风险数据的节点,对联邦模型贡献更大;反之,若风险数据多为低风险,贡献度则相对较低。与此同时,每轮联邦学习中农产品风险数据的总量贡献也是评判贡献的重要指标。每轮联邦学习中节点贡献数据总量越多,贡献度越大。基于此,本文提出一种风险数据质量划分指标,综合考虑节点数据贡献总量及其中高风险占比,以实现对农产品风险数据质量的科学分级。

农产品供应链风险数据质量划分指标综合考虑企业节点数据总量和中高风险数据密度和,以农产品供应链风险数据质量判别公式为依据,对节点每轮参与联邦学习贡献的农产品供应链风险数据质量进行划分。

定义企业节点参与当前轮次联邦学习使用的风险数据总量为 D_v,定义中高风险数据密度和 D_d 为中风险数据和高风险数据的和占企业节点参与当前轮次联邦学习使用的风险数据总量的百分比。设 ω_1 为风险数据总量权重;ω_2 为中高风险数据密度和权重,α 和 β 为常数,用于调整权重的比重。其具体公式为

$$\omega_1 = \frac{\alpha \lg(D_v + 1)}{\alpha \lg(D_v + 1) + \beta \lg(D_d + 1)} \tag{3}$$

$$\omega_2 = \frac{\beta \lg(D_d + 1)}{\alpha \lg(D_v + 1) + \beta \lg(D_d + 1)} \tag{4}$$

综上所述,给出农产品供应链风险数据质量($Quality$)判别公式

$$Quality = \omega_1 f(D_v) + \omega_2 g(D_d) \tag{5}$$

式中,$f(D_v)$ 和 $g(D_d)$ 分别表示对节点贡献数据总量和中高风险数据密度的质量映射函数。采用线性标准化函数,将每个节点当前轮次的 D_v 和 D_d 转换到统一评分区间。

数据需求方对农产品供应链风险数据质量划分指标阈值按照实际需求进行设置,设优级阈值为 Q_e,设良级阈值为 Q_g,将风险数据按照阈值分为 3 类:当数据质量 $Quality \geqslant Q_e$ 时为优级数据;当 $Q_g \leqslant Quality < Q_e$ 时为良级数据;当 $Quality < Q_g$ 时为差级数据。

3.2　风险贡献和信用值判断智能合约

基于农产品风险数据质量划分指标，本文设计了风险贡献和信用值判断智能合约，实现每轮联邦学习中的超标数据筛查、异常检测调用、数据质量判别、贡献与信用更新及参与资格评估等功能。合约通过代码自动执行，无需第三方干预，减少了人为错误的可能，同时降低了延迟，优化了信任成本和中介费用。该智能合约代码和模型质量判别结果、奖惩记录均上链存证，供各方查询，保障过程透明、逻辑不可篡改，提升系统公正性与安全性。风险贡献和信用值判断流程如下。

条件 1：判断是否有超标数据。判断节点 t 参与本轮联邦学习使用的数据中是否存在已超标的检测数据。若存在，则节点 t 风险贡献值和信用值都将被清空，并将其踢出，使其无法参与当轮以及后面的联邦学习进程，同时上报监管链对其进行相应处理；若不存在超标数据，则在调用异常数据检测智能合约后进入判断条件 2。

条件 2：判断农产品供应链风险数据质量。依据农产品供应链风险数据质量划分指标对企业节点贡献的数据质量进行划分。若节点风险数据质量为差级数据，则该节点被视为数据质量不达标节点，其联邦学习不达标轮次将加 1；若节点风险数据质量为良级数据，则该节点被视为数据质量达标节点，其联邦学习达标轮次将加 1，同时风险贡献值将加 1；若节点风险数据质量为优级数据，则该节点被视为数据质量达标节点，其联邦学习达标轮次将加 1，风险贡献值将加 2，同时信用值将加 1。无论节点数据质量为何种级别，在轮次、风险贡献值和信用值更新后，节点都将进入轮次计数器，数据质量不达标节点进入判断条件 3，数据质量达标节点进入判断条件 4。

条件 3：判断不达标轮次。当该节点数据质量达标轮次小于 5 轮时，节点 t 风险贡献和信用值不变；当轮次大于或等于 5 轮时，节点 t 风险贡献值减 2 倍不达标轮次数，信用值减不达标轮次数。之后进入判断条件 5。

条件 4：判断达标轮次。当该节点数据质量达标轮次小于 10 轮时，节点 t 风险贡献和信用值不变；当轮次等于 10 轮时，节点 t 风险贡献值加 5，信用值加 5，同时轮次计数器清空，之后进入判断条件 5。

条件 5：判断联邦学习资格。当节点风险贡献值高于或等于风险贡献标准值 $V(Rs)$，同时信用值高于或等于信用标准值 $V(Cs)$ 时，视该节点为达标节点，允许节点参加新一轮联邦学习；当有任意一项指标不达标时，视该节点为不达标节点，节点将被踢出，并无法参与此轮与之后的联邦学习过程。

3.3　供应链模型存证和质量验证流程

3.3.1　预付信用值计算公式

农产品供应链参与企业节点在参与每轮联邦学习过程前，需要拿出部分信用值为本轮联邦学习进行背书，通过风险贡献和信用值判断智能合约来决定联邦学习预付信用值，计算公式为

$$P=\begin{cases}P_{\min} & (c_1T^d<P_{\min})\\ c_1T^d & (P_{\min}\leqslant c_1T^d\leqslant T)\\ T & (c_1T^d>T)\end{cases}\tag{6}$$

式中　P——预付信用值　　T——信用值（总数）

$P_{\min}$——最小预付信用值

c_1——正常数，用以调整预付信用值相对于信用值总数的比例

d——小于 1 的正常数，用以确保 P 的增长速度低于 T

3.3.2　模型存证和质量验证流程

当企业节点申请接入区块链网络时，系统将综合评估其本地农产品风险数据规模、可支配算力、行业背景与资质情况，判断其是否具备参与联邦学习的条件。合格节点将获得统一的信用初值 Cv_0，同时风险贡献初值 Rv_0 初始化为 0，并将上述信息上链存证。以第 i 轮为例，风险贡献和信用值双评估模型下的联邦学习流程如下：

（1）监管链确定当前轮次的联邦学习任务内容及参数下发规则，并通知符合要求的企业节点。节点需满足风险贡献值高于标准值、信用值高于或等于标准值，方可参与；否则将被剔除，并失去获取本轮学习成果的资格。

（2）符合要求的企业节点 P_t 提交部分信用值作为参与本轮训练的背书，即预付信用值 Cv_t。扣除预付信用值后，节点 P_t 利用本地风险信息数据 Ld_t 和已得学习成果 $Lo_t(i)$ 训练局部模型 $Lm_t(i)$。

（3）企业节点 P_t 向监管链发起跨链存证请求，其提交的待共识的区块体内将包含可以证明该节点参与了第 i 轮在内的所有轮次联邦学习的凭证 $block-b_t(i)$，以作为该节点在 $1\sim i$ 轮内持续贡献局部模型 $Lm_t(1\sim i)$ 的存证。

（4）企业节点将局部模型 $Lm_t(i)$ 使用同态加密处理后，通过 P2P 网络进行广播，企业节点和监管节点接收 $Lm_t(i)$ 后存储在其本地服务器。

（5）监管链接收局部模型后，对节点贡献模型 $Lm_t(i)$ 进行质量评估，若质量达标，则其将被用以聚合本轮学习的全局模型 $Gm(i)$，并返还节点 P_t 本轮

预付信用值 Cv_t;若不达标,则其贡献的 $Lm_t(i)$ 将被剔除,同时扣除本轮预付信用值 Cv_t。监管链聚合得到全局模型后,将结合局部模型 $Lm_t(i)$ 对于第 i 轮训练所得全局模型的准确率贡献度 $C(Lm_t(i))$ 和节点 P_t 对于此轮训练贡献的算力大小,对节点 P_t 信用值进行一定范围的奖励。

(6)监管链检查学习结果是否达到预期要求,或损失函数是否已经收敛,若是则停止训练,否则确定新一轮联邦学习参与方,并将全局模型下发,从而开启新一轮的联邦学习过程。

3.4 基于分布式联邦学习模型质量验证的共识机制

传统共识机制依赖节点投入大量算力以争夺记账权,资源消耗高,且易使算力强的节点长期主导共识过程。该模式不仅成本高昂,也难以适应多节点协同与公平性要求。为适应分布式联邦学习的跨域风险信息共享模型,本文提出一种基于模型质量验证的改进型共识机制 PoMQ(Proof of model quality)-PBFT,将 PoW 中随机数计算任务转化为对各节点模型质量的验证过程。该机制一方面降低了通信与计算开销,另一方面使共识过程能够有效反映节点的建模贡献,更契合联邦学习的系统运行需求。

本文中以节点 P_t 贡献的模型对农产品供应链风险数据的风险等级进行分类的准确率大小为判别模型质量好坏的标准,采用多分类领域常用的 Softmax 损失函数对模型质量进行量化处理,其由 Softmax 函数和交叉熵损失函数组成。在此基础上得到 Softmax 损失函数 *SCEL* 的公式为

$$SCEL(m_s) = -\frac{1}{n}\sum_{s=1}^{n}\sum_{k=1}^{K} y_k^{(s)} \lg(\hat{U}_k^{(s)}) \quad (7)$$

其中 n 是样本数量,K 是类别数,$y_k^{(s)}$ 表示第 s 个样本的真实标签,$\hat{U}_k$ 是 Softmax 计算出的预测概率。这个公式表示的是模型预测的概率分布与真实标签的概率分布之间的差异,则 $SCEL(m_s)$ 的值越小,意味着模型的性能越好。

PoMQ-PBFT 共识机制的具体流程如下:

(1)主节点选取:监管链选取农产品供应链风险数据质量(*Quality*)得分最高的节点作为本轮共识的主节点,按所需比例选取 *Quality* 较高的部分节点作为委员会节点参与共识过程。

(2)模型聚合:在企业节点结束每一轮本地联邦学习之后,节点 P_t 将模型参数 m_s、$SCEL(m_s)$、数据发送方 ID、数据接收方 ID、数据发送方的信用值、数据发送方公钥以及时间戳打包为局部模型事务 tr_{m_s}。主节点收集所有的 tr_{m_s},将本轮联邦学习中全网的学习成果,利用本文提出的分布式联邦学习算法聚合得到全局模型参数 M_s,并形成全局模型事务 tr_{M_s}。

(3)委员会节点验证:主节点收集所有局部模型事务 tr_{m_s} 和全局模型事务 tr_{M_s},将其打包成候选区块向委员会节点广播,委员会节点对 $SCEL(m_s)$、$SCEL(M_s)$ 进行计算验证,并通过实用拜占庭容错(PBFT)进行共识。

(4)共识达成:若 PoMQ-PBFT 共识过程通过,则各委员会成员广播打包好的区块,将新生成的区块发布到区块链上。本轮联邦学习过程中,模型质量合格并被聚合的节点,将被返还预付信用值,同时主节点和委员会节点还会获得额外信用值奖励。

4 实验验证与结果分析

为验证本文所提出的基于分布式联邦学习的农产品供应链跨域风险信息共享模型的有效性与可行性,设计并开展了多组实验仿真。首先,构建基于孤立森林的检测模型,并对其准确性与鲁棒性进行评估;其次,设计智能合约与共识流程,验证其在节点激励与模型可信性提升方面的作用;最后,以整体跨域风险信息共享框架为基础,结合数据分布特性,分别采用横向联邦学习算法 FedAvg 和纵向联邦学习算法 FedBCD,并与传统无联邦建模方法逻辑回归(LR)进行对比,从多个角度评估模型综合性能。

4.1 实验环境配置

本次仿真的服务器配置为:至强 xeon 金牌 6230 40 核 2.1 G 的 CPU;64 GB 内存容量;480 GB + 3 × 4 TB 硬盘;系统为 Ubuntu 22.04。基于 Python 3.7.2 编程语言构建,Visual Studio Code 作为仿真平台。

4.2 异常检测模型准确性分析实验

基于 Python 进行了部分仿真实验,以检验孤立森林算法对异常数据的检测效果。

实验首先构建了由 500 个农产品风险数据组成的异常检测仿真虚拟数据集用作性能测试,所有数据用数字进行代替,以便运算。以农产品质量监测中常见的重要指标温度、湿度、酸碱度和菌落数作为主要特征值,将检测地点和时间作为硬性记录指标为后续精准定位样本、对异常数据进行二次校验提供数据支撑。异常检测仿真结果如图 4 所示。

由仿真结果和异常样本信息可知该算法从 500 个农产品样本中筛选出 51 个异常样本,将异常样本信息与预设异常样本信息进行对比发现,本性能测试仿真实验中,基于孤立森林的农产品风险数据异常检测算法对所有异常样本做到了正确识别,但其误判了 1 个正常样本点,总体性能符合农产品供应链对异常数据的检测需求。

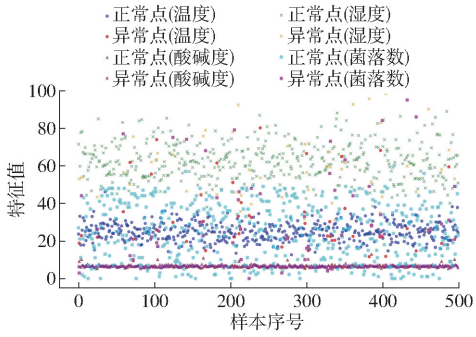

图 4　基于孤立森林的农产品风险数据异常检测仿真结果

Fig. 4　Simulation results of abnormal risk data detection for agricultural products using isolation forest algorithm

为进一步验证算法稳定性，实验构建了两组不同数据特征维度的测试集进行仿真测试，仿真结果如图 5 所示。

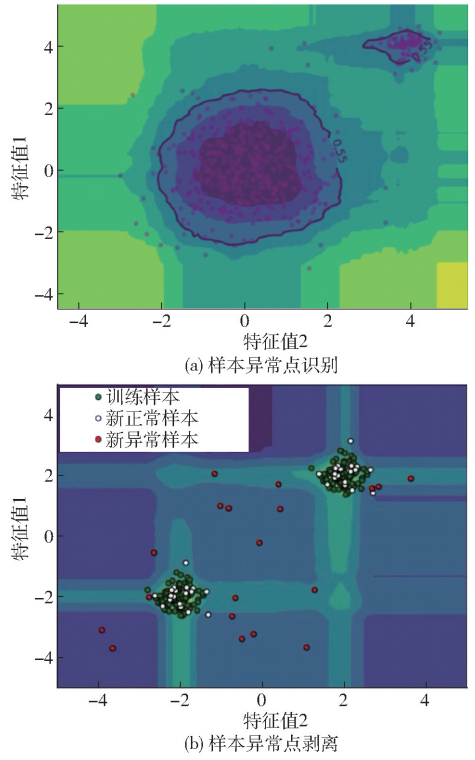

图 5　孤立森林异常数据检测仿真

Fig. 5　Simulation of anomaly detection using isolation forest algorithm

其中图 5a 选取 512 个双特征样本点数组作为检测样本，结果显示孤立森林算法对其中 79 个异常点都做到了成功识别；图 5b 中选取 260 个二维样本点作为检测样本，结果显示孤立森林算法对其中共 20 个异常点都做到了成功剥离。

多组实验结果表明，孤立森林算法在不同数据集和特征结构下均表现出良好的异常检测能力，验证了其在农产品风险数据预处理阶段的适用性与有效性。

4.3　风险贡献和信用值评估模型仿真验证

针对前文风险贡献和信用值判断智能合约与风险信用双评估模型下的联邦学习流程进行了设计伪代码设计，风险贡献和信用值判断智能合约以及基于风险贡献与信用评估机制的跨域存证联邦学习算法分别为：

算法 1　风险贡献和信用值判断智能合约

```
FUNCTION evaluateNodeEligibility(Node node, Data data) {
    // Step 1:超标检测
    IF data.containsExceededValues() {
        node.riskContribution = 0
        node.credit = 0
        node.isActive = false
        reportToRegulatoryChain(node)
        removeFromNetwork(node)
        RETURN
    }
    // Step 2:数据质量等级评估
    QUALITY = data.getQuality()
    IF QUALITY == "差" {
        node.unqualifiedRounds += 1
    } ELSE IF QUALITY == "良" {
        node.qualifiedRounds += 1
        node.riskContribution += 1
    } ELSE IF QUALITY == "优" {
        node.qualifiedRounds += 1
        node.riskContribution += 2
        node.credit += 1
    }
    // Step 3:不达标轮次判断
    IF node.unqualifiedRounds >= 5 {
        node.riskContribution -= 2 * node.unqualifiedRounds
        node.credit -= node.unqualifiedRounds
        node.qualifiedRounds = max(0, node.qualifiedRounds - 2)
        node.unqualifiedRounds = 0
    }
    // Step 4:达标轮次判断
    IF node.qualifiedRounds == 10 {
        node.riskContribution += 5
        node.credit += 5
        node.qualifiedRounds = 0
        node.unqualifiedRounds = max(0, node.unqualifiedRounds - 2)
```

```
    }
    // Step 5:联邦学习资格判定
      IF node. riskContribution > = RISK _
CONTRIBUTION_THRESHOLD AND
       node. credit > = CREDIT_THRESHOLD {
         node. isActive = true
         allowParticipation(node)
    } ELSE {
         node. isActive = false
removeFromNetwork(node)
    }
}
FUNCTION allowParticipation(Node node) {
    federatedLearningParticipants. add(node)
    PRINT("节点 " + node. id + " 已允许参与联
邦学习")
}
FUNCTION removeFromNetwork(Node node) {
    federatedLearningParticipants. remove(node)
    PRINT("节点 " + node. id + " 已被移出联邦
学习网络")
}
```

算法 2 基于风险贡献与信用评估机制的跨域存证联邦学习

1. 监管链指定联邦学习内容与要求,下发至所有监管节点与企业节点。

2. 节点筛选:

for 每个企业节点 P_i do

if 节点风险贡献值 > 标准值 $V(R_s)$ 且信用值 ≥ 标准值 $V(C_s)$ then

节点 P_i 纳入第 i 轮联邦学习

else

剔除节点 P_i,并禁止其获取学习成果

end if

end for

3. 对每个符合要求的节点 P_i:

扣除其部分信用值作为预付信用值 C_{Vo}

利用本地风险信息 Z_d 和上一轮成果 $L_o(i)$ 训练局部模型 $L_m(i)$

4. 节点 P_i 向监管链发起跨链存证请求

待共识区块 block_i 中包含节点参与第 1 ~ i 轮学习的所有凭证

5. 节点将局部模型 $L_m(i)$ 使用同态加密处理后,通过 P2P 网络广播

企业节点与监管节点接收后将 $L_m(i)$ 存储至本地服务器

6. 监管节点评估 $L_m(i)$ 的模型质量:

if 模型质量达标 then

将其纳入全局模型 $G_m(i)$ 聚合,返还预付信用值 C_{Vo}

else

剔除该模型,扣除 C_{Vo}

end if

聚合后根据准确率贡献度 $C(L_m(i))$ 与节点算力,奖励节点 P_i 的信用值

7. 训练终止判定:

if $G_m(i)$ 达到精度要求或损失函数收敛 then

停止训练流程

else

选定下一轮参与节点,下发 $G_m(i)$,启动第 $i+1$ 轮联邦学习

end if

在性能测试阶段,通过将通讯节点数量从 20 个逐步增加到 225 个,同时将通讯数据规模固定在 1 MB,在同一节点规模前提下,从吞吐量和交易延迟两个指标对 PoMQ - PBFT 和传统 PBFT 进行对比。共识机制吞吐量对比如图 6a 所示。当节点数量小于 75 时,两种算法吞吐量表现接近,当节点数量达到 100 时,两种共识吞吐量差距较大,PBFT 吞吐量下降到 224.2 笔/s,PoMQ - PBFT 吞吐量下降到 316.7 笔/s,之后下降幅度趋于平缓,最终当节点数量达到 225 时,PBFT 吞吐量下降到 166 笔/s,PoMQ - PBFT 吞吐量下降到 252 笔/s。尽管两种算法的吞吐量都随着节点数量的增加而减少,但是 PoMQ - PBFT 下降速度较慢,且下降幅度较小。

对两种算法交易时延进行了比较,结果如图 6b 所示。由图 6b 可知,两种共识算法交易时延都随着节点数量增加而增加,当节点数量较少时,两种算法交易时延差距较小,当节点数量逐渐增多,特别是超过 100 后,两种算法时延差距逐渐加大,PBFT 交易时延增速较快,当节点数量为 225 时,达到 786.4 ms,PoMQ - PBFT 交易时延增速远低于 PBFT,当节点数量为 225 时,达到 347.9 ms。尽管两种算法交易时延都随着节点数量的增加而增加,但是 PoMQ - PBFT 增加速度较慢,且增加幅度较小。综上,PoMQ - PBFT相较 PBFT 有着更好的吞吐量表现和交易时延控制,使其更适合应用于农产品供应链风险信息共享过程。

4.4 基于分布式联邦学习的风险检测评估实验

在前两个实验分别完成异常检测模型准确性分析与共识机制仿真验证基础上,进一步开展整体实验仿真以全面验证所提出模型的实际可行性与整体

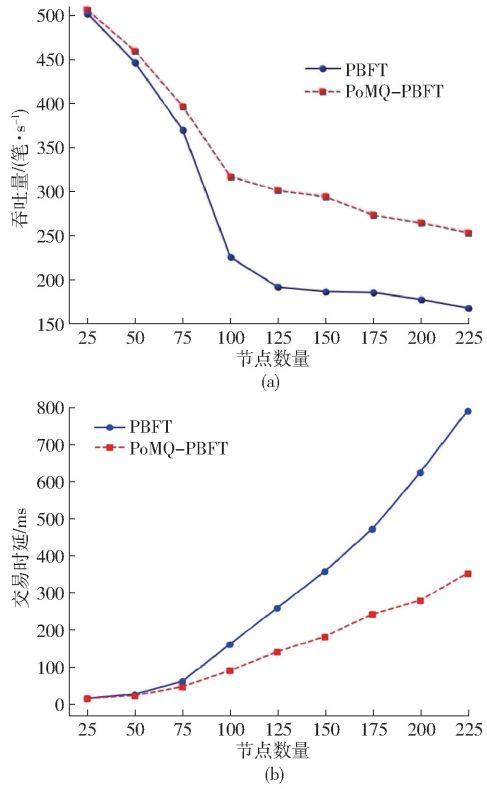

图 6　PoMQ－PBFT 与 PBFT 交易对比

Fig. 6　Transaction performance comparison between PoMQ－PBFT and PBFT consensus mechanisms

协同效果。实验以共享模型框架为基础，同时考虑到农产品数据异构等特点，应用不同的联邦学习算法对实验进行设计。从整体上评估所提出模型在跨域风险信息检测任务中的协同能力与性能优势。

实验数据集来源为某年人民政府门户网站上公开的全国农产品不同地区的检测毒素含量的具体地址。将原有数据集特征进行筛选，保留 5 个核心样本特征：地理位置信息（经度、纬度）、年份、生产省份，以及对应的真菌毒素指标（DON 值）。在预处理阶段，根据毒素浓度水平，将 DON 值划分为 3 种风险等级（分别记为 0、1、2），形成三分类问题。保留年份、省份、扦样经度、扦样纬度分别作为特征向量 $\boldsymbol{x}_0$、$\boldsymbol{x}_1$、$\boldsymbol{x}_2$、$\boldsymbol{x}_3$，将 DON 划分结果作为标签 y。1 500 个毒素样本按照 1 ~ 1 500 的自然顺序依次编号并当作“id”的数值。按照 8∶2 随机划分训练集与测试集。最大训练轮次为 500。

采用逻辑回归作为联邦学习的底层模型。针对不同联邦场景的需求，将联邦学习聚合算法内嵌到逻辑回归模型中，形成 3 种对比方法：①传统的无联邦机制的逻辑回归模型 LR。所有数据集中在同一节点进行训练，缺乏对多方数据隐私的保护。②横向联邦学习模型。以 FedAvg 算法为例，各参与方拥有相同维度的特征，通过本地更新后加权平均的方式完成全局模型训练，从而保护了各节点的原始数据隐私。③纵向联邦学习模型，以 FedBCD 算法为例，各参与方拥有不同特征维度，通过安全的梯度或激活值交换机制联合训练全局模型。其运行效果如图 7 所示。

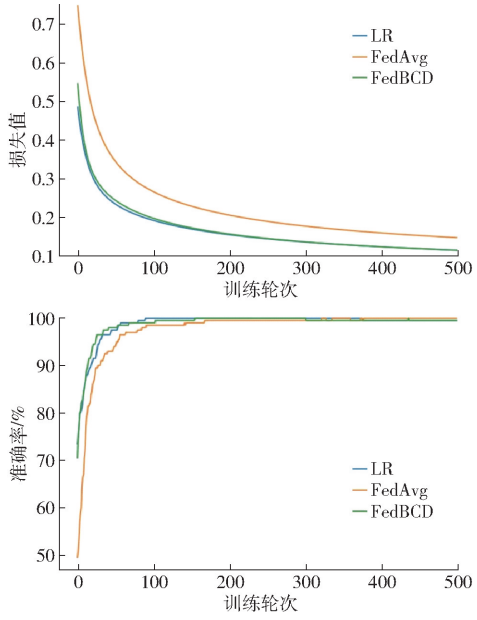

图 7　FedBCD、FedAvg、全局 LR 测试集损失函数及准确率对比

Fig. 7　Performance comparison on test set among FedBCD, FedAvg, and traditional logistic regression

由图 7 可以看出，FedBCD 的损失值曲线最低，表现出较好的泛化能力，LR 紧随其后。3 种方法在验证集上均能在大约前 150 轮的通信轮次内迅速将准确率提升到 95% ~ 100% 之间。可知 3 种算法通过本模型进行联邦学习时，最终都能得到收敛的训练模型，且模型的健壮性和鲁棒性都较好。通过横向联邦学习 FedAvg、纵向联邦学习 FedBCD 与传统 LR 的对比实验可知，本文所提出的农产品供应链跨域风险信息检测与双评估模型在兼顾数据安全性的前提下，能够在各种联邦场景中更好地整合多方特征信息，整体识别准确率最高，且对异常和高风险样本的检测能力较强，符合农产品供应链风险监测的实际需求。

5　结束语

面向农产品供应链多方跨域协作的需求，构建了基于分布式联邦学习的农产品供应链跨域风险信息共享模型。首先结合联邦学习与区块链技术设计了农产品供应链跨域风险信息交互框架，为后续的风险数据检测与激励机制提供了稳固的技术底座。其次，引入基于孤立森林算法的异常数据二次检测段落，构建主客观异常数据识别机制，提高数据质量，保护优质节点利益。最后，在区块链环节建立风

险贡献和信用值评估模型:提出风险数据质量划分指标,加入风险贡献和信用值判断智能合约,量化风险数据质量,实现对风险数据质量的自动判别。提出一种基于预付信用值的模型存证和质量验证流程,优化对风险信息的存证流程,把控风险信息模型质量。提出适配联邦学习场景的 PoMQ - PBFT 共识机制,减少算力浪费。相关实验结果表明,本文模型在保持数据隐私的前提下,可有效提升异常数据检测准确率与全局模型性能,具有良好的可扩展性与跨域风险信息协同治理能力。

参 考 文 献

[1] 黄于清,廖海滨. 农产品供应链中质量安全控制的关键点识别与优化[J]. 食品安全导刊,2025(7):61 - 64.
HUANG Yuqing, LIAO Haibin. Identification and optimization of key points for quality and safety control in agricultural product supply chain[J]. China Food Safety Magazine, 2025(7): 61 - 64. (in Chinese)

[2] KAMBLE S S, GUNASEKARAN A, GAWANKAR S A, et al. Achieving sustainable performance in a data-driven agriculture supply chain: a review for research and applications[J]. International Journal of Production Economics, 2020, 219: 179 - 194.

[3] 王少华,孙传恒,罗娜,等. 面向预制食品溯源的隐私数据加密共享方法研究[J]. 农业机械学报,2024,55(5):405 - 418.
WANG Shaohua, SUN Chuanheng, LUO Na, et al. Privacy data encryption sharing method for prepared food traceability[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(5): 405 - 418. (in Chinese)

[4] 陈奕延,李晔,李存金,等. 可持续性与数字化:区块链驱动的循环农业研究[J]. 生态经济,2022,38(3):123 - 133.
CHEN Yiyan, LI Ye, LI Cunjin, et al. Sustainability and digitalization: research on blockchain driven circular agriculture[J]. Ecological Economy, 2022, 38(3): 123 - 133. (in Chinese)

[5] GUPTA A, KAR S. The common object request broker architecture (CORBA) and its notification service[J]. IETE Technical Review, 2002, 19(1 - 2): 31 - 45.

[6] SCHMIDT D G, FRED K. An overview of the real-time CORBA specification[J]. Computer, 2000, 33(6): 56 - 63.

[7] NARAYNAN S, ANN S M, ROBERT B H. Electronic data interchange: research review and future directions[J]. Decision Sciences, 2009, 40(1): 121 - 163.

[8] YURICHA Y, PHAN I K. Penerapan role based access control dalam sistem supply chain management berbasis cloud: the implementation of role based access control in a coud-based supply chain management system[J]. MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science, 2023, 3(2): 339 - 348.

[9] SADEGH S, FAENAZ K, HALEH A, et al. R2 - BAC: a novel blockchain and IoT-based access control model for supply chain management[C]//2024 14th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE). IEEE, 2024.

[10] 杨信廷,李金辉,罗娜,等. 基于属性访问控制模型的果蔬跨链追溯系统设计与实现[J]. 农业机械学报,2023,54(12):376 - 388.
YANG Xinting, LI Jinhui, LUO Na, et al. Fruit and vegetable cross-chain traceability system based on attribute access control models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 376 - 388. (in Chinese)

[11] 刘晓辉,罗娜,邢斌,等. 基于属性可搜索加密的农产品区块链追溯隐私数据访问控制方法[J]. 农业机械学报,2024,55(10):433 - 443.
LIU Xiaohui, LUO Na, XING Bin, et al. Attribute-based searchable encrypted agricultural blockchain traceability private data acess control method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 433 - 443. (in Chinese)

[12] 袁勇,王飞跃. 区块链技术发展现状与展望[J]. 自动化学报,2016,42(4):481 - 494.
YUAN Yong, WANG Feiyue. Blockchain: the state of the art and future trends[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(4): 481 - 494. (in Chinese)

[13] LU Yang. The blockchain: state-of-the-art and research challenges[J]. Journal of Industrial Information Integration, 2019, 15: 80 - 90.

[14] 邵奇峰,金澈清,张召,等. 区块链技术:架构及进展[J]. 计算机学报,2018,41(5):969 - 988.
SHAO Qifeng, JIN Cheqing, ZHANG Zhao, et al. Blockchain: architecture and research progress[J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(5): 969 - 988. (in Chinese)

[15] 孙传恒,于华竟,徐大明,等. 农产品供应链区块链追溯技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报,2021,52(1):1 - 13.
SUN Chuanheng, YU Huajing, XU Daming, et al. Review and prospect of agri-products supply chain traceability based on blockchain technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 1 - 13. (in Chinese)

[16] PENG X, ZHANG X, WANG X, et al. A refined supervision model of rice supply chain based on multi-blockchain[J]. Foods, 2022, 11(18): 2785.

[17] 孙传恒,万宇平,罗娜,等. 面向追溯主体的果蔬全供应链区块链多链模型研究[J]. 农业机械学报,2023,54(4):416 - 427.
SUN Chuanheng, WAN Yuping, LUO Na, et al. Blockchain multi-chain modle of fruit and vegetable supply chain for traceability subjects[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 416 - 427. (in Chinese)

(下转第 89 页)

[29] YU J Z, HU N, HANG L R, et al. Effect of deacetylation of chitosan on physicochemical properties, antioxidant and antibacterial activities of chitosan-mannose derivatives[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2023, 103(13): 6394 - 6405.
[30] MOHSIN F G, SCHMITT F, KANZLER C, et al. Structural characterization of melanoidin formed from d-glucose and l-alanine at different temperatures applying FTIR, NMR, EPR, and MALDI - ToF - MS[J]. Food Chemistry, 2018, 245: 761 - 767.
[31] TAOUKIS P S. Modelling the use of time-temperature indicators in distribution and stock rotation[J]. Food Process Modelling, 2001, 512: 402 - 431.
[32] 张李璇,余海龙,许高垒,等. 胶态金纳米型时间-温度指示器性能研究[J]. 包装工程,2020,41(19):134 - 139.
ZHANG Lixuan, YU Hailong, XU Gaolei, et al. Colloidal time temperature indicators based on gold nanoparticles[J]. Packaging Engineering,2020, 41(19): 134 - 139. (in Chinese)
[33] WANG J Y, YUE C Z, WANG G Y. Beef quality monitoring using immobilization lipase on modified polypropylene nonwoven fabric based on time-temperature indicator[J]. Journal of Food Engineering, 2023, 357: 111586.
[34] 刘冬青,陈朴,臧鹏,等. 时间-温度指示器在食品保质期预测中的应用[J]. 食品工业科技,2021,42(22):1 - 10.
LIU Dongqing,CHEN Pu,ZANG Peng, et al. Application of time temperature indicator in food shelf life prediction[J]. Science and Technology of Food Industry, 2021, 42(22): 1 - 10. (in Chinese)
[35] PING Z, SHUANGLING L, DE G. Effects of poly(butylene adipate-co-terephthalate)/TiO_2 nanocomposite antimicrobial films on chilled pork quality[J]. Packaging Technology and Science, 2021, 34(11 - 12): 709 - 715.
[36] 顾海宁,李强,李文钊,等. 冷却猪肉贮存中的品质变化及货架期预测[J]. 现代食品科技,2013,29(11):2621 - 2626.
GU Haining, LI Qiang, LI Wenzhao, et al. Quality change and shelf-life prediction of chilled pork during storage[J]. Modern Food Science and Technology,2013, 29(11): 2621 - 2626. (in Chinese)
[37] 余冬青, 赵欣欣, 程赤云,等. 迭香精油活性贴对鲜切猪肉保鲜效果的研究[J]. 包装工程,2023,44(11):46 - 54.
YU Dongqing, ZHAO Xinxin, CHENG Chiyun, et al. Preservation effect of rosemary essential oil active packaging on fresh-cut pork[J]. Packaging Engineering, 2023, 44(11): 46 - 54. (in Chinese)
[38] AND M C G, TAOUKIS P S. Systematic application of time temperature integrators as tools for control of frozen vegetable quality[J]. Journal of Food Science, 2002, 67(6): 2221 - 2228.
[39] TAOUKIS P S, LABUZA T P. Applicability of time-temperature indicators as shelf life monitors of food products[J]. Journal of Food Science, 1989, 54(4): 783 - 788.

(上接第 66 页)

[18] VITASKOS V, DEMESTICHAS K, KARETSOS S, et al. Blockchain and Internet of things technologies for food traceability in olive oil supply chains[J]. Sensors, 2024, 24(24): 8189.
[19] QUACH S, THAICHON P, MARTIN K D, et al. Digital technologies: tensions in privacy and data[J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2022, 50(6): 1299 - 1323.
[20] GUENDOUZI B S, OUCHANI S, ASSAA H E L, et al. A systematic review of federated learning: challenges, aggregation methods, and development tools[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2023, 220: 103714.
[21] WEN J, ZHANG Z, LAN Y, et al. A survey on federated learning: challenges and applications[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2023, 14(2): 513 - 535.
[22] YU J, CHEN Y, WANG Z, et al. Food risk entropy model based on federated learning [J]. Applied Sciences, 2022, 12(10): 5174.
[23] DEVARAJ H, SOHAIL S, LI B, et al. RuralAI in tomato farming: integrated sensor system, distributed computing and hierarchical federated learning for crop health monitoring[J]. IEEE Sensors Letters, 2024, 8(5): 1 - 4.
[24] 智慧,段苗苗,杨利霞,等.一种基于区块链和联邦学习融合的交通流预测方法[J].电子与信息学报,2024,46(9):3777 - 3787.
ZHI Hui,DUAN Miaomiao,YANG Lixia,et al. A traffic flow prediction method based on the fusion of blockchain and federated learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology,2024,46(9):3777 - 3787. (in Chinese)
[25] 温亚兰,陈美娟.融合联邦学习与区块链的医疗数据共享方案[J].计算机工程,2022,48(5):145 - 153,161.
WEN Yalan,CHEN Meijuan. A traffic flow prediction method based on the fusion of blockchain and federated learning[J]. Computer Engineering,2022,48(5):145 - 153,161. (in Chinese)
[26] KALAPAAKING A P, KHALIL I, YI X. Blockchain-based federated learning with SMPC model verification against poisoning attack for healthcare systems[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2023, 12(1): 269 - 280.
[27] 张新,谭学泽,王小艺,等. 基于区块链和联邦学习的食品全程全息风险信息可信共享模式[J]. 食品科学,2024,45(15):1 - 12.
ZHANG Xin, TAN Xueze, WANG Xiaoyi, et al. A trusted sharing model for risk information of food full-process and all-information based on blockchain and federated learning[J]. Food Science,2024,45(15):1 - 12. (in Chinese)