

6-20-2023

A UAV Target Tracking and Control Algorithm Based on SiamRPN

Songming Jiao

Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China,
jiaosongming@ncepu.edu.cn

Hui Ding

Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China,
1413427850@qq.com

Yufei Zhong

Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China

Xin Yao

Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

A UAV Target Tracking and Control Algorithm Based on SiamRPN

Abstract

Aiming at the requirement of autonomously tracking land moving targets of rotary-wing UAVs, an autonomous and stable UAV tracking and control system that can adapt to the common interference environments such as scale changes, occlusions, and attitude changes is constructed. *The system extracts the imaging position of the target in airborne camera through the twin network based on deep learning, and obtains the relative pose of the target. The image processing algorithm is designed to process the icons in the tracking frame, and the yaw angle of UAV relative to the tracking target is obtained, Kalman filter is introduced to process the above pose information, and finally the tracking control nearly coinciding with the trajectory of the moving target is realized.* The algorithm is based on Gazebo simulation platform and can track the moving target stably for a long time under interference condition.

Keywords

siamese network, Kalman filtering, target tracking, trajectory tracking, image processing

Authors

Songming Jiao, Hui Ding, Yufei Zhong, Xin Yao, and Jiahao Jiahao Zheng

Recommended Citation

Songming Jiao, Hui Ding, Yufei Zhong, Xin Yao, Jiahao Zheng. A UAV Target Tracking and Control Algorithm Based on SiamRPN[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(6): 1372-1380.

一种基于 SiamRPN 的无人机目标跟踪及控制算法

焦嵩鸣, 丁辉*, 钟宇飞, 姚鑫, 郑家豪

(华北电力大学 自动化系, 河北 保定 071003)

摘要: 针对旋翼无人机自主跟踪陆地移动目标的需求, 构建了一种能够适应尺度变化、遮挡、姿态变化等干扰环境下的无人机自主稳定跟踪与控制系统。通过基于深度学习的孪生网络提取目标在机载摄像头的成像位置, 获取目标的相对位姿; 设计图像处理算法对跟踪框内的图标进行处理, 得到无人机相对于跟踪目标的偏航角, 引入卡尔曼滤波对上述位姿信息进行处理, 实现与移动目标轨迹几乎重合的跟踪控制。该算法基于 Gazebo 仿真平台实现, 能够在干扰因素条件下对移动目标进行长时稳定的跟踪。

关键词: 孪生网络; 卡尔曼滤波; 目标跟踪; 轨迹跟踪; 图像处理

中图分类号: V279; TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2023)06-1372-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0142

引用格式: 焦嵩鸣, 丁辉, 钟宇飞, 等. 一种基于 SiamRPN 的无人机目标跟踪及控制算法[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(6): 1372-1380.

Reference format: Jiao Songming, Ding Hui, Zhong Yufei, et al. A UAV Target Tracking and Control Algorithm Based on SiamRPN[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(6): 1372-1380.

A UAV Target Tracking and Control Algorithm Based on SiamRPN

Jiao Songming, Ding Hui*, Zhong Yufei, Yao Xin, Zheng Jiahao

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Aiming at the requirement of autonomously tracking land moving targets of rotary-wing UAVs, an autonomous and stable UAV tracking and control system that can adapt to the common interference environments such as scale changes, occlusions, and attitude changes is constructed. The system extracts the imaging position of the target in airborne camera through the twin network based on deep learning, and obtains the relative pose of the target. The image processing algorithm is designed to process the icons in the tracking frame, and the yaw angle of UAV relative to the tracking target is obtained. Kalman filter is introduced to process the above pose information, and finally the tracking control nearly coinciding with the trajectory of the moving target is realized. The algorithm is based on Gazebo simulation platform and can track the moving target stably for a long time under interference condition.

Keywords: siamese network; Kalman filtering; target tracking; trajectory tracking; image processing

0 引言

旋翼无人机由于空中视野好、飞行稳定, 对地面移动目标跟踪具有巨大优势, 随着当前人工

智能技术的飞速发展, 已在民用及军事领域得到广泛应用。如无人机移动平台自主降落、战场侦察打击、灾害搜索救援等场景^[1]。一个稳定准确的目标跟踪控制算法对于无人机的实际应用十分

收稿日期: 2022-02-28

修回日期: 2022-04-11

第一作者: 焦嵩鸣(1972-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为机器人智能感知及电力机器人自主巡检。E-mail: jiaosongming@ncepu.edu.cn

通讯作者: 丁辉(1990-), 男, 硕士生, 研究方向为旋翼无人机视觉感知与运动控制。E-mail: 1413427850@qq.com

重要^[2]。

飞行中的无人机相机视角和其姿态变化频繁,会引起被跟踪的目标在成像中表现出尺度变化、遮挡、光照等干扰的异常情况,针对上述问题,研究者们基于传统图像处理的方法提出了多种类型的追踪器,如判别式和生成式2类,其主要区别为目标外部模型有差异。生成式的目标外部特征用生成的模型来表达,只需找到候选中误差最小者,如叱干鹏飞等^[3]提出的使用全局搜索的目标追踪算法。此类算法主要关注目标本身的特征表达,忽视了背景能够提供的信息,当目标形态变化、有遮挡、局部光照时易发生漂移。判别式方法如Zhao等^[4]采用局部稀疏编码作为粒子滤波(particle filter, PF)的外观模型,改进的模型能够捕捉目标尺度变化,强化了模型对多尺度目标的跟踪能力。Wang等^[5]提出了一种基于相关滤波器的遮挡感知部分模型,此类算法能够有效区分背景和前景的信息。当然,判别式架构也被应用于基于深度学习的目标跟踪算法。深度学习算法需要在大型图像数据集上进行训练,然后用分类器辨别跟踪目标^[6-7],这也逐渐成为研究的热点。采用深度特征代替手工特征比较有代表性的有CFNet^[8]、DCFNet^[9]、SiamFC^[10],上述算法在跟踪成功率上有了比较明显的提升。专门为目标跟踪任务而设计的网络结构发展迅速,从早期的GOTURN(generic object tracking using regression networks)^[11]到性能较好的SiamRPN(siamese region proposal network)^[12],再到如今基于深层网络的SiamRPN++^[13]、ATOM^[14]和DiMP^[15]等,基于深层网络方法主要针对拍摄视频中的目标进行跟踪,此类方法一般需要高性能GPU硬件进行加速才可能勉强达到实时处理要求,因此,鲜有使用这类方法让无人机对地面目标进行跟踪控制。无人机跟踪不能仅停留在视频定位阶段,还应考虑依据跟踪反馈的位置信息来控制无人机进行运动跟

踪,这就需要综合考虑跟踪的精确度和识别速度问题。

本文针对四旋翼无人机目标跟踪以及姿态同步问题,结合卡尔曼滤波的轨迹优化与预测、深度学习的单目标跟踪算法,对跟踪系统进行了研究与优化。首先设计具有指向型的标志,获取目标的偏航角度,然后对此标识进行离线训练,通过在线跟踪的方式获取移动目标相对于机体坐标系的位置关系,进而通过机体坐标系和世界坐标系的关系解算出目标点的位姿,通过Gazebo平台仿真验证了本文算法的可行性。考虑实际应用中机载计算板的算力限制,以轻量型网络MobileNetv2为骨干网,在实验中将此算法部署在英伟达NX计算板上,实现了33FPS的图像识别速率,利用本文算法结构,能够满足目标位置反馈快速准确的要求。

1 系统架构

本文系统的实时目标跟踪以及控制算法流程如图1所示,首先将模板帧和检测帧分别送入孪生网络中提取其特征,然后使用区域提取网络(region proposal network, RPN)生成K个预测框。对模板分支的预测和检测分支的预测做相似性度量,获取预测框后,使用非极大值抑制获取最终回归的4个量,即位置和尺寸的变化量,由初始位置不断迭代即可得到当前时刻值,此时就可以通过平移变换计算得到跟踪目标相对于机载相机的位置。无人机相对于跟踪目标的偏航角使用基于OpenCV的图像处理算法,将跟踪框截取的图像实时转换至HSV(hue, saturation, value)空间,然后进行角点和直线检测^[16]获取偏航角。由于在跟踪过程中可能存在干扰,因此需要将获取的位置结合卡尔曼滤波算法进行处理,尽可能获取与实际值匹配的位姿来对无人机进行控制,从而完成轨迹跟踪。

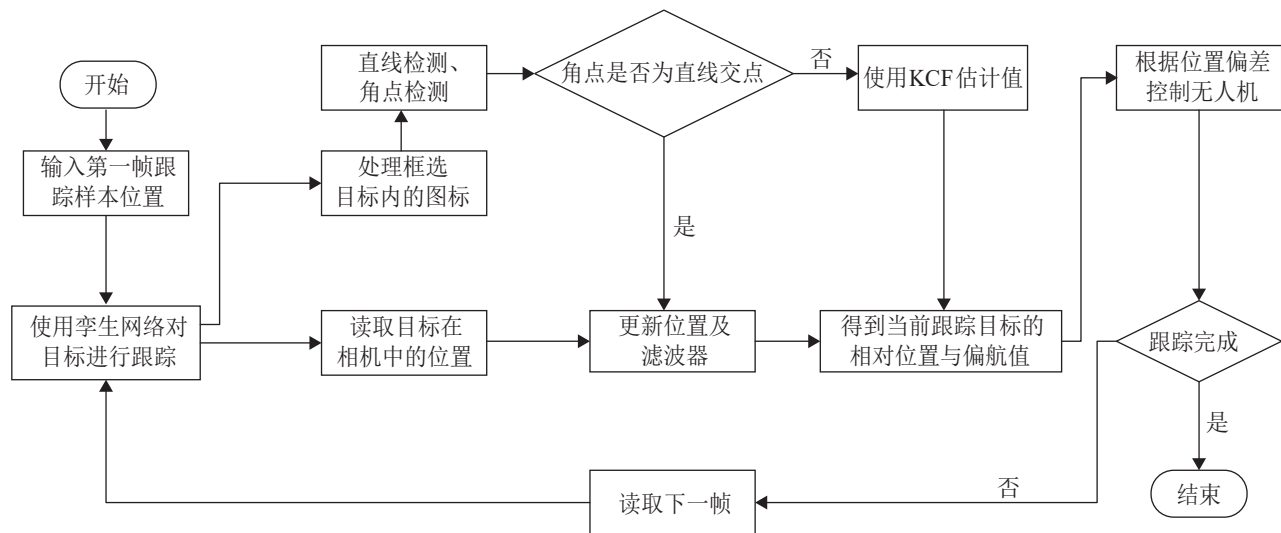


图1 本文无人机跟踪控制流程

Fig. 1 UAV tracking control flow chart in this paper

2 单目标识别与跟踪

2.1 孪生网络算法使用

SiamRPN是一种基于RPN网络的孪生网络结构，其抛弃了传统意义上的在线跟踪与多尺度测试，大幅提高了算法的跟踪速度以及性能^[17]。首先将该算法移植到Gazebo仿真环境，然后使用ILSVRC2015_VID数据集和在仿真环境中采集标注的小规模图像数据集对模型进行离线训练。

孪生网络跟踪算法根据起始位置的第一帧框选目标得到调整层的卷积核参数，继而对后续帧中的目标进行跟踪定位。因无需在线更新模型，并且骨干网络使用的是轻量型网络，故其计算速度和精度能够满足跟踪要求。针对孪生网络无法在目标遮挡时提供位置问题，使用卡尔曼滤波算法依据移动目标前一刻的运动状态估计出目标位置，从而实现稳定跟踪。孪生网络算法模型采用图片训练集，训练阶段主要参数设置：交并比设定值大于0.6视为识别到被跟踪物体，小于0.3视为识别为背景。模板分支输入图像127像素×127像素，搜索分支大小为255像素×255像素，分别输入到孪生网络进行特征提取，然后进入RPN网络获取得到分类分支和回归分支，分别计算损

失后线性累加得到总损失，其中分类损失权重为1，回归分支损失权重为1.2。2个数据集经过20轮次训练，使用随机梯度下降法，学习率从0.005下降到0.0005，训练时动量因子值为0.9，权重衰减值为0.0001。

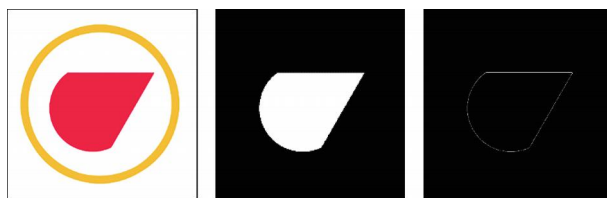
使用孪生网络的方法能够平衡跟踪的准确率和速度，在视觉目标跟踪领域得到了广泛应用，其在单目标跟踪应用领域适应性强。通过SiamRPN算法可以实时获得地面移动目标与无人机的相对位置，由于无人机高程信息已知，目标绝对位置可以利用无人机的当前位置结合ROS(robot operating system)中坐标变换计算得到。本文使用轻量型MobileNetv2网络为骨干网络进行特征提取，若使用ResNet作为骨干网络，其准确率平均能够提高18.1%，但其识别速度降低了约3倍，在有限的计算资源下，很难达到无人机实时自主飞行的需求。

2.2 基于HSV颜色空间偏航角检测算法

为了解决目标跟踪算法无法实现对目标方向识别的问题，从而保证无人机在仿真时能够及时调整偏航角，使无人机在跟踪时机头朝向与跟踪目标运动方向一致。首先设计了一个由等边三角

与半圆结合的跟踪图标, 并推导出图标中的角点和直线的位置关系, 实时计算出无人机相对偏航角, 从而补偿地面运动目标的运动偏差角度。同时在图像处理时, 整幅图背景复杂, 处理耗时, 此处利用跟踪框位置坐标对相机图像进行截取, 获取到了基于 RGB 颜色空间的图像。RGB 三通道各分量相关性较强且都与亮度有关, 考虑到无人机跟踪过程中存在光照变化, 使干扰存在时很难直接分割出图标。若转换为 HSV 空间, 各分量相关性较弱, 且能很好地突出颜色特征, 因此可以实现不同光照下的颜色分割。HSV 空间中 H 代表颜色色调, 通过改变 H 分量阈值, 即可实现对不同颜色的图标辨识。

如图 2(a)所示, 通过 SiamRPN 算法提取到目标模板区域后, 首先将目标区域的图片格式由 RGB 转换为 HSV 颜色空间, 进而通过颜色提取分割出红色图标, 如图 2(b)所示, 最终通过边缘检测即可从目标模板区域中提取出图标轮廓。提取后的地标轮廓如图 2(c)所示。为了提取红色标识的边界, 结合仿真中得到的 H、S、V 各个通道中的最大值和最小值, 本文仿真实验中红色图标分割时, H 通道阈值范围为 158~180, S 通道阈值范围为 45~255, V 通道阈值范围为 46~255。



(a) 设计图标 (b) HSV空间提取图标 (c) 提取边界

图2 设计图标样式以及边界识别结果

Fig. 2 Design icon styles and boundary recognition results

对提取出的地标轮廓进行线提取与角点检测。由于在提取边线时可能无法完整提取成两直线, 更多是提取出多段线段, 因此使用 K-means 算法将这些线段分为 2 类, 可获得 2 条线段处理后的直线方程, 为减小直线误提取情况, 将提取出的角点坐标分别带入 2 条直线方程, 即可以筛选出不

在 2 条直线交点处的角点。通过上述操作从地标中获取到需要的信息。为方便表述, 将提取的目标区域分为 4 个象限, 通过角点的坐标便可得到此刻交点所处象限, 依据所处象限以及两线段与 x 轴夹角便可计算出当前时刻无人机需要调整的偏航角度, 图标 2 条直线夹角为 60° , 故偏航角计算式为

$$\psi = \begin{cases} \min(|\theta_1|, |\theta_2|) - 60, & x > 0, y > 0 \\ 120 - \max(|\theta_1|, |\theta_2|), & x < 0, y > 0 \\ \min(|\theta_1|, |\theta_2|) + 120, & x < 0, y < 0 \\ -\max(|\theta_1|, |\theta_2|) - 60, & x > 0, y < 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: x, y 为角点坐标; θ_1, θ_2 为提取的边线与图像宽度方向轴的夹角, 即获取的各象限角度, 如图 3 所示。

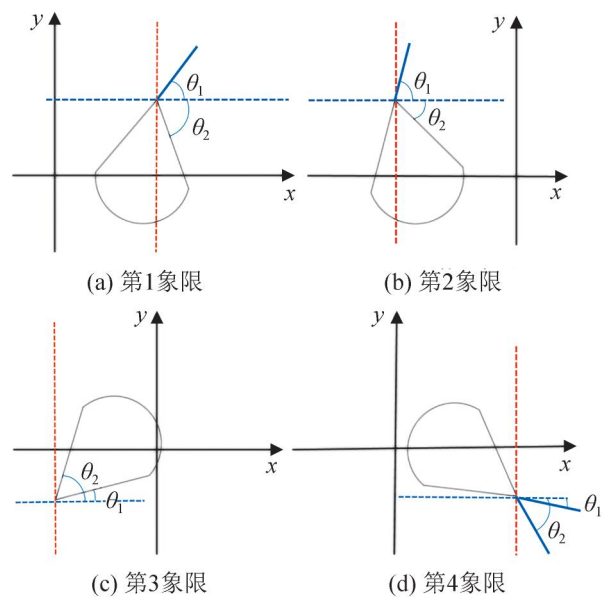


图3 图标在不同区域计算偏航角

Fig. 3 Icon of calculating yaw angle in different areas

3 位姿估计和轨迹跟踪

3.1 基于图像的地面移动目标位姿估计

在仿真环境中摄像头固定在旋翼无人机中心下方 0.01 m 处, 利用目标成像位置, 计算无人机与目标的实际位置信息, 如图 4 所示。

其中主要涉及 4 个坐标系: 世界坐标系即上

电时刻为原点的坐标系(O_w, X_w, Y_w, Z_w); 无人机坐标系为机体中心为零点的坐标系(O_p, X_p, Y_p, Z_p); 相机坐标系, 即由于相机与无人机固定连接, 相机在前期准备工作中已标定, 因此, 相机坐标系(O_2, X_2, Y_2, Z_2)可通过机体坐标系获得; 图标坐标系, 即图标固定在小车上, 尖端朝向为 X_3 轴, 采用前左上坐标系(O_3, X_3, Y_3, Z_3)。

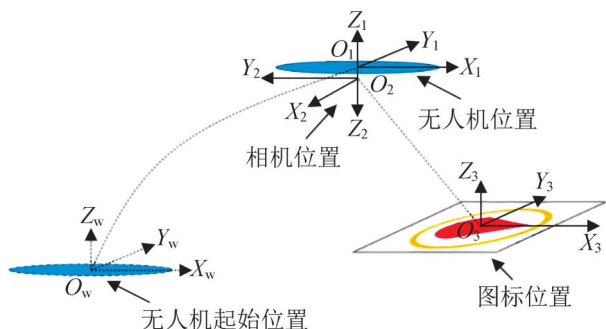


图 4 无人机跟踪过程各坐标系
Fig. 4 Each coordinate system in UAV tracking process

首先获取的是跟踪框中心点的像素坐标, 需要转换到图像坐标, 当中心坐标为(x_0, y_0), 对应图像平面坐标为(x_R, y_R), 其对应关系为

$$\begin{bmatrix} x_R \\ y_R \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dx & 0 & -u_0 dx \\ 0 & dy & -v_0 dy \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: dx, dy 为单位像素在图像坐标中的长度; (u_0, v_0) 为中心点像素坐标。

相机坐标系即以成像小孔为原点, Z 轴为相机光轴, X 轴与 Y 轴方向与图像坐标系相同, 根据几何知识得图像坐标系到相机坐标系转换:

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = z \begin{bmatrix} 1/f & 0 & 0 \\ 0 & 1/f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_R \\ y_R \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: x_c, y_c, z_c 为目标中心点的位置。

最后将 O_3 点由相机坐标系转换到世界坐标系, 以无人机起始位置的中心为世界坐标原点, X 轴方向为机头方向, 则 O_3 点在世界坐标系下表示为(X, Y, Z), 其变换如式(4)所示:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{O}^T & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: \mathbf{R} 为正交旋转矩阵; \mathbf{T} 为平移矩阵; z_c 为物体成像点到相机坐标系 X_2Y_2 平面的距离, 此处使用无人机的高度值近似, 由此最终计算得到目标的实际位置。联立式(2)~(4)可得由从像素坐标 (x_0, y_0)^T 到世界坐标 (X, Y, Z)^T 的转换关系。

3.2 基于卡尔曼滤波的动态轨迹预测

卡尔曼滤波能够在存在干扰的数据中估算出最优结果^[18], 在仿真环境中, 通过加入无人机控制量随机扰动、遮挡物及移动目标方向突变等模拟真实环境中的干扰, 对滤波器的参数整定, 实现了模拟干扰情况下对目标进行实时和准确的状态估计和预测, 当当前时刻目标受到遮挡或运动突变时, 仍能通过前一时刻递推出的结果对当前时刻目标的状态进行估计。

本文构建的卡尔曼滤波状态估计模型如下所示, 预测部分的状态方程为

$$\mathbf{x}'_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \quad (5)$$

式中: \mathbf{x}'_k 为 k 时刻预测的系统状态向量; \mathbf{x}_{k-1} 为一个时刻状态向量, 针对本文中卡尔曼滤波器的系统状态 \mathbf{x}_k , 用四维向量 ($s_{xk}, s_{yk}, v_{xk}, v_{yk}$)^T 来表示, 前 2 个为跟踪目标在地面 X, Y 轴方向的位置, 后 2 个变量为该方向的速度; \mathbf{A} 为系统状态转移矩阵; \mathbf{B} 为输入转化为状态的矩阵; \mathbf{u}_{k-1} 为上一个时刻的系统输入。仿真中本文假设小车为一个恒速模型, 则

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: t 为时间。

预测部分误差协方差为

$$\mathbf{P}'_k = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{P}\mathbf{Q}_{k-1} \quad (7)$$

式中: \mathbf{P}'_k 为 \mathbf{x}'_k 的误差协方差矩阵; \mathbf{Q}_{k-1} 为 $k-1$ 时刻系统干扰噪声产生, 即为协方差矩阵。

状态修正方程:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}'_k + \mathbf{G}_k(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}'_k) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{z}_k = (\mathbf{s}_{xk}, \mathbf{s}_{yk}, \mathbf{v}_{xk}, \mathbf{v}_{yk})^T$ 为系统的观测向量, 本文利用目标跟踪的跟踪框在相机中的位置通过式(2)~(4)的平移和旋转变换可获取目标实时位置, 由此得到的位置和速度量作为观测向量; \mathbf{H}_k 为观测矩阵; 卡尔曼增益系数 $\mathbf{G}_k = \mathbf{P}'_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}'_k + \mathbf{R}_k)^{-1}$ 。

\mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 的协方差矩阵为

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

通过建立上述卡尔曼滤波模型就可以预测目标的跟踪轨迹, 可对SiamRPN网络的不足进行改进, 因此, 二者融合的方法应用到控制中可获得更优的解决方案或者可获得更好的控制效果。当目标丢失时, 无人机缺少目标位置的引导极易导致目标脱离视野范围, 因此, 需利用卡尔曼滤波器对目标被遮挡时的位置信息进行预测, 使无人机能够实时准确跟踪。

3.3 轨迹跟踪控制

在设计轨迹跟踪控制器前, 必须先建立动力学模型, 建模完全仿照真实模型设置, 代入公式后即可得到模型中各参数。

一般无人机描述刚体所在的坐标系即世界坐标系, 描述刚体自身姿态(横滚、俯仰、偏航)时的坐标系为机体坐标系, 世界坐标系使用 (X_w, Y_w, Z_w) 标识, 机体坐标系使用 (X_1, Y_1, Z_1) 标识。本文基于定义的坐标系对旋翼无人机使用牛顿欧拉法建模, 所建立的数学模型为

$$\begin{aligned} \ddot{\mathbf{p}} &= \mathbf{RTZ}_w - mg\mathbf{Z}_w \\ \dot{\mathbf{w}} &= \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{M} - \mathbf{wJw}) \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{p} = (x, y, z)^T$ 为世界坐标系下无人机中心点的坐标; $\mathbf{w} = (w_r, w_p, w_y)^T$ 为机体坐标系下的俯仰、偏航和旋转角度; \mathbf{R} 为机体坐标系到世界坐标系的旋转矩阵; $\mathbf{Z}_w = (0, 0, 1)^T$; m 为无人机的质量; \mathbf{J} 为转动惯量; \mathbf{T} 为电机拉升力的和; \mathbf{M} 为转动动力

矩。此处离散化之后的模型为

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{k+2} - 2\mathbf{p}_{k+1} + \mathbf{p}_k &= \frac{(dt)^2}{m} (\mathbf{R}_k \mathbf{T}_k \mathbf{Z}_w - mg\mathbf{Z}_w) \\ \mathbf{w}_{k+1} - \mathbf{w}_k &= \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{M}_k - \mathbf{w}_k \mathbf{J} \mathbf{w}_k) dt \end{aligned} \quad (11)$$

式中: dt 为控制器运行周期。

当位置确定之后即可得到姿态信息, 当偏航角和姿态已知时, 即可确定旋转矩阵, 由此可确定无人机的角速度, 故可以将位置和偏航角作为系统的控制目标。升力控制的油门及方向由位置控制环输出。升力控制的方向向量与偏航角设定值经计算得出的期望旋转矩阵作为姿态控制回流的被控量, 姿态控制环路输出控制力矩。本文主要使用PID实现“位置-速度”控制环和“角度-角速度”控制环的控制, 位置控制外回路的设定值即为被跟踪目标运动轨迹。

4 仿真研究与结果分析

4.1 仿真平台搭建

本文在Gazebo下建立三维仿真环境, 平台能够实现建模、仿真、可视化完整流程^[19]。仿真中无人机以及小车的模型利用Solidworks和Blender软件1:1建模完成。跟踪算法采用深度学习Pytorch框架实现, 图像处理使用了OpenCV软件库, GPU为NVIDIA 1050Ti。无人机跟踪以及控制主程序分别使用python和C++编写。

4.2 图像识别与处理

在仿真中将机载摄像头放置无人机的下方, 被跟踪目标在无人机不同的相对高度和角度下进行了仿真实验。

step 1: 无人机悬停在固定高度, 移动小车, 并不断改变小车的偏航角, 保证其图像内旋转一周, 观察识别结果与实际偏航角的偏差, 验证其与实际是否一致;

step 2: 开启无人机的跟踪功能, 让无人机实时跟踪小车, 观察识别结果, 验证识别过程的鲁棒性;

step 3: 加入无人机偏航角控制, 观察无人机

偏航角与小车图标偏航角偏差是否能够动态跟踪设定值。

部分识别结果如图 5 所示。由仿真实验结果可知，该算法能准确识别出无人机在不同角度下相对于小车的偏航角。此算法的准确性主要取决于对检测出的干扰直线和角点的过滤。在仿真中当无人机位置高于 4 m 时由于获取的图标过小、提取的图标像素过低，会导致无法准确识别；当无人机高度低于 0.8 m 时，会出现无法完整提取图标的情况，则此时该算法也无法适用。在实际跟踪时，一般无人机先由其他定位方式导航至目标附近，检测到识别目标后，开启跟踪控制功能实现精细调节，因此，仿真中的距离问题在实际跟踪时并不影响算法的使用。

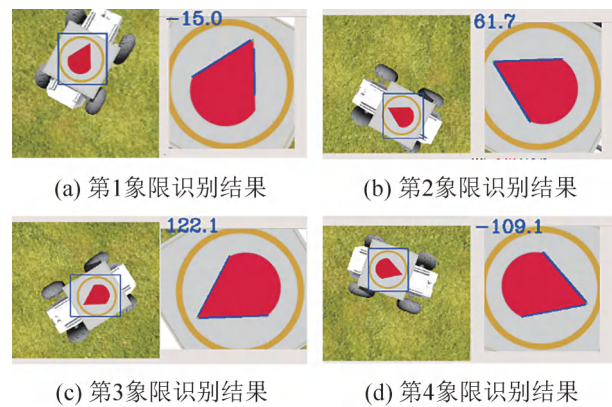


图 5 无人机下视摄像头识别偏航角结果
Fig. 5 UAV down-view camera to identify yaw angle results

4.3 目标跟踪结果分析

使用 SiamRPN 对目标进行跟踪时，当光照变化时，能够实现目标不丢失，同时在完全遮挡时，虽然在目标重新出现时能够再次获取目标，但跟踪框会出现漂移，如果此时仍然使用此反馈值控制无人机，无人机将会短暂“失控”，区域提取网络模块不能应对该问题。本文使用识别结果不断更新的基于恒变速的卡尔曼滤波算法的模型，当出现较大扰动时，使用预测值作为反馈送入控制系统中，使无人机仍能够很好地跟踪地面目标移动，如图 6 所示。

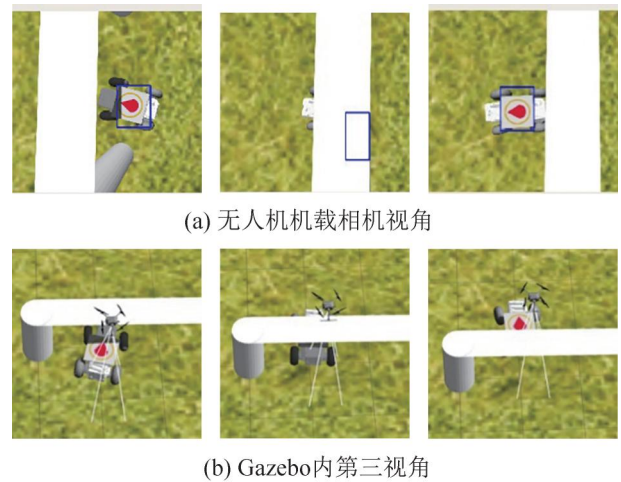


图 6 遮挡时跟踪控制效果图

Fig. 6 Rendering of tracking control when occluded

4.4 轨迹跟踪控制结果分析

无人机在跟踪过程中由于遮挡、姿态变化容易引起识别到的轨迹出现扰动和跳变，经过调整滤波过程噪声值、测量噪声以及误差协方差初始值能够使轨迹变化曲线平滑且接近物体运动真实轨迹，如图 7 所示。

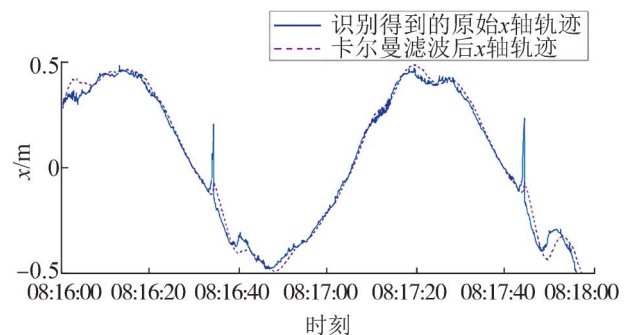


图 7 有遮挡滤波前后相对位置 x 向轨迹
Fig. 7 Relative position x -direction trajectory before and after occlusion filtering

由图 8 可知，在无遮挡干扰时，无人机轨迹仅出现轻微抖动，基本能够实现跟踪。当遮挡物出现时，因未对跟踪框位置进行预测，其停留在遮挡物上方，进而导致目标丢失。针对识别结果扰动大，稳定性差的问题，使用卡尔曼滤波算法对其进行优化，优化后其轨迹更加接近跟踪目标的真实值，并且在仿真中加入遮挡、光照变化等扰动时，其控制效果仍然有比较好的鲁棒性。

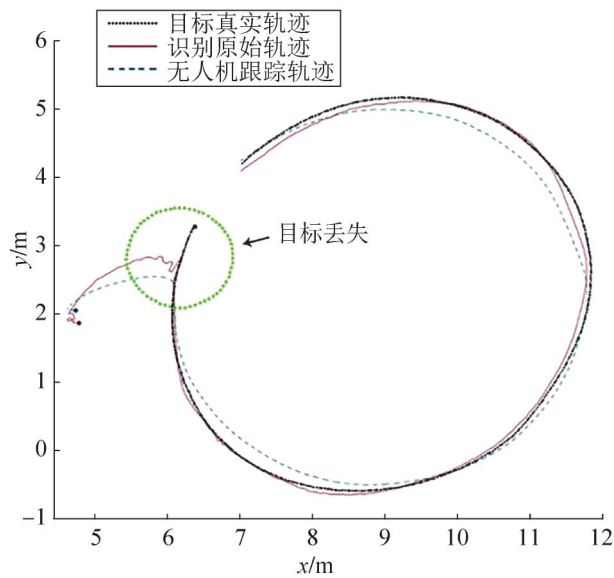


图8 无人机跟踪原始识别框位置

Fig. 8 UAV tracking original recognition frame position renderings

由图9可知, 系统在目标轨迹跟踪控制作用下, 通过对识别的位置进行滤波处理, 其轨迹更加接近真实轨迹, 通过轨迹跟踪无人机能很快实现地空姿态同步, 并且在系统遇到遮挡和光照变换时, 仍然能够稳定轨迹跟踪。

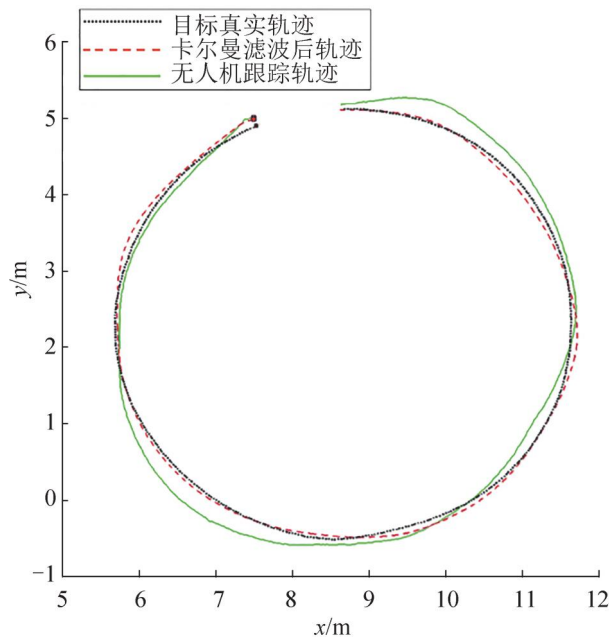


图9 优化控制策略后无人机和目标跟踪控制轨迹

Fig. 9 UAV and target tracking control trajectory diagram after optimizing the control strategy

5 结论

本文对跟踪任务中目标的定位和控制两方面进行研究, 利用区域候选网络快速精确地计算出被跟踪目标的中心点位置及其尺度, 避免了多尺度测试带来的时间代价, 这能够很好地提高跟踪效率。同时, 使用基于 OpenCV 的图像处理来得到实时偏航角, 引入卡尔曼滤波器, 最终实现对目标位置的预测, 消除了目标丢失时无人机失去引导的缺陷。通过仿真实验对比可以看出本文提出的基于优化的 SiamRPN 目标跟踪控制算法, 在无人机进行轨迹跟踪控制中遇到的常见扰动时, 具有良好的稳定性。后续将对无人机跟踪避障、快速响应能力以及目标在被长时的遮挡干扰时, 对跟踪算法进行优化。

本文提出的无人机跟踪与控制算法如果部署到机载计算处理单元会出现运行速度较慢等问题, 未来可尝试将神经网络通过知识蒸馏等方法进行压缩, 部署到无人机自主飞行系统中, 以实现无人机移动平台精准降落、移动目标跟踪持续长时跟踪等实际应用场景。

参考文献:

- [1] 邢金昊. 基于无人机平台的地面目标追踪算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2021.
Xing Jinhao. Research on Ground Target Tracking Algorithm Based on UAV Platform[D]. Ji'nan: Shandong University, 2021.
- [2] 李靖, 马晓东, 陈怀民, 等. 无人机视觉导航着陆地标实时检测跟踪方法[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(2): 294-301.
Li Jing, Ma Xiaodong, Chen Huaimin, et al. Real Time Detection and Tracking Method of UAV Visual Navigation Landmark[J] Journal of Northwest University of technology, 2018, 36(2): 294-301.
- [3] 叱干鹏飞, 宁纪锋, 石武祯. 基于全局搜索的实时分布场目标跟踪方法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(10): 3169-3172, 3176.
Chigan Pengfei, Ning Jifeng, Shi Wuzhen. Real Time Distributed Field Target Tracking Method Based on Global Search[J] Computer Application Research, 2014, 31(10): 3169-3172, 3176.

- [4] Zhao Zhiqiang, Feng Ping, Guo Jingjuan, et al. A Hybrid Tracking Framework Based on Kernel Correlation Filtering and Particle Filtering[J]. *Neurocomputing*, 2018, 297: 40-49.
- [5] Wang Xin, Hou Zhiqiang, Yu Wangsheng, et al. Robust Occlusion-aware Part-based Visual Tracking with Object Scale Adaptation[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 81: 456-470.
- [6] Milan A, Rezatofghi S H, Dick A, et al. Online Multi-target Tracking Using Recurrent Neural Networks[C]//Thirty-first AAAI Conference on Artificial Intelligence. San Francisco California, USA: AAAI, 2017: 4225-4232.
- [7] Sadeghian A, Alahi A, Savarese S. Tracking the Untrackable: Learning to Track Multiple Cues with Long-term Dependencies[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017: 300-311.
- [8] Valmadre J, Bertinetto L, Henriques J F, et al. End-to-end Representation Learning for Correlation Filter Based Tracking[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 2805-2813.
- [9] Wang Qiang, Gao Jin, Xing Junliang, et al. Discriminant Correlation Filters Network for Visual Tracking[J/OL]. [2022-01-23]. <https://arxiv.org/abs/1704.04057>.
- [10] Bertinetto L, Valmadre J, Henriques J F, et al. Fully-convolutional Siamese Networks for Object Tracking[C]//European conference on computer vision. Cham, Switzerland: Springer, 2016: 850-865.
- [11] 程相博,李建胜,胡鹏,等.改进的GOTURN算法[J].测绘科学技术学报, 2018, 35(6): 605-608, 615.
Cheng Xiangbo, Li Jiansheng, Hu Peng, et al. An Improved Algorithm of the Generic Object Tracking Using Regression Networks[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2018, 35(6): 605-615.
- [12] Li Bo, Yan Junjie, Wu Wei, et al. High Performance Visual Tracking with Siamese Region Proposal Network [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 8971-8980.
- [13] Li Bo, Wu Wei, Wang Qiang, et al. Siamrpn++ : Evolution of Siamese Visual Tracking with very Deep Networks[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 4282-4291.
- [14] Danelljan M, Bhat G, Khan F S, et al. Atom: Accurate Tracking by Overlap Maximization[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 4660-4669.
- [15] Bhat G, Danelljan M, Gool L V, et al. Learning Discriminative Model Prediction for Tracking[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul, Korea(South): IEEE, 2019: 6182-6191.
- [16] 陈琳,刘允刚.面向无人机的视觉目标跟踪算法:综述与展望[J].信息与控制, 2022, 51(1): 23-40.
Chen Lin, Liu Yungang. Visual Target Tracking Algorithm for UAV: Overview and Prospect[J]. *Information and Control*, 2022, 51(1): 23-40.
- [17] 张宏伟,李晓霞,朱斌,等.基于孪生神经网络的两阶段目标跟踪方法[J].红外与激光工程, 2021, 50(9): 341-352.
Zhang Hongwei, Li Xiaoxia, Zhu Bin, et al. Stage Target Tracking Method Based on Twin Neural Network[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(9): 341-352.
- [18] 夏侯凯顺,陈善星,邬依林.基于双目云台相机的目标跟踪系统建模与仿真[J].系统仿真学报, 2015, 27(2): 362-368.
Xiahou Kaishun, Chen Shanxing, Wu Yilin. Modeling and Simulation of Target Tracking System Based on Binocular Gimbal Camera[J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(2): 362-368.
- [19] 卢燕梅,宗群,张秀云,等.集群无人机队形重构及虚拟仿真验证[J].航空学报, 2020, 41(4): 248-259.
Lu Yanmei, Zong Qun, Zhang Xiuyun, et al. Formation Reconstruction and Virtual Simulation Verification of Cluster UAV[J]. *Journal of Aeronautics and Astronautics*, 2020, 41(4): 248-259.