

# 面向实时与自主的无人机智能吊舱概述

李政阳 叶苏萱

通号低空智能科技有限公司 北京 100071

**【摘要】**：随着无人机在巡检、安防、测绘等领域的深度应用，传统吊舱系统依赖“采集-回传-处理”的集中式架构，面临实时性差、通信带宽压力大及离线环境功能失效三大瓶颈。为解决上述问题，将计算能力前置至吊舱内部，使其从被动“感知之眼”演进为具备本地实时处理与决策能力的“智能大脑”。本文系统论述了智能吊舱——“吊舱带算力”这一趋势的核心价值，阐释了其通过实现实时响应、增强离线环境自主性、优化系统资源分配三大范式，剖析了实现该架构的“感知-计算-决策/通信”三层技术路径，涵盖了以高性能嵌入式 AI 平台为载体的硬件基础、以模型剪枝与量化为核心的算法轻量化策略以及模块化开放集成的系统设计。

**【关键词】**：智能吊舱；机载算力；边缘智能；实时处理

DOI:10.12417/2705-0998.26.02.079

## 1 引言

随着无人机技术的成熟与普及，其在电力巡检、交通安防、地理测绘、应急救援等领域的应用日益深入，已成为获取现场信息的重要工具。而作为无人机“眼睛”的吊舱系统，其通常集成可见光、红外、激光雷达等传感器，并遵循传统的“采集-回传-处理”的方式：吊舱仅负责原始数据的采集，海量的视频与图像数据需通过无线链路完整传输至地面站或云端服务器进行处理与分析。这种模式在应对日益复杂的任务需求时，暴露出三个显著瓶颈：首先，是实时性差。数据回传与远程处理带来的网络延迟，使得从发现目标到作出响应的决策周期过长，无法满足目标跟踪、即时故障诊断等对时效性要求高的场景需求。其次，是通信带宽压力大。高清视频流持续传输对无线信道带宽要求较高，在多机协同或复杂电磁环境下，链路极易拥堵甚至中断。最后，是离线环境下的功能失效。在山区、海上或通信基础设施受损的区域，一旦与后端失去联系，传统吊舱将无法提供任何有价值的信息处理结果，导致任务失败。因此，如何让无人机的“眼睛”具备即时“思考”的能力，即在吊舱端集成算力模块，实现数据的本地化实时处理与智能分析，成为现有应用瓶颈、提升无人机整体自主性与作业效能的关键技术演进方向。

这一转变不仅是应对海量数据实时分析需求的必然选择，更是实现无人机在巡检、安防、测绘等领域更深层次自主化应用的核心驱动力。本文旨在系统论述“吊舱带算力”这一技术趋势的内在价值，剖析其实现过程中的关键架构，并展望其未来的发展方向与面临的挑战。

## 2 核心价值

### 2.1 范式变革一：实现实时响应，缩短决策闭环

传统模式下，高清视频数据回传至地面站再进行分析，导致端到端延迟常达数秒甚至分钟级。而机载算力使得原始数据能在采集后毫秒内完成处理。例如，在电力巡检中，基于吊舱

端 YOLO 等轻量化模型，可实时识别绝缘子破损、导线异物等缺陷，将“发现-确认”的周期从分钟级压缩至秒级。在安防追踪场景中，本地实时目标检测与跟踪算法能够实现持续锁定，响应延迟可低至 100-200 毫秒，为即时干预提供了可能。这种“所见即所得”的能力，极大地提升了无人机在巡检、监控等场景中的作业效率与时效性价值。

### 2.2 范式变革二：增强自主性，降低对外部链路依赖

在通信中断、信号屏蔽的山区、灾区或复杂电磁环境中，传统无人机吊舱因无法回传数据而失效。集成算力的智能吊舱则具备了“离线智能”能力。其内置的 AI 模型可以独立完成预设的分析任务，如灾害现场的生命体征热源检测、边境区域的异常活动识别等。无人机不再仅仅是数据管道，而成为一个能够自主感知、理解并执行部分决策的空中智能体。这种不依赖于持续通信的自主性，增强了无人机系统在应急响应、边远地区作业等关键场景下的任务可靠性与连续性。

### 2.3 范式变革三：优化系统资源，减轻通信与后端负担

机载算力通过本地预处理，实现了数据“从粗到精”的过滤。例如，在广域测绘或巡检中，智能吊舱可以仅识别并上传包含变化或异常区域的图像片段及结构化结果，而非全部原始视频流。研究表明，这种模式能够大大减少无效数据传输，缓解无线链路的带宽压力。同时，由于大量原始数据处理任务在边缘端完成，地面站或云端服务器的计算负载得以降低，使其能够更专注于需要全局视野的模型训练、大数据分析等高阶任务，从而优化了整个系统的资源分配与利用效率。

## 3 总体架构、技术路径与挑战

### 3.1 系统总体架构

集成算力的智能吊舱，其系统架构已从传统的“端-云”二元模式，演进为“感知-计算-决策/通信”三层协同的“端-边”一体化架构。这一架构的核心在于将计算能力深度下沉至吊舱内部，形成一个独立的边缘智能节点。

感知层：作为数据输入端，集成了高分辨率可见光相机、红外热像仪、激光雷达（LiDAR）等多源传感器，负责原始环境数据的同步采集与初步格式化。

计算层：作为架构的核心，通常由高性能嵌入式 AI 计算平台（如基于 NVIDIA Jetson 系列、瑞芯微 RK3588 等芯片的模块）构成。该层承载轻量化 AI 模型，负责对感知层数据进行实时推理、分析与特征提取，实现目标检测、语义分割、缺陷识别等核心智能任务。

决策/通信层：基于计算层的输出结果，执行本地轻量级决策（如目标跟踪、异常告警），并负责与无人机飞控系统及外部网络进行高效通信。该层可根据网络状况智能选择数据传输策略，仅将关键信息或高价值处理结果进行回传。



图1 系统总体架构

此三层架构通过将信息处理能力前置，实现了从“感知”到“处理”再到“响应”的端侧紧耦合闭环，从根本上提升了系统的实时性和自主性。

### 3.2 关键技术路径

#### 3.2.1 硬件载体：高效嵌入式 AI 平台

智能吊舱的算力基石是高性能、低功耗的嵌入式 AI 计算平台。以英伟达（NVIDIA）Jetson 系列和国产瑞芯微 RK3588 为代表的 SoC（片上系统）为主流选择。这些平台集成了多核 CPU、GPU 以及专用的神经网络处理单元（NPU），在有限的功耗和体积约束下提供可观的 AI 推理算力。例如，RK3588 芯片采用“4×Cortex-A76+4×Cortex-A55”的八核 CPU 架构，并集成 6 TOPS 算力的 NPU，其热设计功耗（TDP）可低至 6W，非常适合对重量和续航敏感的无人机平台。这类硬件通过异构计算架构，能够高效处理来自多源传感器的数据流，为实时目标检测、语义分割等任务提供计算支持。

#### 3.2.2 算法核心：面向边缘的模型轻量化

受限于机载平台的算力与存储资源，复杂的深度学习模型必须经过深度优化才能部署。模型轻量化技术是平衡识别精度与推理效率的关键。主要技术路径包括：

(1) 剪枝（Pruning）：移除神经网络中冗余的连接或通道，显著减少模型参数量和计算量。

(2) 量化（Quantization）：将模型权重和激活值从高精度浮点数（如 FP32）转换为低精度整数（如 INT8/INT4），大幅降低内存占用和计算延迟。

(3) 知识蒸馏（Knowledge Distillation）：利用大型“教师模型”指导小型“学生模型”训练，使轻量化模型在保持较小规模的同时，逼近复杂模型的性能。

这些技术使得 YOLO、MobileNet 等目标检测模型能够在嵌入式平台上实现每秒数十帧的实时推理，满足电力巡检、安防监控等场景的实时性要求。

#### 3.2.3 系统集成：模块化与开放架构

为适应多样化的任务需求并促进技术快速迭代，智能吊舱的系统设计趋向于模块化与开放架构。模块化设计允许传感器（如可见光、红外、激光雷达）、计算单元和通信模块以“即插即用”的方式组合，通过定义标准的机械、电气与数据接口，实现任务载荷的快速更换与升级。开放式软件架构（如基于 ROS2）和硬件接口标准（如 SOSA 标准），则降低了第三方算法集成和二次开发的难度，加速了智能应用的生态发展。这种设计理念使得吊舱能够灵活适配从巡检、测绘到应急救援等不同场景，提升了整个无人机系统的任务弹性和经济性。

### 3.3 核心挑战

尽管技术路径日益清晰，但智能吊舱的工程化落地仍面临一个根本性的“不可能三角”挑战：即在有限的重量、体积和能源预算下，如何平衡高算力、低功耗和有效散热，最终保障足够的任务续航。

算力与功耗的矛盾：高性能 AI 推理需要强大的算力支撑，但这直接转化为更高的功耗。无人机电池能量密度有限，额外的计算功耗会直接挤压用于飞行的能量，严重制约单次任务的作业半径与时长。

散热设计的瓶颈：高算力芯片产生的热量在吊舱或无人机机身狭小密闭的空间内难以散发。传统的被动散热（如散热片）在持续高负载下效率不足，而主动散热（如风扇）又会增加重量、功耗和故障点。在高温或高海拔等恶劣环境下，散热问题尤为突出，可能导致芯片因过热而降频甚至失效，影响系统可靠性。

解决这一系列挑战，需要从芯片级能效提升（如采用更先进制程、专用 NPU）、系统级功耗管理（如动态电压频率调节、任务调度优化）以及创新散热方案（如均热板、石墨烯导热材料、相变冷却）等多维度进行协同优化。这不仅是技术问题，更是在严格的工程约束下寻求最优解的持续博弈。

## 4 发展趋势与展望

随着低空经济等新业态的蓬勃发展，无人机吊舱的智能化演进将沿着两条清晰的主线深化：一是计算架构的协同化，二

是技术应用的标准化与场景化。

未来的智能无人机系统将不再是孤立的飞行平台，而是“云-边-端”一体化协同网络中的智能节点。在这一体系中，集成算力的吊舱作为“边”侧核心，其角色将更加动态和主动。它将与“端”侧的其他传感器、执行器，以及“云”侧强大的中心大脑形成高效协同。具体而言，云端负责海量数据存储、复杂模型训练与全局任务规划；边缘侧（即吊舱）则专注于实时性要求极高的本地感知、推理与轻量级决策；终端则确保精准的数据采集与指令执行。这种架构通过动态的任务卸载与资源调度，能够根据网络状况、任务紧急程度和能耗约束，智能分配计算负载，实现系统整体效能的最优化。例如，在常态化巡检中，吊舱可独立完成大部分缺陷识别；当遇到复杂疑难目标时，则可选择性地将高分辨率数据或特征向量上传至云端进行深度分析，形成“边缘实时响应、云端深度赋能”的闭环。

技术的规模化应用必然催生标准。一方面，硬件接口与软件框架的标准化将成为产业共识。类似于大疆 Skyport、DJI OSDK 等开放接口，以及 ROS（机器人操作系统）在机器人领域的地位，未来智能吊舱的机械、电气、数据接口将趋向统一，

以降低集成难度，促进生态繁荣。另一方面，解决方案将深度场景化。通用型的“智能吊舱”将逐步分化，针对电力巡检、安防监控、精准农业、应急测绘等不同垂直领域，衍生出在传感器配置、AI 算法模型、工作流程上高度定制化的专用解决方案。例如，电网巡检吊舱将深度融合红外热成像与缺陷专用检测模型；农业吊舱则集成多光谱传感器与作物长势分析算法。这种“标准平台+场景套件”的模式，将成为智能吊舱赋能千行百业的主流路径。

综上所述，将算力前置至无人机吊舱内部，绝非简单的硬件叠加，而是驱动其从被动“感知之眼”向主动“认知之脑”演进的核心技术革命。它通过重塑“感知-计算-决策”的闭环，从根本上解决了传统架构在实时性、自主性与系统效率方面的瓶颈。尽管在算力、功耗、散热的紧约束平衡上仍面临挑战，但随着芯片能效提升、算法轻量化技术成熟以及系统集成方案的优化，这一趋势已不可逆转。其发展深度与广度，将直接决定无人机在低空经济、工业自动化及城市治理等新兴领域中的智能化水平与应用价值上限。未来，智能吊舱作为空天信息网络的关键智能前端，必将在更广阔的天地中发挥不可替代的作用。

## 参考文献：

- [1] 面向低空经济的空联网络组网关键技术研究综述[J].重庆邮电大学学报（自然科学版）,2024,36(04):619-632.
- [2] 李斌,朱潇,王俊义.基于数据压缩的无人机边缘计算卸载优化[J].数据采集与处理,2024,39(6):1432-1444.
- [3] 朱焯.基于无人机辅助边缘计算的节能卸载策略研究[J].系统工程与电子技术,2022(044-003).
- [4] 面向无人机边缘计算的小麦麦穗计数轻量化模型研究[J].山东农业大学学报（自然科学版）,2024,55(03):453-465.
- [5] 侯祥鹏,兰兰,陶长乐,寇小勇,丛佩金,邓庆绪,周俊龙.边缘智能与协同计算:前沿与进展[J].控制与决策,2024,39(7):2385-2404.
- [6] 李永福,黄鑫,郭常员,王怡然,吴三妹,简金埠.面向低空交通运输的无人机-无人车协同感知技术综述.自动化学报,2026,52(2):210-229.