

一种视频与物流业务数据融合的效率 - 安全双目标协同优化系统设计模式

徐梦溪¹, 沈克永², 涂宏斌³, 王丹华¹

¹南京工程学院计算机工程学院, 江苏 南京

²南昌理工学院计算机信息工程学院, 江西 南昌

³华东交通大学电气与自动化工程学院, 江西 南昌

收稿日期: 2025年7月16日; 录用日期: 2025年8月15日; 发布日期: 2025年8月26日

摘要

针对智慧物流中视频监控数据与业务数据融合存在的“数据孤岛”、多模态语义鸿沟及“效率 - 安全”双目标优化冲突问题, 本文提出一种视频与物流业务数据融合的效率 - 安全双目标协同优化系统设计模式(ESCOS-DM)。该模式构建“感知层 - 边缘计算层 - 云端计算层 - 应用服务层 - 区块链审计层”的分层架构, 通过数据交互总线实现跨层协同; 设计跨模态适配层解决视频与业务数据的时空对齐及特征归一化问题, 采用多模态注意力机制与知识蒸馏技术实现异构数据深度融合; 引入改进的NSGA-III算法构建双目标优化引擎, 动态平衡效率(任务延时最小化)与安全(风险识别率最大化)目标, 并通过区块链审计层保障数据可信性。模拟测试结果表明, 该系统在冷链运输场景中有效提升了物流运营效率与安全管理水平, 验证了ESCOS-DM在解决“效率 - 安全”冲突及提升物流系统综合性能方面的有效性, 为智慧物流多模态数据融合与双目标协同优化提供了新的技术设计模式。

关键词

智慧物流, 视频分析, 数据融合, 效率 - 安全双目标优化, 大模型应用

A Design Pattern for Efficiency-Safety Dual-Objective Collaborative Optimization System Based on Fusion of Video and Logistics Business Data

Mengxi Xu¹, Keyong Shen², Hongbin Tu³, Danhua Wang¹

¹School of Computer Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing Jiangsu

²College of Computer Information and Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang Jiangxi

文章引用: 徐梦溪, 沈克永, 涂宏斌, 王丹华. 一种视频与物流业务数据融合的效率-安全双目标协同优化系统设计模式[J]. 软件工程与应用, 2025, 14(4): 897-905. DOI: 10.12677/sea.2025.144079

Abstract

Aiming at the problems of “data silos”, multimodal semantic gaps, and conflicts in “efficiency-safety” dual-objective optimization in the integration of video surveillance data and business data in smart logistics, this paper proposes an efficiency-safety dual-objective collaborative optimization system design mode (ESCOS-DM) for the fusion of video and logistics business data. This mode constructs a hierarchical architecture consisting of “perception layer, edge computing layer, cloud computing layer, application service layer, and blockchain audit layer”, and realizes cross-layer collaboration through a data interaction bus. It designs a cross-modal adaptation layer to solve the problems of temporal-spatial alignment and feature normalization between video and business data, and adopts multimodal attention mechanism and knowledge distillation technology to achieve in-depth fusion of heterogeneous data. An improved NSGA-III algorithm is introduced to build a dual-objective optimization engine, which dynamically balances the efficiency objective (minimizing task delay) and the safety objective (maximizing risk identification rate), while ensuring data credibility through the blockchain audit layer. Simulation test results show that the system effectively improves logistics operation efficiency and safety management level in cold chain transportation scenarios, verifying the effectiveness of ESCOS-DM in solving “efficiency-safety” conflicts and enhancing the comprehensive performance of logistics systems. This provides a new technical design pattern for multimodal data fusion and dual-objective collaborative optimization in smart logistics.

Keywords

Smart Logistics, Video Analysis, Data Fusion, Efficiency-Safety Dual-Objective Optimization, Large Model Application

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着智慧物流的快速发展，视频监控数据与业务运营数据的深度融合已成为提升物流运营效率与安全性的关键技术手段。这种多模态数据融合既能显著提高作业效率，又可同步增强安全管理，实现运营效能与安全水平的协同优化。然而，当前物流信息化体系中，视频监控系统(VSS)、仓储管理系统(WMS)与运输管理系统(TMS)三大核心系统存在结构性割裂，导致视频数据与业务数据难以有效融合，形成“数据孤岛”现象，严重制约了视频监控数据在业务流程优化调度中的价值发挥。

在多模态数据融合用于物流优化的相关研究中，现有工作存在明显局限：早期采用的特征级拼接方法，因未考虑视频数据(毫秒级生成)与业务数据(分钟级更新)的时空异步性，直接造成融合后数据的关联失真[1][2]；近年来虽有研究引入 CNN-LSTM 等深度学习模型，且在仓储分拣等局部场景取得一定效果，但不仅未能解决跨模态语义映射问题，还缺乏对数据融合全流程的系统设计[3]；现有融合方案大多聚焦于算法层面的特征提取环节，且没有针对视频数据高吞吐、大流量的特性设计专门的边缘-云端协同处理机制，这就导致在大规模视频数据接入时容易出现数据传输瓶颈[4]。

此外, 现有物流信息化体系还面临多模态数据语义鸿沟的挑战。多模态学习作为对不同类型数据进行协同建模分析与理解的技术, 其最新研究成果已在 IEEE 国际计算机视觉与模式识别会议(CVPR 2023, 2024)上发布[1][5][6]。研究指出, 视频数据(非结构化、高维度)与业务数据(结构化、低维度)在特征空间上存在显著差异, 而这种差异正是导致传统融合方法(如特征级拼接、早期融合、基于浅层模型的融合等)难以有效提取跨模态关联信息的关键原因。

更为根本的是, 物流系统中同时优化效率与安全往往陷入帕累托(Pareto)困境。《Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review》最新研究指出[7]-[9], 物流系统提升运营效率时往往需要放宽安全限制, 而强化安全措施又会导致处理效率下降, 这种“效率 - 安全”双目标协同优化中的权衡关系形成了典型的帕累托前沿问题。以跨境物流场景为例, 实时视频分析技术可提升包裹分拣效率 15%~20%, 但为满足国际运输安全标准, 配套的人脸识别等安全检测会使单包裹处理时间增加 30%~40%, 类似机场安检中速度与严格度的平衡。这种非线性冲突在现有单目标优化框架下难以解决, 尤其在高价值货物运输场景中, 安全标准的轻微提升(如加密强度从 128 位增至 256 位)可能导致路径规划延迟成倍增长, 使系统陷入“效率 - 安全”零和博弈。当前主流解决方案多采用固定权重加权法, 但实际测试显示, 当安全权重过高时系统吞吐量会显著下降, 反之效率优先模式下数据泄露风险会明显上升。这种刚性权衡机制严重制约智能物流系统综合性能, 亟需建立“效率 - 安全”动态平衡的新型系统设计模式。

另外, 现有研究在数据融合可信性保障方面存在不足: 物流企业通常担忧多模态数据融合过程中的数据篡改风险, 但现有方案仅依靠传统加密技术保障传输安全, 缺乏对数据生成、融合、决策全链路的可追溯机制, 这使得融合数据的可信度难以验证, 进一步限制了优化决策的可靠性[8][9]。

综上, 现有研究存在三方面局限: 一是多模态数据融合停留在算法层面, 缺乏支持跨系统协同的架构设计; 二是多目标优化未形成“效率 - 安全”动态平衡机制, 难以应对场景动态变化; 三是缺乏数据全生命周期的可信性保障机制。基于此, 本文提出视频与物流业务数据融合的效率 - 安全双目标协同优化系统设计模式(简称 ESCOS-DM), 经模拟测试验证, 该模式具备合理性与有效性。本文后续的内容组织安排: 介绍系统设计模式、系统整体框架设计、数据融合及决策流程设计, 以及系统的模拟测试分析等内容。

2. 系统设计模式

2.1. 整体框架设计

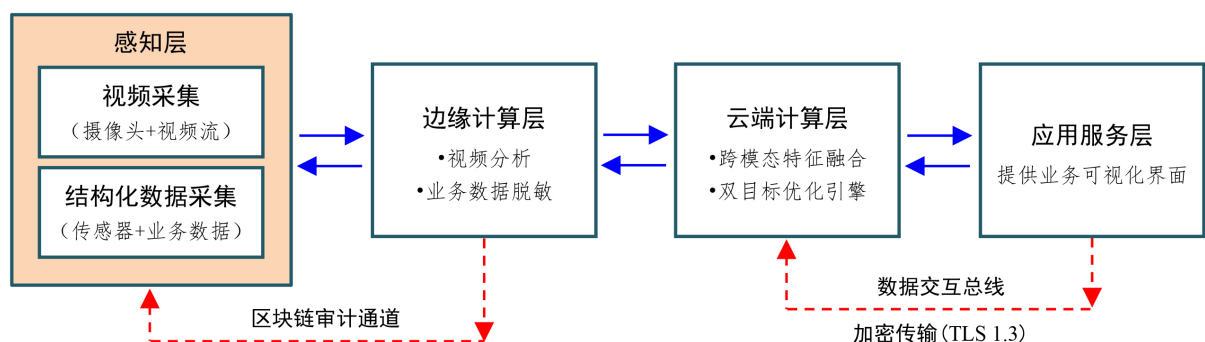


Figure 1. Overall framework design

图 1. 整体框架设计

视频与物流业务数据融合的效率 - 安全双目标协同优化系统的设计, 划分为感知层、边缘计算层、云端计算层、应用层四个层次(参见图 1)。视频数据可通过 RTSP (Real Time Streaming Protocol)/ONVIF

(Open Network Video Interface Forum)协议以 25~30 fps 的速率采集, 业务数据通过 Apache Kafka 消息队列实时传输, 跨模态数据融合结果通过 WebSocket 推送给终端设备[10]-[12]。

(1) 感知层(Perception Layer)。包含视频采集(支持 RTSP/ONVIF 协议的 IPC 摄像头, 25~30 fps, H.265 编码)和结构化数据采集(RFID 扫描器、电子秤、物联网传感器, 通过 MQTT 协议传输), 以及 WMS 和 TMS 业务数据库。其关键特性为数据异构性(视频流非结构化、 ≥ 4 Mbps/路; 业务数据结构化、 < 100 Kbps), 并在源端完成 10%~20%的数据清洗(如视频抽帧、传感器数据滤波)。

(2) 边缘计算层(Edge Computing Layer)。承担视频分析与业务数据脱敏任务[13][14]。设计性能指标为端到端延迟 ≤ 50 ms (满足实时分拣需求), 视频数据带宽压缩率 60%~70%。① 视频采集到边缘计算层视频分析模块的流程: 摄像头→实时流传输协议(RTSP)→边缘节点→H.264 解码→视频分析(视频解码 + 目标检测 + 特征提取)。② 视频分析模块: 轻量化目标检测(YOLOv5s, 量化后模型大小 ≤ 8 MB), 特征提取(MobileNetV3, 输出 256 维特征向量)。③ 业务数据处理模块: 数据清洗, 差分隐私注入($\epsilon = 0.5$ 的拉普拉斯噪声), 特征编码(One-Hot→32 维嵌入向量)。业务数据脱敏(Business Data Masking), 在物流数据融合过程中对敏感信息(如客户姓名、联系方式、货物价值等)进行变形或替换的技术, 旨在满足《个人信息保护法》(PIPL)、《个人信息安全规范》(GB/T 35273-2020)、《中华人民共和国网络安全法》(2017)以及跨境物流遵循的 GDPR (欧盟)与 CCPA (美国加州)等隐私法规要求, 同时保留数据可用性。边缘计算层任务分配见图 2 示意。

(3) 云端计算层(Cloud Fusion Layer)。包括跨模态特征融合、双目标优化引擎。跨模态融合: 时空对齐(改进 DTW 算法, 误差 ≤ 3 帧); 注意力机制融合(跨模态 Transformer)。双目标优化: 采用 MOEA/D-AD 算法(种群大小 = 100, 迭代次数 = 200); 动态权重调整($\alpha \in [0.4, 0.8]$); 服务输出: 优化指令(JSON 格式, ≤ 1 KB/条), 风险预警(置信度 $\geq 90\%$ 时触发)。

(4) 应用服务层(Application Service Layer)。其核心功能: 提供业务可视化界面(如物流监控大屏、风险预警看板、可视化决策面板), 实现决策支持功能(路径优化建议、资源调度指令下发)。典型应用模块: 实时轨迹追踪系统、异常事件报警平台、效能分析仪表盘。数据流向: 接收云端计算层的处理结果→生成可视化输出→反馈人工决策指令。

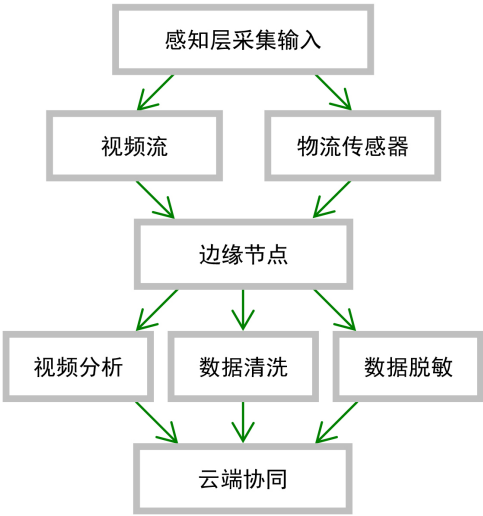


Figure 2. Task allocation in edge computing layer
图 2. 边缘计算层任务分配

(5) 区块链审计层(Blockchain Audit Layer)。实现物流数据全流程可信管理, 核心功能包括, 数据存

证：将视频片段哈希、业务数据修改记录等关键操作上链(特指区块链存证)。防篡改验证：通过智能合约自动校验数据完整性。审计追溯：支持 6 个月内的操作记录快速检索。典型技术参数设计：① 采用 NSA 设计的 SHA-256 加密哈希函数，输出固定 256 位(32 字节)摘要；② 区块链系统中两次数据打包上链的时间间隔(简称上链间隔)：2 分钟(平衡实时性与存储开销)；③ 节点类型根据功能与资源需求划分为边缘轻节点和云端全节点两类，形成分层协同的审计网络：边缘轻节点核心职能是实时存证，云端全节点核心职能是全局验证。在基于区块链的物流数据审计系统中，节点间协同机制通过分层架构实现安全高效的数据验证与存证，其关键协同流程包括数据上链存证、跨节点验证。数据上链存证数据流示例如图 3 示意。

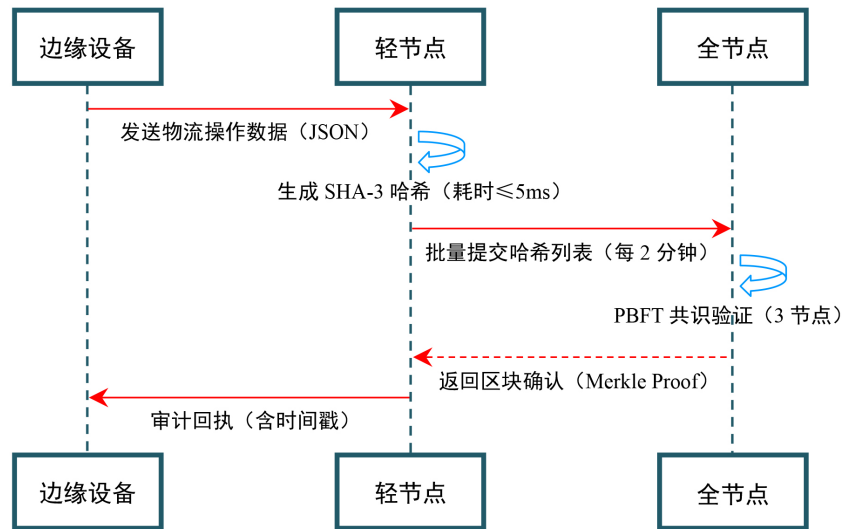


Figure 3. Data flow example for on-chain certification

图 3. 数据上链存证数据流示例

(6) 数据交互总线(Data Interaction Bus)。是连接边缘计算层、云端计算层与应用服务层的标准化数据管道，通过统一协议实现多源异构数据(视频特征、业务数据、审计日志)的可靠传输、格式转换与服务质量保障，并内置数据加密(TLS 1.3)与优先级调度机制。采用当前最先进的加密传输协议 TLS 1.3 (Transport Layer Security version 1.3)设计，用于保障端到端通信安全。表 1 列出了数据交互总线(Data Interaction Bus)的关键技术设计。

Table 1. Technical design of data interaction bus

表 1. 数据交互总线技术设计

交互路径	协议/技术	数据特征	QoS
边缘→云端	gRPC + Protobuf	特征向量/加密数据	延迟 ≤ 100 ms
云端→应用层	REST/WebSocket	结构化结果数据	吞吐量 ≥ 1 k QPS
审计通道	Hyperledger Fabric 2.5	交易数据(≤500 B/条)	最终一致性

2.2. 数据融合及决策流程设计

视频与物流业务数据融合及决策遵循“采集-跨模态适配-融合-决策”闭环流程，通过多模态注意力机制动态关联视频与业务特征，经知识蒸馏提炼关键信息，输出统一表征供下游决策(参见图 4)。

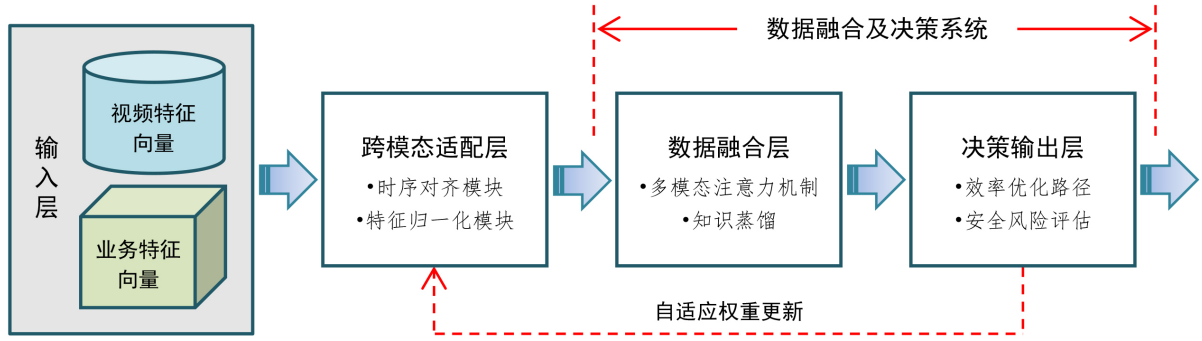


Figure 4. Data flow diagram for fusion and decision-making

图 4. 融合及决策的数据流向图

(1) 输入层(Input Layer)。采集的原始视频经目标检测、特征提取等预处理，构成视频特征向量库，同时，业务数据经清洗、脱敏构成业务特征向量库，它们一同接入下游的跨模态适配层。进而通过跨模态适配，将输入的异构特征(视频 2048 维/业务 32 维)，实现时空对齐的等维度特征(统一为 256 维)的输出。

(2) 跨模态适配层(Cross-Modal Adaptation Layer)。核心功能是将异构特征(视频 2048 维/业务 32 维)转换为时空对齐的等维度特征(统一 256 维)，通过时序对齐、特征归一化解决视频与业务数据的时序与维度差异。

① 时序对齐模块。采用约束动态时间规整(Constrained DTW)，其目标函数为：

$$\pi^* = \underset{\pi}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{(i,j) \in \pi} D_M(s_i, t_j) + \lambda R(\pi) \right) \quad (1)$$

实现高频(25~30 fps)视频特征 S 与低频(1~5 Hz)业务事件 T 的时间同步，其中马氏距离 $D_M(\cdot)$ 消除量纲差异，路径约束项 $R(\pi)$ ($\lambda = 0.3$) 保障物流操作时序合理性。

② 特征归一化模块。通过分位数归一化(Quantile Normalization)将异构特征统一至相同量纲：

$$x' = F_T^{-1}(F_S(x)) \quad (2)$$

其中 F_S 为源模态累积分布函数， F_T^{-1} 目标分位数函数，通过匹配特征值统计分布秩次，消除视频与业务数据的尺度差异。

(3) 数据融合层(Data Fusion Layer)。通过多模态注意力机制动态关联视频与业务特征，结合知识蒸馏提炼关键信息，输出 256 维统一表征及注意力权重矩阵。

① 多模态注意力模块。采用查询 - 键值交互(Query-Key-Value)计算跨模态权重：

$$\operatorname{Attention}(Q_v, K_b, V_b) = \operatorname{softmax} \left(\frac{Q_v K_b^T}{\sqrt{d}} \right) V_b \quad (3)$$

其中， Q_v 为视频特征查询矩阵， K_b/V_b 为业务数据键值矩阵， $\sqrt{d}$ 为缩放因子。

② 知识蒸馏模块。通过教师 - 学生架构(Teacher → Student)迁移模态间隐含知识，损失函数为：

$$\mathcal{L} = \alpha \mathcal{L}_{\text{task}} + (1 - \alpha) \mathcal{L}_{\text{distill}} \quad (4)$$

其中，任务权重系数为 α ， $\mathcal{L}_{\text{distill}}$ 采用 KL 散度量教师与学生输出的分布差异。该设计保留模态特异性的同时强化共性特征提取，优化参数规模约 15.0 MB，适用于边缘设备部署。

(4) 决策输出层(Decision Output Layer)。接收 256 维统一表征及注意力权重矩阵，通过改进的 NSGA-

III (第三代非支配排序遗传算法)生成决策指令,实现效率与安全的最优权衡[10] [15] [16]。

① 多目标优化引擎。效率目标:最小化任务延时 $f_1(x) = \sum_{i=1}^n t_i$; 安全目标:最大化风险识别率

$f_2(x) = \frac{TP}{TP + FN}$; 约束条件:实时响应(≤ 50 ms)、资源消耗阈值。

② 动态权重调整。通过在线学习机制自适应调整目标权重:

$$\omega_{t+1} = \omega_t + \eta \nabla J(\omega_t) \quad (5)$$

其中, η 为学习率, J 为系统实时性能指标。

③ 控制指令输出。优化方案集:基于 Pareto 前沿分析的 20 组非支配解,支持动态权重调整。执行指令:空间控制:分拣路径(± 1 mm)、库位坐标(± 5 mm);设备调控:机械臂力度(5~100 N)、传送带速度(0.1~2.5 m/s);视觉协同:PTZ 摄像头云台(精度 0.1°)。

3. 系统的模拟测试分析

3.1. 模拟冷链运输效率-安全双目标协同优化的测试场景和测试流程

(1) 模拟数据:20 路 1080p@30fps 视频流(模拟车厢监控),物流数据:温度($\pm 0.5^\circ\text{C}$)、门磁状态、GPS 轨迹等,每秒上报 50+ 传感器数据,事故识别的设计延迟 ≤ 2 s。

(2) 路网模型:1:1 数字孪生江西省高速路网,路径规划的设计响应 ≤ 3 s。

(3) 风险事件库:100+典型事故场景(疲劳驾驶、货物倾斜、爆胎、货物被盗等),风险识别设计的覆盖率 $\geq 95\%$;效率基准:历史运输数据(约 4.5 万条,含油耗、时效、成本);攻击模拟项:人为破坏传感器、伪造运输日志。

(4) 边缘任务:部署于冷藏车,温湿度数据 + 视频融合分析(OpenCV + ZigBee);云端任务:基于历史数据的运行路径优化与风险预测,事故预测与应急调度。

(5) 边缘-云的任务分工:边缘节点:视频实时分析,YOLO 检测 + 关键帧提取;云端服务器:物流路径优化、安全风险评估,数据存储(冷热数据分层)。

测试流程如图 5 所示,通过边缘-云端协同完成数据采集、融合、优化及指令输出的全流程验证。

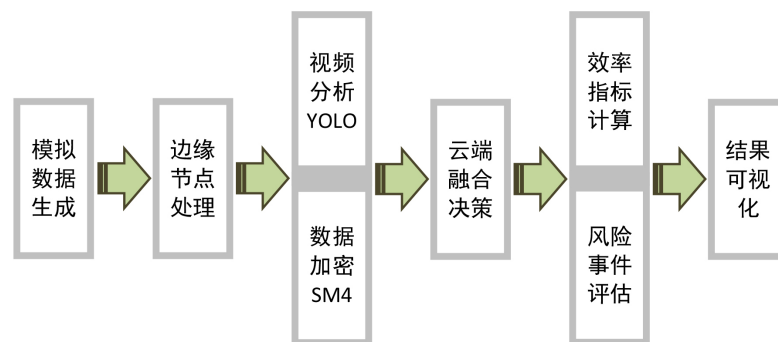


Figure 5. Simulation test workflow
图 5. 模拟测试流程

3.2. 模拟测试系统硬件配置与功能适配

模拟测试系统硬件配置方案采用边缘节点与云端服务器协同设计[14] [17] [18]。

(1) 边缘节点硬件配置。采用 NVIDIA 旗下边缘计算设备系列:Jetson Xavier NX 开发板,作为面向

边缘 AI 的嵌入式计算模块：千兆以太网 + 802.11ac WiFi，21 TOPS 算力(每秒 21 万亿次运算)，支持物流监控多路摄像头输入，15 W 低功耗设计(适合仓储无人搬运车 AGV 等场景)，启用动态功耗模式(10 W/15 W/20 W 三档可调)。

(2) 边缘节点功能适配优化。视频分析：部署轻量化模型(YOLOv5s-Tiny)，帧率 ≥ 30 FPS (1080p 输入)，支持 H. 265 硬编码。数据预处理：运行边缘 - 云端数据加密协议，本地缓存最近 10 分钟视频片段(循环覆盖)。

(3) 云端服务器(16 核 CPU/32 GB 内存)。多模态融合：并行运行视频特征提取(OpenCV + Dask)与物流数据关联分析(Apache Spark)。内存分配：视频处理 12 GB，物流业务 16 GB，剩余 4 GB 系统备用。安全增强：部署硬件级可信执行环境(如 Intel SGX)，数据脱敏模块(GPU 加速，处理速度 ≥ 1 TB/小时)。

3.3. 模拟测试结果

模拟测试系统性能测试结果列于表 2。模拟冷链运输效率 - 安全双目标协同优化的测试测试结果列于表 3。测试表明，系统实现了效率 - 安全双目标协同优化，验证了 ESCOS-DM 设计模式的合理性与有效性。

Table 2. System performance test results
表 2. 系统性能测试结果

测试指标	边缘节点	云端服务器	协同性能
视频处理延迟	50 ms/帧	N/A	端到端 ≤ 200 ms
物流数据吞吐量	N/A	50 K 条/秒	峰值 80 K 条/秒
加密开销	15% CPU 占用	8% CPU 占用	整体延迟增加 $\leq 10\%$
异常检测准确率	92% (本地模型)	97% (全局模型)	综合 98% (联邦学习)

Table 3. Dual-objective optimization test results for cold chain efficiency-safety
表 3. 模拟冷链运输效率 - 安全双目标协同优化测试结果

测试指标	传统模式	测试结果
车辆空驶率	平均 20%	$\downarrow 40\%$
紧急订单响应时效	45 分钟(人工派单)	2 分钟(自动匹配)
货物倾斜预警时效	4~8 分钟(人工巡检)	8 秒(振动 AI 分析)，预警时效 $\uparrow 94.3\%$
车厢监控异常识别准确率	定时检测	实时视频分析，识别准确率 $\uparrow 36.8\%$
重大事故预判率	人工经验规则	LSTM 预测模型， $\uparrow 150\%$

注：表中“ $\uparrow$ ”表示提升比例，“ $\downarrow$ ”表示降低比例，均相对于传统模式基准值。

4. 结束语

本文提出的 ESCOS-DM 系统设计模式，通过分层架构与跨模态融合技术，为有效解决视频与物流业务数据融合中的“效率 - 安全”双目标协同优化难题提供了新颖的解决方案。技术上，感知层与边缘计算层的轻量化处理保障了实时性，云端的跨模态 Transformer 与知识蒸馏提升了融合精度，改进的 NSGA-III 算法实现了动态权衡，区块链审计层确保了数据可信。模拟测试显示，系统在空驶率降低、响应时效提升等方面表现优异，验证了其推广应用价值。

后续研究需要进一步优化边缘 - 云端协同策略，增强复杂网络环境下的鲁棒性，以及提升“效率 -

安全”双目标优化算法在大规模场景的收敛速度,推动 ESCOS-DM 在跨境物流、智慧仓储等领域的规模化落地应用。

基金项目

本文得到江苏省自然科学基金(BK20221399),江西省自然科学基金(20242BAB25049)的资助。

参考文献

- [1] Wang, H., Chen, Y., Ma, C., Avery, J., Hull, L. and Carneiro, G. (2023) Multi-Modal Learning with Missing Modality via Shared-Specific Feature Modelling. 2023 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vancouver, 17-24 June 2023, 15878-15887. <https://doi.org/10.1109/cvpr52729.2023.01524>
- [2] Zou, Z., Chen, K., Shi, Z., Guo, Y. and Ye, J. (2023) Object Detection in 20 Years: A Survey. *Proceedings of the IEEE*, **111**, 257-276. <https://doi.org/10.1109/jproc.2023.3238524>
- [3] 李柯泉, 陈燕, 刘佳晨, 牟向伟. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. 计算机工程, 2022, 48(7): 1-12.
- [4] Wang, Y., et al. (2023) Edge Computing-Based Real-Time Warning for Logistics Transportation. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, **19**, 1-10.
- [5] Khattak, M.U., Rasheed, H., Maaz, M., Khan, S. and Khan, F.S. (2023) MaPLe: Multi-Modal Prompt Learning. 2023 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vancouver, 17-24 June 2023, 19113-19122. <https://doi.org/10.1109/cvpr52729.2023.01832>
- [6] Zhang, X., Yoon, J., Bansal, M. and Yao, H. (2024) Multimodal Representation Learning by Alternating Unimodal Adaptation. 2024 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, 16-22 June 2024, 27446-27456. <https://doi.org/10.1109/cvpr52733.2024.02592>
- [7] Chen, E., Zhou, Z., Li, R., Chang, Z. and Shi, J. (2024) The Multi-Fleet Delivery Problem Combined with Trucks, Tricycles, and Drones for Last-Mile Logistics Efficiency Requirements under Multiple Budget Constraints. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, **187**, Article ID: 103573. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2024.103573>
- [8] Wei, Y., Wang, Y. and Hu, X. (2025) The Two-Echelon Truck-Unmanned Ground Vehicle Routing Problem with Time-Dependent Travel Times. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, **194**, Article ID: 103954. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2024.103954>
- [9] Hu, C., Han, C., Pervez, A., Hao, J., Xu, G., Tang, J., et al. (2024) Optimal Deployment of Connected and Autonomous Vehicle Dedicated Lanes: A Trade-Off between Safety and Efficiency. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **25**, 13744-13766. <https://doi.org/10.1109/tits.2024.3404923>
- [10] 张军锋. 基于人工智能技术的物流路径优化: 应用挑战、行业实践与应用策略[J]. 物流技术, 2025, 44(1): 61-72.
- [11] 张肖琳, 梁力军, 张梦婉. 绿色物流配送路径优化研究——以京东配送为例[J]. 价格月刊, 2020(8): 64-69.
- [12] 孙军艳, 闫春妍, 陈智瑞, 等. 基于拣货单排序的货物动态协同与路径联合优化研究[J]. 西安理工大学学报, 2022, 38(4): 558-569.
- [13] Veluru, C. (2023) A Comprehensive Study on Optimizing Delivery Routes Using AI and IoT. *Journal of Scientific and Engineering Research*, **10**, 168-175.
- [14] 曹行健, 张志涛, 孙彦赞, 等. 面向智慧交通的图像处理与边缘计算[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(6): 1743-1767.
- [15] 魏静萱. 最优化理论与智能算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2024.
- [16] Amirteimoori, A., Mahdavi, I., Solimanpur, M., Ali, S.S. and Tirkolaee, E.B. (2022) A Parallel Hybrid PSO-GA Algorithm for the Flexible Flow-Shop Scheduling with Transportation. *Computers & Industrial Engineering*, **173**, Article ID: 108672. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108672>
- [17] 徐梦溪, 罗中华, 程晓玲, 王丹华, 连峰. 基于双镜头视野协同成像的无线视频传感器网络构建[J]. 传感器技术与应用, 2024, 12(1): 54-62.
- [18] Cheng, X., Xu, M., Yan, X., Yang, Y., Xu, Y. and Ruan, Y. (2024) A Design Pattern of IAPVS Platform Based on Distributed Edge Computing. *Journal of Physics: Conference Series*, **2732**, Article ID: 012001. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2732/1/012001>