

基于Yolov8和RK3588的无人机侵入行为 监测、告警与干扰系统

李天宇¹, 程 长¹, 陈许诺², 张文彬¹, 张瑜琳¹

¹扬州大学信息与人工智能学院(工业软件学院), 江苏 扬州

²扬州大学商学院, 江苏 扬州

收稿日期: 2026年3月12日; 录用日期: 2026年4月16日; 发布日期: 2026年4月27日

摘 要

系统采用“感知-决策-执行”一体化和“视觉引导射频”协同作战架构: 多目全景视觉系统结合SURF拼接与去雾算法, 实时生成180°无缝全景视频感知; RK3588 NPU部署优化的YOLOv8 (DCNv2)与重匹配跟踪算法, 实现无人机精准识别与锁定; 自主设计的便携式多频段射频干扰枪进行高效反制, 并集成广和通L610 LTE模块实现远程告警与物联网联动。该系统实现从无人机发现到智能反制的闭环处置, 适用于关键基础设施、大型活动安保等, 具有显著应用价值。

关键词

反无人机技术, YOLOv8, 多目视觉拼接, 智能低空安防

A Drone Intrusion Monitoring, Alert, and Jamming System Based on YOLOv8 and the Rockchip RK3588 Platform

Tianyu Li¹, Zhang Cheng¹, Xunuo Chen², Wenbin Zhang¹, Yulin Zhang¹

¹College of Information and Artificial Intelligence (College of Industrial Software) of Yangzhou University, Yangzhou Jiangsu

²Business School of Yangzhou University, Yangzhou Jiangsu

Received: March 12, 2026; accepted: April 16, 2026; published: April 27, 2026

Abstract

In response to the security threats posed by unauthorized flights of low-altitude, low-speed, and

文章引用: 李天宇, 程长, 陈许诺, 张文彬, 张瑜琳. 基于Yolov8和RK3588的无人机侵入行为监测、告警与干扰系统[J]. 软件工程与应用, 2026, 15(2): 326-339. DOI: 10.12677/sea.2026.152031

small unmanned aerial vehicles and the limitations of traditional security methods, this project develops an intelligent low-altitude defense system named “SkyShield Intelligence” based on the Rockchip RK3588 chip. The system adopts an integrated “perception - decision - execution” architecture and a collaborative strategy of vision-guided radio frequency countermeasures. A multi-camera panoramic vision system combined with Speeded-Up Robust Features image stitching and image dehazing algorithms generates a real-time 180-degree seamless panoramic video for environmental perception. The neural processing unit of the Rockchip RK3588 deploys an optimized You Only Look Once Version 8 model integrated with Deformable Convolutional Networks Version 2 and a re-identification tracking algorithm to achieve accurate detection and locking of unmanned aerial vehicles. A self-designed portable multi-band radio frequency jamming gun is used for efficient countermeasures, and a Fibocom L610 Long Term Evolution communication module is integrated to enable remote alarms and Internet of Things linkage. The system forms a closed-loop response from unmanned aerial vehicle detection to intelligent countermeasures, making it suitable for the protection of critical infrastructure and security for large-scale events, demonstrating significant practical application value.

Keywords

Counter-UAV Technology, YOLOv8, Multi-Camera Vision Stitching, Intelligent Low-Altitude Security

Copyright © 2026 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

机场跑道安全是民航安全的核心环节，基于图像识别的机场非合作目标跑道侵入行为监视与告警技术，是保障机场安全运行的重要手段。随着无人机技术的快速发展与广泛应用，其在带来生活便利的同时，也对机场空域安全构成了严重威胁，“低慢小”无人机“黑飞”现象频发，已成为民航安全、关键基础设施及大型活动安全的重大隐患[1]。近年来，无人机频繁闯入各地机场“净空区”，多个机场在航班起降过程中发现疑似无人机的不明升空物，迫使空管部门采取紧急措施，导致大面积航班延误，严重影响旅客出行计划，同时对民航飞行安全构成直接威胁。以2024年9月天津滨海机场因无人机侵入引发的公共安全危机为例，此类突发事件不仅暴露出当前机场净空区在面对非合作目标时的防御短板，也再次为低空空域的安全管控敲响[2]。

当前，传统安防手段在应对无人机这类新型空中威胁时，普遍存在探测盲区、响应迟缓、反制乏力等问题，难以满足机场跑道周边高效防控的需求。因此，研发高效的非合作目标入侵监测和告警系统，确保航班起降绝对安全，成为当前航空安防领域的迫切需求。基于图像识别的机场非合作目标跑道侵入行为监视与告警技术，可实现对机场跑道周边空域的全天候、实时监控，有效识别和跟踪未经授权的无人机或其他非合作目标，完成非法入侵的定位与告警，其研究与开发不仅具有巨大的市场需求，更对提升我国航空安防领域的自主创新能力具有重要战略意义。

为解决上述痛点，本研究基于飞凌嵌入式 ELF 2 开发板，自主研发了一套集“探测 - 识别 - 反制”于一体的智能化低空防御系统，旨在提供技术先进、成本可控、全链路国产化的主动防御解决方案。本系统以“视觉引导射频”协同作战为核心，通过三目全景视觉系统与自主研发的拼接算法实现大范围实时监控，结合优化的去雾算法提升复杂环境成像质量；利用 RK3588 芯片的 NPU 算力部署优化后的目标

检测与跟踪模型，实现目标精准锁定；搭配自主设计的便携式多频段射频干扰枪完成高效反制，最终形成可集成到现有有机场安全系统的解决方案，应用于机场跑道入侵防控、航空安全管理等重要领域，为机场非合作目标防控提供技术支撑。

2. 系统总体框架结构设计

2.1. 系统总体框架

见图 1 所示，系统总体架构构建了一个高度集成的“感知-解算-拒止”信息物理系统(CPS)闭环[2]。该架构以分布式能源拓扑为基础，核心主体由全景视觉感知子系统、智能分析决策子系统、多频段射频反制子系统以及人机协同交互回路级联而成。

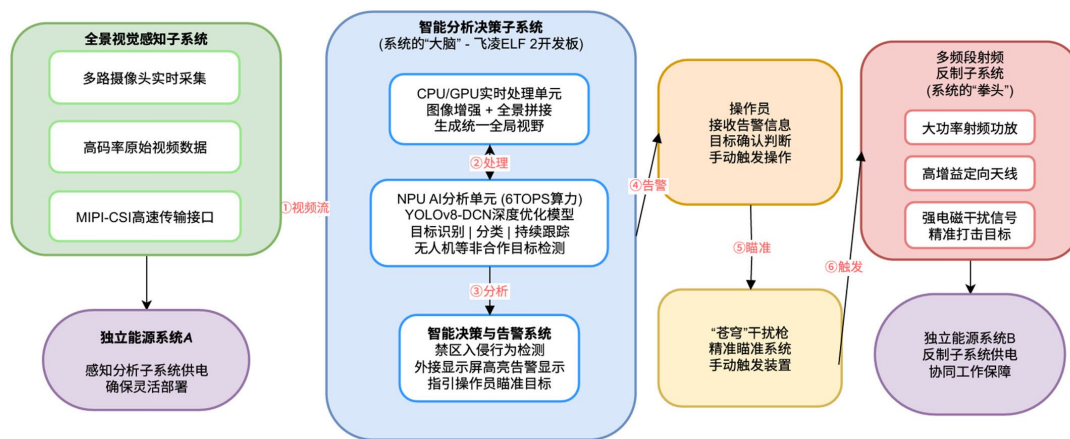


Figure 1. Overall architecture of Anti-UAV system based on visual perception and edge intelligence

图 1. 视觉感知与边缘智能的反无人机系统总体架构图

首先，全景视觉感知子系统作为系统的前端数据采集节点，通过多路摄像头阵列实现对广域空间的实时、高并发环境监测。其采集获取的高码率原始视频数据，依托 MIPI-CSI 高速传输接口，以低延迟特性转化为视频流，向核心计算节点进行物理环境信息的高保真输入。

其次，智能分析决策子系统构成了系统的核心算力与逻辑解算中枢。其硬件基座采用飞凌 ELF 2 嵌入式开发平台，内部数据流处理被严格解耦为三个递进的逻辑层级：

(1) **多源图像融合层(处理):** 利用 CPU/GPU 异构计算单元对多路输入视频流执行实时图像增强与全景拼接算法，消除空间视觉盲区，重构生成统一的全局二维视野。

(2) **边缘 AI 特征提取层(分析):** 全景图像随后被导入具备 6TOPS 算力的 NPU 硬件加速器中。在此层级，系统前向推理部署了经深度优化的 YOLOv8-DCN(可变形卷积网络)模型，针对无人机等低空非合作目标进行高鲁棒性的目标检测、多类别识别及连续时空轨迹跟踪。

(3) **态势评估与告警层:** 基于 AI 输出的结构化数据，智能决策模块执行预设的空域禁区入侵逻辑检测。在判定威胁后，系统触发外接终端的高亮可视化告警(告警)，并在界面端提供精确的空间坐标映射，以指引操作人员介入。

在终端执行环节，系统引入了“人在回路”(Human-in-the-Loop)的协同控制机制与电磁拒止手段。操作员接收告警态势后，进行目标的人工二次确认与威胁评估。随后，操作员借助“苍穹”干扰枪的精确瞄准系统对准目标(瞄准)并执行手动激发指令(触发)。

该触发指令直接驱动多频段射频反制子系统。该模块作为物理拒止的终端载体，利用大功率射频功

率放大器，结合高增益定向天线，向目标所在空域瞬态辐射强电磁干扰信号。此举旨在物理层面上实现对非合作无人机测控链路与图传频段的精准压制与硬隔离，迫使其丧失自主控制能力。

此外，为保障系统在严苛环境下的电气隔离与运行稳定性，底层硬件采用了模块化分布式能源拓扑。独立能源系统 A 专注于为低压弱电的感知与分析子系统提供持续电力，保障前置部署的灵活性；独立能源系统 B 则专为高功耗的射频反制子系统提供大电流瞬态支撑，此设计有效规避了射频发射时的电磁浪涌对前端高精度计算元器件的传导干扰，实现了协同工作保障。通过上述设计，系统形成了一种视觉引导射频反制的协同工作模式，实现了从目标探测、识别到干扰处置的完整防御闭环。

2.2. 系统工作流程

系统整体工作流程如下：

(1) 视频采集阶段

多路高清摄像头实时采集监控区域视频数据，并通过高速接口传输至嵌入式处理平台。

(2) 图像处理阶段

系统首先对采集的视频进行图像增强处理，以提高复杂环境下的成像质量；随后利用图像拼接算法对多路视频进行融合，生成宽视场全景图像。

(3) 目标检测阶段

基于深度学习的目标检测算法对全景图像进行分析，实现对无人机目标的识别与定位。

(4) 目标跟踪阶段

利用多目标跟踪算法持续跟踪无人机运动轨迹，提高检测结果的稳定性与可靠性。

(5) 反制执行阶段

在确认目标后，操作人员通过射频干扰装置发射干扰信号，对无人机通信链路进行压制，实现目标处置。

3. 视觉感知与目标识别算法设计

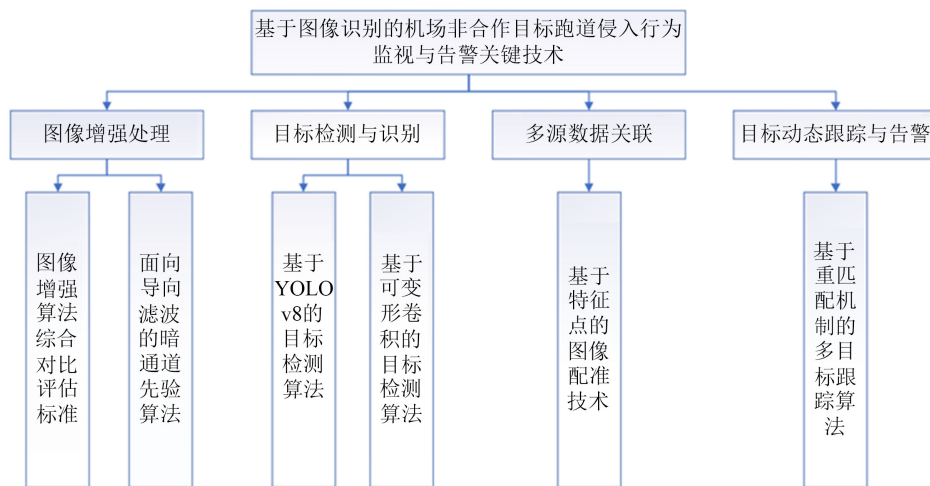


Figure 2. Schematic diagram of algorithm structure

图 2. 算法结构示意图

为了实现对低空无人机目标的准确识别，本系统构建了一套完整的视觉感知与目标识别算法流程。该流程主要包括图像增强、图像拼接、目标检测以及多目标跟踪四个核心模块。系统首先通过图像增强

算法提升恶劣天气条件下的图像质量；随后利用图像拼接技术生成宽视场监控画面；在此基础上，通过改进的深度学习目标检测算法识别无人机目标；最后利用多目标跟踪算法对检测到的目标进行持续跟踪，从而实现对无人机目标的稳定监测。

本章将分别对上述算法模块进行详细介绍。

整体算法流程见图 2 所示。

3.1. 导向滤波优化的暗通道去雾增强方法研究

在机场跑道监控等实际工程应用场景中，视觉感知系统长期处于复杂室外工况，易受雾霾、高湿、低照度等恶劣环境因素干扰。此类环境会引发光线传播过程中的散射衰减效应，导致采集图像出现对比度衰减、细节特征模糊、色彩失真等典型退化现象，直接制约后续目标检测算法的识别精度与鲁棒性，难以满足机场非合作目标精准监测的工程需求。

为破解复杂环境下图像退化带来的感知瓶颈，提升系统整体监测性能，需在目标检测链路前端对退化图像实施高效复现处理。当前，学界与工程领域主流的图像复现技术包括直方图均衡化、Retinex 复现算法及基于物理模型的去雾复现算法等。其中，暗通道先验去雾算法凭借在雾霾去除、图像细节保真复现方面的优异性能[3]，已成为复杂环境下图像复现领域的主流技术路径，广泛应用于航空安防等高端工程场景。

基于上述退化机制分析与技术路径对比，本文采用基于暗通道先验的图像去雾复现算法，对机场场景下采集的退化图像进行精准复现处理，旨在提升图像清晰度与细节信息完整性，为后续非合作目标检测模块提供高可靠性、高保真度的图像数据支撑，保障系统在复杂环境下的稳定运行。

视觉系统设计包括两大主要的影响因子：一是目标反射光受空气中的悬浮粒子的吸收和反射作用，造成目标反射光能量的衰减；二是太阳光等环境光受大气中散射介质的散射作用形成背景光，背景光强度大于目标光，导致成像模糊。由于漫反射和地面反射在大雾天气下的影响因子较小，这里不予考虑。基于大气散射模型，本文将暗通道定义为：

$$J^{\text{dark}}(y) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y' \in \Omega(y)} J^c(y') \right) \quad (1)$$

其中 $J^c(y)$ 为无雾图像， y 代表图像中的每一个点坐标，遍历 r, g, b 三个通道。利用先验论认为

$$J^{\text{dark}}(y) \approx 0 \quad (2)$$

从而为大气散射模型的参数估计提供定量。将式按 RGB 三通道拆分并且对两边进行最小值运算可以得到

$$t(y) = 1 - \omega \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y' \in \Omega(y)} \frac{I^c(y')}{A^c} \right) \quad (3)$$

代入先验论得到透射率的估算公式，为了保留真实的景深感，往往会对透射率的估算公式进行修正得到：

$$t'(y) = \max(t_{\min}, t(y)) \quad (4)$$

对于大气光值的估算，模糊图像中最亮的像素被认为是最透光的部分。在这种情况下，大气光是场景的唯一照明源。因此，大气光值可以由图像中最亮的像素点来估算。具体而言，面向导向滤波的暗通道先验算法包括以下五个核心步骤：

a) 暗通道估计：计算输入图像的暗通道，这通常通过在局部区域内寻找最小值来实现[4]。

- b) 大气光估计：利用暗通道图像来估计大气光，这通常是暗通道中最亮的像素值。
 c) 透射图估计：使用暗通道先验和大气光来估计图像的透射图，这表示了每个像素点的清晰度。
 d) 导向滤波优化：对估计的透射图应用导向滤波，以平滑透射图并保留边缘信息。
 e) 图像恢复：使用优化后的透射图 and 估计的大气光来恢复图像。

针对双边滤波和导向滤波的暗通道先验算法，本项目通过参考图像质量评价方法：峰值信噪比和结构相似性进行初步的评价对比。

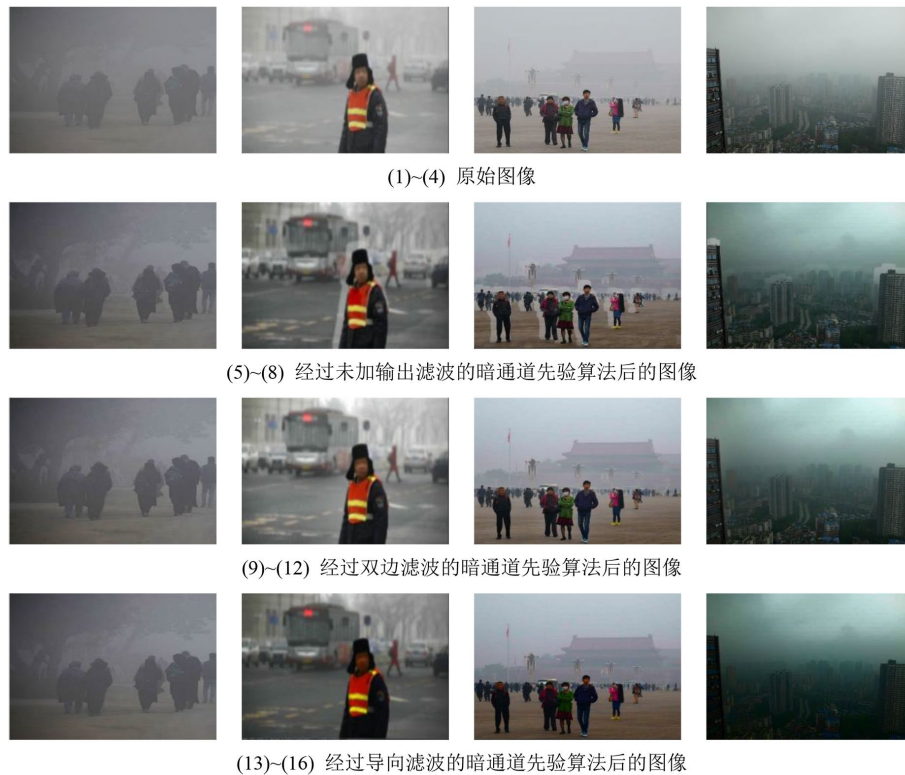


Figure 3. Effects of different filtering methods in dark channel prior algorithm
图 3. 不同滤波方法在暗通道先验算法中的效果

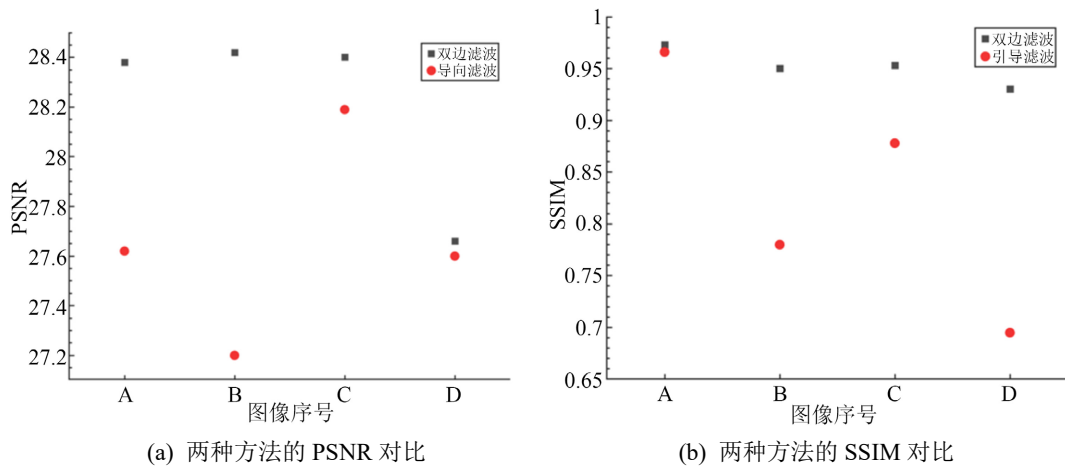


Figure 4. Comparison of the two methods
图 4. 两种方法的对比

如图 3 所示自上而下分别为原始图像、经过未加输出滤波的暗通道先验算法后的图片、经过双边滤波的暗通道先验算法后的图像以及经过导向滤波的暗通道先验算法后的图像。

见图 4 为参考图像与两种滤波方法的暗通道先验算法的结果图的 PSNR 和 SSIM 对比。明显地看出，导向滤波法比双边滤波法有着更高的 PSNR 和 SSIM，代表导向滤波算法优于双边滤波，并且导向滤波还具有 $O(N)$ 的线性时间的速度优势。

3.2. 基于局部不变特征的全景图像构建方法

基于特征点的图像配准技术是一种常用的图像处理方法，主要用于将多幅图像对齐并拼接成一幅完整的图像。此技术在图像拼接、目标跟踪和摄像头标定等领域有广泛应用。通过图像拼接技术，可以实现多视角图像的无缝融合，提高图像的完整性和信息量[5]。

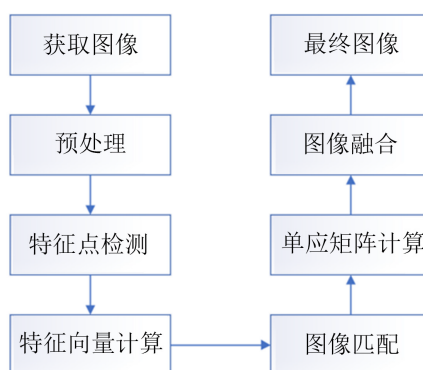


Figure 5. Overall flowchart of image mosaicking

图 5. 图像拼接总流程图

图像拼接的总流程图如图 5 所示，基于特征点的图像配准技术处理步骤如下：

(1) 图像预处理

图像预处理是拼接图像前的关键步骤，旨在为后续的特征点提取和匹配提供高质量的图像。预处理过程主要涉及两部分，分别是灰度处理和滤波。原始图像可能是彩色的，而彩色信息对特征点的提取并不关键。因此，首先将彩色图像转换为灰度图像。这一步骤不仅能简化计算，还能加快处理速度。图像可能会受到噪声的干扰，如成像设备噪声、环境光照变化等。通过滤波操作(如高斯滤波、中值滤波等)，可以有效抑制噪声，提高图像质量。滤波的主要目的是平滑图像，消除高频噪声，为特征点的准确提取奠定基础。

(2) 特征点提取

在预处理之后，进入特征点提取阶段。该步骤的目标是找到图像中具有可区分性和重复性的关键点(特征点)。这一步使用的是 SURF (Speeded-Up Robust Features)算法[6]，其主要包括 Hessian 矩阵计算、非极大值抑制以及特征点精确定位。Hessian 矩阵计算是使用图像的二阶导数来计算局部图像的 Hessian 矩阵，构建出多个尺度空间。这有助于在图像中检测到多尺度的特征点。非极大值抑制是在构建的尺度空间中，选取局部的极值点(角点)，这些点具有较强的局部信息。特征点精确定位是进一步通过迭代优化，精确确定特征点的具体位置。SURF 算法在这一过程中保证了对光照、尺度和旋转等图像变化的鲁棒性。

(3) 特征匹配

特征提取后，接下来的步骤是匹配不同图像中的特征点。此过程使用 FLANN (Fast Library for Approximate Nearest Neighbors)算法，它是一种高效的近似最近邻搜索算法，适用于大规模的特征匹配问题。该

算法通过快速搜索相似特征点，并对两幅图像中的特征进行匹配。其高效性体现在处理大规模特征数据时，依然能保持较高的速度。匹配过程中可能会出现错误的匹配点，这些点需要通过筛选和去除，以减少误差对后续配准的影响。

(4) 变换模型参数估计

特征点匹配完成后，下一步是计算图像之间的变换关系。这一步的目的是根据匹配的特征点，估计图像之间的几何变换模型。在图像配准中，常使用单应性矩阵来表示图像间的透视关系。通过匹配的特征点坐标，使用线性方程组求解出单应性矩阵的 8 个参数。通常，匹配到 4 对特征点即可唯一确定一个单应性矩阵。在计算过程中可能会存在噪声或异常点的干扰。可以使用 RANSAC (随机抽样一致性) 算法来剔除异常点，提升变换模型的鲁棒性和准确性[7]。

(5) 图像配准

在获取到图像间的单应性矩阵后，就可以进行图像的配准操作。图像配准是指将待拼接图像根据变换关系对齐到同一个坐标系中，坐标变换使用单应性矩阵对图像中的每个像素坐标进行转换，将图像中的所有点映射到另一个图像的坐标系统中。最后通过图像对齐，所有待拼接的图像会在空间上对齐，从而确保拼接后的图像在视角、角度等方面保持一致。

(6) 单应性矩阵计算与图像融合

单应性矩阵计算完成后，图像融合是最后的步骤。融合的目标是消除图像拼接后的缝隙和亮度差异，使拼接图像看起来更加自然、平滑。常用的方法是加权平均法，通过对重叠区域的像素进行加权处理，使得拼接的过渡区域显得更加平滑。在拼接过程中，可能由于亮度差异或误差导致拼接缝的产生。通过进一步的图像处理，调整重叠区域的亮度和对比度，消除这些接缝，确保最终拼接的图像无明显痕迹。在摄像头采集到的画面实时拼接过程中，调用已存储的单应性矩阵对每一帧进行透视变换和图像融合，从而完成视频帧的拼接。

3.3. 融合可变形卷积的无人机目标检测网络

在目标检测任务中，边界框描述了目标检测器在各个阶段中目标的位置。尽管边界框易于计算，但是它们仅提供了目标的粗略定位，无法完全拟合目标的形状和姿态。因此，从边界框的规则单元格中提取的特征可能会受到背景内容或前景区域的无效信息的严重影响。这可能会导致特征质量降低，从而影响目标检测的分类性能。

可变形卷积网络(Deformable Convolution Network, DCN)系列算法的提出旨在增强模型学习复杂目标不变性的能力。在 DCN 中，卷积核不再是简单的矩形，而是在不同的阶段、不同的特征图，甚至不同的像素点上都可能都有其最优的卷积核结构。因此，DCN 为卷积核上的每个点学习一个偏移(offset)，使得卷积核可以根据不同的数据学习不同的卷积核结构，图 6 展示了 DCN 的工作原理。

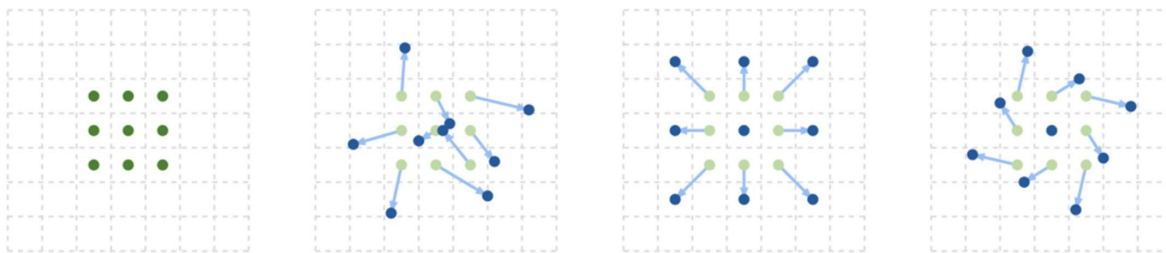


Figure 6. DCN schematic diagram

图 6. DCN 示意图

见图 6 所示, 添加可变形卷积的目的是提高卷积神经网络对不规则形状的目标物体的适应性, 扩大其感受野。传统的卷积操作只能对规则的矩形感受野进行特征提取, 而在现实场景中, 很多目标物体的形状都是不规则的, 例如人脸、汽车、动物等。这时候就需要使用可变形卷积来识别这些不规则形状的目标物体。可变形卷积可以根据目标物体的不规则形状自适应地调整感受野的形状和大小, 从而提高 CNN 的鲁棒性。

本项目将可变形卷积模块(DCN block)加入 YOLOv8s 的骨干网络中[8], 主要原因如下:

(1) 卷积核权重的固定导致同一卷积神经网络在处理一张图的不同位置区域的时候感受野尺寸都相同, 因不同尺度或者不同形变的物体可能对应特征图的不同位置, 故网络需要自适应调节物体的感受野。

(2) 在采样时, 可变形卷积更贴近物体的尺寸与形状, 更具有鲁棒性, 而普通卷积却无法实现。小目标由于尺寸较小, 形状也不固定, 若仍然采取传统卷积, 可能会导致某些小目标不能被检测出来, 进而影响模型的性能表现。在 YOLOv8 网络中, 骨干网络起到了提取输入图像特征的作用, 通过对图像进行特征提取, 可以更好地理解和描述图像。骨干网络通常由多个卷积层组成, 可以通过使用不同的卷积层结构来提取不同层次的特征。通过将不同层次的特征进行融合和整合, 可以得到更加全面和准确的图像特征, 从而提高模型的性能。基于以上原因, 本项目选择在 YOLOv8s 的骨干网络上加入可变形卷积模块[9]。

(3) 通过增加可变形卷积模块, 可以提取到更多更细节的图像特征, 从而为之后特征融合以及在检测头上做预测奠定基础。添加可变形卷积模块后的网络结构如图 7 所示。

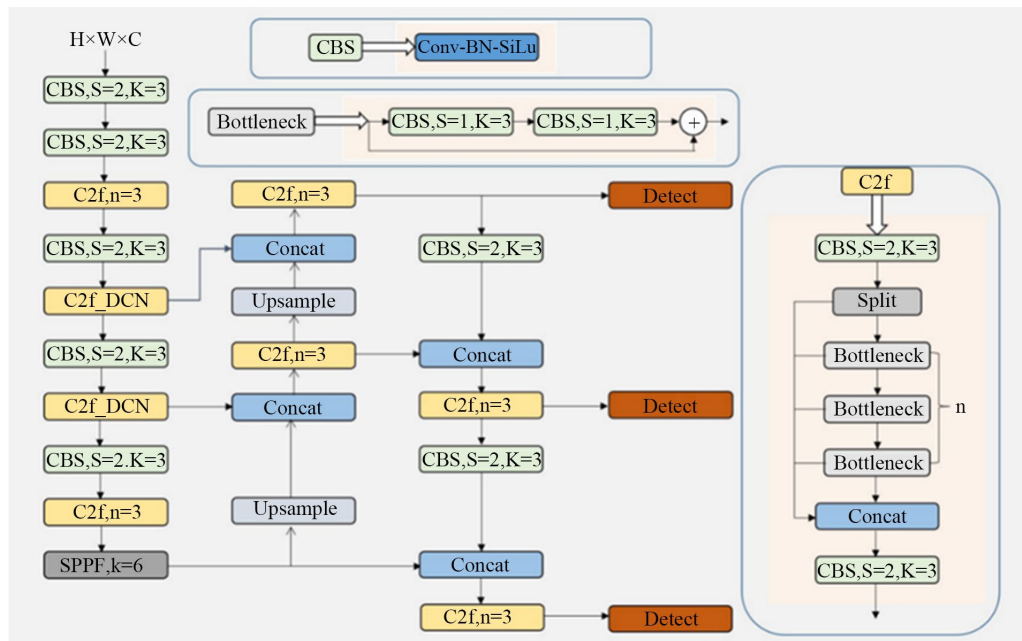


Figure 7. Network Architecture of YOLOv8s + DCN
图 7. YOLOv8s + DCN 网络结构

图 7 展示了在 YOLOv8s 骨干网络中加入可变形卷积模块后的网络结构。通过替换倒数第二个、第三个 C2f 模块为可变形卷积模块, 网络能够更好地捕捉图像中的细节特征, 提高目标检测的精度和鲁棒性。

3.4. 基于重匹配策略的多目标轨迹关联方法

在多目标跟踪任务中, 目标之间的接近或复杂交互往往会导致标准目标跟踪算法难以准确匹配目标。

为了解决这一问题,本项目提出了一种基于重匹配机制的多目标跟踪算法[10]。该算法通过在第一次匹配失败后引入高分检测框的二次匹配过程,显著提高了跟踪的准确性和鲁棒性,为了直观地描述多目标跟踪算法,绘制了如图8所示的基于重匹配机制的多目标跟踪算法框架图。

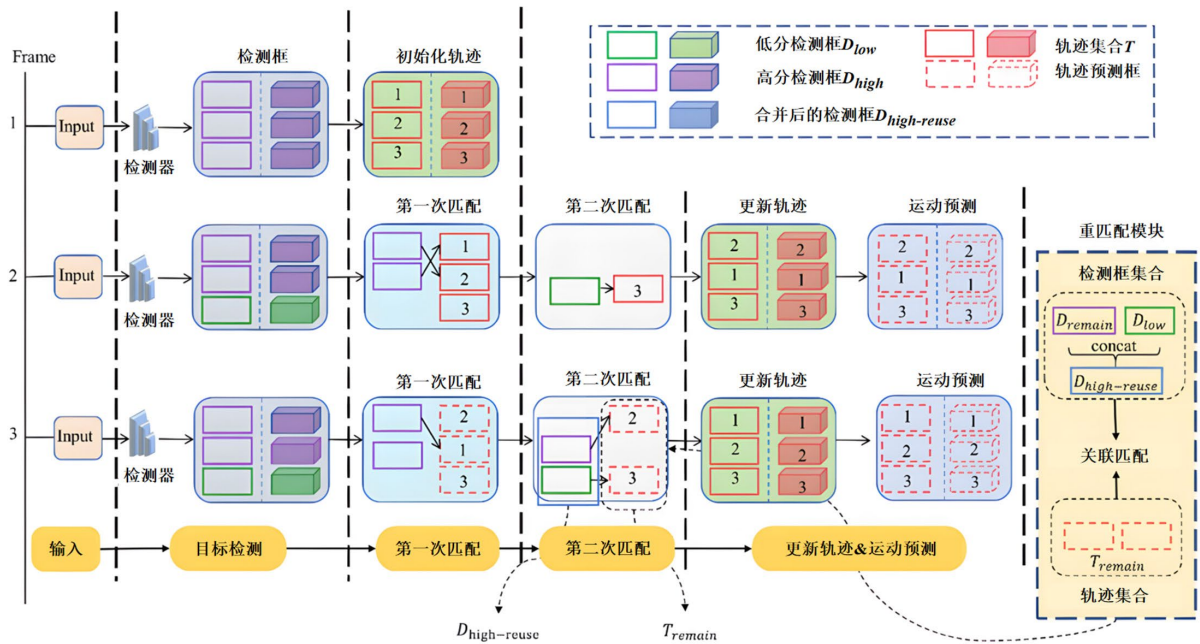


Figure 8. Algorithm framework diagram
图8. 算法框架图

如图8所示,本算法通过在第一次匹配失败后引入高分检测框的二次匹配过程[11],具体应用流程如下:

(1) 第一次匹配: 在获取当前帧的检测结果后,算法首先设定较高的置信度阈值提取高分检测框,并利用卡尔曼滤波器预测当前所有活跃轨迹(Active Tracks)的状态估计值。随后,综合计算高分检测框与预测轨迹之间的空间交并比(IoU)与外观特征相似度,构建代价矩阵,并应用匈牙利算法(Hungarian Algorithm)进行二部图最优匹配。

原理分析: 此阶段旨在快速、高精度地绑定清晰无遮挡的目标。但在多目标相互靠近或发生交叉遮挡时,部分目标的检测置信度会骤降,或因运动模型出现非线性突变导致空间距离拉大,从而产生一批未能成功匹配的已有轨迹与高分检测框。

(2) 重匹配机制: 对于初次关联失败的已有轨迹,传统算法通常直接将其挂起或判定为目标消失,从而导致漏检。本机制则引入二次关联流程:提取网络输出的低分检测框(此类检测框通常包含被局部遮挡、模糊或处于远距离的真实目标),将其与初次匹配遗留的未匹配轨迹再次进行关联。在此阶段,考虑到目标处于遮挡状态下时外观特征往往会引入严重噪声,匹配度量主要降级为依赖空间几何拓扑(如仅使用IoU)。随后再次求解最优匹配,将仍未匹配的轨迹标记为挂起状态(Lost),以备后续帧重识别。

机制论证: 该重匹配机制的理论内核在于最大化利用检测器输出的“边缘观测信息”。通过将低分检测框纳入关联候选池进行级联匹配,算法能够在目标发生严重遮挡或复杂交互的短暂时期内,依靠微弱的观测线索维持轨迹更新。这种级联设计有效填补了因临时遮挡造成的观测断层,减少了目标的误剔除现象,从而在不显著增加计算开销的前提下,增强了复杂场景下长时多目标跟踪的连续性与鲁棒性。

4. 无人机通信链路射频干扰技术

4.1. 射频干扰系统组成与实现原理

在无人机反制系统中，射频干扰技术是一种常见且有效的处置手段。通过向无人机通信频段发射高功率干扰信号，可以破坏无人机与地面遥控终端之间的通信链路或图像传输链路，使无人机进入失控保护模式，从而触发自动返航或迫降机制。因此，在完成无人机目标检测与跟踪之后，通过射频干扰装置对目标实施电磁干扰，可以实现对无人机的有效反制。

本系统采用便携式多频段射频干扰装置作为反制执行设备。该装置主要由电源模块、射频功率放大模块、功率合成网络以及定向发射天线等部分组成。系统整体采用模块化结构设计，通过多个射频功率放大模块分别覆盖不同的通信频段，从而实现对多类型无人机通信链路的干扰。

在具体实现上，系统选取当前民用无人机常用的 433 MHz、2.4 GHz 和 5.8 GHz 等通信频段作为主要干扰目标。通过配置多个独立的射频功率放大模块，并利用功率合成网络实现信号叠加，可以有效提升系统的整体输出功率。功率合成部分基于 Wilkinson 功分器原理设计[12]，通过合理的阻抗匹配与信号分配结构，使多路射频信号能够在保持稳定输出的同时实现高效合成，从而提高干扰信号的辐射强度。

在系统供电方面，射频干扰装置采用 4S 锂电池组作为主要电源，电池额定电压约为 14.8 V。由于射频功率放大模块对工作电压要求较高，系统通过 DC-DC 升压模块将电池输出电压提升至 24 V，以满足功率放大模块的稳定工作需求。当操作人员触发设备时，控制电路将驱动继电器模块接通对应频段的射频功率放大器，使干扰信号通过定向天线向目标方向辐射。

通过多频段覆盖与功率合成技术的结合，该射频干扰系统能够针对不同型号无人机的通信链路实施干扰，从而提高系统在复杂应用环境中的适用性与反制能力。

4.2. 射频干扰装置结构设计

在射频干扰系统的实际应用过程中，功率放大模块在高功率工作状态下会产生较大的热量，因此系统结构设计需要充分考虑散热性能与设备稳定性。为保证设备在长时间工作条件下仍能保持稳定输出，本系统在结构设计中采用了独立散热腔体结构，并在功率放大模块与散热器之间建立良好的热传导通道。

具体而言，射频功率放大模块通过导热界面材料与铝合金鳍片式散热器紧密贴合，使模块产生的热量能够快速传导至散热器表面，并通过空气对流方式实现热量散发。同时，在设备外壳两侧设计通风结构，以增强空气流动，提高散热效率。设备整体采用碳纤维材料 3D 打印外壳，在保证结构强度的同时有效降低设备重量，从而提高系统的便携性。

5. 实验结果与性能分析

5.1. 系统核心性能量化评估

本研究对所开发系统的核心性能进行了严谨的量化测试，主要涵盖高精度智能识别算法的性能评估与远程高效射频干扰能力的实测两方面，并取得了显著的优化成果。

5.1.1. 算法性能量化评估

针对系统中无人机目标的高精度智能识别与跟踪模块，本文构建了一套科学且全面的算法评估体系。在复杂背景、多目标、动态变化等实际应用场景下，传统的单一指标难以全面反映模型的真实效能。因此，本研究除了考量识别率(Detection Rate)、精确度(Precision)和误判率(False Positive Rate)等常规检测指标外，还创新性地引入了综合评价指标(Final Score)。该指标通过对上述关键性能参数进行加权融合，提供了一个能够全面衡量算法整体性能、鲁棒性和实时性的量化评估值。

为了提升算法在真实防御场景中的表现, 本文对 YOLOv8s 基础架构进行了深度优化: 引入了结合通道与空间注意力的混合注意力机制(Hybrid Attention Module); 采用了多尺度特征金字塔网络(FPN)和路径聚合网络(PAN)进行特征深度融合; 并定制化设计了结合 CIoU Loss 与 Focal Loss 的损失函数, 以提升小目标检测性能并缓解类别不平衡问题。

优化前后的算法性能对比如表 1 所示。

Table 1. Comparison of algorithm performance before and after optimization

表 1. 算法性能优化前后对比

算法/指标	识别率	精确度	误判率	Final score
基础 YOLOv8s	91.2%	94.5%	5.8%	0.874
优化后模型	96.5%	97.8%	2.1%	0.952

如表 1 数据所示, 与基线 YOLOv8s 模型相比, 优化后的模型在各项关键指标上均展现出卓越的性能优势。具体而言, 识别率由 91.2% 显著提升至 96.5%, 表明模型对遮挡或复杂背景下无人机目标的捕获能力大幅增强; 精确度从 94.5% 提高至 97.8%, 证实了模型抑制虚警的能力得到提升; 误判率则从 5.8% 显著下降至 2.1%, 直接降低了系统误操作的风险。这些单项指标的协同提升最终反映在综合评价指标上——Final Score 从 0.874 提升至 0.952, 充分证明了优化后算法在复杂无人机防御场景中的强大应用潜力。

5.1.2. 射频干扰能力实测与频谱分析

系统的射频干扰能力是实现非法无人机有效管控的核心。本文通过一系列符合行业标准的外场实验, 对该能力进行了深入的实地验证, 旨在评估系统在特定距离上对无人机通信链路的压制效能。

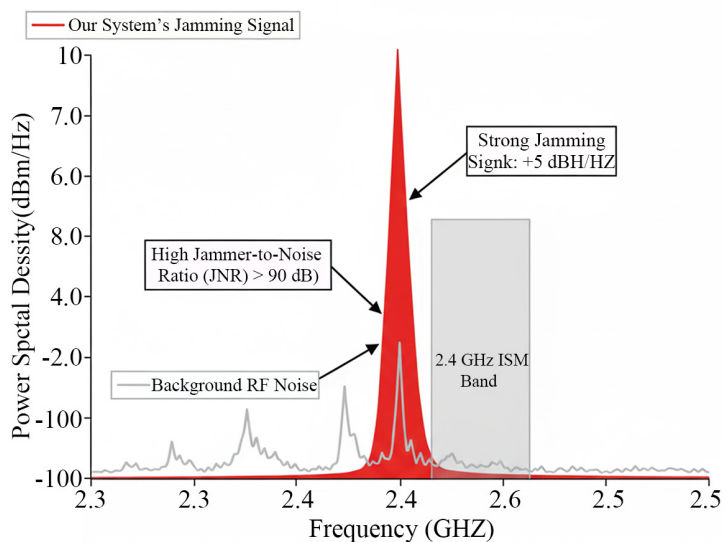


Figure 9. Spectrum comparison of transmitted jamming signal and background noise

图 9. 发射的干扰信号与背景噪声的频谱对比

在距离系统部署位置约 1.5 公里的开阔测试场景中, 本文选取了一架典型商用无人机(工作在 2.4 GHz 和 5.8 GHz 频段)作为测试目标。在干扰模块启动前, 无人机的图传画面清晰, 遥测数据实时回传。当本系统的高功率射频干扰模块被激活后, 观测到目标无人机的图传信号在亚秒级(sub-second level)时间内迅速中断, 表现为视频流卡顿、花屏直至完全黑屏; 同时, GPS 坐标、姿态信息等遥测数据停止更新。通

信的中断直接触发了无人机内部的安全协议,迫使其进入失控返航(Return-to-Home, RTH)模式。这一现象直观且有力地验证了本系统对 1.5 公里外无人机通信链路(数据链和图传链)的即时、高效压制能力。

为了提供更严谨的量化依据,本文利用专业频谱分析仪对干扰信号进行了精确测量。如图 9 所示,仪器清晰地捕捉到了本设备在目标 2.4 GHz ISM 频段产生的、远高于背景噪声的强力信号峰。其功率谱密度(Power Spectral Density, PSD)的测量结果,从信号层面上确凿地证明了本系统具备在大功率、特定频段实施高效干扰的能力,为无人机通信的有效阻断提供了坚实的硬件基础。

6. 结论与展望

本文提出并验证了一种面向复杂低空空域的“感知-计算-拒止”一体化软硬件协同反无人机架构。有别于传统的单一功能防御设备,本研究旨在实现多技术环节的有效协同:在感知前端,引入基于导向滤波优化的暗通道先验(DCP)图像增强机制与低延迟全景重建管线,提升了系统在低能见度环境下的目标捕获鲁棒性;在边缘计算域,将可变形卷积(DCNv2)引入轻量化网络,并结合 INT8 量化部署于 RK3588 平台,在受限的算力与功耗条件下,实现了对机动目标的实时推理;在射频拒止端,设计了基于 Wilkinson 拓扑的功率合成网络,在控制硬件成本的同时提升了射频输出功率,从而验证了单节点电磁拒止的有效性。

尽管当前系统在物理验证中具备了一定的单节点防御效能,但面对低空飞行器“集群化、隐蔽化、智能化”的演进趋势,现有反无人机防御体系仍需进一步拓展。依托本系统现有的软硬件架构,未来的研究工作将聚焦以下三个方向:

(1) 预测性防御与策略优化: 尝试引入时空序列建模(如 LSTM 等网络)分析高动态飞行器轨迹,进行运动趋势预测与意图识别,以期辅助生成更具针对性的动态射频压制策略;

(2) 自适应认知电子干扰: 针对无人机新兴的宽带跳频与抗干扰通信链路,研究集成智能频谱感知与自适应扫频机制,旨在提升系统在复杂电磁环境下的干扰效能;

(3) 多模态感知与多节点协同: 在感知端引入长波红外热成像等传感器,构建全天候异构多模态探测能力;在网络端探索利用 Ad-hoc 无线自组网技术构建多节点协同拓扑,研究跨区域信息交互与分布式协同拒止机制,为广域低空安全防御系统的构建提供技术参考。

基金项目

江苏省大学生创新创业训练计划项目(项目编号:202511117046)。

参考文献

- [1] 张静,张科,王靖宇,吕梅柏,王佩. 低空反无人机技术现状与发展趋势[J]. 航空工程进展, 2018, 9(1): 1-8+34.
- [2] 中国网. 天津机场因无人机导致大面积航班延误,官方通报[EB/OL]. http://news.china.com.cn/2024-09/12/content_117423072.shtml, 2024-09-12.
- [3] 周胜杰. 基于 RK3588 的云电脑系统设计与实现[J]. 电子产品世界, 2023, 30(8): 75-76.
- [4] 刘海波,杨杰,吴正平,张庆年,邓勇. 基于暗通道先验和 Retinex 理论快速单幅图像去雾方法[J]. 自动化学报, 2015, 41(7): 1264-1273.
- [5] Srinivasulu, M., Selvam, P., Mallala, B. and Latha, K. (2026) An Optimized Strategy for Brain Tumor Classification Using SO(3) Equivariant Graph Neural Networks with Snow Geese Algorithm in MRI Imaging. *Journal of Molecular Neuroscience*, 76, Article No. 17. <https://doi.org/10.1007/s12031-025-02466-w>
- [6] 杜娜,许凌羽,尹江会. 多目立体视觉坐标测量中拼接方法的研究[J]. 科技信息(科学教研), 2007(26): 133+130.
- [7] Li, Z.J., Xu, Z.H., Yu, D.Z., et al. (2025) Vision-Based Super Large-Span Suspension Bridge Displacement Measurement Method with Enhanced Super-Resolution and Speeded-Up Robust Features. *Measurement*, 255, Article 118077. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.118077>

-
- [8] Min, Y.J., Tang, Y., Chen, H. and Zhang, F.Q. (2025) A Linear Fitting Algorithm Based on Modified Random Sample Consensus. *Applied Sciences*, **15**, Article 6370. <https://doi.org/10.3390/app15116370>
- [9] 刘鹏, 张天翼, 冉鑫, 史佳霖, 毕誉轩, 王彩霞. 基于 PBM-YOLOv8 的水稻病虫害检测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(20): 147-156.
- [10] 韩强. 面向小目标检测的改进 YOLOv8 算法研究[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2023.
- [11] Xu, H.Z., Ge, Y.S. and Tian, Y. (2026) DSSF-MOT: Image Sensor-Based Multi-Object Tracking Algorithm via Dual-Stream Semantic Fusion. *Applied Soft Computing*, **194**, Article 114885. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2026.114885>
- [12] Kim, D., Lee, J. and Lee, D. (2026) Dual-Stage Graph-Based Association Framework for Cross-View Person Re-Identification in Construction Worker Monitoring. *Buildings*, **16**, Article 843. <https://doi.org/10.3390/buildings16040843>