

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107461

基于薄板样条函数的无人机多目标跟踪算法*

余仁伟, 朱 浩, 蔡昌恺

(重庆邮电大学自动化学院 重庆 400065)

摘 要:针对无人机单机载相机运动下的多目标跟踪存在目标位置漂移和状态预测失效等问题,提出了一种基于薄板样条函数的无人机多目标跟踪方法。利用空间变换函数刻画无人机运动,构建无人机运动下的目标状态空间模型,利用外观特征初始化轨迹与量测对应关系,根据初始对应关系并计算薄板样条函数的最小二乘解求解出模型未知参数,进而根据模型预测轨迹运动状态,并结合外观进行数据关联。此外,本文将空间变换参数引入卡尔曼滤波方程,实现了相机运动下轨迹状态的最优估计,并通过有效的轨迹管理方法实现了轨迹初始化与终止、漏检与误检的处理。本文所提算法与当前3种主流目标跟踪方法在无人机数据集上进行了比较,实验结果表明,本文算法在所有的实验数据中均取得了最优的跟踪结果,且与现有主流算法MDP相比,本文算法多目标跟踪准确率提升了2.75%。

关键词: 无人机;多目标跟踪;状态空间模型;薄板样条函数

中图分类号: TP391.4 TH89

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.40

Multi-object tracking algorithm for UAV based on the thin plate spline function

Yu Renwei, Zhu Hao, Cai Changkai

(College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: The multi-object using Unmanned aerial vehicle, UAV monocular camera under object may have problems of position drift and failure of state prediction. To address these issues, a multi-object tracking method for UAV based on the thin plate spline function is proposed, the UAV motion is formulated by the space transformation function. The state space model for UAV motion is established, and the tracklets and detection correspondence are initialized by appearance characteristics. The unknown parameters of the model are obtained by calculating the least square solution of the thin plate spline function based on the initial correspondence. Then, the tracklets motion state is predicted according to the model. And the appearance to data association is combined. In addition, the space transformation parameters are introduced into the Kalman filter equation to realize the optimal estimation of tracklets state under camera motion. The process of tracklets initialization and termination, missed detection and false detection is realized by the effective tracklets management method. Experimental results on UAV data set show that the proposed algorithm has better performance than the existing state-of-the-art algorithms. Compared with the existing mainstream algorithm MDP, the multi-object tracking accuracy of the proposed algorithm is increased by 2.75%.

Keywords: unmanned aerial vehicle; multi-object tracking; state space model; thin plate spline function

0 引 言

目标跟踪是计算机视觉的重要基础问题,是许多智能应用程序的重要环节,如安防监控、自动驾驶和高级驾驶辅助系统等。近年来,随着无人机技术的飞速发展和

计算机视觉技术的不断进步,无人机正被广泛应用于安全防控、智慧城市、智能交通领域。无人机视角下的目标跟踪因其具有视野广、信息量大、成本低、便于维护且不受道路交通限制等优势^[1],逐渐成为智能交通领域中的研究热点。

无人机多目标跟踪旨在对无人机视频中多个目标分

收稿日期:2021-01-31 Received Date: 2021-01-31

* 基金项目:国家自然科学基金(62073052)项目资助、重庆邮电大学国际化教育研究项目(GJJY19-1-02)资助

配唯一的身份并维持下去,获得目标运动轨迹并预估目标在下一时刻的位置。离线目标跟踪考虑全部视频帧信息,将目标跟踪看作全局最优问题处理,其中多假设跟踪^[2]、网络流优化^[3]、基于图的聚类^[4]和基于贝叶斯滤波的跟踪^[5]是目前离线目标跟踪方法中最流行的方法,但此类方法因其不适用于实时应用具有一定局限性。相比之下,逐帧进行数据关联的在线目标跟踪方法仅依赖于过去到当前时刻的检测结果,其实时性更强、适用范围更广。然而目前无人机在线多目标跟踪方法研究仍然面临着光照变化、相机运动、目标误检和漏检、新目标的产生和旧目标的消失等众多挑战。

解决上述问题关键是构建鲁棒的数据关联方法,数据关联在多传感器和多目标系统中发挥着极其重要的作用^[6]。鲁棒的数据关联方法需准确的表征目标状态,为刻画目标外观特征,韩晓微等^[7]通过设计多通道特征融合的尺度估计策略,融合 CN 特征和 HOG 灰度特征用于表征目标外观,并基于相关滤波器对目标尺度进行估计,利用外观特征进行数据关联。然而该方法无法应对外观较为相似的多个目标,如车辆或行人等。为区分外观较为相似的多个目标,大多数算法往往将外观特征和运动特征相结合进行数据关联^[8]。如 Bae 等^[9]在利用集成学习算法在线学习轨迹外观模型进行数据关联基础上,提出基于轨迹置信度的多目标跟踪(confidence multi-object tracking, CMOT)^[10]算法,该算法利用增量式线性判别分析模型来学习目标外观,并结合轨迹与量测位置的相似性来实现轨迹与量测的数据关联。Xiang 等^[11]提出的马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP)算法通过 MDP 来推导轨迹的产生,将轨迹的产生和终止看作 MDP 中的状态转移,并利用增强学习算法学习数据的关联性,具有较好的跟踪准确率。随着深度学习的不断发展,Wojke 等^[12]根据深度特征具有更加准确描述目标之间外观差异的优势,提出了基于深度关联的简单在线实时跟踪(simple online and realtime tracking with a deep association metric, DSORT)方法利用深度网络提取目标框外观特征并计算其余弦距离获得其外观差异,并结合简单在线实时跟踪(simple online and realtime tracking, SORT)^[13]方法获取运动差异进行数据关联。侯建华等^[14]提出一种基于深度神经网络和度量学习的关联模型,采用度量学习技术和卷积神经网络提取目标外观特征并计算外观相似度,再结合运动模型进行数据关联。刘芳等^[15]针对无人机目标跟踪过程中容易发生形变及遮挡等问题,提出了一种自适应孪生神经网络的无人机目标跟踪算法,该方法通过构建自适应孪生神经网络,利用该网络的匹配模板特征与当前帧图像卷积的方式获得目标位置,并实时更新匹配模板。虽然上述跟踪方法的跟踪精度在一定程度上有所提高,但跟踪过程较为耗时

并且需要大量的训练数据,无法满足无人机实时目标跟踪需求。并且上述算法均未考虑无人机灵活的运动属性,摄像机在移动平台下,相机的平移、旋转及俯仰运动会引起不可预知的全局相机运动,导致跟踪目标位置漂移,运动预测失效,从而影响无人机多目标跟踪数据关联效果。

为了处理意外的相机运动,郑浦等^[16]提出了一种基于光流法与三帧差分法的运动目标检测算法应对抖动干扰下运动目标检测问题,并设计一种改进的核相关滤波算法进行跟踪。该方法提高了相机抖动下的目标检测精度,但无法应对相机运动下的目标跟踪问题。孙宇嘉等^[17]依据图像块间的最小像素距离和图像块与目标历史数据之间的标准化差值平方和距离对图像块进行整合,并对整合后的图像块,计算其光流矢量、区域内差异性和区域间差异,来应对遮挡和背景运动。但该方法计算量大,较为耗时,无法应用于无人机场景下的目标跟踪。Yoon 等^[18]于 2015 年提出了一种基于相对运动目标的结构空间信息的方法来处理相机大幅运动。该方法假设摄像机的运动很小且平滑,因此仅利用线性运动模型就可以很好地预测和跟踪至少几个对象。然而,当由于相机剧烈运动而导致对象运动预测失败时,该方法不能利用结构信息来跟踪对象。因此,Yoon 等^[19]于 2019 年提出了基于结构约束的数据关联方法,该方法利用结构约束来描述目标间相互关系,并利用锚分配有效地处理大且突然的摄像机运动,提出事件聚合算法处理跟踪中的误检及误报。然而,对于无人机视角下目标数量较多的情况,该方法跟踪过程极为耗时,无法应用于无人机在线多目标跟踪之中。

基于上述情况,本文根据点阵配准方法较好地处理各类形变和噪声扰动问题的思想,结合薄板样条插值函数配准方法速度快,可灵活的进行非刚性配准的特点,本文提出了一种基于薄板样条函数(thin plate spline, TPS)^[20]的无人机多目标跟踪算法,用于解决无人机运动下的多目标跟踪问题。该方法主要分为数据关联和轨迹管理两个部分,首先,构建考虑无人机运动下的目标状态空间模型;其次,计算轨迹与量测外观相似度,进而初始化轨迹与量测的对应关系,并基于薄板样条函数求解目标状态空间模型的未知参数;然后,根据目标状态方程预测轨迹运动状态并结合外观信息进行数据关联;最后,设计一种轨迹管理方法实现轨迹状态最优估计以及漏检恢复和误检删除。

相比于现有的无人机目标跟踪算法,本文所提算法的贡献主要体现在以下两点:1)针对无人机单机载相机运动下的轨迹与量测数据关联目标位置漂移和状态预测失效的问题,本文构建了考虑无人机运动下的目标状态空间模型,并利用 TPS 函数求解模型中的未知参数,从而

解决无人机运动下的目标位置漂移等数据关联问题;2) 根据目标状态方程构建基于卡尔曼滤波的目标状态预测及更新模型,从而更加准确地刻画无人机运动下的目标真实位置,并设计了一种轨迹状态管理方法,从而有效地恢复漏检和删除误检。

1 目标跟踪方法

本文所提的基于薄板样条函数的无人机多目标跟踪方法主要包括数据关联和轨迹管理两个部分。

1.1 数据关联

多目标跟踪通常利用目标的外观和位置运动状态来表征目标,通过提取目标特征,并计算轨迹与量测特征之间的相似度进行数据关联。本文通过构建考虑无人机运动下的目标状态空间模型,并基于外观代价矩阵和 TPS 函数求解模型中的未知参数,根据模型中状态方程预测目标位置,计算运动代价矩阵,最后融合外观和运动信息求取对应关系。

1) 构建目标状态空间模型

为刻画无人机运动下的目标运动状态,构建考虑相机运动情况下的状态空间模型,如式(1)所示。

$$\mathbf{s}_t = \mathbf{F}_{t,t-1}\mathbf{s}_{t-1}\mathbf{a}_{t,t-1} + \mathbf{\Theta}_{t-1}\mathbf{v}_{t,t-1} + \mathbf{w}_{t-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{d}_t = \mathbf{H}_t\mathbf{s}_t + \mathbf{r}_t \quad (2)$$

其中, $\mathbf{s}_{t-1}$ 为 $t-1$ 时刻轨迹状态值,定义 $\mathbf{s}_{t-1} = [\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{w}, \mathbf{h}, \dot{\mathbf{x}}, \dot{\mathbf{y}}, \dot{\mathbf{w}}, \dot{\mathbf{h}}]^T$, 状态值中 $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{w}, \mathbf{h}$ 表示目标中心点位置和宽高, $\dot{\mathbf{x}}, \dot{\mathbf{y}}, \dot{\mathbf{w}}, \dot{\mathbf{h}}$ 表示目标在二维平面的位置和宽高变化速率; $\mathbf{s}_t$ 为 t 时刻的系统状态向量; $\mathbf{d}_t$ 为 t 时刻的观测向量; $\mathbf{w}_{t-1}$ 为过程噪声; $\mathbf{r}_t$ 为观测噪声; $\mathbf{a}_{t,t-1}, \mathbf{v}_{t,t-1}$ 分别是仿射系数和非刚性形变系数矩阵,用于对轨迹 $\mathbf{s}$ 进行仿射以及非刚性变换, $\mathbf{F}_{t,t-1}$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{H}_t$ 为观测矩阵, $\mathbf{\Theta}_{t-1}$ 为 TPS 函数内核矩阵,由 $\boldsymbol{\theta}$ 向量组成, $\boldsymbol{\theta}$ 向量由下式 TPS 内核方程计算得出:

$$\boldsymbol{\theta} = \|\mathbf{s} - \mathbf{s}_c\|^2 \|\mathbf{s} - \mathbf{s}_c\| \quad (3)$$

式中: Δt 为采样间隔时间; $\mathbf{s}_c$ 是从轨迹 $\mathbf{s}$ 中选取出来的一组空间控制点。

2) 求解目标状态空间模型

为求解状态空间模型中的未知参数,需获取轨迹与量测的初始对应关系,本文通过计算轨迹与量测间外观代价矩阵获取其初始对应关系。颜色直方图作为最常用外观特征之一,其优点在于不受图像旋转和平移变化的影响,因此,本文利用目标颜色直方图特征并结合大小特征刻画目标外观。考虑到 HSV (色相,饱和度,值) 色彩空间比 RGB (红色,绿色,蓝色) 颜色空间在光照变化下更稳定。因此,将 H 和 S 变体应用于直方图匹配。在检测框的基础上,提取目标在 HSV 空间下的颜色直方图,根据式(4)计算其颜色相似度概率矩阵,提取目标大小

特征,根据公式(5)计算其大小相似度概率矩阵。

$$\mathbf{P}_a(\mathbf{s}, \mathbf{d}) = \sum_{b=1}^B \sqrt{p^b(\mathbf{s})p^b(\mathbf{d})} \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_w(\mathbf{s}, \mathbf{d}) = 1 - \frac{|\mathbf{h}_s - \mathbf{h}_d|}{2(\mathbf{h}_s + \mathbf{h}_d)} - \frac{|\mathbf{w}_s - \mathbf{w}_d|}{2(\mathbf{w}_s + \mathbf{w}_d)} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{P}_a$ 为轨迹与量测的颜色相似度矩阵; $p^b(\mathbf{s})$, $p^b(\mathbf{d})$ 分别为轨迹和量测的颜色直方图, B 为颜色直方图 bins 的数量。 $\mathbf{P}_w$ 为目标的大小相似度矩阵, $\mathbf{w}_s$, $\mathbf{h}_s$, $\mathbf{w}_d$, $\mathbf{h}_d$ 分别对应轨迹和量测的宽和高。利用相应门限策略对相似度概率矩阵进行处理,本文门限值根据目标为车辆的相似度计算经验值设定颜色相似度概率值小于 0.5 和大小相似度概率值小于 0.8 时,分别将其概率值置为 0,即判定为不相似,然后,将颜色相似度矩阵和大小相似度成本矩阵线性融合,获得轨迹与量测外观代价矩阵 $\mathbf{C}_a$,如下式所示:

$$\mathbf{C}_a = -\ln(\mathbf{P}_a \cdot \mathbf{P}_w) \quad (6)$$

根据所求轨迹与量测的外观代价矩阵,利用匈牙利线性分配算法求解轨迹与量测间的初始对应关系矩阵 $\mathbf{A}$,随后基于对应关系构建 TPS 函数如式(7)所示。

$$E(\mathbf{a}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{d}_c - \mathbf{s}\mathbf{a} - \mathbf{\Theta}\mathbf{v}\|^2 + \lambda \times \text{tr}(\mathbf{v}^T \mathbf{\Theta}\mathbf{v}) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{\Theta}$ 是 $n \times n$ 矩阵,该矩阵由 $\boldsymbol{\theta}$ 向量组成。 λ 是正规化参数,用于调节非刚性形变系数矩阵 $\mathbf{v}$ 的取值,结合无人机运动属性,本文将正则化参数设置为轨迹 $\mathbf{s}$ 的数量, $\mathbf{d}_c$ 表示轨迹 $\mathbf{s}$ 的空间变换目标,其计算公式如式(8)所示:

$$\mathbf{d}_c = \mathbf{A}\mathbf{d} \quad (8)$$

为了求解 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{v}$ 的最小二乘解,需要对轨迹 $\mathbf{s}$ 进行正交三角分解 (QR decomposition),该过程如下式所示:

$$\mathbf{s} = \mathbf{Q}\mathbf{R} = [\mathbf{Q}_1 \mid \mathbf{Q}_2] \begin{pmatrix} \mathbf{R}_1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{Q}$ 是 $n \times n$ 阶矩阵; $\mathbf{Q}_1$ 是 $n \times z$ 阶矩阵; $\mathbf{Q}_2$ 是 $n \times (n - z)$ 阶矩阵; $\mathbf{R}_1$ 是 $z \times z$ 阶矩阵,且 $\mathbf{Q}_1$ 和 $\mathbf{Q}_2$ 存在相同的正交列,因此 TPS 函数可变换为下式所示:

$$E(\mathbf{a}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{Q}_2^T \mathbf{d}_c - \mathbf{Q}_2^T \mathbf{\Theta}\mathbf{Q}_2 \boldsymbol{\gamma}\|^2 + \|\mathbf{Q}_1^T \mathbf{d}_c - \mathbf{Q}_1^T \mathbf{a} - \mathbf{Q}_1^T \mathbf{\Theta}\mathbf{Q}_1 \boldsymbol{\gamma}\|^2 + \lambda \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{Q}_2^T \mathbf{\Theta}\mathbf{Q}_2 \boldsymbol{\gamma} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{v} = \mathbf{Q}_2 \boldsymbol{\gamma}$, $\boldsymbol{\gamma}$ 是 $(n - z - 1) \times (z + 1)$ 阶矩阵。先后最小化 $\boldsymbol{\gamma}$ 和 $\mathbf{a}$ 的值,即可求得 $\mathbf{v}$ 和 $\mathbf{a}$ 的最小二乘解如式(11)所示:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{v}} = \mathbf{Q}_2 (\mathbf{Q}_2^T \mathbf{\Theta}\mathbf{Q}_2 + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Q}_2^T \mathbf{d}_c \\ \hat{\mathbf{a}} = \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Q}_1^T \mathbf{d}_c - \mathbf{\Theta}\mathbf{v}) \end{cases} \quad (11)$$

3) 计算对应关系

将所求仿射系数 $\mathbf{a}$ 和非刚性形变系数矩阵 $\mathbf{v}$ 其代入状态方程中,获得轨迹预测位置,并将预测后的轨迹框与量测框计算面积交并比从而获得运动相似度矩阵 $\mathbf{C}_m$,如下式所示:

$$C_m(s, d) = -\ln \left(\frac{\text{area}(\text{box}(s) \cap \text{box}(d))}{\text{area}(\text{box}(s) \cup \text{box}(d))} \right) \quad (12)$$

为更加准确的描述轨迹与量测间的对应关系,将外观和运动代价矩阵线性融合,如式(13)所示:

$$C = C_a + C_m \quad (13)$$

最后将融合后的代价矩阵 C 利用匈牙利分配算法求解,从而获得轨迹与量测的对应关系。

1.2 轨迹管理

当获取到轨迹与量测间对应关系后,轨迹与量测间存在轨迹与量测有对应关系、轨迹无对应关系、量测无对应关系 3 种情况。需要对有对应关系的轨迹状态进行更新并恢复漏检,对无对应关系的轨迹和量测的状态进行管理,主要包含以下步骤:

1) 轨迹状态更新

根据卡尔曼预测方程,获得轨迹状态矩阵和协方差矩阵的先验估计值,如下式所示:

$$s_{t,t-1} = F_{t,t-1} s_{t-1} a_{t,t-1} + \Theta_{t-1} v_{t,t-1} \quad (14)$$

$$P_{t,t-1} = F_{t,t-1} P_{t-1} F_{t,t-1}^T + Q_t \quad (15)$$

其中, $s_{t,t-1}$ 为轨迹状态估计值, $P_{t,t-1}$ 为其协方差矩阵, Q_t 为 w_{t-1} 协方差矩阵。

然后根据所求数据关联对应关系,利用卡尔曼滤波状态更新方程对轨迹状态进行更新,如下式所示:

$$K_t = P_{t,t-1} H_t^T (H_t P_{t,t-1} H_t^T + R_t)^{-1} \quad (16)$$

$$s_t = s_{t,t-1} + K_t (d_t - H_t s_{t,t-1}) \quad (17)$$

$$P_t = (I - K_t H_t) P_{t,t-1} \quad (18)$$

其中, s_t 为卡尔曼滤波状态更新后的最优估计位置, R_t 为 r_t 协方差矩阵, K_t 为卡尔曼增益矩阵, d_t 为量测值。

最后,根据已更新轨迹位置及大小获取轨迹颜色统计直方图,从而更新轨迹外观。

2) 轨迹状态管理

对于已关联并更新的轨迹,根据轨迹状态记录判断更新轨迹是否存在漏检,对于存在漏检的轨迹,利用漏检的前后帧轨迹位置平均对漏检位置进行恢复。对于无对应关系的轨迹根据轨迹历史运动信息对轨迹位置进行预测,并判断预测后的轨迹位置是否超出图像边界,若超出图像边界,则标记轨迹状态为终止状态,否则记录轨迹无对应关系次数,若无对应关系次数大于 3 次,标记轨迹状态为终止,并将经过预测后且状态未终止的轨迹带入下一帧进行数据关联。对于无对应关系的量测,将其代入轨迹初始化步骤中,使用 MICHAEL 等^[21]开发的根据前后两帧量测间距离和大小将前后帧未匹配量测进行关联,进而初始化轨迹。本文为目标跟踪算法的总体流程如图 1 所示。

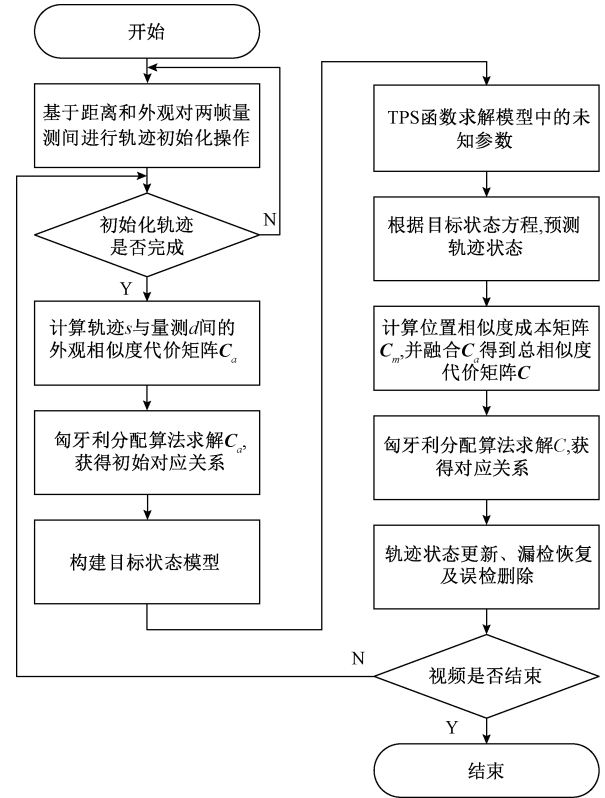


图1 本文多目标跟踪算法的总体流程

Fig. 1 Flow of the multi-object tracking algorithm

2 实验及分析

为验证本文所提基于薄板样条函数的无人机多目标跟踪算法的有效性和可行性,本文与当前无人机多目标跟踪先进算法进行对比分析。本文实验在一台处理器为 Intel Core i7-6700、3.40 GHz, 4 核, 内存为 8 GB, 显卡为 Nvidia GeForce GT 720 的机器上进行, 并采用 MATLAB R2016a 软件编写实现, 并在无人机数据集上进行实验验证, 根据多目标跟踪主要评价指标进行对比分析, 以此验证算法有效性。下面将对实验过程中选择的数据集和评价指标进行介绍, 并分析实验结果。

2.1 实验数据集

本文采用无人机公开数据集 UAVDT benchmark^[22]进行验证, UAVDT 数据集是由无人机平台拍摄并从超过 10 小时的视频序列中挑选出来的无人机目标检测和跟踪数据集, 其中包含 100 个视频序列, 共 80 000 帧图片, 视频以每秒 30 帧 (fps) 的速度录制, 分辨率为 1 080×540 像素的 JPEG 图像, 视频序列提供各种常见场景, 包括广场、主干道、收费站、高速公路、十字路口和 T 型路口。我们从中选择应用于多目标跟踪的 50 个无人机拍摄视频序列, 其中训练集序列 30 个, 测试集序列 20 个, 场景包

含白天、夜晚、雾天等情况。UAVDT 部分场景如图 2 所示。



图 2 UAVDT 部分场景示例

Fig. 2 Examples of some UAVDT scenarios

本文通过选择复杂场景下光照变化和运动较为剧烈的 UAVDT 数据集序列进行对比实验,各序列场景描述如表 1 所示。

表 1 测试视频序列

Table 1 Test video sequence

序列	描述
M0205	夜晚十字路口,光照变化,相机旋转
M0403	白天十字路口,目标数量较多,目标清晰
M0701	白天十字路口,相机上下运动
M0802	白天十字路口,相机旋转平移运动
M1009	夜晚道路场景,光照变化

2.2 评价指标

本文采用 MOT Challenge Benchmark^[23] 提供的评价算法,评价标准包括多目标跟踪准确率($MOTA$),多目标跟踪精度($MOTP$),误跟数(FP)、漏跟数(FN)和身份跳变数(IDS)等指标,具体含义如表 2 所示。

上述指标中, $MOTA$ 是使用最广泛的评价指标,其定义如下:

表 2 多目标跟踪性能指标

Table 2 Multi-object tracking performance index

指标	含义
$MOTA(\uparrow)$	多目标跟踪准确率
$MOTP(\uparrow)$	多目标跟踪精度
$Rec(\uparrow)$	召回率:正确跟踪的数目/真实目标数目
$Prec(\uparrow)$	精确率:正确匹配的检测目标数/检测出的目标数
$MT(\uparrow)$	目标的大部分被跟踪到的轨迹占比(>80%)
$ML(\downarrow)$	目标的大部分跟丢的轨迹占比(<20%)
$FP(\downarrow)$	跟踪假轨迹的总次数
$FN(\downarrow)$	轨迹漏跟的总次数
$IDS(\downarrow)$	轨迹改变目标号的总次数
$fps(\uparrow)$	每秒处理图像帧数

$$MOTA = 1 - \frac{\sum_t (FN_t + FP_t + IDS_t)}{\sum_t GT_t} \quad (19)$$

其中, FN_t 、 FP_t 、 IDS_t 分别表示第 t 帧时漏跟的个数、错误跟踪的次数及轨迹身份跳变的次数, GT_t 为真实标注数目。多目标跟踪另一个重要指标 $MOTP$ 的定义如下:

$$MOTP = \frac{\sum_{t,i} d_{t,i}}{\sum_t c_t} \quad (20)$$

其中, $d_{t,i}$ 表示第 t 帧时第 i 个目标与目标真实注释框的重叠率, c_t 表示第 t 帧时目标匹配的数目。

2.3 实验结果定性分析

本文基于 Faster R-CNN^[24] 检测结果进行跟踪实验,随机选取了 UAVDT 数据集中 3 个序列并显示采样时间间隔 30 帧的无人机多目标跟踪结果,如图 3 所示。从图中可以看出,虽然序列中相机存在旋转平移运动,但本文所提算法仍然保持了跟踪目标身份的一致性。

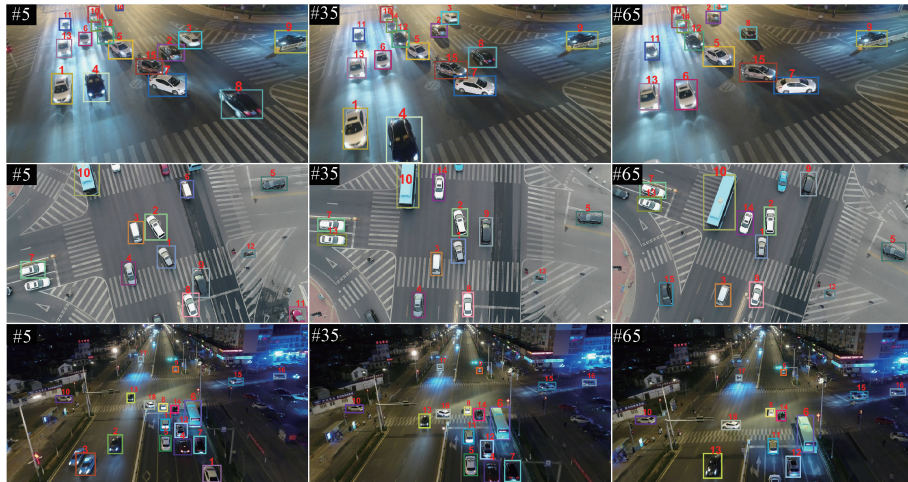


图 3 所提算法在部分序列上的跟踪结果

Fig. 3 Tracking results of the proposed algorithm on partial sequences

1) 目标漏检和误检

利用检测算法进行检测时,在光照变化或遮挡等外部环境因素影响下,难免存在目标漏检和误检,从图中可以看出,本文算法有效的对误检和漏检进行了处理。如

图4(b)中标号为6的目标在图4(a)中漏检,而后续帧又出现的情况,从图4(b)可以看出本文跟踪算法有效的恢复了漏检轨迹。图4(c)中显示检测结果存在大量误检,由图4(d)中可以看出本文跟踪算法有效的处理了这些误检。

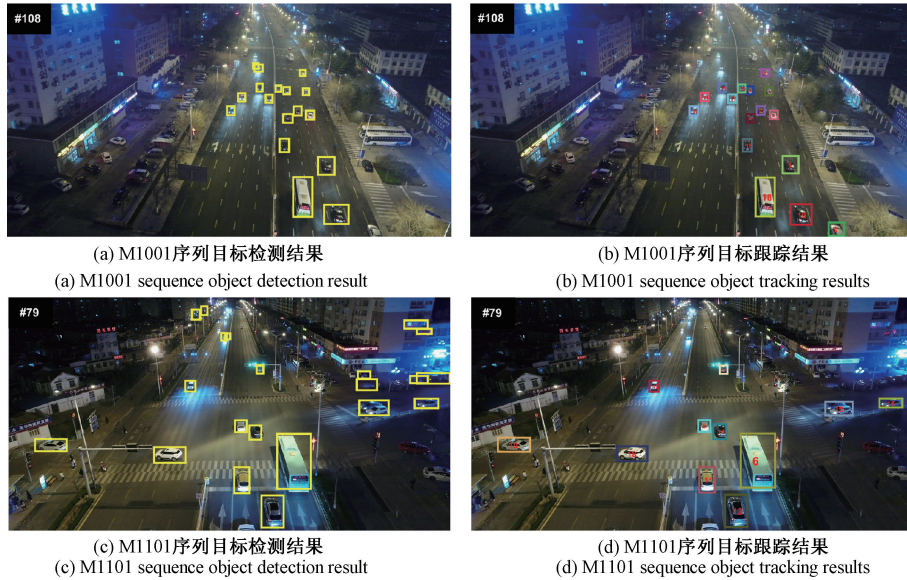


图4 本文多目标跟踪算法效果图

Fig. 4 The effectiveness of the multi-object tracking algorithm

2) 跟踪位置漂移

无人机因其灵活的运动属性,所搭载相机极易出现未知的非线性运动,致使目标在图像中位置发生偏移,造成运动预测失效,导致数据关联效果不佳,如图5所示,

图5(a)为轨迹运动预测位置,可以看出与目标真实位置有相应位置偏移,根据本文所提算法思想基于薄板样条函数空间变换对轨迹位置进行变换,如图5(b)所示,更接近于目标真实位置。

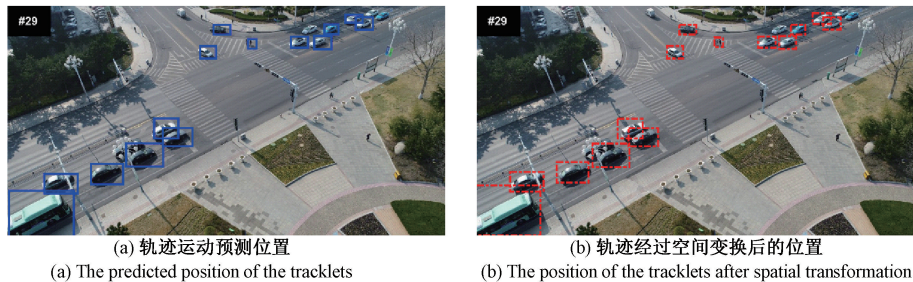


图5 本文多目标跟踪算法效果图

Fig. 5 The effectiveness of the multi-object tracking algorithm

2.4 实验结果定量分析

本文选取 $MOTA$ 、 $MOTP$ 、 Rec 、 $Prec$ 、 MT 、 ML 、 FP 、 FN 、 IDs 这9个指标将本文所提算法与在无人机数据集 UAVDT 上最先进的在线多目标跟踪算法 MDP、CMOT、DSORT 方法进行比较,检测输入为 UAVDT 数据集提供的 Faster R-CNN 检测结果,其跟踪效果对比如表3所示。

由表3可以看出,本文所提算法 $MOTA$ 优于对比算

法,且保持了较高的多目标跟踪精度。通过计算 MDP 平均准确率约为 63.36%,本文所提算法平均准确率约为 66.11%,本文算法相比于 MDP 算法,多目标跟踪准确率提高了 2.75%,验证了所提目标跟踪算法的有效性。此外,本文所提算法轨迹漏跟数目 (FN) 明显低于对比算法,验证了本文算法恢复漏检的有效性。并且对于序列 M1009 和序列 M0701 在应对光照变化及相机发生旋转情况下本文算法与其他算法相比具有显著优势。

表 3 在 UAVDT 数据集上的实验结果对比
Table 3 Comparison results on UAVDT dataset

序列	算法	MOTA ↑	MOTP ↑	Rec ↑	Prec ↑	MT ↑/%	ML ↓/%	FP ↓	FN ↓	IDs ↓
M0205	MDP	87.986 2	81.124 1	92.508 1	95.358 4	24	2	235	391	1
	CMOT	83.904 9	79.910 8	89.729 8	94.017 2	21	2	298	536	6
	DSORT	86.434 1	79.375 9	90.285 4	95.967 4	24	2	198	507	3
	Proposed method	88.062 8	80.707 6	92.584 7	92.125 8	22	2	265	357	1
M0403	MDP	75.679 7	74.197 3	78.157 9	96.950 4	80	6	745	6 619	6
	CMOT	72.162 0	75.259 0	76.742 3	94.652 0	79	7	1 314	7 048	74
	DSORT	72.511 8	73.891 4	75.587 3	96.446 3	78	7	844	7 398	88
	Proposed method	77.372 6	73.955 1	81.438 0	95.348 2	75	9	1 204	5 625	28
M0701	MDP	21.999 1	68.869 9	29.325 5	80.336 3	13	76	5 413	5 329	112
	CMOT	15.545 2	69.402 7	25.371 2	72.915 3	7	86	7 107	5 627	303
	DSORT	17.981 2	68.475 6	26.759 6	76.934 8	10	78	6 050	5 523	570
	Proposed method	24.600 8	67.105 1	48.533 3	67.513 9	29	50	17 611	3 881	437
M0802	MDP	68.721 1	76.957 0	79.394 1	88.281 5	47	6	3 218	6 292	41
	CMOT	64.909 1	76.213 6	77.638 7	86.150 8	45	6	3 811	6 828	76
	DSORT	65.813 0	75.779 0	77.497 9	87.353 2	46	6	3 426	6 871	142
	Proposed method	68.920 9	76.297 0	79.584 0	86.832 7	45	4	3 228	6 234	28
M1009	MDP	62.4252	69.558 4	69.699 0	91.083 7	12	2	696	3 091	46
	CMOT	51.4361	72.013 6	64.013 3	84.312 4	9	5	1 215	3 671	68
	DSORT	51.3577	70.085 5	63.3565	86.530 9	9	2	1 006	3 738	218
	Proposed method	71.571 4	71.186 4	78.629 5	91.983 9	19	2	699	2 180	21

为验证本文算法的实时性,本文对所有序列下各算法平均运行速度进行对比,如表 4 所示,其中对比算法平均运行速度来源于论文,表 4 中第 2 列表示在 CPU/GPU 下的运行速度,一表示无对应实验数据,第 3 列表示运行环境及配置。

表 4 各算法平均运行速度
Table 4 The run-times of each algorithm

算法	运行速度/fps	运行环境
MDP	0.68/-	3.40 GHz (MATLAB)
CMOT	2.83/-	3.40 GHz (MATLAB)
DSORT	2.98/15.01	3.40 GHz (Python), TITAN X
Proposed method	31.68/-	3.40 GHz (MATLAB)

通常以 fps 超过 30 帧每秒代表具有较高的实时性,通过对比可以发现,本文算法在时效性上具有明显优势,原因在于另外三种对比算法为实现鲁棒的跟踪,均有训练或学习过程,从而导致跟踪过程较为耗时。

3 结 论

本文提出一种基于薄板样条函数的无人机多目标跟踪算法。一方面,本文算法通过引入 TPS 空间变换函数刻画无人机运动,构建了无人机运动下的目标状态空间模型,根据外观特征初始化轨迹与量测对应关系,并代入薄板样条函数中,通过计算该函数最小二乘解求取模型中未知参数,利用状态空间模型预测轨迹运动状态并结合外观进行数据关联,从而解决了无人机运动下轨迹状态预测失效和目标位置漂移的数据关联问题。另一方面,本文算法根据所求空间变换参数构建卡尔曼滤波预测和更新方程,实现了相机运动下的轨迹状态最优估计,并采取有效的轨迹管理方法处理轨迹的漏检和误检、初始化与终止,解决了无人机运动下目标漏检和误检的多目标跟踪问题。实验结果表明,本文多目标跟踪准确率相比于 MDP 算法提高了 2.75%,且运行速率超过每秒 30 帧,保证较高准确率的同时满足了实时性的需求。

参考文献

[1] OUALID D, SABIR H, DEOK J L. Real-time deep

- learning for moving target detection and tracking using unmanned aerial vehicle [J]. Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, 2020, 26(5): 295-301.
- [2] CORALUPPI S P, CARTEL C A. Multiple-hypothesis tracking for targets producing multiple measurements[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(3): 1485-1498.
- [3] SHITRIT H B, BERCLAZ J, FLEURET F, et al. Multi-commodity network flow for tracking multiple people[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(8): 1614-1627.
- [4] QIN Z, KIRUBARAJAN T, LIANG Y. Application of an efficient graph-based partitioning algorithm for extended target tracking using GM-PHD filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(6): 4451-4466.
- [5] DANIYAN A, LAMBOTHARAN S, DELIGIANNIS A, et al. Bayesian multiple extended target tracking using labeled random finite sets and splines[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(22): 6076-6091.
- [6] ZHU H, YUEN K V, MIHAYLOVA L, et al. Overview of environment perception for intelligent vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(10): 2584-2601.
- [7] 韩晓微, 王雨薇, 谢英红, 等. 基于双相关滤波器的多通道尺度自适应目标跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 73-81.
- HAN X W, WANG Y W, XIE Y H, et al. Multi-channel scale adaptive target tracking based on double correlation filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11): 73-81.
- [8] JEONGHWAN G. Multi-object tracking through learning relational appearance features and motion patterns[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2017, 162: 103-115.
- [9] BAE S H, YOON K J. Robust online multi-object tracking with data association and track management[J]. IEEE Trans Image Process, 2014, 23(7): 2820-2833.
- [10] BAE S H, YOON K J. Robust online multi-object tracking based on tracklet confidence and online discriminative appearance learning [C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, 2014: 1218-1225.
- [11] XIANG Y, ALAHI A, SAVARESE S. Learning to track: Online multi-object tracking by decision making [C]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Santiago, 2015: 4705-4713.
- [12] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric [C]. IEEE International Conference on Image Processing, IEEE, 2017: 645-649.
- [13] BEWLEY A, GE Z, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking [C]. IEEE International Conference on Image Processing, IEEE, 2016: 3464-3468.
- [14] 侯建华, 张国帅, 项俊. 基于深度学习的多目标跟踪关联模型设计 [J]. 自动化学报, 2020, 46(12): 2690-2700.
- HOU J H, ZHANG G SH, XIANG J. Designing affinity model for multiple object tracking based on deep learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(12): 2690-2700.
- [15] 刘芳, 杨安喆, 吴志威. 基于自适应 Siamese 网络的无人机目标跟踪算法[J]. 航空学报, 2020, 41(1): 248-260.
- LIU F, YANG AN ZH, WU ZH W. Adaptive siamese network based uav target tracking algorithm [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(1): 248-260.
- [16] 郑浦, 白宏阳, 李政茂, 等. 抖动干扰下运动目标精准检测与跟踪算法设计[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 90-98.
- ZHENG P, BAI H Y, LI ZH M, et al. Design of accurate detection and tracking algorithm for moving target under jitter interference [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11): 90-98.
- [17] 孙宇嘉, 于纪言, 王晓鸣. 适用于复杂场景的多目标跟踪算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 126-137.
- SUN Y J, YU J Y, WANG X M. Multiple object tracking algorithm for the complex scenario [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 126-137.
- [18] YOON J H, YANG M H, LIM J, et al. Bayesian multi-object tracking using motion context from multiple objects [C]. 2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, Waikoloa, HI, 2015: 33-40.
- [19] YOON J H, LEE C R, YANG M H, et al. Structural constraint data association for online multi-object tracking [J]. International Journal of Computer Vision,

- 2019, 127(1): 1-21.
- [20] CHUI H L, RANGARAJAN A. A new point matching algorithm for non-rigid registration[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2003, 89(2-3):114-141.
- [21] MICHAEL D, BREITENSTEIN, FABIAN, et al. Online multi-person tracking-by-detection from a single, uncalibrated camera[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(9): 1820-1833.
- [22] DAWEI D, YUANKAI Q, HONGYANG Y, et al. The unmanned aerial vehicle benchmark: Object detection and tracking[C]. European Conference on Computer Vision (ECCV), München, 2018: 375-391.
- [23] DENDORFER P, OEP A, MILAN A, et al. MOTChallenge: A benchmark for single-camera multiple target tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2020, DOI: 10.1007/s11263-020-01393-0.
- [24] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.

作者简介



余仁伟,2018 年于北方民族大学获得学士学位,现为重庆邮电大学硕士研究生,主要研究方向为多目标跟踪、智能车。

E-mail: yurenwei2014@163.com



Yu Renwei received his B. Sc. degree from North Minzu University in 2018. He is currently a master student at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include multi-object tracking and intelligent vehicle.

朱浩(通信作者),2005 年于大连海事大学获得学士学位,分别在 2007 年和 2012 年于重庆大学获得硕士学位和博士学位,现为重庆邮电大学教授,主要研究方向为信号处理、信息融合、多目标跟踪。

E-mail: sandwish@163.com

Zhu Hao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Dalian Maritime University in 2005, and received his M. Sc. degrees and Ph. D. degree both from Chongqing University in 2007 and 2012, respectively. He is currently a professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include single processing, information fusion and multi-object tracking.