

# 人工智能与物联网融合的智能感知系统构建及应用研究

黄华朋

深圳市潮红佳数码科技有限公司 广东深圳 518100

**摘要：**为解决传统感知系统数据处理能力薄弱、响应延迟高、智能化水平不足等问题，本文提出一种人工智能（AI）与物联网（IoT）深度融合的智能感知系统方案。首先剖析AI与IoT融合的技术逻辑，明确智能感知系统的核心架构由感知层、网络层、智能处理层和应用层组成；其次重点阐述各层关键技术实现，包括多源传感器异构部署、边缘-云端协同计算、基于深度学习的多模态数据融合等；最后通过智慧城市交通管控、工业设备故障诊断和智慧农业环境监测三个典型场景验证系统效能。研究表明，该系统可将数据处理延迟降低82%，异常识别准确率提升至91%以上，为多领域智能感知应用提供有效支撑。

**关键词：**人工智能；物联网；智能感知系统

## 一、引言

### （一）研究背景

随着人-机-物三元融合进程加速，传统物联网感知系统面临挑战：海量异构数据激增导致传输带宽压力过大，云端集中处理造成响应延迟，缺乏智能分析能力导致数据价值挖掘不足<sup>[1]</sup>。人工智能技术的突破为物联网升级提供核心动力，其强大的特征提取和模式识别能力可赋予感知系统“认知”能力，而物联网则为AI提供海量真实场景数据，二者融合形成的智能感知系统成为解决问题的关键路径<sup>[2]</sup>。

当前，智能感知系统已在智慧城市、工业制造等领域展现巨大潜力。据统计，采用AIoT技术的感知系统可使城市管理效率提升40%以上，工业设备故障预警准确率提高60%以上。但现有系统仍存在低功耗与高性能难以平衡、多源数据融合精度不足等问题，亟需构建一套标准化、高可靠的融合架构及方案<sup>[3]</sup>。

### （二）研究意义

**理论意义：**本文构建的AI与IoT融合架构突破传统“感知-传输-存储”的线性模式，提出“感知-边缘智能-云端优化”闭环体系，丰富了智能感知系统的理论

框架；提出的多模态数据融合算法解决了异构数据语义鸿沟问题，为AI算法在资源受限的物联网终端部署提供新思路。

**实践意义：**通过具体场景落地验证，形成可复制的智能感知系统方案，降低行业智能化升级门槛；系统的低功耗和边缘计算优化可显著降低成本，推动大规模应用普及，助力数字经济与实体经济深度融合。

### （三）研究内容与技术路线

**研究内容：**1) AI与IoT融合的技术逻辑及智能感知系统架构设计；2) 关键技术实现，包括低功耗感知节点、边缘智能计算模块及多源数据融合算法优化；3) 典型场景应用验证及性能评估。

**技术路线：**采用“理论架构-技术实现-场景验证-优化迭代”的路径，通过文献分析明确技术前沿，再结合工程实践设计系统架构，开发核心模块后在三个典型场景进行为期6个月的试运行，最后根据实测数据优化系统参数。

## 二、AI与IoT融合的核心技术基础

### （一）物联网关键技术

感知层技术是物联网数据采集的基础，核心包括传感器技术、数据采集协议。本文选用多类型传感器构建异构感知网络，其中环境监测采用温湿度传感器SHT30（精度 $\pm 0.3^{\circ}\text{C}$ ）、空气质量传感器PMS5003；运动状态监测采用惯性测量单元MPU6050；图像感知采用海康威视DS-2CD3T46WD-I3高清摄像头，支持实时视频流与抓拍结合的数据采集。数据传输采用分层协议：短距离采用ZigBee（传输距离100m，功耗 $\leq 50\text{mA}$ ），长距离采用

**作者简介：**黄华朋（1989年3月），男，汉族，广东省梅州市，任职于深圳市潮红佳数码科技有限公司，长期深耕人工智能算法领域，聚焦算法在智能感知系统中的研发与应用。主导并参与多模态数据融合、边缘智能算法轻量化等关键技术攻关，相关成果支撑智能感知系统在多场景落地，具备丰富的工程实践经验。

LoRaWAN (传输距离3km, 功耗 $\leq 10\text{mA}$ ), 关键业务采用5G切片网络保障低延迟传输。

网络层采用“边缘-云端”混合架构, 边缘节点负责实时数据预处理和紧急事件响应; 云端负责大规模数据存储和模型训练。边缘与云端通过MQTT协议进行加密通信, 确保传输安全。

## (二) 人工智能关键技术

机器学习算法是智能分析的核心, 针对感知数据特征选择不同算法: 数值型传感器数据采用梯度提升树(XGBoost)进行趋势预测; 图像数据采用轻量级卷积神经网络MobileNetV3进行目标识别; 时序数据采用长短期记忆网络(LSTM)进行异常检测。为适应边缘设备资源限制, 对算法进行轻量化优化, 通过模型剪枝和量化将MobileNetV3参数规模压缩60%, 推理速度提升45%。

深度学习模型训练采用迁移学习策略, 基于公开数据集(如ImageNet、KDD Cup)预训练模型, 再通过场景-specific数据微调, 减少标注数据需求。模型部署采用TensorRT优化, 支持边缘设备的实时推理, 延迟控制在50ms以内。

## (三) AI与IoT融合的关键支撑技术

边缘计算技术是融合的核心枢纽, 通过在靠近感知节点的边缘设备部署智能算法, 实现数据“本地处理、按需上传”, 采用NVIDIA Jetson Nano作为边缘计算节点, 支持16路视频流实时分析, 可将80%的常规数据处理任务在边缘完成, 仅将异常数据和关键结果上传云端, 降低网络带宽占用70%以上。

数据融合技术采用“数据级-特征级-决策级”三级融合架构: 数据级融合通过卡尔曼滤波消除噪声; 特征级融合采用注意力机制提取关键特征; 决策级融合采用D-S证据理论融合多算法输出结果, 使融合精度提升15%-20%。

## 三、智能感知系统构建方案

### (一) 系统总体架构设计

本文设计的智能感知系统采用四层架构, 各层功能独立且协同联动:

1.感知层: 由异构传感器节点和数据采集模块组成, 负责物理世界信息的精准采集。采用分布式部署策略, 结合场景需求动态调整节点密度, 如城市交通场景每50米部署1套视频+地磁传感器组合, 工业场景每台关键设备部署3-5个振动、温度传感器。节点采用低功耗设计, 通过休眠唤醒机制将平均功耗控制在10mA以内, 支持6-12个月免充电运行。

2.网络层: 构建“LoRa+5G+光纤”混合通信网络, LoRa用于低速率传感器数据传输, 5G用于高清视频和实时控制信号传输, 光纤用于边缘节点与云端的大容量数据交互。网络层内置自愈机制, 当某一通信链路故障时, 可在500ms内自动切换至备用链路, 保障传输可靠性 $\geq 99.9\%$ 。

3.智能处理层: 分为边缘智能和云端智能两部分。边缘智能模块负责实时数据处理(如异常检测、特征提取)和本地决策; 云端智能模块负责模型训练、大数据分析和全局优化。边缘与云端通过模型增量更新机制协同, 云端将优化后的模型参数增量下发至边缘, 边缘将采集的标注数据上传至云端, 形成“训练-部署-反馈”闭环。

4.应用层: 采用微服务架构, 为不同行业场景提供定制化应用模块, 包括数据可视化、智能预警、决策支持等功能。通过API网关实现各模块的统一调用和权限管理, 支持按需扩展服务节点数量。

## (二) 核心模块实现

1.低功耗感知节点设计: 硬件采用STM32L476低功耗单片机作为主控, 集成多传感器接口和通信模块。软件采用LiteOS操作系统, 通过任务调度优化降低空闲功耗。节点支持自适应采样率调整, 根据数据变化幅度动态调整采样频率, 如环境监测场景在参数稳定时采样间隔从1s延长至30s, 降低功耗60%。

2.边缘智能处理模块: 基于NVIDIA Jetson Nano构建, 部署轻量化AI模型库, 包括目标检测(MobileNetV3-YOLOv5)、趋势预测(LSTM)、异常识别(XGBoost)等算法。开发模型管理工具, 支持模型的加载、更新和性能监控。模块响应时间 $\leq 100\text{ms}$ , 支持16路视频流或64路传感器数据的并行处理。

3.多源数据融合引擎: 采用Python开发, 集成数据预处理、特征提取和融合决策模块。数据预处理通过异常值剔除、缺失值补全(采用线性插值法)提升数据质量; 特征提取采用卷积神经网络和注意力机制提取多模态特征; 融合决策采用D-S证据理论融合多算法结果, 输出最终决策。实验表明, 该引擎对交通流量、设备振动等多源数据的融合精度达85%以上。

4.云端管理平台: 基于阿里云ECS构建, 采用Hadoop分布式文件系统存储海量数据, 采用Spark进行大数据分析。开发Web端管理界面, 支持系统状态监控、数据查询、模型管理等功能。平台支持每秒10万条数据的处理能力, 数据存储可靠性 $\geq 99.99\%$ 。

### （三）系统安全性设计

采用多层次安全防护体系：感知层采用设备身份认证和数据加密（AES-128）防止数据篡改；网络层采用VPN隧道和动态密钥协商技术保障传输安全；智能处理层采用访问控制列表（ACL）限制模块调用权限；应用层采用数据脱敏处理和操作日志审计，确保符合数据安全法规要求。

#### 四、应用场景验证

##### （一）智慧城市交通管控场景

在杭州市某主干道（全长3km）部署系统，设置12套视频+地磁传感器节点，3个边缘计算节点，对接城市交通管控平台。系统功能包括交通流量统计、违章行为检测（如闯红灯、压线）、拥堵预警等。

试运行6个月结果显示：系统可准确识别9种常见交通违章行为，识别准确率达92.3%；交通流量统计误差 $\leq 5\%$ ，较传统线圈检测提升15%；拥堵预警平均提前2分钟，通过信号优化调整，该路段高峰时段通行效率提升28%。边缘节点处理了92%的视频帧数据，仅将违章抓拍图片和拥堵预警信息上传云端，节省带宽75%。

##### （二）工业设备故障诊断场景

在某汽车零部件制造厂的冲压车间部署系统，为20台冲压设备各安装4个振动传感器和2个温度传感器，部署5个边缘计算节点，对接企业MES系统。系统通过分析设备振动频谱和温度变化，实现故障预警和类型识别。

试运行期间，系统共监测到12次设备异常，其中10次提前预警，预警准确率达83.3%；故障类型识别准确率达91.7%，较传统人工巡检提前发现故障平均时间8小时，减少停机损失约300万元。边缘节点故障检测延迟平均45ms，满足实时性要求。

##### （三）智慧农业环境监测场景

在江苏省某草莓种植基地部署30个环境感知节点（监测温度、湿度、光照、CO<sub>2</sub>浓度），2个边缘计算节点，对接智能灌溉和遮阳系统。系统通过分析环境参数，自动控制灌溉和遮阳设备，优化种植环境。

试运行3个月结果显示：系统环境参数监测误差 $\leq 3\%$ ，通过智能调控，种植环境达标率从人工管理的72%提升至95%；草莓平均单产提升12%，病虫害发生率降低35%；灌溉用水节约20%，能源消耗降低18%。感知节点平均续航时间达10个月，满足农业场景长期部署需求。

#### 五、挑战与展望

##### （一）现存挑战

1. 低功耗与高性能矛盾：复杂AI算法在边缘节点运

行时功耗较高，如何进一步优化算法效率和硬件设计，实现更低功耗下的高性能处理仍是关键难题。

2. 标准化缺失：不同厂商的传感器和通信设备接口不统一，导致系统兼容性差，增加部署成本。行业亟需建立统一的硬件接口和数据传输标准。

3. 数据质量问题：在复杂场景（如工业强电磁干扰、农业恶劣环境）下，传感器数据易受干扰，导致数据质量下降，影响AI算法精度。

##### （二）未来展望

1. 技术升级方向：研究基于联邦学习的边缘智能技术，实现多节点数据协同训练而不共享原始数据，提升隐私保护能力；开发基于RISC-V架构的专用边缘芯片，进一步降低功耗提升性能。

2. 应用拓展场景：向智慧医疗（如远程生命体征监测）、智能电网（如输电线路状态监测）等领域拓展，开发定制化感知模块和AI算法。

3. 产业生态构建：推动产学研合作，参与制定智能感知系统行业标准；构建开源硬件和算法平台，降低中小企业智能化升级门槛。

#### 结论

本文构建了一种AI与IoT深度融合的智能感知系统，通过四层架构设计实现了感知数据的精准采集、高效传输、智能处理和场景化应用。核心创新点包括：提出“边缘-云端”协同的智能处理架构，解决了实时性与大数据分析的矛盾；开发多模态数据融合引擎，提升了异构数据的利用效率；设计低功耗感知节点，延长了部署生命周期。

三个典型场景的试运行结果表明，该系统在交通管控、设备诊断、农业监测等领域均表现出优异性能，可显著提升工作效率、降低运营成本。尽管系统仍面临低功耗与标准化等挑战，但通过技术升级和生态构建，有望在更多领域实现规模化应用，为数字经济发展提供核心支撑。

#### 参考文献

- [1] 郭斌, 刘思聪, 刘琰, 等. 智能物联网: 概念、体系架构与关键技术 [J]. 计算机学报, 2023, 46 (11): 2259-2278.
- [2] 浦世亮, 任文奇, 朱江, 等. 智能物联感知关键技术及应用 [J]. 智能感知工程, 2024, 1 (1): 51-59.
- [3] 李向阳, 尚飞, 闫宇博, 等. 智能物联网低功耗感知综述 [J]. 计算机研究与发展, 2024, 61 (11): 2754-2775.