

王璐, 陈仁喜. 卫星视频运动车辆检测方法的评价分析与优化[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(3): 100-105. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 24102204

卫星视频运动车辆检测方法的评价分析与优化

王璐¹, 陈仁喜²

(1 江苏省地质局第一地质大队, 南京 210041; 2 河海大学 地理与遥感学院, 南京 211100)

摘要: 近年来视频卫星的成功研发, 使对地表动态目标的实时性监测成为可能。为将视频卫星运用于智能交通领域, 首先需实现卫星视频中车辆目标的高效检测, 该项技术是获取一切交通信息的前提。然而, 卫星拍摄的视频数据与地面监控视频差异悬殊, 现有检测算法难以全面、且准确地检测出卫星视频中车辆目标。为此, 本研究在对现有检测算法适用性进行评价的基础上, 结合视频影像特点, 引入特征背景建模法, 通过构建非感兴趣区掩膜, 剔除大量误检目标, 以获取更加准确全面的车辆检测结果。本研究以吉林一号卫星视频作为实验数据, 经实验对比, 在兼顾查全率的情况下, 算法优化后获得的检测结果在检测精度上得到显著提升。

关键词: 视频卫星; 遥感影像; 目标检测; 吉林一号

中图分类号: TP751; P237

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)03-0100-06

Evaluation and optimization of moving vehicle detection from satellite videos

WANG Lu¹, CHEN Renxi²

(1 The First Geological Brigade of Jiangsu Geological Bureau, Nanjing 210041, China;

2 School of Geography and Remote Sensing, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: In recent years, the successful development of video satellites makes it possible to monitor dynamic targets on the ground in real time. In order to apply the video satellite to the field of intelligent transportation, it is necessary to achieve the efficient detection of vehicle targets in the satellite video, which is the premise of obtaining all traffic information. However, due to the great difference between the video data captured by satellite and the ground surveillance video, it is difficult for the existing detection algorithms to detect the vehicle targets in the satellite video accurately and comprehensively. Therefore, based on the applicability evaluation of the existing detection algorithms and considering the characteristics of video images, this paper introduces the eigenback ground modeling method. By constructing the non-ROI mask, a large number of false detection targets are eliminated to obtain more accurate and comprehensive vehicle detection results. In this study, Jilin-1 satellite video is used as experimental data. Through experimental comparison, while taking into account the recall ratio, the detection accuracy has been significantly improved in the detection results obtained after optimization of the algorithm.

Key words: video satellite; remote sensing image; object detection; Jilin-1

0 引言

随着遥感卫星技术的不断发展, 人类对地球空间数据的获取能力也在日益增强, 视频卫星是近年来研发的一种新型对地观测卫星, 与传统的对地观测卫星相比, 其突出的作用在于, 能够对特定区域进行“凝视”观测, 以拍摄视频的方式连续记录地表空间信息, 可获得比传统卫星更多的动态信息, 具备在

大尺度上对动态目标进行跟踪监测的能力^[1]。将视频卫星运用于城市地面交通监控, 可快速获取车速、车道占有率等数据信息, 为实现道路疏通、车辆调度、路网密集度分析等提供重要数据来源^[2]。

为有效发挥视频卫星在交通领域的作用, 首先需要实现对卫星视频车辆目标的高效检测, 该项技术是获取一切交通信息的前提和关键。随着计算机硬件与软件的快速升级, 检测算法的性能正在逐步

基金项目: 中国科学院太空应用重点实验室开放基金(LSU-KFJJ-2018-10)。

作者简介: 王璐(1991—), 女, 工程师、助理研究员, 主要研究方向: 遥感信息处理, 工程测量。

通信作者: 陈仁喜(1976—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 遥感信息处理, LiDAR 数据处理。Email: chenrenxi@hhu.edu.cn。

收稿日期: 2024-10-22

优化,地面监控视频目标检测算法的检测性能尤为显著^[3],目前,与卫星视频目标检测相关的研究也都以此为借鉴。

国内,在对经典检测算法的借鉴中,主要是以背景差分法、帧间差分法为主。2017年,孟进军^[4]结合混合高斯背景建模法(GMM)和视觉背景提取法(ViBe)的优缺点,提出了GMM-ViBe方法,一定程度上克服了GMM算法计算量大以及ViBe算法易产生“鬼影”问题。于渊博等学者^[5]在背景建模的基础上,以车辆像元尺寸为检测约束条件,对虚假目标做进一步识别并剔除,以改善检测效果。2018年,吴昱舟等学者^[6]对混合高斯背景建模更新机制进行改进,结合运用多帧差分法,使算法改进后更具鲁棒性。2019年,付宏博^[7]研究出基于ViBe检测算法和轨迹迭代关联的车辆多目标跟踪方法,将目标检测问题转化成分类问题,筛除了大量伪目标。2022年,鹿明等学者^[8]在ViBe算法的基础上,利用面向对象分类技术,有效识别并区分出车辆目标与虚假目标,进一步提高了检测精度。

近几年,国外也有大量研究者基于不同理论方法对此课题展开研究。2015年,Kopsiaftis等学者^[9]使用背景差分法进行车辆检测与交通密度估计,结合形态学运算及统计分析,提取出车辆目标。Cao等学者^[10]提出基于局部聚类分割的对称差分目标检测算法,经实验,该算法对检测“慢速”目标非常有效。针对背景环境的干扰,2016年,Yang等学者^[11]根据车辆的运动轨迹构建场景运动热图,通过运动热图增强运动目标的显著性。2017年,Zhang等学者^[12]在背景差分基础上,通过聚类的方式对运动流模式进行分类,达到筛除虚假目标的目的。针对车辆目标尺寸小的特点,2019年,Wei等学者^[13]提出了一种基于局部噪声建模的检测算法,通过指数概率分布对潜在车辆目标和噪声进行区分,有效改善了检测性能。2020年,Pato等学者^[14]提出一种利用上下文信息进行检测置信度重分配的策略,取得了良好的检测效果。2021年,Lim等学者^[15]通过连接目标多尺度特征,同时辅以注意力机制聚焦于检测目标,在小目标检测方面提高了检测性能。

综合上述研究可知,尽管地面监控视频目标检测算法在卫星视频目标检测领域具有很强的参考性和借鉴性,但考虑到地面监控目标与卫星视频影像中车辆目标差异悬殊,如图1所示,各类经典算法对于卫星视频目标检测的适用性各有千秋,需对其适用性进行评析,并结合卫星视频影像特点做进一步

设计与优化。



图1 地面监控目标与卫星视频中车辆目标的差异

Fig. 1 Differences between ground surveillance targets and vehicle targets in satellite video

1 目标检测算法

1.1 帧间差分法

三帧差分法的原理为:对连续的3帧影像,首先用第 t 帧影像中各像素减去第 $t-1$ 帧影像的像素,通过阈值划分得到二值图像 $G_1(i, j)$,再对第 t 帧与第 $t+1$ 帧做差分运算,得到二值图像 $G_2(i, j)$,最后将二者进行“与”运算,得到最终的检测结果 $F(i, j)$ ^[16]。公式如下:

$$G_1(i, j) = \begin{cases} 1, & |I_t(i, j) - I_{t-1}(i, j)| \geq T \\ 0, & |I_t(i, j) - I_{t-1}(i, j)| < T \end{cases} \quad (1)$$

$$G_2(i, j) = \begin{cases} 1, & |I_t(i, j) - I_{t+1}(i, j)| \geq T \\ 0, & |I_t(i, j) - I_{t+1}(i, j)| < T \end{cases} \quad (2)$$

$$F(i, j) = G_1(i, j) \otimes G_2(i, j) = \begin{cases} 1, & G_1(i, j) \cap G_2(i, j) \neq 0 \\ 0, & G_1(i, j) \cap G_2(i, j) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $G_1(i, j)$ 、 $G_2(i, j)$ 分别表示2组差分结果; $I_{t-1}(i, j)$ 、 $I_t(i, j)$ 和 $I_{t+1}(i, j)$ 分别表示连续3帧影像的像素值; $F(i, j)$ 表示最终3帧差分的结果;1表示前景;0表示背景; T 表示设定的阈值。

1.2 混合高斯背景建模法

混合高斯背景模型(GMM)的建模过程主要为以下几步。首先定义当前像素点的概率密度分布函数,即 K 个高斯模型概率密度函数的加权之和 $P(X_t)$:

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \cdot \eta(X_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}) \quad (4)$$

这里,

$$\eta(X_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} (\sigma_{i,t})^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu_{i,t})^T \cdot \sigma_{i,t}^{-1} (X_t - \mu_{i,t})} \quad (5)$$

其中, K 表示高斯模型数量; $\omega_{i,t}$ 为 t 时刻第 i 个高斯概率密度函数的权重,表示当前高斯分布在

背景模型中所占比重; $\mu_{i,t}$ 表示 t 时刻第 i 个高斯模型均值; $\tau_{i,t}$ 表示 t 时刻第 i 个高斯模型的协方差阵; η 表示高斯概率密度函数。

当新帧出现时,新像素 X_t 将与 K 个高斯分布逐个匹配,依据以下条件判定是否匹配:

$$M_{i,t} = \begin{cases} 1, & |X_t - \mu_{i,t-1}| \leq 2.5\sigma_{i,t-1} \\ 0, & |X_t - \mu_{i,t-1}| > 2.5\sigma_{i,t-1} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $M_{i,t}$ 表示匹配结果;1 表示匹配成功、判定为背景点,0 表示匹配不成功、判定为前景点。

最后,依据各高斯分布的权重大小对其进行降序排列,并根据阈值条件,用前若干个高斯分布来更新背景模型。公式为:

$$B = \operatorname{argmin}_b \left(\sum_{i=1}^b \omega_{i,t} > T \right) \quad (7)$$

其中, argmin_b 表示加权求和大于阈值 T 的最小值。

1.3 基于 K-近邻算法的背景分割法

基于 K-近邻算法(KNN)的背景分割法结合了无参数概率密度估计和 KNN 分类的思想^[17]。该算法为每一个像素点建立历史帧像素样本集,集合中存储了关于当前像素的 $3N$ 个历史帧像素信息,包含历史像素在 R, G, B 三个通道上的灰度值以及该像素的属性标记 $Flag$, $Flag$ 为 1, 表示背景点; $Flag$ 为 0, 表示前景点。检测期间样本集实时更新。数据结构如图 2 所示^[18]。

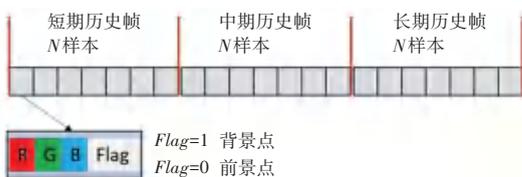


图2 历史帧集合的数据结构^[18]

Fig. 2 Data structure for a collection of historical frames^[18]

通过计算当前像素与其历史帧中所有像素的欧式距离,来判断当前像素是否为前景点,公式如下:

$$Dist(t, i) = \sqrt{(R_t - R_i)^2 + (G_t - G_i)^2 + (B_t - B_i)^2} \quad (8)$$

其中, $Dist(t, i)$ 表示欧式距离; R_t, G_t, B_t 分别表示当前像素各通道的灰度值; R_i, G_i, B_i 分别表示历史像素各通道的灰度值, 这里 $i = 1, 2, \dots, 3N$ 。

根据 K-近邻算法的思想,将欧式距离 $Dist(t, i)$ 小于指定阈值 TH_D 的历史像素,作为当前像素的相似样本,再统计相似样本中属性为背景点的样本个数。若该数目超过指定阈值 TC_k , 则将当前像素

判定为背景点,否则,判定为前景点。

2 特征背景建模法

特征背景建模法基于主成分分析的思想^[19],建模过程包含 2 个阶段:特征背景子空间构造阶段及前景目标检测阶段。

在特征背景子空间构造阶段,需对不包含前景目标或目标尺寸较小的图像训练集做主成分分析。假设单个训练图像分辨率为 $m \times n$, 训练样本数为 M , 对图像训练集进行列向量化,可得到 M 个 l 维 ($l = m \times n$) 的列向量 $\vec{\gamma}_1, \vec{\gamma}_2, \dots, \vec{\gamma}_M$, 此时,计算出训练集的均值背景 $\vec{\varphi}$, 公式为:

$$\vec{\varphi} = \frac{\sum_{i=1}^M \vec{\gamma}_i}{M} \quad (9)$$

则各训练图像的均值背景差分别为: $\vec{\psi}_i = \vec{\gamma}_i - \vec{\varphi}$, $i = 1, \dots, M$ 。之后,基于主成分分析的思想,通过计算均值背景差图像 $\vec{\psi}_i$ 的协方差矩阵 C , 来获取特征值 λ_k 及特征向量 $\vec{\mu}_k$, 协方差矩阵 C 的计算公式为:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \vec{\psi}_i \vec{\psi}_i^T \quad (10)$$

由于大多数特征都集中在较大特征值对应的一些特征向量中,因此,仅保留前 P 个最大特征值对应的特征向量 $\vec{\mu}_k$, 即特征背景,从而实现特征背景子空间的构造^[20]。

在前景目标检测阶段,对于包含前景目标及背景输入图像 $\vec{\gamma}$, 首先通过前一阶段所获得的 P 个特征背景 $\vec{\mu}_k$ 以及均值背景 $\vec{\varphi}$, 对该输入图像进行背景重建,重建的参考背景图像为:

$$\vec{\gamma}^R = \vec{\varphi} + \mathbf{E} \mathbf{E}^T (\vec{\gamma} - \vec{\varphi}) \quad (11)$$

其中, $\mathbf{E} = [\vec{\mu}_1, \vec{\mu}_2, \dots, \vec{\mu}_P]$ 表示由 P 个特征背景 $\vec{\mu}_k$ 组成的矩阵, $\vec{\gamma}^R$ 表示重建的参考背景图像。再计算输入图像 $\vec{\gamma}$ 与重建背景 $\vec{\gamma}^R$ 之间对应像素的欧式距离。当距离大于某阈值时,该像素被判定为前景,否则为背景。

3 实验数据准备与评价指标选定

3.1 实验数据准备

本研究以吉林一号视频卫星拍摄的影像数据为实验对象,该数据由中国长光卫星公司于 2015 年发布,空间分辨率约 1.13 m, 视频尺寸为 4 096 像素 \times 2 160 像素, 帧速率为 25 帧/s, 共拍摄 750 帧画面, 拍摄区域为美国明尼阿波利斯地区。

为对程序检测结果进行可靠性评价,在实验准备阶段,研究以随机间隔选取 10 帧影像(第 20、70、120、170、220、320、420、520、620、720 帧),使用 Windows 的 Painter 软件逐帧标记出所有车辆目标,即制作 Ground-Truth 图。在实验结果评价阶段,将此图与程序检测结果进行叠加对比,以反映漏检和误检目标。

3.2 评价指标选定

目标检测算法性能评价常用到 3 个参数:精准率、查全率和 $F1$ 分数^[21]。分述如下:

(1)精准率 (*Precision*)。主要反映检测的准确性,即被检测出的准确目标 TP 占有所有检出目标的比例,又称为查准率,公式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

其中, FP 表示被误检的伪目标。

(2)查全率 (*Recall*)。主要反映检测的全面程度,即被检测出的准确目标 TP 占有所有应检出真实目标的比例,又称为召回率,公式为:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$

其中, FN 表示漏检的目标。

(3) $F1$ 分数 (*F1-Score*)。 *Precision* 和 *Recall* 是相互矛盾的,在不同应用场景下关注点不同,而 $F1$ 分数 (*F1-Score*) 采用了调和平均数的方式来综合考虑,能更好地衡量目标检测效果, $F1$ 分数越大说明总体检测效果越好。公式如下:

$$F1-Score = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (14)$$

4 运动车辆检测算法的适用性评价与分析

本节将分别使用帧间差分法 (Diff3)、混合高斯背景建模法 (GMM)、基于 K -近邻算法的背景分割法 (KNN) 对实验数据中运动车辆进行检测,根据检测结果和性能度量指标,分别从定性、定量两个角度评价分析各算法的适用性,在暂不考虑精准率的前提下,选出查全率较高的检测算法,其结果作为车辆检测的初步成果。

本实验通过 Python 编程实现,涉及到计算机视觉软件库 OpenCV 和背景建模库 bgslibrary 的使用。

图 3 分别是第 70 帧、第 320 帧、第 620 帧的检测结果,其中正检目标用红色表示,误检目标用黄色表示,漏检目标用青色表示。

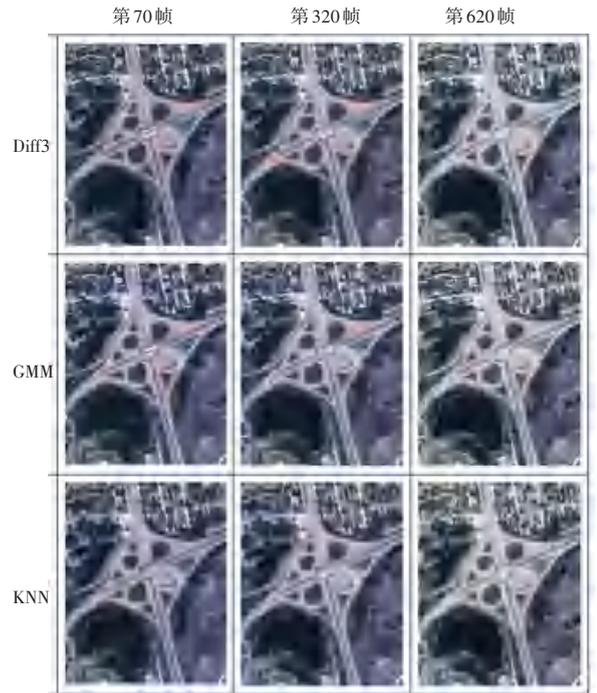


图 3 车辆目标检测结果

Fig. 3 Vehicle target detection results

由图 3 可见,各算法显示出不同的检测效果。

三帧差分法的漏检现象非常明显,主要由于其对慢速目标的不敏感所致,尤其当目标在两帧间移动的像素数目小于整体大小一半时,车辆中部易被识别为背景,造成“空洞”现象,导致检测结果不完整,漏检率高。除了算法本身对慢速目标的不敏感性,还由于视频影像中车辆目标对比度低的特点,加重了漏检现象。

GMM 算法的查全率比 Diff3 算法略有提高,但当车辆由深色路面驶入浅色路面,对比度降低时,背景建模准确度有所下降,导致部分目标被误判为背景,造成漏检,该现象集中体现在道路中央区域。而 KNN 算法对此区域的检测完整度并未下降,依然具有较高的识别能力,且其他路段上车辆目标的检测率也很高。与其他算法相比,KNN 算法的查全率优势明显。

本实验对随机抽取的 10 帧影像在不同算法检测下的整体精准率、查全率及 $F1$ 分数进行统计,如图 4 所示,从定量角度反映各算法的检测性能。就精准率而言,三帧差分法准确度最高,达到 95%,KNN 算法最低,仅有 36%;从查全率角度,KNN 算法达到了 96% 的检测完整度,而三帧差分法的漏检现象较严重,查全率最低。整体上,各算法的 $F1$ 分数均未达到理想检测水平,尚有改进空间。

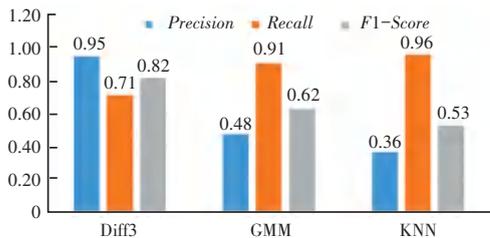


图4 各检测算法性能评价

Fig. 4 Performance evaluation of each detection algorithm

由定性、定量结果可知,各算法适用性较弱、检测效果差异大,有的精准率高、但查全率低,有的与之相反。总之,难以直接获得兼具高精度及高查全率的检测结果。

各实验中,三帧差分法的 $F1$ 分数最高,但提取的车辆数据不全面,作为交通系统的数据源,该检测结果缺乏参考价值与实际应用意义。相反,KNN 算法在检测完整度方面优势明显,因此,本研究选用 KNN 算法的检测结果作为初步检测成果,通过后续优化处理,进一步提高检测精准率。

5 检测结果的优化处理

5.1 构建非感兴趣区掩膜

根据第2节阐述的特征背景建模法原理,其对

不包含前景目标或目标尺寸较小的图像训练集,能较准确地还原真实背景环境,考虑到卫星视频中车辆目标尺寸较小,符合算法适用条件,因此,本节将利用该算法构建非道路区域(即非感兴趣区)掩膜,用于筛选初检结果中的伪目标。

由于车辆一直处于行驶状态,根据算法特性,重构出的背景不免存在“退化”现象,无法涵盖全部非感兴趣区域,需通过形态学运算等操作,对其做进一步完善。具体流程如图5所示。

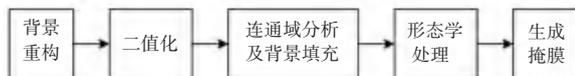


图5 非感兴趣区掩膜的处理流程

Fig. 5 Processing flow of non-ROI mask

首先,使用 Otsu 阈值分割法对重构背景进行二值化处理,生成二值化影像,对其中未闭合的背景区域,如图6红框所示,通过连通域分析进行填充。最后,针对道路上误被重构成背景的小目标,运用形态学开运算进行消除。最终得到的处理结果如图6(c)所示。



(a) 原始视频影像

(b) 最初的重构效果

(c) 处理后的非感兴趣区

图6 背景掩膜的提取

Fig. 6 Extraction of background mask

5.2 初检结果中伪目标的剔除

利用5.1节提取到的非感兴趣区掩膜,对初检结果中伪目标做进一步筛选。图7展示了第320帧影像在掩膜使用前后的检测效果对比。

将各帧的初检结果与掩膜叠加,位于掩膜范围内的检测结果被判定为伪目标,将其剔除,其余在掩膜之外的检测目标予以保留。如图7中白框所示,使用掩膜后,非道路区域的大量伪目标被剔除。



(a) 初步检测结果

(b) 使用掩膜后的结果

图7 掩膜使用前后检测结果对比

Fig. 7 Comparison of detection results before and after mask use

表1从定量角度对掩膜使用前后的检测效果进行了对比。

表1 检测结果对比
Table 1 Comparison of detection results

检测 帧数	KNN			KNN+掩膜		
	Precision	Recall	F1-Score	Precision	Recall	F1-Score
20	0.46	1.00	0.63	0.83	0.98	0.90
70	0.61	1.00	0.76	0.96	0.97	0.96
120	0.63	0.94	0.76	0.97	0.89	0.93
170	0.49	0.97	0.65	0.91	0.93	0.92
220	0.63	1.00	0.77	0.97	0.97	0.97
320	0.41	0.91	0.57	0.91	0.90	0.91
420	0.13	0.92	0.23	0.73	0.89	0.80
520	0.30	0.93	0.45	0.87	0.82	0.84
620	0.29	0.98	0.45	0.80	0.98	0.88
720	0.39	0.98	0.55	0.91	0.90	0.91
整体水平	0.36	0.96	0.53	0.88	0.92	0.90

由表1可知,使用掩膜后,精准率大幅提高,从36%上升到88%,增幅为52%,除道路上个别虚假目标未被剔除,其余分布在非道路区域的已基本剔除。就查全率而言,从96%下降至92%,考虑到掩膜构建存在偏差,在进行形态学膨胀操作时,部分非感兴趣区域扩大至道路边缘,使紧贴路边行驶的车辆被错误剔除,导致查全率略微下降。总体上,F1分数从53%上升到90%,说明掩膜的使用一定程度弥补了仅使用KNN算法的不足,不论精准率、还是查全率都得到明显提升。

6 结束语

鉴于卫星视频影像的特殊性,本文对当前主流检测算法的适用性进行了测试分析,各算法检测效果参差不齐,均难以直接获得兼具精准度和完整度的检测结果。为优化检测方法,本研究引入特征背景建模,对非道路区域进行背景重构和掩膜提取,利用掩膜有效识别并筛选了道路以外大量伪目标,检测精准率得以大幅提升,整体检测水平也显著提高。

然而,由于视频影像中背景复杂多变,本实验结果与理想检测结果仍有一定差距。一方面,非道路区掩膜提取的精确度有待进一步提高;另一方面,掩膜未涉及的范围。如道路区域,仍残存一些虚假目标。考虑到车辆目标尺寸小、与地面对比度低等不利因素的干扰,需结合其他技术,对整体检测算法做进一步优化处理,以期获得更加优质的检测结果。

参考文献

[1] 肖超,安玮,李朝旭,等. 天基光学遥感目标智能检测技术综述[J]. 遥感学报,2024,28(7):1681-1692.

[2] 郭璐. 智能交通系统在智慧城市建设中的作用与优化路径[J]. 城市建设理论研究(电子版),2024(32):226-228.

[3] 程家星. 基于运动目标检测的实时视频监控系统设计[J]. 自动化与仪器仪表,2024(10):159-162.

[4] 孟进军. 基于交通视频数据的车辆检测算法研究与应用[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2017.

[5] 于渊博,张涛,郭立红,等. 卫星视频运动目标检测算法[J]. 液晶与显示,2017,32(2):138-143.

[6] 吴昱舟,姚力波,刘勇,等. 基于帧差和背景建模的卫星视频目标检测[J]. 海军航空工程学院学报,2018,33(5):441-446.

[7] 付宏博. 车载视频动态车辆实时检测与跟踪方法研究[D]. 武汉:武汉大学,2019.

[8] 鹿明,李峰,张南,等. 基于ViBE与面向对象分类的视频卫星运动车辆检测[J]. 中国空间科学技术,2022,42(3):141-149.

[9] KOPSIAFTIS G, KARANTZALOS K. Vehicle detection and traffic density monitoring from very high resolution satellite video data [C]//Proceedings of 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway, NJ: IEEE, 2015:1881-1884.

[10] CAO Yutian, WANG Gang, YAN Dongmei, et al. Two algorithms for the detection and tracking of moving vehicle targets in aerial Infrared image sequences [J]. Remote Sensing, 2015, 8(8): 28-49.

[11] YANG Tao, WANG Xiwen, YAO Bowei, et al. Small moving vehicle detection in a satellite video of an urban area [J]. Sensors, 2016, 16(9):1528.

[12] ZHANG Junpeng, JIA Xiuping, HU Jiankun. Motion flow clustering for moving vehicle detection from satellite high definition video [C]//International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA). Piscataway, NJ: IEEE, 2017:1-7.

[13] WEI Ao, FU Yanwei, HOU Xiyue, et al. Needles in a Haystack: Tracking city-scale moving vehicles from continuously moving satellite [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 1944-1957.

[14] PATO L V, NEGRINHO R, AGUIAR P M Q. Seeing without looking: Contextual rescoring of object detections for ap maximization [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2020:14610-14618.

[15] LIM J S, ASTRID M, YOON H J, et al. Small object detection using context and attention [C]//2021 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIC). Piscataway, NJ: IEEE, 2021:181-186.

[16] 谢晓欢,陈仁喜,刘世杰. 基于卫星视频影像的车辆提取算法评价[J]. 智能计算机与应用,2022,12(8):1-7.

[17] ZIVKOVIC Z, HEIJDEN F V D. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(7):773-780.

[18] CHEN Renxi, LI Xinhui, LI Shengyang. A lightweight CNN model for refining moving vehicle detection from satellite videos [J]. IEEE Access, 2020, 8:221897-221917.

[19] OLIVER N M, ROSARIO B, PENTLAND A P. A Bayesian computer vision system for modeling human interactions [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 22(8):831-843.

[20] 徐治非. 视频监控中运动目标检测与跟踪方法研究[D]. 上海:上海交通大学,2009.

[21] 蔡婉雪. 基于卷积神经网络的高速车辆检测的研究[D]. 南京:南京邮电大学,2018.