

基于即时遥感的多动态目标实时追踪算法研究

杨 晔, 王雷光, 刘安菁, 张 艳, 张永胜

(北京师范大学 地理科学学部, 北京 100875)

摘要: 多动态目标常受光照变化、目标间相互遮挡以及动态背景等因素干扰, 存在追踪效果不佳等问题; 为解决这一问题, 实现多个动态目标精准、及时的追踪, 文章利用即时遥感技术, 优化设计多动态目标实时追踪算法; 文章先根据待追踪目标的结构、颜色与纹理特征, 设置追踪目标标准特征; 利用即时遥感技术动态获取目标遥感图像, 通过滤波、去雾、遮挡处理等步骤, 实现遥感图像预处理; 然后采用背景差分的方式, 分割遥感图像中的多动态目标, 从结构和颜色两个方面提取多动态目标遥感图像特征, 最后通过特征匹配实现多动态目标的识别与定位; 通过多动态目标的运动估计, 得出任意时刻所有动态目标的追踪结果; 实测结果表明: 与传统算法相比, 在全局光照场景和遮挡场景下, 优化设计算法的追踪误差明显降低, 同时更新频率得到提升, 其具有更高的追踪精度与实时性能, 应用效果较好。

关键词: 即时遥感; 遥感图像; 动态目标; 多目标跟踪; 实时追踪

Research on Real-time Tracking Algorithm for Multiple Dynamic Targets Based on Real-time Remote Sensing

YANG Ye, WANG Leiguang, LIU Anqing, ZHANG Yan, ZHANG Yongsheng

(Faculty of Geographical Science, BNU, Beijing 100875, China)

Abstract: Multiple dynamic targets are often affected by factors such as changes in lighting, mutual occlusion between targets, and dynamic backgrounds, resulting in poor tracking performance. To solve this problem and achieve accurate and timely tracking of multiple dynamic targets, a real-time remote sensing technology is utilized to optimize real-time tracking algorithms for multiple dynamic targets. Firstly, this paper sets standard features for tracking targets based on their structure, color, and texture characteristics; Secondly, the real-time remote sensing technology is used to dynamically obtain target remote sensing images and achieve remote sensing image preprocessing through steps such as filtering, defogging, and occlusion processing. Then, a background subtraction method is used to segment multiple dynamic targets in remote sensing images, and extract the features of multiple dynamic targets from both structural and color aspects. Finally, the recognition and localization of multiple dynamic targets are achieved through feature matching, and the motion of multiple dynamic targets is estimated to obtain the tracking results for all dynamic targets at any time. Actual test results show that compared with traditional algorithms, the optimized algorithm significantly reduces tracking errors and increases update frequency in global lighting and occlusion scenarios. It has a higher tracking accuracy and real-time performance, with a good application effect.

Keywords: real-time remote sensing; remote sensing images; dynamic objectives; multi target tracking; real-time tracking

0 引言

多动态目标指的是在优化过程中需要同时考虑多个随时间变化的目标, 在交通运输领域, 为缓解交通压力、提高路网通行效率, 可以通过动态多目标优化算法

优化调度算法, 降低车辆排队时间和等待时间^[1-2]。在环保领域, 针对粉尘、噪声和废气污染等问题, 利用动态多目标优化算法使生产运营过程中产生的不利影响最小化, 实现环保和经济效益的双赢。在能源领域, 研究动态多目标优化方法能让能源分配更加合理、高效, 促

收稿日期:2024-08-27; 修回日期:2024-10-12。

基金项目:云南省重大科技专项计划(202202AD080010)。

作者简介:杨 晔(1982-),男,硕士,工程师。

引用格式:杨 晔,王雷光,刘安菁,等. 基于即时遥感的多动态目标实时追踪算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(10): 199-207.

进资源的有效利用和优化配置。由此可见,多动态目标在多个领域具有较高的应用价值。为实时监测与定位、轨迹分析与预测、目标识别与分类以及应对复杂环境,开展多动态目标实时追踪算法研究非常重要。

多动态目标实时追踪算法是通过处理视频序列,实现对多个运动目标的连续追踪,其主要目的是在复杂环境中,准确、实时地获取目标的位置、速度、轨迹等信息,以支持后续的分析和决策。近年来,众多学者开展相关研究,并已经取得一定成果。如文献[3]提出一种基于毫米波设备的多目标追踪算法,该方法先采用距离速度谱抽取技术来进行追踪,并整合了针对移动目标优化的粒子滤波算法,以确保对单个目标实现长距离且高精度的连续追踪。然后鉴于移动过程中距离与速度的连贯性特点,结合毫米波设备实时测量的数据与前一时刻的预测结果,以调整粒子状态,有效削弱了环境干扰,最后对多个潜在目标进行逐一检测,并借助轨迹融合与匹配策略,将归属于同一目标的分散轨迹片段加以整合,实现多目标的有效计数与追踪。然而在远距离多目标追踪场景中,多个目标的反射信号可能混叠在一起,该方法并未对其混叠进行预处理,导致其追踪难度增加,追踪结果出现混淆,应用效果不佳。再如文献[4]提出一种基于 Transformer 和位置约束的多目标追踪算法,该方法通过骨干网络模块提取出的特征图,并将其被输入至一种能够生成参考点的可变形 Transformer 架构中。此架构旨在检测目标,并生成一系列参考点,这些参考点可标记检测框的中心位置,利用这些参考点即可作为空间位置的约束条件,对潜在的候选目标进行筛选与定位。通过计算检测框之间的交并比,实现不同目标之间的准确关联,输出多个目标的追踪结果。上述传统追踪方法因 Transformer 模型自注意力机制而具有较高的计算复杂性和资源消耗,特别是在处理高分辨率视频或多目标追踪任务时,若运行环境无法保证运行要求,则影响追踪结果的精度与实时性,并且其也未做好图像的预处理工作,应用效果不佳。文献[5]提出一种基于动态模板更新的孪生网络目标跟踪算法,该方法先采用 ResNet-50 架构作为核心网络,用于深度挖掘图像中的丰富特征,进而强化整体网络在特征识别上的效能,然后基于深度特征的相互关联性分析生成的响应图,采用无需预设锚点的方法直接预测目标物体的确切位置与尺寸比例,最后依据模板动态更新策略评估模板是否需要更新,一旦确认更新需求,即启用专门的模板更新子网络,旨在优化并选取最适合下一帧跟踪任务的模板,完成目标的追踪工作。然而该算法仅能实现对单一目标的跟踪,将其应用到多目标的跟踪工作中由于未对其目标遮挡等问题进行预处理,无法保证其跟踪效果。文献[6]提出一种基于动态神经场的多目

标跟踪算法,该方法先定义多个输入神经场,负责表示连续视频帧中对象的先前位置和方向信息以及瞬时线速度和角速度,然后应用图像处理技术提取关键目标特征,包括目标位置和方向。最后在前馈架构中从输入场接收兴奋性和抑制性输入,两个预测场预测对象在即将到来的帧中的位置和方向,得出多目标的跟踪结果。上述方法并未对图像受到环境干扰等问题进行处理,导致其仅能针对处于静止状态的多个目标,无法实现多目标的动态追踪。另外文献[7]提出一种基于加速自适应时空背景感知相关滤波的目标追踪算法,该方法先采用优化的交替方向乘子法技术,高效求解空间权重矩阵与滤波器,然后融合背景信息、空间细节及空间权重,显著增强追踪系统区分背景与目标的能力,最后引入时间正则化项作为策略,有效缓解了因目标遮挡导致的追踪偏移现象,通过实施加速的交替方向乘子法,进一步提升了算法的计算效率与求解速度。上述方法同样未对初始图像受到的环境干扰等问题进行解决,导致其无法保证多目标追踪效果,应用效果不佳。综上所述,本次引入即时遥感技术开展研究。即时遥感技术通过机载或卫星搭载的传感器,以极高的速度和精度记录环境或结构信息。该技术能够跨越巨大的时间和空间距离,提供对不断变化条件的深入洞察。以此为基础,本次利用即时遥感技术对多动态目标实时追踪算法进行优化设计,以期能够在保证追踪精度的同时,提升追踪数据的实时性。

1 多动态目标实时追踪算法设计

多动态目标追踪原理主要涉及利用计算机视觉和深度学习技术,对视频中的多个动态目标进行连续追踪。优化设计的多动态目标实时追踪算法主要利用即时遥感技术获取包含多动态目标的遥感图像,通过对图像特征的提取,确定任意时刻图像中多个目标的位置,通过对连续多个目标位置的检测结果,预测目标在下一时刻的位置检测结果,从而提高多动态目标追踪算法的运行速度,保证多目标实时追踪结果的实时性。

1.1 设定追踪目标标准特征

追踪目标标准特征能够捕捉到目标的本质属性,如外观、运动模式等,为提升多目标追踪精度,本次先设定具有代表性和区分度的目标标准特征,使其更准确地识别和区分不同的目标,减少误追踪和漏追踪的情况^[3]。本次设定的追踪目标标准特征包含颜色、几何结构、纹理等部分,其中纹理是物体表面的一种特性,可以使用灰度共生矩阵(GLCM)来量化纹理特征,帮助区分结构或颜色相似的目标。其标准特征的设定结果为:

$$\tau = -\ln \left[a \sum_{i=1}^{n_{\max}} \sqrt{p(i) \cdot q(i)} \cdot b M_j(x_{\min}, y_{\min}, w, h) \cdot c \chi_E \right] \quad (1)$$

式中, $p(i)$ 和 $q(i)$ 为目标在 RGB 和 HSV 颜色空间下的颜色直方图; n_{color} 为颜色通道数量; M_j 表示第 j 个 Hu 矩; $(x_{\min}, y_{\min})$ 为边界框左上角的坐标; w, h 分别为边界框的宽度和高度; a, b, c 代表 3 种特征权重; χ_E 为纹理特征参数。按照上述方式, 得出待追踪所有目标的特征提取结果。由于遥感技术在图像拍摄过程中距离追踪目标较远, 因此在实际的目标识别过程中, 还需根据即时遥感技术的成像原理与成像距离, 对设定的标准特征进行调整, 从而保证设定追踪目标标准特征在实际追踪工作中的比对价值。其调整原理描述如下:

在光学成像中, 透视投影是基本原理。根据透视投影, 离成像平面越远的物体在图像上看起来越小。这就导致了随着成像距离的增加, 目标的结构特征在图像中的比例和形状会发生变化, 因此需要在特征描述中考虑这种透视变形的影响。当成像距离较远时, 大气对光线的散射、吸收等作用会影响图像的质量和目标特征的表现。对于颜色特征, 大气散射会使蓝光更容易散射, 导致远距离成像时目标颜色偏蓝。对于结构特征, 大气的干扰可能会使目标边缘模糊, 降低特征的清晰度。根据这些大气光学原理, 可以对目标特征进行相应的调整。成像距离会影响图像的分辨率。在固定的传感器采样率下, 远距离成像时图像的分辨率较低, 目标特征细节会丢失。根据图像分辨率与采样原理, 需要在不同成像距离下调整对目标特征细节的要求。例如, 在高分辨率成像时可以识别目标的纹理特征, 而在低分辨率成像时可能只能识别目标的整体形状特征。

1.2 利用即时遥感技术动态获取目标遥感图像

设定的追踪目标的标准特征包括颜色、几何结构、纹理等多个维度, 其为追踪目标识别奠定基础。接下来, 以此为基础, 利用即时遥感技术获取动态目标的遥感图像, 其可确保追踪系统能够实时捕捉到目标的最新状态, 包括其位置、形态以及可能发生的任何变化。即时遥感技术的基本原理是通过遥感平台上的传感器接收、记录和解释来自地球表面的电磁辐射, 以获取有关地球表面特征的信息^[4]。即时遥感技术的执行原理如图 1 所示。

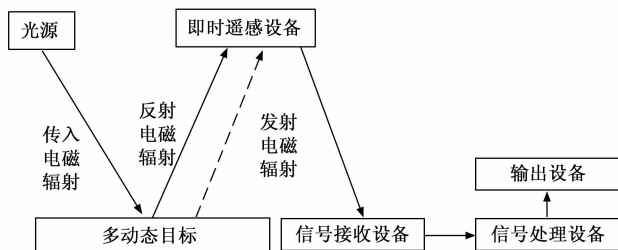


图 1 即时遥感技术原理图

遥感平台, 与卫星遥感平台相比, 其能够有效减少图像数据的处理量, 与无人机遥感平台相比, 能够将待追踪的多动态目标全部采集到遥感图像中。根据多追踪动态目标的分布情况以及移动方向, 生成飞机的实际飞行路线, 并保证飞机按照规划的飞行路线移动^[5]。在遥感飞机飞行过程中, 启动遥感传感器设备, 用来接收地球表面反射或辐射的电磁波, 并将其转换为可记录的数字信号。将传感器采集到的数据实时传输到地面接收站, 同时将传感器接收到的原始辐射数据转换为辐射亮度或辐射通量, 以纠正传感器接收到的电信号与实际辐射之间的关系^[6]。在多目标遥感图像获取过程中, 即时遥感技术的执行流程如图 2 所示。

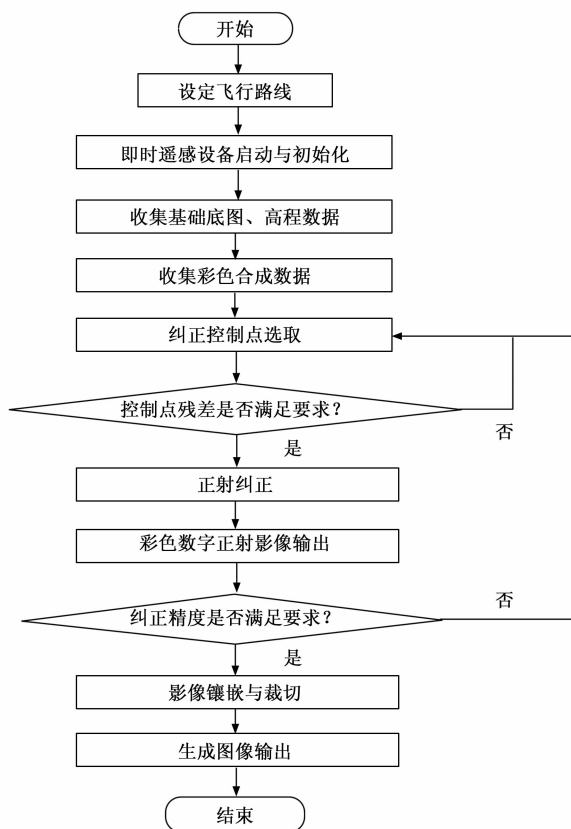


图 2 即时遥感技术下的多目标遥感图像获取流程图

按照上述流程, 可得出任意时刻包含多目标的遥感成像结果为:

$$\begin{cases} I_x(t)_\tau = f \times E \times \alpha \times x(t) + z(t) \cos \theta \\ I_y(t)_\tau = f \times E \times \alpha \times y(t) + z(t) \sin \theta \end{cases} \quad (2)$$

式中, f 、 E 、 α 分别为即时遥感技术运行设备的焦距、地球表面的辐射/反射特性系数以及成像环境的大气条件; $x(t)$ 、 $y(t)$ 、 $z(t)$ 为 t 时刻成像目标的三维坐标数据; θ 为成像角, 即即时遥感设备与成像目标之间的角度^[7]。按照上述方式, 实现对遥感飞行路线下所有多动态目标遥感图像的获取, 并通过遥感图像的实时采集与时序连接, 生成动态图像。

优化设计的多动态目标实时追踪算法选择飞机座位

1.3 目标遥感动态图像预处理

以即时遥感技术生成的多目标遥感动态图像容易受到光照变化、目标间相互遮挡以及动态背景等因素干扰,严重影响图像的清晰度,因此本次以其为处理对象,通过滤波、去雾、匀光等步骤,对遥感动态图像进行预处理,以提升图像质量,降低上述因素对实验结果产生的负面影响。

1.3.1 遥感图像滤波

为达到良好的图像去噪效果,同时不影响图像中的有效信息,本次采用小波变化去噪方式进行滤波处理。图像小波去噪主要利用小波变换将原始图像分解为多个子图像块,随后基于各子块的不同特性,针对性地设定阈值。通过这一阈值处理机制,能够有效地滤除子图像块中的噪声成分,进而实现整幅图像的去噪效果。小波变换因其对频率的敏感性,能够精确区分图像中的有用信息与噪声干扰,尤其擅长保留图像的边缘细节^[8]。此外,小波技术不仅限于去噪,还能实现图像的压缩处理及边缘特征的精准提取。在图像中,低频或稳定性高的信号通常代表有效信息,而高频信号则多为噪声。在小波去噪处理过程中,首先选定合适的小波基与分解层数,即选用 Symlets 小波作为小波基,分解层数为 5 层,对图像信号进行分解,生成一系列小波变换系数区域。在这些区域中,噪声主要集中于高频部分,而图像的有效信息则分布在低频区域。接下来,通过精心选择阈值,对变换后的区域进行处理,旨在将噪声与有用信号有效分离,实现图像的去噪目标^[9]。具体表示如下:

$$\bar{W}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \lambda), & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

式中, $W_{j,k}$ 、 $\bar{W}_{j,k}$ 为去噪前后的小波包系数, sign 为符号函数, λ 为阈值。

对经过阈值处理后的小波包系数 $\bar{W}_{j,k}$ 进行逆小波包变换,得到去噪后的遥感图像 $I_{x,y}(t)_{\tau}$ 。构建低通滤波器是关键步骤之一,其能有效剔除高频噪声成分,保留低频的有效信息,从而生成更为平滑的图像。因此,选取高斯低通滤波器,其可确保处理后图像的平滑性,则高斯低通滤波器运行函数表达式如下:

$$H = e^{-D^2(u,v)/2D_0^2} \quad (4)$$

式中, $D(u,v)$ 为频率平面上点 u,v 到原点的距离; D_0 为截止频率。则所生成更为平滑的图像表示如下:

$$I'_{x,y}(t) = H \cdot I''_{x,y}(t)_{\tau} \quad (5)$$

将去噪后的遥感图像输入公式 (5) 中,即可得出遥感图像的滤波处理结果。

1.3.2 遥感图像去雾

为去除图像中的雾气,需要利用图像处理技术来估计雾的透射率和大气光强度,并根据这些信息恢复出清晰的图像。根据选择的去雾方法,估计图像的透射率和

大气光强度,利用估计的透射率和大气光强度,根据大气散射模型恢复出清晰的图像^[10]。遥感图像的去雾处理过程如下:

$$I''_{x,y}(t) = \frac{I'_{x,y}(t) - \alpha(1 - \mu)}{\max(\mu, t)} \quad (6)$$

式中, μ 为透射率的估计值。在每个局部窗口中选取每个颜色通道的最小值,并进一步在整个图像上取最小值得到,得出暗通道图像,通过选取暗通道图像中最亮的像素点估计大气光,综合暗通道先验和大气散射模型,推导出透射率的具体取值,将其代入公式 (6) 中,即可得出遥感图像的去雾结果。

1.3.3 遥感图像遮挡处理

在动态场景中,目标可能会频繁地进入和离开遮挡区域,有效的遮挡处理能够减少因遮挡导致的追踪丢失或错误,从而提高追踪算法的准确性和鲁棒性^[11]。在图像遮挡处理过程中,首先需要确定遥感图像中的遮挡位置及其同质区,遮挡及同质区的分布情况如图 3 所示。

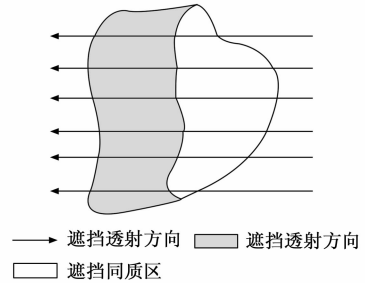


图 3 图像遮挡及同质区分布图

根据图 3 表示的分布情况,可得出待处理遮挡目标区域,即:

$$A_{\text{Occlusion}} = \{(x_z, y_z) \mid 0 < d[(x_z, y_z), (x_{\text{Occlusion}}, y_{\text{Occlusion}})] < d_0\} \quad (7)$$

式中, $d[(x, y), (x_{\text{Occlusion}}, y_{\text{Occlusion}})]$ 为图像中任意一点与遮挡中心之间的距离; d_0 为遮挡区域的判定阈值^[12]。通过对场景进行一定假设来估计场景的光照颜色,利用 Minkowski 范式计算校正增益,从而实现遮挡的补偿,补偿结果为:

$$I_B(x, y) = k_{\text{proportion}} \left[\frac{\sum_{i=1}^{M_A} \sum_{j=1}^{N_A} I(x, y) I''_{x,y}(t)^{\beta}}{M_A \cdot N_A} \right]^{1/\beta}, \quad I(x, y) \in A_{\text{Occlusion}} \quad (8)$$

式中, $k_{\text{proportion}}$ 为转换比例系数; β 为遮挡转换系数; M_A 和 N_A 分别表示遥感图像中检测的振荡区域长度和宽度^[13]。通过公式 (8) 的转换,图像中的遮挡区域能够得到有效补偿,在最大程度上减少遥感图像中遮挡区域占比。

1.3.4 遥感图像增强

采用图像形态学运算方式,对遥感图像进行增强处

理, 形态学运算方式能够突出图像中的特定结构特征, 同时抑制噪声。遥感图像的形态学运算包括膨胀、腐蚀、开运算和闭运算等方式, 膨胀操作会扩大图像中的高亮区域, 这一操作通过定义一个结构元素, 然后将这个结构元素在图像上滑动, 用结构元素内所有像素的最大值替换结构元素中心像素的值^[14]。膨胀操作可填补图像中的小洞, 连接邻近的对象, 腐蚀操作与膨胀相反。膨胀与腐蚀操作表达式如下:

$$S[I_B(x,y)] = \begin{cases} F \oplus G = [z \mid (G)_z \cap F = \varphi] \\ F \square G = [z \mid (G)_z \subseteq F] \end{cases} \quad (9)$$

式中, $(G)_z$ 表示将结构元素 G 的原点平移到点 z 的位置; F 为模板图像。基于开运算, 先对图像进行腐蚀, 然后再进行膨胀。这一操作可去除图像中的小对象, 同时保持较大对象的形状和大小基本不变, 而闭运算与之相反^[15]。根据上述算法, 可根据遥感图像的初始获取结果选择合适的运算方式, 以达到预期的图像增强效果。按照上述方式, 可对遥感图像进行依次处理, 并将处理结果赋值给遥感图像初始值。

1.4 分割遥感图像中的多动态目标

通过图像预处理, 可得到清晰度高、噪声少的遥感图像, 这些图像在质量上得到了显著提升。接下来, 为从复杂的背景中分离出感兴趣的目标区域, 以便进行更深入的特征提取和识别, 需要对这些预处理后的遥感图像进行分割。本次采用背景差分的方式, 将遥感图像中的背景与前景进行划分, 其中前景图像中包含多动态目标, 即实时追踪算法的处理对象。在优化设计算法中, 选择动态遥感图像中的第一帧无运动目标的图像作为背景图像, 由于背景图像会受到光线、环境的影响而发生变化, 因此需要对构建的背景图像进行连续更新^[16]。将遥感图像中的背景部分构建结果定义为 B_t , 则遥感图像的帧差求解结果为:

$$Q(x,y) = |S[I_B(x,y)] - B_t| \quad (10)$$

依据公式对差分图像进行阈值分割, 将差分图像转换为二值图像, 通过设定一个阈值, 将差分图像中像素值大于阈值的像素点判定为前景, 即遥感图像中的多动态目标, 最终将多动态目标判定结果进行融合, 并与背景图像分离, 完成图像目标的分割操作。

1.5 提取多动态目标遥感图像特征

为给遥感图像中多动态目标的检测与识别提供数据支持, 本次从颜色、几何结构等方面, 提取遥感前景图像中的目标特征^[17]。文章提取的目标特征分量为颜色直方图, 具体提取结果为:

$$\tau_{color} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \lambda [Q(x,y) - \varphi], \forall \varphi \in C \quad (11)$$

式中, M 和 N 分别为分割前景图像的长度和宽度; λ 为条件系数; φ 图像中所有颜色集合 C 中的任意值。另外

图像几何结构特征的提取分量为图像梯度幅值和梯度方向, 在几何结构特征提取过程中, 应用梯度算子 $[1, 0, 1]$ 对原始图像执行卷积操作, 以提取水平方向上的梯度分量。随后, 利用梯度算子 $[1, 0, -1]$ 对同一图像进行卷积处理, 从而获取竖直方向上的梯度分量^[18]。分别针对图像的横轴与纵轴方向, 计算其相应的梯度值, 进而确定每个像素点的梯度方向及其强度。遥感前景图像中任意像素点的梯度可以表示为:

$$\begin{cases} g_x(x,y) = h(x+1,y) - h(x-1,y) \\ g_y(x,y) = h(x,y+1) - h(x,y-1) \end{cases}, (x,y) \in Q(x,y) \quad (12)$$

式中, $g_x(x,y)$ 、 $g_y(x,y)$ 和 $h(x,y)$ 分别为像素点 (x,y) 处的水平方向梯度与垂直方向梯度和像素值。由此可以得出遥感前景图像中 (x,y) 位置上的梯度幅值和梯度方向特征分量提取结果, 即:

$$\begin{cases} \tau_{amplitude}(x,y) = \sqrt{g_x(x,y)^2 + g_y(x,y)^2} \\ \tau_{direction}(x,y) = \tan^{-1} \frac{g_y(x,y)}{g_x(x,y)} \end{cases} \quad (13)$$

在上述的基础上, 为区分结构或颜色相似的目标, 提取纹理特征能量参数。能量反映了图像灰度分布的均匀程度和纹理粗细程度。能量值越大, 说明图像纹理越规则、越均匀。并使用灰度共生矩阵 (GLCM) 来量化纹理特征。设图像的灰度级为 L , 对于给定的图像在方向 θ 和距离 d 下的灰度共生矩阵为 $\mathbf{P}(i,j,\theta,d)$, 则纹理特征能量参数表示如下:

$$\chi_E = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \mathbf{p}(i,j,\theta,d)^2 \quad (14)$$

对于多动态目标场景, 融合不同类型的特征可以更准确地区分和检测不同的目标, 以提高后续识别、定位的准确性, 以完成有效的多动态目标实时追踪。因此, 将提取的颜色、几何结构和纹理特征进行融合, 即可得出遥感图像中多动态目标在任意时刻的综合特征值, 其可表示为:

$$\tau_{extract} = a\tau_{color} + b \sqrt{\tau_{amplitude}(x,y)^2 + \tau_{direction}(x,y)^2} + c\chi_E \quad (15)$$

综上, 完成多动态目标遥感图像特征提取, 以为后续多动态目标识别奠定基础。

1.6 多动态目标识别与定位

依据上述提取的多动态目标遥感图像特征能够准确地表征图像中不同动态目标的独特属性。这些特征描述符的提取, 可为后续的目标识别、跟踪与定位提供坚实的基础。在获取多动态目标遥感图像特征后, 本次采用特征匹配的方式, 判断当前遥感图像中是否存在待追踪目标, 并确定当前目标位置。文章采用直方图交叉算法进行特征匹配。直方图交叉算法可通过构建多层次的直方图来比较两个特征集合之间的相似度, 以粗略估计特

征集之间最佳的局部匹配相似度。在实际的匹配过程中,可将输入数据按照不同的间隔大小划分为多个层次的直方图,类似于高斯金字塔的不同层图像具有不同分辨率,但这里的层次是基于直方图灰度间隔的不同划分。每一层直方图代表了数据在不同分辨率下的分布情况。随后,通过计算两个直方图在各层次上的交集,来评估两者之间的相似度。按照上述方式,得出遥感前景图像特征与设定目标标准特征之间的匹配结果为:

$$\zeta = \min(\tau_{\text{extract}}, \tau) \quad (16)$$

设定特征匹配度阈值为 ζ_0 , 当特征匹配度结果高于阈值时,证明当前像素点对应位置对应对象为待追踪目标,否则认为该像素点不为追踪目标。根据即时遥感技术成像原理,将识别为目标的像素点映射到空间环境中,得出遥感图像以及实际空间环境中的目标定位结果^[19],其可量化表示为:

$$\begin{cases} x_{\text{target}} = f^{-1} \times E^{-1} \times \alpha^{-1} \times x \\ y_{\text{target}} = f^{-1} \times E^{-1} \times \alpha^{-1} \times y \end{cases}, \zeta(x, y) \geq \zeta_0 \quad (17)$$

重复上述操作,将遥感图像中所有识别出的目标像素点代入公式(17)中,得出图像中多追踪目标在任意时刻的定位结果。

1.7 实现多动态目标实时追踪

完成图像中多目标在任意时刻的定位后,应进一步对多目标进行动态分析阶段,以实现多动态目标实时追踪。本次对目标的移动速度和移动方向进行估计,移动速度参数的估计结果为:

$$v = \frac{[x(t_2) - x(t_1)] + [y(t_2) - y(t_1)]}{t_2 - t_1} \quad (18)$$

式中, $[x(t_1), y(t_1)]$ 和 $[x(t_2), y(t_2)]$ 分别表示 t_1 和 t_2 时刻确定的目标位置。同理,通过对连续目标运动轨迹的分析,可以得出目标移动方向的估计结果^[20],则遥感图像中任意动态目标在下一时刻的预测结果为:

$$\begin{cases} x_{\text{prediction}}(t+1) = x(t) + vt \cdot \cos\vartheta \\ y_{\text{prediction}}(t+1) = y(t) + vt \cdot \sin\vartheta \end{cases} \quad (19)$$

式中, ϑ 为目标移动方向角的预测结果。在实际的动态目标实时追踪过程中,参考公式(19)表示的目标位置预测结果,将目标的追踪范围控制在以预测位置为圆心、半径为 5 的区域内。此时,无需对遥感图像中的其他区域进行运算处理,在最大程度上节省追踪算法的运行资源,从而保证追踪输出结果的实时性。由此得出任意时刻任意目标的追踪结果为:

$$\begin{cases} x_{\text{track}} = x_{\text{prediction}}(t+1) \pm \Delta x \\ y_{\text{track}} = y_{\text{prediction}}(t+1) \pm \Delta y \end{cases} \quad (20)$$

式中, Δx 和 Δy 为目标位置在水平和竖直方向的调整量。按照上述方式,得出遥感图像中所有目标的实时定位结果,完成多动态目标实时追踪工作。综上,基于即时遥感的多动态目标实时追踪算法研究的流程如图 4

所示。

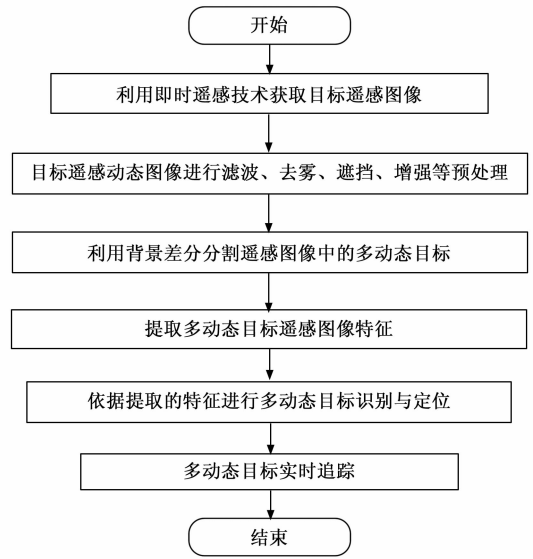


图 4 基于即时遥感的多动态目标实时追踪算法研究的流程图

2 实测分析

为测试优化设计算法的运行性能,设计实测分析实验。此次实验分别从追踪精度和追踪实时性两个方面进行测试,其基本测试原理为:综合考虑不同的实验场景,对设定的动态目标进行追踪,利用安装并调试完成的即时遥感设备,获取遥感图像数据,通过优化设计算法的运行得出多动态目标的实时追踪结果,将其与目标的实际位置信息进行比较,得出反映算法追踪精度的测试结果;而算法实时性的测试,就是对追踪结果数据的更新速率,从而反映出优化设计算法的实时性。

2.1 生成多动态目标追踪任务

此次实验选择某城市主干道作为实验环境,该区域应包含多种类型的公共交通工具。选择的城市主干道采用城市主干道 I 级标准设计,设计时速为 60 km/h,双向 6 车道,并设置完善的非机动车道和人行道,确保各类交通参与者的安全通行。主干道沿线根据交通流量和居民出行需求,合理布设公交站台,主干道设置多个公交专用道,可确保公交车在高峰时段能够顺畅通行。此次实验以该道路中的多辆公交车作为追踪对象,在选择的城市道路中构建坐标系,实现公交设备实时位置的量化,在该坐标环境下,得出多动态目标在任意时刻的实际位置数据,以此作为判定优化设计算法追踪精度的比对标准。以追踪目标开始行驶为初始时间,每隔 5 s 进行一次追踪,并按照时间顺序编写追踪时间编号,并借助安装在公交车上的 GPS 定位装置来获取公交车的位置信息,记录相应的目标实际位置数据,单位为 m。综合考虑公交车的规划路线生成多动态目标追踪任务,其多动态目标追踪任务的部

分生成情况如表 1 所示。

表 1 多动态目标追踪任务数据表

追踪时间编号	公交设备 1 实际位置		公交设备 2 实际位置	
	<i>x</i> 轴	<i>y</i> 轴	<i>x</i> 轴	<i>y</i> 轴
1	8	66	2	297
2	8	89	2	284
3	8	102	2	262
4	8	123	3	258
5	8	139	4	243
6	9	151	5	220
7	10	170	6	195
8	11	185	6	183
9	12	192	6	164
10	12	207	6	157

2.2 选择多动态目标追踪场景

为验证优化设计算法在不同场景下的追踪效果，分别选择全局光照场景和遮挡场景作为实验场景，全局光照场景指的是自然光照覆盖整个实验道路空间的场景，因此选择中午 12：00～14：00 作为实验时段，该时段光照方向为竖直向下，且光照强度最强。在追踪场景的选择过程中，保证不存在阴天、乌云等干扰。遮挡场景指的是道路环境与遥感设备之间存在明显障碍物，导致追踪目标被部分或完全遮挡，进而导致观测者无法直接、完整地看到目标物体的全部信息。分别在上述两种实验环境下，执行多动态目标的追踪操作。

2.3 安装并调试即时遥感设备

根据飞行任务的具体需求来确定遥感设备的类型，此次实验选择 ADS100 航空摄影仪作为遥感设备，该设备采用高分辨率线阵列 CCD 元件为探测器件，镜头采用中心垂直投影设计。遥感设备包含 13 条 CCD 扫描线，每个波段扫描线宽度 20 000 pixel，像素大小为 5 μm。传感器采用推扫式成像原理，能够同时获取目标的多波段影像。综合考虑遥感设备搭载飞机的结构和布局，确定设备的安装位置、固定方式、线缆走线以及电源和信号接口，将遥感设备接口接入到飞机上。

在遥感设备安装时，需要采取适当的防护措施以应对飞行过程中的振动和冲击。即时遥感设备安装完成后，模拟飞机的飞行过程，观察设备在飞行状态下的工作表现和数据传输情况。根据测试结果进行必要的调整和优化，保证安装的即时遥感设备能够有效地进行视线遥感图像采集。

2.4 设定即时遥感技术运行参数

设定即时遥感技术的光谱范围为 0.77～0.39 μm，分辨率为 1 366 × 768 px，曝光时间是 11 ms。在遥感图像生成过程中飞机的飞行高度和飞行速度分别为 800 m 和 5 m/s，ISO 感光度为 150，将设备调整至白平衡模式，以确保图像的色彩准确。

2.5 描述多动态目标实时追踪性能实测过程

优化设计基于即时遥感的多动态目标实时追踪算法的实验环境配置在 Ubuntu16.04LTS 操作系统上，配备有 GTXTitanX12 GB 的独立显卡，处理器为 8 核心 64 GB 内存的 CPU。此外，系统还集成了 GPU 开发工具 CUDA9.0 和深度学习加速库 CUDNN7.5，以支持深度学习应用。采用的深度学习框架是 Tensorflow，而代码的执行环境则是基于 Python3.5 版本。在全球光照场景下，利用安装的即时遥感设备获取遥感图像，通过图像分割、特征提取、实时定位等步骤，得出多动态目标的追踪结果。任意时刻多动态目标追踪的输出结果如图 5 所示。



图 5 全局光照场景下多动态目标追踪结果

按照上述方式可得出实验过程中所有时刻多动态目标的追踪输出结果。此外，将实验场景切换至遮挡场景，重复上述操作，得出对应的目标追踪结果如图 6 所示。



图 6 遮挡场景下多动态目标追踪结果

实验设置文献 [3] 中的基于毫米波设备的多目标

追踪算法、文献 [4] 中基于 Transformer 和位置约束的多目标追踪算法作为实验对比,在相同的实验环境下,实现对比算法的开发,并在两种实验场景下得出多动态目标的追踪结果。

2.6 设置多动态目标实时追踪性能测试指标

根据实验目的,分别从追踪精度和追踪实时性两个方面设置测试指标。其中,追踪精度的测试指标设置为追踪误差,该指标的测试结果为:

$$\epsilon(t) = \sum_{i=1}^{n_{\text{target}}} |x_i^{\text{reality}}(t) - x_i^{\text{track}}(t)| + |y_i^{\text{reality}}(t) - y_i^{\text{track}}(t)|$$

(21)

式中, $[x_i^{\text{reality}}(t), y_i^{\text{reality}}(t)]$ 为 t 时刻第 i 个目标的实际位置坐标; n_{target} 为待追踪的目标数量。此外,追踪实时性的测试指标设置为更新频率,该指标的测试结果如下:

$$\eta_{\text{renew}} = \frac{n_{\text{renew}}}{T}$$

(22)

式中, n_{renew} 和 T 分别为追踪数据的更新次数和单位更新时间。依据上述,最后计算得出追踪误差取值越小,证明对应算法的追踪精度越优,更新频率越高说明对应算法的实时性越优。

2.7 实测结果与分析

2.7.1 全局光照场景下的追踪精度

在全局光照场景下,通过算法输出多动态目标追踪结果的输出与记录,得出反映算法追踪精度性能的测试结果,具体如表 2 所示。

表 2 全局光照场景下多动态目标追踪结果数据表

追踪时间编号	基于毫米波设备的多目标追踪算法		基于 Transformer 和位置约束的多目标追踪算法		基于即时遥感的多动态目标实时追踪算法	
	公交设备 1 实际位置	公交设备 2 实际位置	公交设备 1 实际位置	公交设备 2 实际位置	公交设备 1 实际位置	公交设备 2 实际位置
1	(7,60)	(2,296)	(8,62)	(2,294)	(8,65)	(2,296)
2	(8,81)	(2,284)	(8,84)	(2,281)	(8,88)	(2,285)
3	(8,108)	(2,262)	(8,106)	(2,265)	(8,102)	(2,260)
4	(8,129)	(3,258)	(8,120)	(3,253)	(8,122)	(3,258)
5	(9,130)	(4,243)	(8,136)	(4,240)	(8,138)	(4,242)
6	(9,159)	(5,220)	(9,155)	(5,224)	(9,150)	(5,220)
7	(10,178)	(5,188)	(10,173)	(6,192)	(10,170)	(6,195)
8	(10,177)	(6,188)	(11,181)	(6,187)	(11,185)	(6,181)
9	(12,199)	(6,169)	(12,195)	(6,166)	(12,190)	(6,165)
10	(12,200)	(6,150)	(12,204)	(6,152)	(12,208)	(6,156)

将表 2 中的数据代入公式 (21) 中,得出该场景下 3 种算法的多动态目标追踪误差分别为 10.2、7.1 和 1.7 m。

2.7.2 遮挡场景下的追踪精度

按照上述方式得出遮挡场景下,3 种算法追踪精度

的测试结果如图 7 所示。

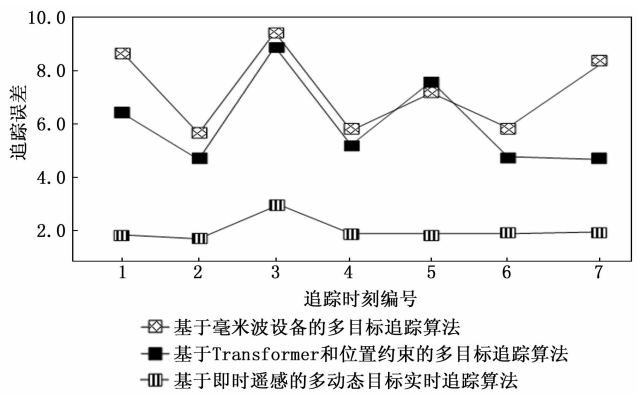


图 7 遮挡场景下多动态目标追踪精度测试结果

从图 7 中可以直观看出,与两种传统算法相比,优化设计算法的追踪误差明显降低,即优化追踪算法具有更高的追踪精度。

2.7.3 多动态目标追踪实时性

综合两种场景的追踪算法执行结果,通过单位时间内追踪数据更新次数的统计,得出反映算法追踪实时性的测试对比结果,如图 8 所示。

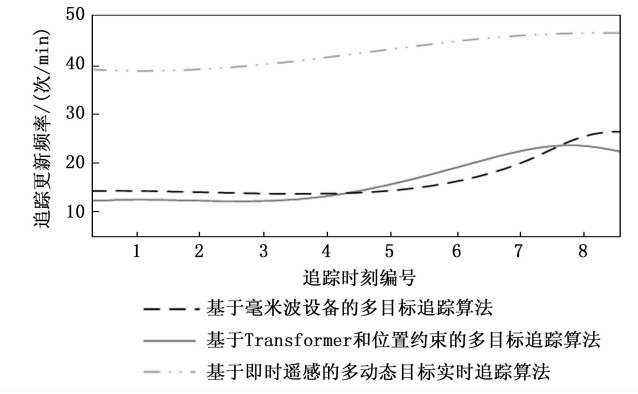


图 8 多动态目标追踪实时性测试对比曲线

从图 8 可以看出,与两种传统算法相比,优化设计算法的更新频率更高,即优化设计算法的实时性更优。

3 结束语

通过融合先进的图像处理、机器学习及优化算法,实现对复杂环境下多动态目标的持续、稳定追踪,其不仅提升了追踪的实时性与准确性,还显著增强了系统对动态变化及干扰因素的适应性。多动态目标实时追踪算法在于推动即时遥感技术在实时监控、军事侦察、灾害应急、自然资源管理等多个领域的广泛应用。在此次研究中,通过即时遥感技术的引入,极大地拓展了动态目标追踪的视野范围与精度,对于推动即时遥感技术在实时监控、军事侦察、灾害应急及自然资源管理等多个领域的广泛应用具有积极意义。

参考文献:

- [1] 李 强, 武文波, 何明一. 基于 MPSoC 的遥感图像目标检测算法硬件加速研究 [J]. 航天返回与遥感, 2022, 43 (1): 58-68.
- [2] 王艳辉, 张福泉, 邹 静, 等. 基于改进卷积神经网络的遥感图像目标检测方法 [J]. 南京理工大学学报, 2023, 47 (3): 330-336.
- [3] 张桂栋, 杨 铮, 张 驿, 等. 基于毫米波设备的远距离多目标追踪算法研究 [J]. 计算机学报, 2023, 46 (7): 1366-1382.
- [4] 吴 悦, 雒江涛, 张 攀, 等. 基于 Transformer 和位置约束的端到端多目标追踪算法 [J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2023, 35 (3): 563-570.
- [5] 才 华, 王学伟, 付 强, 等. 基于动态模板更新的孪生网络目标跟踪算法 [J]. 吉林大学学报 (工学版), 2022, 52 (5): 1106-1116.
- [6] KAMKAR S, MOGHADDAM H A, LASHGARI R, et al. Brain-inspired multiple-target tracking using dynamic neural fields [J]. Neural Networks, 2022, 151: 121-131.
- [7] 李养晓, 卫福源, 周正华, 等. 基于加速自适应时空背景感知相关滤波的目标追踪算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2022, 35 (1): 82-91.
- [8] 王文远, 金恒宏, 宋文净, 等. 基于 ReInspect 算法的多目标追踪 [J]. 计量学报, 2022, 43 (4): 470-474.
- [9] 陈方芳, 宋代平. 基于动态模板匹配的自适应尺度目标跟踪算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60 (4): 239-246.
- [10] 方思凯, 孙广玲, 陆小锋, 等. 基于动态 Transformer 的轻量化目标检测算法 [J]. 电光与控制, 2024, 31 (2): 52-57.
- [11] 陈发堂, 韩才君, 张 航. 多目标的跟踪区域列表动态优化算法 [J]. 南京邮电大学学报 (自然科学版), 2023, 43 (2): 27-35.
- [12] 陈蔚燕, 张扶桑, 刘俊杰, 等. 基于 IR-UWB 雷达的多视角融合动态目标追踪 [J]. 软件学报, 2023, 34 (12): 5457-5476.
- [13] 孙 硕, 徐江涛, 高志远. 基于脉冲图像传感器的高精度高速目标追踪 [J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60 (6): 396-406.
- [14] 袁莉娅, 陈玮琳, 李范鸣, 等. 复杂背景下基于汉明距离约束的 Hash_LBP 运动目标快速检测算法 [J]. 光子学报, 2022, 51 (9): 292-308.
- [15] 陈 莹, 郝应光, 王洪玉, 等. 基于局部梯度强度图的动态规划检测前跟踪算法 [J]. 计算机科学, 2022, 49 (8): 150-156.
- [16] 李 阳, 侯 颖, 李 娇, 等. 动态模板匹配的孪生网络长时目标跟踪算法 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59 (17): 159-168.
- [17] 陈 立, 张 帆, 郭 威, 等. 基于级联式逆残差网络的遥感图像轻量目标检测算法 [J]. 电子学报, 2023, 51 (9): 2588-2597.
- [18] 兰旭婷, 郭中华, 石甜甜, 等. 融合 SPP 与 FPN 的光学遥感图像飞机目标检测 [J]. 电光与控制, 2023, 30 (4): 6-11.
- [19] 袁 翔, 程 攀, 李 戈, 等. 遥感影像小目标检测研究进展 [J]. 中国图象图形学报, 2023, 28 (6): 1662-1684.
- [20] 成 倩, 李 佳, 杜 娟. 基于 YOLOv5 的光学遥感图像舰船目标检测算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45 (5): 1270-1276.
- [21] SILVIA A, M C R. Networking brainstem and basal ganglia circuits for movement [J]. Nature reviews. Neuroscience, 2022, 23 (6): 342-360.
- [22] NAMBU A, TOKUNO H, TAKADA M. Functional significance of the cortico-subthalamo-pallidal ‘hyperdirect’ pathway [J]. Neuroscience Research, 2002, 43 (2): 111-117.
- [23] BAUSCHKE H H, BOLTE J, TEBoulLE M. A descent lemma beyond lipschitz gradient continuity: first-order methods revisited and applications [J]. Mathematics of Operations Research, 2016, 42 (2): 330-348.
- [24] YANG Z, CHEN Z, WANG C. An accelerated stochastic variance-reduced method for machine learning problems [J]. Knowledge-Based Systems, 2020: 198.
- [25] DENG L. The mnist database of handwritten digit images for machine learning research [best of the web] [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29 (6): 141-142.
- [26] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [J]. CoRR, 2014, abs/1409.4842.
- [27] BAE W, YOO J J, YE J C. Beyond deep residual learning for image restoration: Persistent homology-guided manifold simplification [J]. CoRR, 2016, abs/1611.06345.
- [28] FORD C P. The role of d2-autoreceptors in regulating dopamine neuron activity and transmission [J]. Neuroscience, 2014, 282: 13-22.
- [29] MONTAVON G, LAPUSCHKIN S, BINDER A, et al. Explaining nonlinear classification decisions with deep Taylor decomposition [J]. Pattern Recognition, 2017, 65: 211-222.
- [30] NESTEROV Y, POLYAK B T. Cubic regularization of newton method and its global performance [J]. Mathematical Programming, 2006, 108 (1): 177-205.

(上接第 182 页)