[文章编号] 1003－4684(2026)02-0072-06

基于卡尔曼滤波快速迭代优化的视频卫星目标跟踪方法研究

薛为煜，肖云龙

（湖北工业大学计算机学院，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 随着视频卫星技术的不断进步，使用视频卫星影像数据进行目标跟踪逐渐成为新的研究热点。视频卫星可以通过实时对地观测获取大范围和包含大量地理信息的实时视频数据，给目标跟踪提供了更为便捷和详实的数据源。但是，视频影像数据分辨率往往较低，且图像中存在的建筑、植被等遮挡和阴影导致识别和跟踪的准确性不高，这也给目标跟踪带来了一定的挑战。因此，本文提出了一种基于卡尔曼滤波的视频卫星影像目标跟踪方法，首先利用均值插入加快了运动模型的拟合过程，在目标被遮挡之前模拟其运动轨迹，然后利用最小二乘法来求解观测值的拟合曲线，减小人工标注带来的误差，提高了更新后的预测结果的准确性，最后，利用预测值与观测值的交并比和目标的颜色直方图特征进行帧间目标匹配关联，实现视频卫星影像目标跟踪。实验结果表明，利用均值插入辅助的卡尔曼滤波器不仅解决了对遮挡目标的持续跟踪，在跟踪精度上也达到了 0.915，解决了其收敛速度慢带来的跟踪精度低的问题。

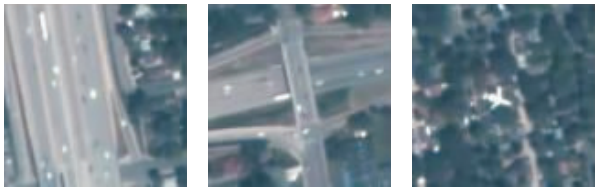
[关键词] 视频卫星；遮挡；卡尔曼滤波；均值插入；目标跟踪

[中图分类号] TP75 [文献标识码] A

目标跟踪是计算机视觉领域的热点研究问题之一，广泛应用于自动驾驶、智能安防、国防和军事领域[1]。随着科技的不断发展，高分辨率视频卫星逐渐走进人们的视野。与传统卫星相比，视频卫星可对某一区域进行高空“凝视”观测，获取更高帧率的视频图像，其连续的时间序列帧提供了丰富的上下文信息，为运动目标的检测与跟踪提供了更为直接的数据来源。例如，中国长光卫星技术有限公司发射的吉林一号卫星可以获得分辨率约为 1 m 的图像，帧数约为每秒 30 帧(FPS)[2-3]。

与传统视频中的目标跟踪相比，视频卫星影像中的目标跟踪面临着更为严峻的挑战。例如，视频卫星影像中的目标通常分辨率较低，大小从几个像素到十几个像素不等。如图 1a 所示，汽车在视频卫星中的表现形式大多为一个点或一条线。此外，频繁的遮挡和复杂的背景也给跟踪过程带来了巨大的难题，如图 1b 和 1c 所示，遮挡可能会导致跟踪过程中目标丢失，而复杂的背景导致检测器难以分辨出正确的目标，从而出现漂移的情况。

目前常用于目标跟踪的方法可以分为生成式[4-6]和判别式[7-10]两种跟踪方法。生成式跟踪方法通过学习目标的外观模型来进行跟踪，对目标的外观进行建模，并利用模型生成目标的可能外观，在每一帧中选择最匹配的外观来进行跟踪。而判别式跟踪方法则通过训练分类器来区分目标和背景，主要关注目标和背景之间的差异，并利用这些差异来进行跟踪。随着视频卫星技术的不断发展，基于视频卫星影像的目标跟踪在很多领域得到了应用，产生了很多研究成果，特别是以相关滤波器(CF)[11-12]为核心的判别式方法被频繁用于视频卫星目标跟踪。如 2018 年 Du 等[13]提出了一种利用核相关滤波器(KCF)和三帧差分算法构建跟踪器的具体策略，使得该跟踪器在目标与环境对比度较低时仍有较高的跟踪精度。在这之后，又有不少学者对相关滤波器进行了研究，提出了一系列的优化方法。如



(a)无遮挡场景 (b)遮挡场景 (c)复杂背景场景

图 1 复杂的视频卫星影像

[收稿日期] 2023－12－08

[第一作者] 薛为煜(1999－)，男，湖北恩施州人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为计算机科学与技术。

[通信作者] 肖云龙(2000－)，男，湖北武汉人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为计算机科学与技术。

Liu 等[14]提出了一种基于多特征融合的 KCF 视频卫星快速运动目标跟踪方法,利用多特征融合的策略全面描述目标,克服了目标定位不准确导致的跟踪精度差的困难。Li 等[15]提出了相关粒子卡尔曼滤波器,解决了不同情况下目标特征提取困难的问题。除此之外,也有学者另辟蹊径,从增强目标与背景之间的对比度入手,使用滤波器建立目标特征模型,一定程度上解决了背景复杂引起的跟踪失败问题[16]。此外,在遮挡方面,学者们也提出了许多方法来减小因遮挡造成的跟踪精度较差或跟踪失败的问题。如 Xuan 等[17]提出了一种基于嵌入运动估计的相关滤波器的新型跟踪算法(CFME)来解决视频卫星中的快速目标跟踪问题,该方法解决了部分遮挡问题。Wu 等[18]提出了一种新的利用道路信息辅助目标跟踪的方法,设计了自适应卡尔曼滤波器,提高了跟踪的鲁棒性。

上述方法在视频卫星目标跟踪中取得了良好效果,但仍存在一些不足。比如对背景噪声十分敏感,特别在环境杂乱或背景与目标相似时容易导致漂移或丢失;另外,基于特征提取的方法受光照影响,变化的光照条件可能使得特征不稳定,影响跟踪准确性;此外,这些方法在解决遮挡问题上效果有限,因为遮挡时难以获取与目标相关的特征信息。因此,本文提出了一种基于卡尔曼滤波和均值插入的视频卫星影像目标跟踪方法。通过卡尔曼滤波建立初始运动模型,利用相邻帧中的观测信息和最小二乘法拟合轨迹曲线,综合应用均值插入和卡尔曼滤波实现目标跟踪,解决了观测误差和滤波器收敛速度慢的问题,提高了跟踪的准确性和稳定性。

1　本文方法

1.1　卡尔曼滤波基本原理

卡尔曼滤波是一种基于轨迹预测的算法,被广泛应用于目标跟踪的实现,其核心内容为采用递归的方法解决线性滤波问题,利用当前的测量值以及前一个采样周期的估计值进行状态估计,从而得到最优结果。

卡尔曼滤波算法可以分为两个阶段,首先是预测阶段,其目的是通过传感器传入的 $k-1$ 时刻目标的观测值和系统的控制输入计算出 k 时刻系统的预测值,再根据 $k-1$ 时刻系统的误差协方差计算得出 k 时刻的误差协方差。其更新方程如下:

$$\hat{x}_{\bar{k}} = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \tag{1}$$

$$P_{\bar{k}} = AP_{k-1}F_k^T + Q \tag{2}$$

其中:$\hat{x}_{\bar{k}}$ 代表 k 时刻目标的先验状态预测值;A 代表状态转移矩阵,是算法对状态变量进行预测的保障;$\hat{x}_{k-1}$ 代表 $k-1$ 时刻的后验状态预测值,即为最优值;B 代表控制输入矩阵;u_k 代表状态控制向量,即当前状态的控制增益;$P_{\bar{k}}$ 代表 k 时刻的先验误差协方差;P_{k-1} 代表 $k-1$ 时刻的后验误差协方差;Q 代表系统过程噪声协方差,系统和测量噪声均视为高斯白噪声(在时间上相互独立,且在所有频率上具有相等的功率)。

预测过程结束后,滤波器便进入更新阶段,该过程在于通过预测方程得到的先验状态预测值和先验误差协方差计算出卡尔曼增益、k 时刻后验状态预测值(最优值)和 k 时刻的误差协方差。更新方程如下:

$$K_k = P_{\bar{k}}H^T\ (HP_{\bar{k}}H^T + R)^{-1} \tag{3}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{\bar{k}} + K_k\ (z_k - H\hat{x}_{\bar{k}}) \tag{4}$$

$$P_k = (I - K_kH)\ P_{\bar{k}} \tag{5}$$

其中:K_k 代表 k 时刻的卡尔曼增益;H 代表状态观测矩阵,起到将状态值与观测值连接起来的作用;R 代表观测噪声协方差矩阵,R 的取值会直接影响到滤波器的效果;z_k 代表测量变量;I 表示单位矩阵。

1.2　基于均值插入和轨迹拟合的优化方法

传统卡尔曼滤波获得准确的预测结果主要基于但不限于两个假设。首先,目标在视频中基本沿均匀直线运动。其次,目标在卡尔曼滤波收敛前未被遮挡。但在实际过程中,目标往往在滤波器收敛前就已经被遮挡,导致预测结果并不准确。因此本文提出了一种优化后的卡尔曼滤波算法,首先利用相邻帧的观测值计算出中间时刻的位置信息,再将计算的结果作为观测值与视频数据共同输入到滤波器之中,建立初始状态下的运动模型。然后利用该模型对目标下一时刻的位置进行预测得到先验预测值,根据该值计算出该时刻运动模型的卡尔曼增益,再利用卡尔曼增益调整系统状态的预测值和观测值,从而得到最优估计。最后利用预测值与观测值的交并比和目标的直方图特征进行帧间目标匹配关联,实现视频卫星影像目标跟踪。本文的算法流程设计如图 2 所示。

1.2.1　均值插入　针对卡尔曼滤波器收敛速度慢的问题,本文在卡尔曼滤波算法的基础上,通过均值插入促进滤波器运动快速收敛。首先采用微元法的思想,由于相邻两帧之间的时间间隔极短,目标位移的距离也较小,因此可将相邻两帧中同一目标的运动视为简单的直线运动。再利用已获取的相邻帧中的目标信息计算出中间时刻目标的位置信息,将其作为新增观测值传入到滤波器中,从而增加模型迭代次数,使运动模型更加趋近于目标的真实运动状态。从而在目标被遮挡之前利用已经收敛的卡尔曼

滤波算法得出更为精确的结果，提高目标被遮挡时的跟踪精度。

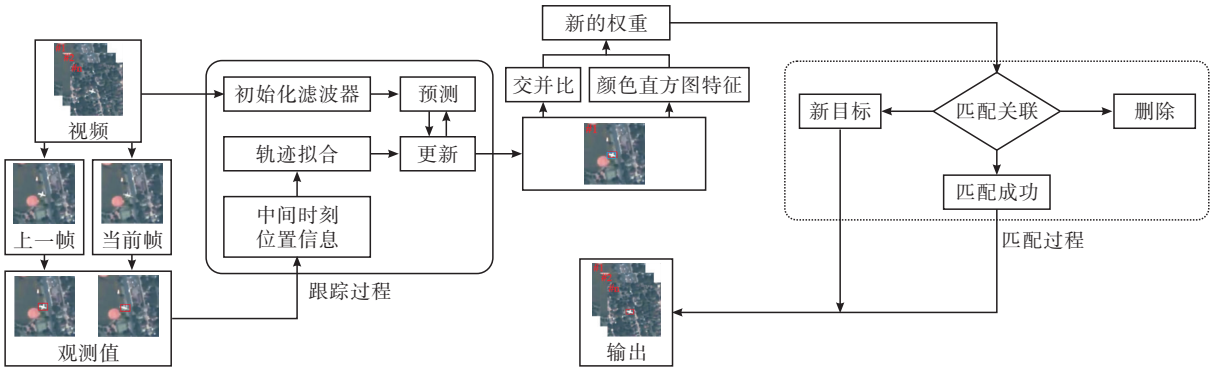


图 2　算法流程

如图 3 所示，对视频卫星数据进行处理后可得到任意帧中待跟踪目标的位置信息。以第 1 帧和第 2 帧为例，从时间上看，两帧相邻，时间间隔为 0.04 s。从空间上看，两帧中同一目标产生的距离变化相对较小。因此，可将目标从第 1 帧到第 2 帧的运动过程视为简单直线运动，从而得到第 1 帧与第 2 帧中间时刻的位置信息。

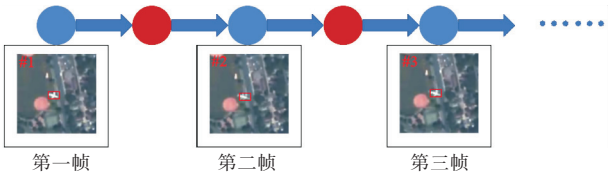


图 3　均值插入

1.2.2　轨迹拟合　在传统卡尔曼滤波的过程中，由于更新阶段会利用观测值对预测值进行调整，因此观测值的误差也会在一定程度上影响实验结果的准确性。为减小该误差，本实验利用最小二乘法对目标的观测值进行校正。对任意帧中目标的位置用(x_i,y_i)来表示，$i=1,2,\cdots$，取相邻 5 帧目标位置，此时可将轨迹校正问题转化为二次曲线拟合问题。

设二次曲线满足：$f(t)=P+\alpha(t-t_0)+\beta(t-t_0)^2$。其中 P 代表目标初始位置，包括x_0 和 y_0，t 代表时间。将运动拆分为 x 轴与 y 轴的运动，以 x 轴上的运动为例，$f(t)=x_0+\alpha(t-t_0)+\beta(t-t_0)^2$，利用最小二乘法求 α 与 β，如下所示：

$$\sum_{k=1}^{J}[x_k-f(t)]^2\rightarrow\min \tag{6}$$

计算上式可得 α 和 β，再将其带入到 $f(t)$ 可得出校正后每帧中目标的位置。以校正后第 5 帧目标的位置为起始点，往后再取 5 帧进行校正，直到所有的点全部取完，即可完成对整个过程目标轨迹的校正。

如图 4 所示，展示了 30 帧的轨迹曲线拟合结果，其中 X 表示目标的横坐标，Y 表示目标的纵坐标。从拟合结果来看，拟合之后的轨迹曲线波动较小，未出现太大的起伏，与观测到的轨迹曲线相比，拟合前后的曲线基本重合，有效地减少了人为观测所带来的误差，为实验的精确度提供了一定保障。

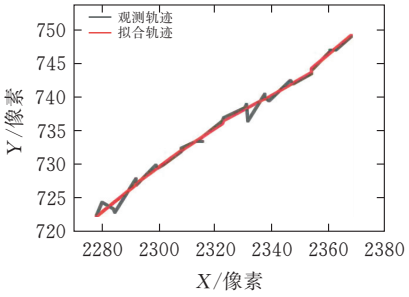


图 4　拟合前后的目标轨迹

1.2.3　帧间目标匹配　在匹配阶段，借助获得的更新结果计算与当前时刻观测值的交并比，随后将该值与目标的直方图特征结合，生成新的权重进行关联匹配。如果观测值匹配失败，则说明可能涉及新目标，相应结果将被输出。若预测值匹配失败，表示目标已超出观测范围，因此删除该结果。通过该匹配过程，实现了对视频卫星影像中目标的持续跟踪。

2　实验分析

本文使用的数据来自吉林一号卫星，共采用了三组数据，分别为美国明尼阿波利斯、土耳其阿达纳和突尼斯三个城市的视频影像。图片大小均为 4096×2160，帧速率为 25 帧/s，数据格式为 mp4，视频时长均为 30 s，共计 2250 帧。实验环境选择 Windows 11 操作系统，CPU 为 3.20 GHz AMD R7-5800h，GPU 为 Nvidia RTX 3060。

2.1　数据预处理

在实验中为了尽可能使预测值更加准确，会利用目标当前的观测值调节先验预测值。因此在实验开始前，需要对原始序列影像中的目标进行人为标注。实验中首先将完整的序列影像按帧拆分为图片，然后通过对每帧图片进行处理，获得所选定的实验目标的位置信息，以该值作为观测值对最终的结果进行调整。

2.2　实验评价指标

本文采用跟踪成功率和跟踪准确率对目标跟踪结果进行定量分析。跟踪成功率定义为重叠率(IOU)超过一定阈值的帧数与总帧数的比值,在本文中,重叠率阈值设置为 0.7[18],即如果当前帧的重叠率大于 0.7,则认为跟踪成功。在实际评价过程中,一般采用曲线下面积(AUC)分数作为评价指标,AUC 为重叠率曲线下的面积。跟踪准确率定义为中心定位误差(CLE)小于某一阈值的帧数与总帧数之比。中心位置误差的计算公式为:

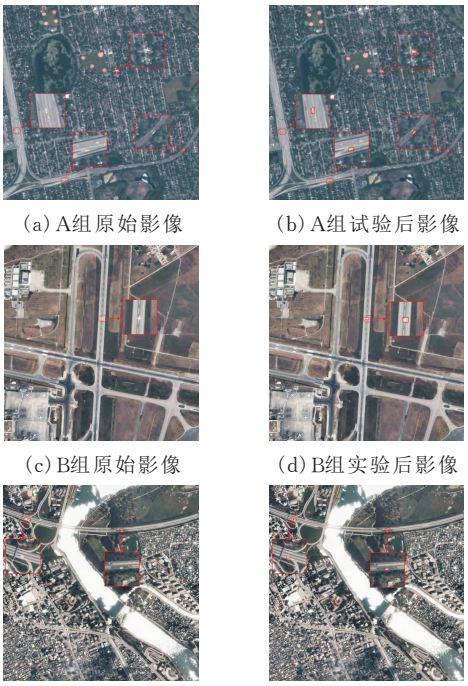
$$\mathrm{CLE}=\sqrt{(x_p-x_{mea})^2+(y_p-y_{mea})^2} \tag{7}$$

式中:(x_p,y_p) 为跟踪器预测的目标中心位置;(x_{mea},y_{mea}) 为观测的目标中心的实际位置。由于卫星中的目标较小,因此阈值设置为 2 个像素[18],即如果预测位置与实际位置之间的距离小于 2 个像素,则认为跟踪成功。

2.3　实验结果及分析

图 5 分别从整体上展示了三组数据实验前后的效果对比,首先从图 5a、5c 和 5e 中可看出目标在图片中所占像素较小,且分辨率较低,肉眼几乎难以分辨。而在图 5b、5d 和 5f 中,目标被明显标记了出来,证明了本文方法的有效性与可行性。

为验证本文提出的方法在视频卫星数据上的跟踪效果,本文选择了 CFME 跟踪器、未改进前的卡尔曼跟踪器、传统的 KCF 跟踪器和组特征选择与判别相关滤波跟踪器(GFS-DCF),与本文提出的跟踪器进行对比分析。



(a) A组原始影像　(b) A组试验后影像　(c) B组原始影像　(d) B组实验后影像　(e) C组原始影像　(f) C组试验后影像

图 5　实验前后效果对比

2.3.1　定性分析　如图 6 所示,第一组数据展示了五种不同方法对高空中飞机的跟踪结果。从整体上看,GFS-DCF 和 KCF 跟踪器与其他三种跟踪器有着较为明显的区别,精度相对较低。



(a) A组第1帧实验效果对比　(b) A组第21帧实验效果对比　(c) A组第146帧实验效果对比　(d) A组第201帧实验效果对比

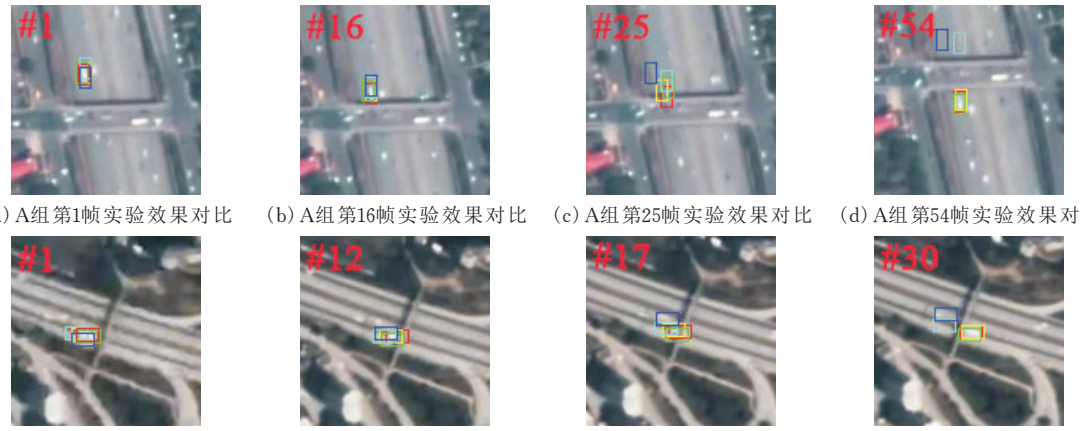
(e) B组第1帧实验效果对比　(f) B组第30帧实验效果对比　(g) B组第80帧实验效果对比　(h) B组第150帧实验效果对比

图 6　不同背景下对飞机的跟踪效果

在图 6a 和 6d 中,本文所提方法、CFME 和传统卡尔曼滤波的跟踪结果并无明显差异,而 GFS-DCF 和 KCF 方法的跟踪精度要略低于其他三种。在图 6b 和 6c 中,五种方法产生了不同程度的差异,其中本文所提方法、CFME 和传统卡尔曼滤波的跟踪结果差距并不大,但 GFS-DCF 和 KCF 方法的跟踪结果已明显偏离目标。这是因为在图 6a 和 6d 中,目标所处环境比较单一,而在图 6b 和 6c 中,目标所处环境背景十分复杂,在该状态下基于特征提取的 KCF 和 GFS-DCF 跟踪器难以采集到有效的目标特征信息,因此跟踪准确度较低。而 CFME 跟踪器利用了卡尔曼滤波器进行辅助,因此,该跟踪器的效果与本文提出的方法差距并不明显。在第二组数据中,由于目标始终处于稳定的环境中,因此五种方法均能准确跟踪目标,跟踪结果并无明显差异。

如图 7 所示,两组数据均展示了目标从未遮挡

状态到遮挡状态，再从遮挡到未遮挡状态的跟踪过程。在图 7a、7b 和 7e 中，五种方法的跟踪结果无较大差异。在图 7c、7f 和 7g 中，目标已部分或全部处于立交桥下，暂时消失在图像中。但本文所提方法、CFME 和传统卡尔曼滤波跟踪器仍能继续跟踪目标，且出现了明显的区别。在第一组数据中，目标在第 25 帧之前就已处于遮挡状态，在第二组数据中，目标在第 17 帧之前就已处于遮挡状态，此时传统的卡尔曼滤波器并没有完全收敛，构建的运动预测模型不能完美地模拟目标的运动。另外，由于遮挡的原因，CFME、GFS-DCF 和 KCF 跟踪器中的特征提取模块此时无法提取到目标的相关特征信息。而利用均值插入辅助的卡尔曼滤波跟踪器此时构建的运动预测模型已接近或达到了完全拟合状态。因此在图 7c 和 7g 中五种跟踪器产生了明显的区别。当目标被完全遮挡后，无法获取当前状态下的位置信息。由于此时卡尔曼滤波器已经收敛，构建的运动模型已经趋近于目标的真实运动状态，因此当目标被遮挡后，可直接将先验预测值作为最终的跟踪结果。在图 7d 和 7h 中，由于 GFS-DCF 和 KCF 跟踪器在上一时刻就已丢失目标，因此在接下来的特征匹配中一直将错误的目标作为目标进行跟踪，因此在后续的时刻中，这两种方法的误差越来越大，导致跟踪失败。

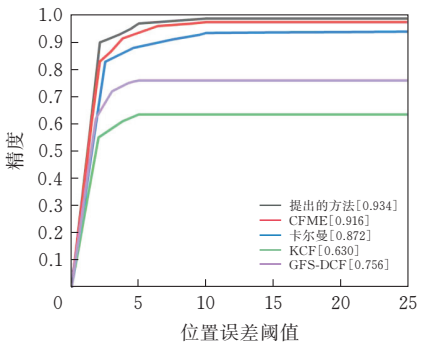


(a) A组第1帧实验效果对比 (b) A组第16帧实验效果对比 (c) A组第25帧实验效果对比 (d) A组第54帧实验效果对比

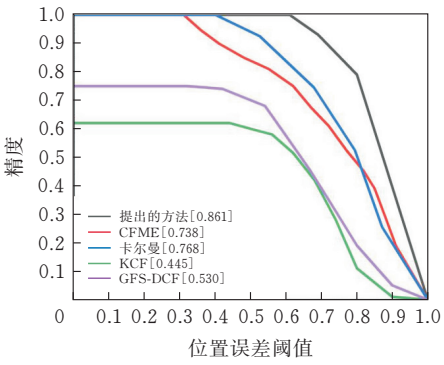
(e) C组第1帧实验效果对比 (f) C组第12帧实验效果对比 (g) C组第17帧实验效果对比 (h) C组第30帧实验效果对比

图 7 跟踪结果对比

2.3.2 定量分析 图 8 显示了本文所提方法与其他四种方法在三组数据上的平均跟踪准确率、平均成功率和 AUC 分数对比结果。从整体上来看，在跟踪精度方面，本文所提到的方法与 CFME 方法差距不大，但与传统的卡尔曼滤波方法相比有了较大的提升，且远远高于 GFS-DCF 和 KCF 方法。这得益于本文提出的通过加快卡尔曼滤波器构建运动预测模型的过程，来增加跟踪过程中的准确度。在成功率方面，随着阈值的不断增大，CFME 跟踪器的跟踪成功率首先出现了下降趋势，紧接着是传统的卡尔曼滤波、GFS-DCF 和 KCF，最后才是本文提出的跟踪方法，这说明该方法不仅在跟踪准确率上有着良好的表现，而且在跟踪成功率上也有着较强的鲁棒性。



(a)位置误差阈值



(b)重叠阈值

图 8 本文所提方法与其他几种方法的准确率与成功率

如表 1 所示，从具体数据上看。在跟踪精度得分方面，与传统的卡尔曼滤波跟踪器相比，改进后的方法提高了 9%，证明了该方法的有效性。在 AUC 得分方面，本文所提方法也领先于其他四种跟踪器，比改进前提高了 9.3%，比 CFME 跟踪器提高了 12.3%，比 GFS-DCF 和 KCF 跟踪器分别高 33.1% 和 41.6%。综上所述，可以看出，不论是跟踪准确度方面还是跟踪成功率方面，本文提出的基于均值插入辅助的卡尔曼滤波跟踪器在视频卫星数据目标跟

踪上有着良好的表现。

表 1　四种跟踪器的跟踪精度分数、成功分数和 AUC 值

方法	精确率/%	成功评分	AUC
Ours	0.915	0.948	0.861
CFME	0.849	0.675	0.738
Kalman	0.825	0.751	0.768
GFS-DCF	0.663	0.419	0.530
KCF	0.551	0.415	0.445

3　总结

针对视频卫星数据背景复杂、运动目标易遮挡的特点,本文设计了一种基于卡尔曼滤波优化的视频卫星目标跟踪方法。首先采用了卡尔曼滤波的方法,利用其独特的预测跟踪特性,解决了对处于遮挡状态下目标的持续跟踪问题。其次,利用最小二乘法求解轨迹曲线的拟合曲线,减少人工标注带来的误差,提高了跟踪精度。然后,考虑到卡尔曼滤波器收敛的特点,本文采用均值插入的方式加快其收敛速度,使其快速达到稳定的状态,从而得到更为准确的跟踪结果。最后利用预测值与观测值的交并比和目标的直方图特征进行帧间目标匹配关联,实现视频卫星影像目标跟踪。实验结果显示,本文方法在吉林一号视频卫星数据上跟踪准确率达到了 91.5%,AUC 分数达到了 0.861。这表明实验取得了良好的效果,证明了基于卡尔曼滤波快速迭代优化的方法在解决视频卫星影像目标跟踪问题上的可行性与有效性。

[参　考　文　献]

[1] 吕京国,白颖奇,王琛.一种抗遮掩的卫星视频目标跟踪算法[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(09):1586-1596.

[2] KIANI GALOOGAHI H, FAGG A, LUCEY S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking[C]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 1135-1143.

[3] 张作省, 朱瑞飞, 钟兴, 等. 视频卫星单目标实时跟踪算法[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44 (12): 45-50.

[4] 陈海涛,马骏,李峰,等.面向视频卫星的多目标跟踪技术[J].中国空间科学技术,2024,44(01):144-153.

[5] ZENG X, XU L, CEN Y, et al. Dual-scale weighted structural local sparse appearance model for object tracking[J]. IET Computer Vision, 2019, 13(02): 146-156.

[6] DENDORFER P, ELFLEIN S, LEAL-TAIXÉ L. Mg-gan: A multi-generator model preventing out-of-distribution samples in pedestrian trajectory prediction[C]. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 13158-13167.

[7] CHU L, LI H, YANG Z. Accurate scale estimation for visual tracking with significant deformation [J]. IET Computer Vision, 2020,14(05): 278-287.

[8] QIU S, GU Y, CHEN M, et al. A Dynamic Adjust-Head Siamese network for object tracking[J]. IET Computer Vision, 2023,17(02):203-210.

[9] TANG Y, LIU Y, HUANG H. Target-aware and spatial-spectral discriminant feature joint correlation filters for hyperspectral video object tracking[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2022, 223: 103535.

[10] LU J, LI S, GUO W, et al. Siamese Graph Attention Networks for robust visual object tracking[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2023, 229: 103634.

[11] 刘耀胜, 廖育荣, 林存宝, 等. 基于核相关滤波的视频卫星目标跟踪算法[J]. 火力与指挥控制, 2022, 47(02): 49-55.

[12] 韩鸣飞, 李盛阳, 万雪, 等. 融合特征的卫星视频车辆单目标跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26 (11): 2741-2750.

[13] DU B, SUN Y, CAI S, et al. Object tracking in satellite videos by fusing the kernel correlation filter and the three-frame-difference algorithm[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 15 (02): 168-172.

[14] LIU Y, LIAO Y, LIN C, et al. Object tracking in satellite videos based on correlation filter with multi-feature fusion and motion trajectory compensation[J]. Remote Sensing, 2022,14(03):777.

[15] LI Y, BIAN C, CHEN H. Object tracking in satellite videos: correlation particle filter tracking method with motion estimation by kalman filter[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-12.

[16] WANG Y, WANG T, ZHANG G, et al. Small target tracking in satellite videos using background compensation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020,58(10):7010-7021.

[17] XUAN S, LI S, HAN M, et al. Object tracking in satellite videos by improved correlation filters with motion estimations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019,58(02):1074-1086.

[18] WU D, SONG H, FAN C. Object tracking in satellite videos based on improved kernel correlation filter assisted by road information[J]. Remote Sensing, 2022, 14(17):4215.

(下转第 92 页)