

采用深度神经网络的无人机蜂群 视觉协同控制算法

闵欢, 卢虎, 史浩东

(空军工程大学信息与导航学院, 710077, 西安)

摘要: 针对现有基于无线通信的无人机蜂群协同控制在电磁拒止环境下无法使用的不足, 提出了一种仅利用机载视觉传感器进行无人机编队的端到端控制算法。对经典 YOLOv3 目标检测识别网络进行了神经网络剪枝, 使之适应于嵌入式系统。采用剪枝后的深度神经网络设计了无人机视觉跟随控制算法, 利用深度神经网络提取目标无人机的边界框, 计算该边界框与期望边界框之间的坐标误差与尺寸误差, 并以坐标误差信号作为偏航角控制的反馈输入, 以尺寸误差信号作为速度控制的反馈输入, 控制协同无人机完成对目标无人机的跟随。与基于无线电的领航跟随算法进行了仿真对比, 结果表明, 采用视觉跟随的无人机跟随控制在通信干扰、全球定位系统拒止等某些特定环境下具有更好的控制性能优势。利用两架 bebop2 无人机进行了实测实验, 结果表明: 所提算法可以在 2 s 内实现对目标无人机的状态跟随, 速度控制稳态误差在 5% 以内, 偏航角控制稳态误差在 3% 以内, 具有良好的应用前景。

关键词: 无人机编队; 端到端控制; 目标检测识别; 神经网络剪枝; 视觉跟随控制

中图分类号: TP29 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202009020 **文章编号:** 0253-987X(2020)09-0173-07



OSID 码

Visual Collaborative Control for Unmanned Aerial Vehicle Swarm Based on Deep Neural Network

MIN Huan, LU Hu, SHI Haodong

(College of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: The existing unmanned aerial vehicle (UAV) swarm cooperative control based on wireless communication cannot be used in an electromagnetic rejection environment. We propose an end-to-end control algorithm considering only onboard vision sensors for UAV formation. Slimming operation for the classic YOLOv3 neural network makes it suitable for embedded systems, and the UAV visual following control algorithm is designed via deep neural network after slimming. The deep neural network is used to extract the bounding box of the pilot drone and calculate the coordinate error and dimensional error between the bounding box and the expected bounding box, the coordinate error signal is taken as the feedback input for yaw angle control, and the size error signal is taken as the feedback input for speed control to control the follower drone to complete the operation following the pilot drone. Compared with the radio-based pilot-following algorithm, the simulation shows that the UAV-following control with vision achieves the better control performance in certain specific environments with such as

communication interference and GPS rejection. Two bebop2 drones are employed to carry out the actual measurement experiments, it is found that the proposed algorithm can realize the status following of the pilot drone within 2 s, the steady-state error for speed control is within 5%, and for yaw angle control is within 3%.

Keywords: unmanned aerial vehicle; end to end control; target detection and recognition; neural network slimming; visual following control

无人机蜂群是以智能化无人控制技术和网络信息系统为支撑的集群式作战武器,正成为改变未来战争规则的重要变革技术。但是,现有无人机蜂群组网控制研究多以无线电为主^[1-3],例如文献[4]利用超宽带测距模块设计了相应的编队协同控制算法,虽然技术手段相对成熟,但也具有易被强电磁干扰拒止的先天不足。

深度学习和视觉传感器技术的飞速发展大幅提升了无人机的感知能力^[5],但是现有研究大多关注于无人机对地面目标的跟随,例如:文献[6]利用TLD算法^[7]实现了无人机对地面运动目标的视觉跟随;文献[8]采用视觉相对定位算法完成了室内和室外的无人机编队飞行,但其相对定位过于依赖无人机电工添加的明显特殊标记;文献[9]基于 Haar 小波特征的 AdaBoost 级联分类器实现了两架无人机在没有机间通信和特殊标记情况下的单目视觉领航跟随编队控制,但所用算法为经典视觉跟随算法,识别率、精度等均受限;文献[10]提出了利用紫外线通信进行能耗平衡,但不涉及组网控制。

利用视觉信息实现集群无人机间编队控制,能大幅提升蜂群无人系统的自主化、智能化和抗干扰水平,但国内外公开的研究成果十分稀少。鉴于此,本文基于剪枝深度神经网络^[11],设计并实现了一种仅依靠单目视觉传感器的无人机领航跟随编队控制算法。该算法有助于完善拒止环境下的无人机蜂群系统、协议和算法,使得无人机蜂群功能更加全面,数据处理更加迅速,信息传递与获取更加快捷。

1 无人机视觉传感与目标检测识别

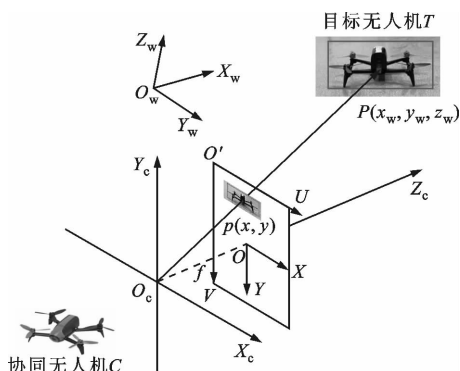
1.1 无人机视觉成像模型

图1是无人机视觉成像模型。设世界坐标系 $O_w-X_wY_wZ_w$ 中有一目标无人机 T 和协同无人机 C ,以无人机 C 的相机视觉光心为原点,建立 Z 轴沿着光轴方向的左手系,此坐标系即为无人机 C 的相机坐标系 $O_c-X_cY_cZ_c$ 。无人机 T 在世界坐标系中的任一点 $P(x_w, y_w, z_w)$ 均可通过旋转和平移得到其在 C 的相机坐标系下的坐标 $P(x_c, y_c, z_c)$,公式

为

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix}, \mathbf{R} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}, \mathbf{T} \in \mathbf{R}^3 \quad (1)$$

式中 $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{T}$ 分别为无人机 T 从世界坐标系到无人机 C 的相机坐标系的旋转矩阵与平移向量。



$O_w-X_wY_wZ_w$ —世界坐标系; $O_c-X_cY_cZ_c$ —相机坐标系;
 $O-XY$ —图像坐标系; $O'-UV$ —像素坐标系; $P(x_w, y_w, z_w)$
—目标无人机在世界坐标系下的坐标; $p(x, y)$ —目标无人
机在图像坐标系下的坐标; f —协同无人机的相机焦距。

图1 无人机视觉成像模型

以无人机 C 的相机焦点为原点,建立垂直于相机光轴的图像坐标系 $O-XY$ 。目标无人机 T 从 C 的相机坐标系到图像坐标系的成像是三维空间到二维空间的透视投影变换,最后还需在 C 的像素坐标系 $O'-UV$ 下用二维像素坐标来表示无人机 T 的像素位置。经世界坐标系→相机坐标系(三维旋转平移)、相机坐标系→图像坐标系(三维到二维的透视投影变换)、图像坐标系→像素坐标系(二维平移变换)这3次坐标变换,得到无人机 C 对 T 的视觉成像模型为

$$z_c \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{x_d} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{y_d} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \cdot$$

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: u_1, v_1 为无人机 T 的像素坐标系坐标; u_0, v_0 为图像坐标系原点 O 在像素坐标系中的坐标; x_d, y_d 为单位像素的长和宽; $f_x = f/x_d, f_y = f/y_d$; 矩阵 $\begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 与 $\begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}$ 分别为协同无人机的相机内部参数和外部参数^[12]。

考虑到无人机的动态性和处理的实时性要求, 将获取目标无人机精确像素坐标问题转化为获取成像的边界框坐标 ($\mathbf{b}(t)$) 以及边界框的中心点坐标 ($\mathbf{p}(t)$) 问题, $\mathbf{b}(t) = [x_{\min}(t), y_{\min}(t), x_{\max}(t), y_{\max}(t)]^T$, $\mathbf{p}(t) = [x_b(t), y_b(t)]^T = [(x_{\min}(t) + x_{\max}(t))/2, (y_{\min}(t) + y_{\max}(t))/2]^T$ 。

1.2 目标检测识别网络及其剪枝结构

近几年来, 诸如 Faster R-CNN^[13]、R-FCN^[14]、SSD^[15] 和 YOLO 等神经网络算法都表现出了良好的目标检测识别性能, 文献[16]分别对这几种卷积神经网络结构的目标识别器进行了深入研究和对比, 总结出了根据识别速度与精度之间的权衡去选择合适网络结构的判据。

在网络设计上, 相较于其他目标识别和分类算法, YOLO 算法最大的创新在于将目标检测作为回归问题进行求解, 输入目标图像经过一步推理, 便能输出图像中所有目标位置、所属类别和置信概率, 是一种端到端的求解算法^[17]。文献[13]这种 R-CNN 类算法则将检测分为类别(分类问题)和位置(回归问题)两部分, 通过多个步骤来求解。因此, YOLO 算法具有检测速度快、背景错误低、泛化特征好等优点。

综合权衡无人机平台的软硬件资源、算力以及视觉控制对成像处理的稳定度、流畅度等要求, 本文通过剪枝 YOLOv3 网络来实现无人机蜂群间的视觉目标识别与跟随。基于 YOLOv3 的无人机端到端控制框架如图 2 所示。

将 t 时刻的无人机 C 对目标无人机 T 的原始成像作为 YOLOv3 目标检测与识别网络的输入, 网络输出为目标无人机 T 的边界框位置、编队目标置信度等控制参数, 即

$$B(t) = \{\mathbf{b}_i(t), c_i\}, i = 1, \dots, N(t) \quad (3)$$

式中: $i = 1, \dots, N(t)$ 为索引号, $N(t)$ 为成像无人机

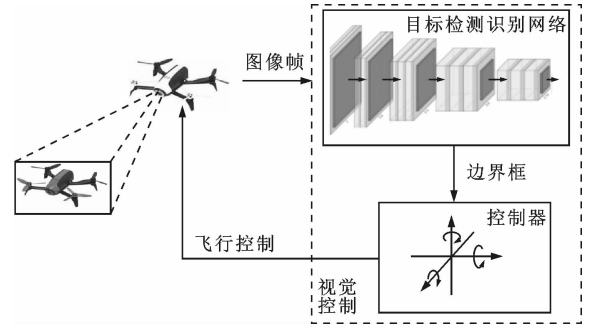


图2 无人机端到端控制框架

总数; c_i 为编队目标置信度; $\mathbf{b}_i(t)$ 为成像目标的边界框位置。

需要指出的是, 当无人机 C 视野中存在多架无人机时, 可以通过成像坐标信息和索引号进行区分, 从而锁定某一确定索引号的无人机, 或是融合多架无人机的边界框信息来对自身进行控制。

为了使视觉处理更加稳定流畅, 本文设计了一种名为 YOLOv3-tiny-m 的改进网络, 相比经典 YOLOv3-tiny 网络, 其结构更加精简, 计算量较小, 适用于无人机的嵌入式设备运行。由于在蜂群编队过程中只需检测单类, 因此可对 YOLOv3 网络结构参数进行大幅改进, 改进后的网络结构如图 3 所示, 图中的长方体为各层输出的高维特征。

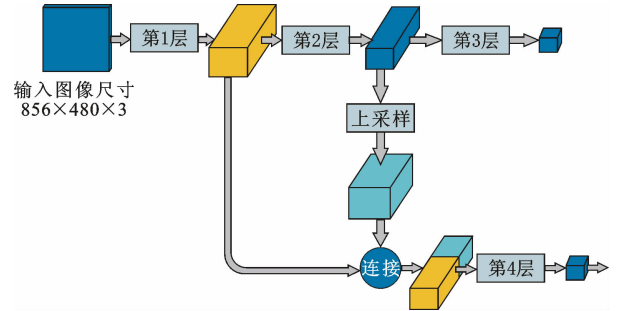


图3 YOLOv3-tiny-m 网络结构

YOLOv3-tiny-m 的参数设置见表 1。为了便于描述, 将顺序连接的多个卷积层和池化层统称为第 n 层, 卷积层与池化层的参数记为“核尺寸/步长 $\times$ 层数”的形式。

本文所提的 YOLOv3-tiny-m 网络将输入图像分成 $S \times S$ 个格子, 每个格子用于检测落入该格子的目标, 同时输出目标边界框信息和目标属于某种类别的置信度, 使用均方差作为损失函数来优化模型参数。

2 无人机视觉跟随控制算法设计

从 1.2 小节的无人机端到端控制框架可知, 只

表 1 YOLOv3-tiny-m 网络的参数设置

结构层	内含结构	参数	输出特征维度
第 1 层	卷积层	$(3 \times 3)/1 \times 5$	$54 \times 30 \times 256$
	最大池化层	$(2 \times 2)/2 \times 4$	
第 2 层	卷积层	$(3 \times 3)/1 \times 2$	$27 \times 15 \times 256$
	最大池化层	$(2 \times 2)/2 \times 1$	
	最大池化层	$(2 \times 2)/1 \times 1$	
	卷积层	$(1 \times 1)/1 \times 1$	
第 3 层	卷积层	$(3 \times 3)/1 \times 1$	$27 \times 15 \times 18$
	卷积层	$(1 \times 1)/1 \times 1$	
上采样	卷积层+上采样	$(1 \times 1)/1 \times 1$	$54 \times 30 \times 128$
连接层			$54 \times 30 \times 384$
第 4 层	卷积层	$(3 \times 3)/1 \times 1$	$54 \times 30 \times 18$
	卷积层	$(1 \times 1)/1 \times 1$	

要有目标无人机视觉图像输入,就可以得到其边界框信息,并将其作为视觉反馈输入,从而实现纯依靠视觉信息对协同无人机的控制。为了保证协同无人机对目标无人机的实时稳定跟随,首先必须保证目标无人机处于协同无人机相机的视场范围内,其次协同无人机还需要与目标无人机保持可靠的距离,以保证图像处理的精度。在此基础上,设计控制目标。

设无人机控制量为 $\boldsymbol{u}(t)=[v(t),\omega(t)]$, $v(t)$ 为无人机前进速度, $\omega(t)$ 为无人机偏航角速度。为简明起见,假设无人机姿态稳定,横滚和俯仰角均为 0。

给协同无人机输入合适的控制量 $\boldsymbol{u}(t)$,驱使图像中的目标无人机边界框 $\boldsymbol{b}(t)$ 趋近于期望边界框 $\bar{\boldsymbol{b}}(t)$,即

$$\begin{aligned} &[x_{\min}(t), y_{\min}(t), x_{\max}(t), y_{\max}(t)]^T \rightarrow \\ &[\bar{x}_{\min}, \bar{y}_{\min}, \bar{x}_{\max}, \bar{y}_{\max}]^T \end{aligned} \tag{4}$$

式中 $[\bar{x}_{\min}, \bar{y}_{\min}, \bar{x}_{\max}, \bar{y}_{\max}]^T = \bar{\boldsymbol{b}}(t)$ 为期望边界框的坐标,可设定在目标图像的中心位置,为能使协同无人机保持可靠的图像处理,期望边界框尺寸由目标无人机与协同无人机的保持距离决定。

根据视觉成像以及透视原理可知,边界框的坐标隐含了编队无人机间的相对位置信息,边界框的尺寸提供了编队无人机间的相对距离信息。由此,将控制目标式(4)进行进一步转化为

$$\boldsymbol{Y}(t) \rightarrow \bar{\boldsymbol{Y}} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{Y}(t) = [\Delta(t), x_b(t)]^T \tag{6}$$

$$\bar{\boldsymbol{Y}} = [\bar{\Delta}, \bar{x}_b]^T \tag{7}$$

式中: $\boldsymbol{Y}(t)$ 是对目标无人机边界框 $\boldsymbol{b}(t)$ 的进一步处理,采用 $\Delta(t) = \| [\boldsymbol{w}(t), \boldsymbol{h}(t)]^T \|_2$ 计算边界框尺寸, $\boldsymbol{w}(t)$ 和 $\boldsymbol{h}(t)$ 分别为边界框的宽和高; $\bar{\boldsymbol{Y}}$ 是对期望

边界框 $\bar{\boldsymbol{b}}(t)$ 的进一步处理, $\bar{\Delta} = \| [\bar{\boldsymbol{w}}, \bar{\boldsymbol{h}}]^T \|_2$, $\bar{x}_b = (\bar{x}_{\min} + \bar{x}_{\max})/2$ 。当没有检测到目标无人机时,设置 $\boldsymbol{Y}(t) = \bar{\boldsymbol{Y}}$,以保持协同无人机处于悬停状态。

根据透视投影的性质可知,物体距离焦点越近,其成像越大,反之则越小。因此,不需要对三维世界进行建模和运动学估计,即可直接通过边界框尺寸 $\Delta(t)$ 来完成对协同无人机的控制。同样地,边界框的中心点坐标 $x_b(t)$ 为无人机的偏航角速度控制提供了天然的误差信号。由此,设计以图像处理结果为输入信号的 PI 控制器为

$$\boldsymbol{u}(t) = \boldsymbol{K}_p \boldsymbol{\Delta}_Y(t) + \boldsymbol{K}_i \int_0^t \boldsymbol{\Delta}_Y(\tau) d\tau \tag{8}$$

式中: $\boldsymbol{K}_p$ 、 $\boldsymbol{K}_i$ 分别为比例系数矩阵和积分系数矩阵; $\boldsymbol{\Delta}_Y(t) = \boldsymbol{Y}(t) - \bar{\boldsymbol{Y}}$ 。

本文设计的无人机视觉感知与控制系统结构框图如图 4 所示。

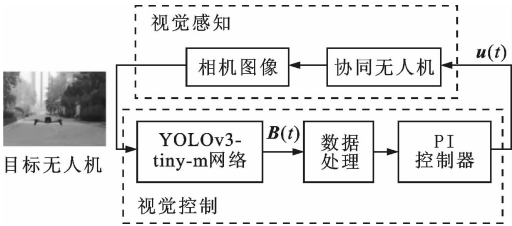


图 4 无人机视觉感知与控制系统结构框图

3 实验验证分析

3.1 改进网络性能对比分析

YOLOv3-tiny-m 网络的训练集由 2 000 幅有标注信息的无人机图像组成,测试集为以协同无人机角度拍摄的目标无人机视频。实验平台为 CPU 为 Intel core i7 7700HQ 2.8 GHz、GPU 为 GeForce 1050ti 2 GB 的一台计算机。训练时的 mini-batch 设置为 4,学习率为 0.001~0.000 1。

在 YOLOv3-tiny 与 YOLOv3-tiny-m 网络的训练完成之后,将测试视频作为输入,监测网络处理视频时的实时帧率,结果如图 5 所示。可以看出,本文提出的 YOLOv3-tiny-m 网络比 YOLOv3-tiny 网络的实时帧率提升了约 30%,为之后的视觉跟随算法提供了更稳定流畅的图像处理基础。

3.2 仿真实验

为了验证本文所提视觉跟随算法的有效性,在无人机仿真平台 AirSim 中进行了测试,并与基于无线电的领航跟随算法^[18]进行了对比。在测试两种不同算法的仿真实验中,目标无人机均按同一路径进行飞行,如图 6 所示。

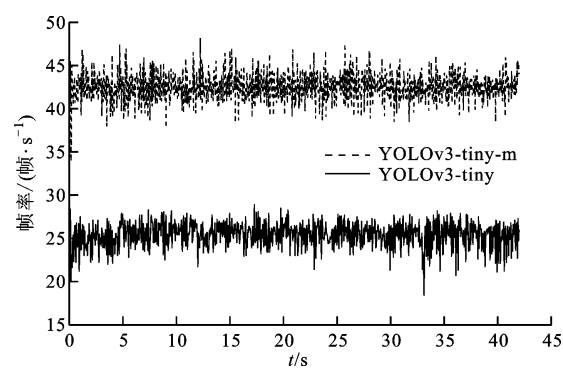


图 5 YOLOv3-tiny 网络处理视频时的实时帧率对比

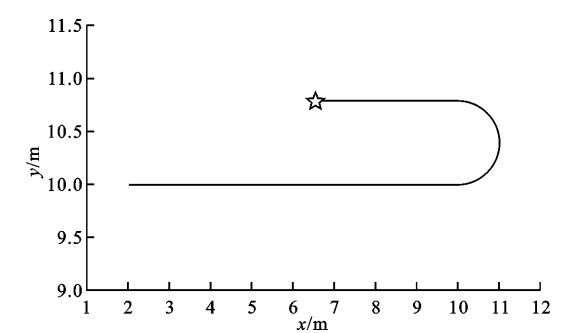
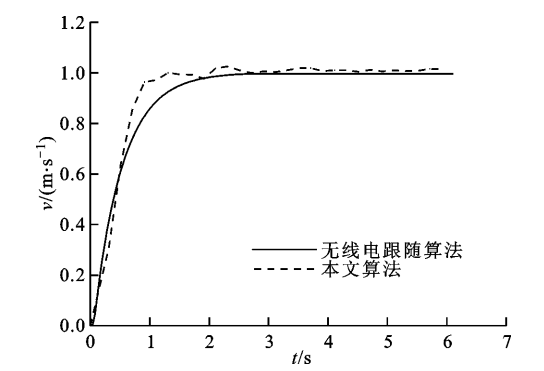


图 6 目标无人机飞行轨迹

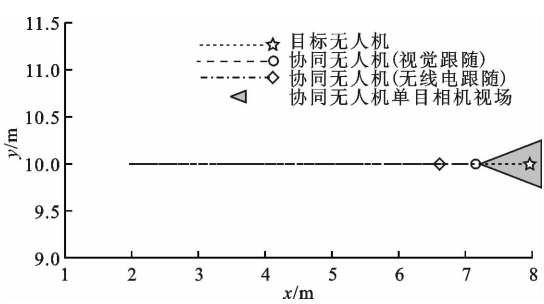
本文所提的视觉跟随算法直接通过图像处理得到的边界框信息控制协同无人机,使其跟随目标无人机。文献[18]中的协同控制算法首先需要协同无人机与目标无人机保持通信,获取目标无人机的状态,再根据协同无人机与目标无人机需要保持的轨迹构型,推算协同无人机的期望状态,最后通过控制器控制协同无人机跟随目标无人机。分别记录了协同无人机在直线路段的速度响应曲线和转弯路段的偏航角速度响应曲线来进行定量分析,如图 7 所示。

从图 7a 和 7b 可以看出,在直线路段,视觉跟随算法的速度响应曲线先于无线电跟随算法的达到稳态,这是因为视觉跟随算法直接从图像分析得到控制指令,而不需要进行通信和姿态反解;从图 7c 和 7d 可以看出,在转弯路段,无线电跟随算法相比视觉跟随算法对姿态变化的响应更为灵敏,这是因为视觉跟随算法是在感知到目标边界框偏离了中心视场之后,再控制协同无人机转向使得目标边界框维持在视场中心,并且在视觉跟随算法下,边界框是动态实时变化的,导致了视觉跟随算法的偏航角速度响应曲线出现部分波动。

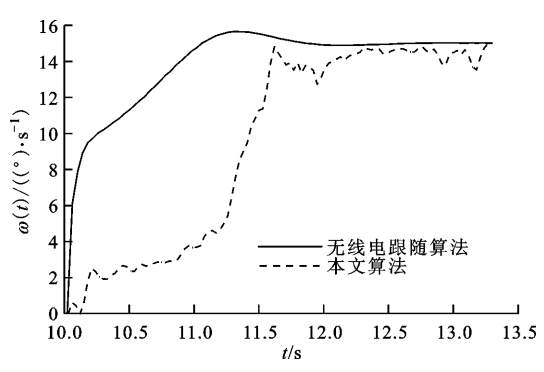
总体而言,两种算法的整体性能相差不大,但视觉跟随算法的优点在于不需要任何通信,在通信干扰、GPS 拒止等某些特定环境下依然适用,具有更好的控制性能优势。



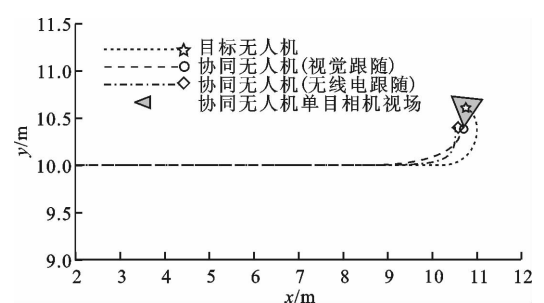
(a) 直线路段速度响应曲线对比



(b) $t=6.0$ s 时刻无人机轨迹对比



(c) 转弯路段偏航角速度响应曲线



(d) $t=13.0$ s 时刻无人机轨迹对比

图 7 仿真实验对比分析

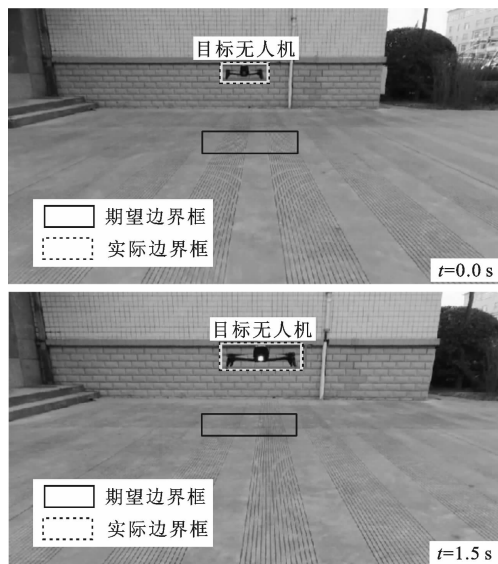
3.3 视觉控制实测实验

采用两架 bebob2 四旋翼无人机分别作为目标无人机和协同无人机, bebob2 无人机内置 1 400 万像素单目相机,在实际测试中,传输的视频流分辨率为 856×480 ,帧率为 30 帧/s。为了评估所设计的

控制系统的性能,进行了一系列实测实验,具体包括:视觉控制器对边界框尺寸误差的阶跃响应和斜坡响应;视觉控制器对像素坐标误差的阶跃响应和斜坡响应。为简明起见,本文仅分析了视觉控制器对边界框尺寸误差的阶跃响应和对像素坐标误差的斜坡响应的实验结果。

3.3.1 视觉控制器对边界框尺寸误差的阶跃响应
设置实验初始条件如下:目标无人机以相对较远的初始距离悬停在协同无人机的视场中心,使 $x_b(t) = \bar{x}_b, \Delta(t) < \bar{\Delta}$ 。为定量衡量实际边界框与期望边界框之间的尺寸误差,定义边界框尺寸误差为 $e_d(t) = (\Delta(t) - \bar{\Delta}) / \bar{\Delta}$ 。图 8 为阶跃响应实测实验结果。可以看出, $v(t)$ 阶跃响应曲线很快趋于稳定 ($t = 1.5$ s),但是实际边界框与期望边界框之间仍存在一定的稳态误差。

3.3.2 视觉控制器对像素坐标误差的斜坡响应
设置实验初始条件如下:目标无人机悬停在协同无人机的视场中心,并保持规定的距离和高度,随后目标无人机以 2 m/s 的速度匀速向右飞行。为定量衡量实际边界框与期望边界框之间的像素坐标误差,定义边界框像素坐标误差为 $e_{x_b}(t) = (x_b(t) - \bar{x}_b) / \bar{x}_b$ 。图 9 为斜坡响应实测实验结果。可以看出:在目标无人机持续向右飞行时,协同无人机的视觉控制响应存在一定的延迟,在 $t = 0.5$ s 时, $e_{x_b}(t)$ 绝对值最大;之后本文算法便跟踪上目标无人机,在 $t = 3.0$ s 时已经处于稳态,目标无人机始终位于协同无



(c) 协同无人机相机第一视角

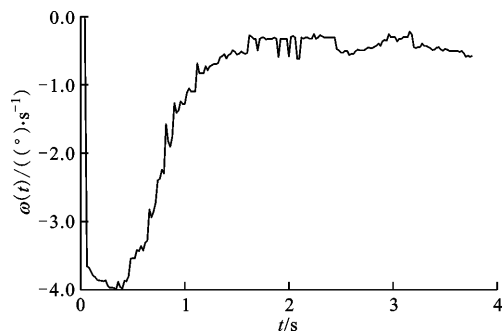
图 8 阶跃响应实测实验结果

人机相机的视场中心位置。

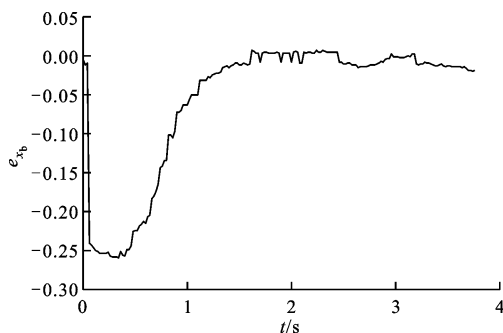
4 结 论

为解决现有基于无线电的无人机蜂群协同控制算法在电磁拒止环境下无法使用的不足,提出了一种以实时视觉图像作为反馈的无人机跟随控制算法,确保了无人机间不依靠通信依然能保持协同。本文主要结论如下。

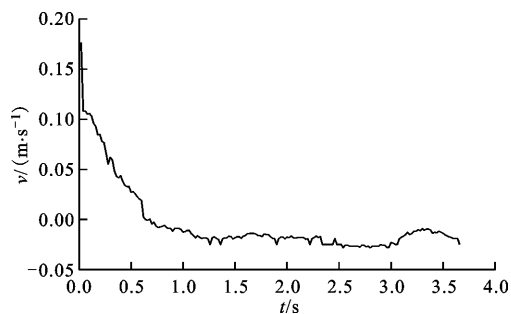
(1) 对 YOLOv3 目标检测识别网络进行剪枝操



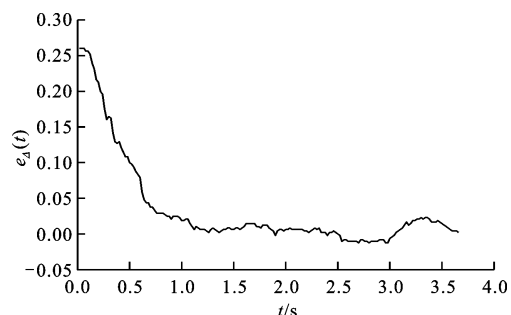
(a) $\omega(t)$ 斜坡响应曲线



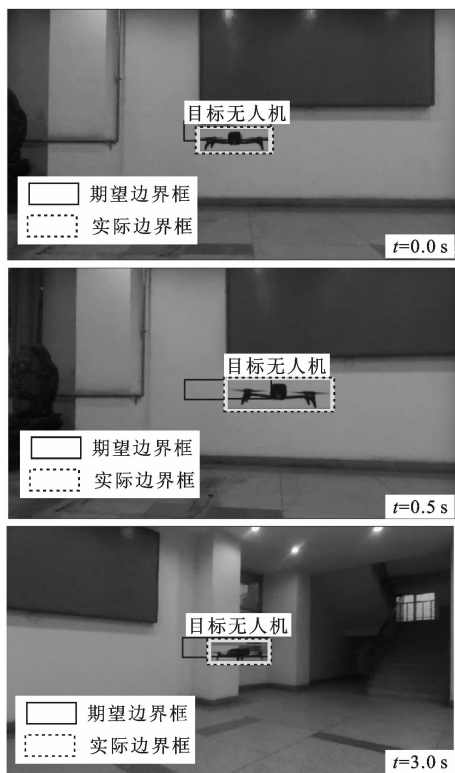
(b) 边界框像素坐标误差变化曲线



(a) $v(t)$ 阶跃响应曲线



(b) 边界框尺寸误差变化曲线



(c) 协同无人机相机第一视角

图9 斜坡响应实测实验结果

作和参数调整,保证了流畅稳定的图像处理,使其更适用于无人机平台。

(2) 依靠目标检测识别网络提取的目标无人机边界框,设计了无人机视觉跟随控制算法,其核心在于以实时提取的图像边界框作为反馈,计算其与期望边界框的误差来控制无人机的前进和转向,从而使协同无人机自主飞行跟随目标无人机。

(3) 仿真与实测实验结果表明,本文算法可以稳定实现无人机间的视觉检测和跟随,仅依靠视觉即可进行无人机蜂群组网协同控制。

未来的研究重点在于以视觉协同控制为基础,研究多架无人机组网时的姿态控制和位置控制。

参考文献:

- [1] LIN W. Distributed UAV formation control using differential game approach [J]. Aerospace Science and Technology, 2014, 35: 54-62.
- [2] HENGSTER-MOVRIĆ K, BOGDAN S, DRAGAN-JAC I. Multi-agent formation control based on bell-shaped potential functions [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2010, 58(2): 165-189.
- [3] 张佳龙, 闫建国, 张普, 等. 基于一致性算法的无人机协同编队避障研究 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(9): 168-174.

- ZHANG Jialong, YAN Jianguo, ZHANG Pu, et al. Collision avoidance of unmanned aerial vehicle formation based on consensus control algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(9): 168-174.
- [4] CHEN T, GAO Q, GUO M Y. An improved multiple UAVs cooperative flight algorithm based on Leader Follower strategy [C]//2018 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 165-169.
- [5] BERTINETTO L, VALMADRE J, HENRIQUES J F, et al. Fully-convolutional siamese networks for object tracking [C]//European Conference on Computer Vision. Cham, Germany: Springer, 2016: 850-865.
- [6] PESTANA J, SANCHEZ-LOPEZ J L, SARIPALLI S, et al. Computer vision based general object following for GPS-denied multirotor unmanned vehicles [C]//2014 American Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1886-1891.
- [7] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [8] SASKA M, BACA T, THOMAS J, et al. System for deployment of groups of unmanned micro aerial vehicles in GPS-denied environments using onboard visual relative localization [J]. Autonomous Robots, 2017, 41(4): 919-944.
- [9] LIN F, PENG K M, DONG X X, et al. Vision-based formation for UAVs [C]//11th IEEE International Conference on Control & Automation (ICCA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1375-1380.
- [10] 赵太飞, 许杉, 屈瑶, 等. 基于无线紫外光隐秘通信的侦察无人机蜂群分簇算法 [J]. 电子与信息学报, 2019, 41(4): 967-972.
- ZHAO Taifei, XU Shan, QU Yao, et al. Cluster-based algorithm of reconnaissance UAV swarm based on wireless ultraviolet secret communication [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(4): 967-972.
- [11] LIU Z, LI J G, SHEN Z Q, et al. Learning efficient convolutional networks through network slimming [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 2755-2763.
- [12] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.

(下转第196页)