

文章编号:1671-1637(2026)04-0167-17

# 基于无人机视频数据的交通冲突自动检测与分析技术

郭延永<sup>1</sup>, 罗元炜<sup>1</sup>, 戴 帅<sup>2</sup>, 刘 攀<sup>\*1</sup>

(1. 东南大学 交通学院, 江苏 南京 211189; 2. 公安部道路交通安全研究中心, 北京 100176)

**摘要:**为实现交通冲突的快速自动化提取,提出了一种基于无人机视频的交通冲突检测与提取方法;建立了融合图像特征点提取和特征点匹配算法的视频稳像方法,以消除无人机飞行抖动导致的帧间平移或旋转,保障车辆轨迹提取的稳定性,构建了基于YOLOv8-OBB模型的旋转车辆目标检测算法,并结合ByteTrack目标跟踪方法,融合高置信度与低置信度检测框,实现了车辆轨迹的连续提取,采用了Savitzky-Golay滤波器对轨迹降噪平滑,保留轨迹原始特征并消除噪声平滑处理;建立了基于车辆轨迹的交通冲突检测和交通冲突类型判别方法,采用基于车辆边界框的方法计算TTC、PET、MTTC冲突指标,以提高冲突检测精度,通过合理性验证机制剔除无效冲突,依据冲突时刻车辆航向角及预计碰撞位置区分角度、侧向、追尾冲突;以南京3处信号交叉口为例进行了实例分析。研究结果表明:交通冲突自动检测方法能够快速准确从视频中提取交通冲突,交通冲突检测准确率达到92%,视频稳像、轨迹提取,冲突提取3种算法平均处理速度分别为3.64、5.38、250帧·s<sup>-1</sup>,满足大规模视频数据快速分析需求。研究结果有助于提升交通冲突数据质量,为基于交通冲突的交通安全研究提供了可靠的数据支持,展现出广泛的应用潜力。

**关键词:**低空交通;交通冲突;自动检测;无人机视频分析;旋转目标检测;交通安全

**中图分类号:**U491.5 **文献标志码:**A **DOI:**10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.038

## Automated detection and analysis technology for traffic conflicts based on unmanned aerial vehicle video data

GUO Yan-yong<sup>1</sup>, LUO Yuan-wei<sup>1</sup>, DAI Shuai<sup>2</sup>, LIU Pan<sup>\*1</sup>

(1. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, Jiangsu, China;

2. Research Institute for Road Safety of MPS, Beijing 100176, China)

**Abstract:** To achieve rapid and automated extraction of traffic conflicts, a traffic conflict detection and extraction method based on unmanned aerial vehicle (UAV) video was proposed. A video stabilization method integrating feature point extraction and matching algorithms was developed to eliminate frame-to-frame translation and rotation caused by UAV flight jitter and to ensure stable vehicle trajectory extraction. A rotated vehicle detection algorithm based on the YOLOv8-OBB model was developed and combined with the ByteTrack tracking method, where high- and low-confidence detection boxes were fused to enable continuous extraction of vehicle trajectories. The Savitzky-Golay filter was adopted to denoise and smooth the trajectories, thus retaining the

**出版历程:**2025-01-22 收稿,2025-07-28 修回,2025-09-26 录用

**基金项目:**国家青年科学基金项目(A类延续资助)(52525204);国家重点研发计划(2023YFB4302701)

**作者简介:**郭延永(1985-),男,河北邢台人,教授,博士生导师,工学博士,E-mail:guoyanyong@seu.edu.cn.

**\*通信作者:**刘攀(1979-),男,江苏扬州人,教授,博士生导师,工学博士,E-mail:liupan@seu.edu.cn.

**引用格式:**郭延永,罗元炜,戴帅,等.基于无人机视频数据的交通冲突自动检测与分析技术[J].交通运输工程学报,2026,26(4):167-183.

**Citation:**GUO Yan-yong, LUO Yuan-wei, DAI Shuai, et al. Automated detection and analysis technology for traffic conflicts based on unmanned aerial vehicle video data[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(4): 167-183.

original features of the trajectories and eliminating noise. A traffic conflict detection and classification method based on vehicle trajectories was developed, using bounding box-based approaches to calculate TTC, PET, and MTTC indicators and improve detection accuracy. Invalid conflicts were eliminated through a rationality verification mechanism, and angular conflicts, lateral conflicts, and rear-end conflicts were distinguished according to the vehicle heading angle and the predicted collision position at the time of conflict. A case study was conducted at three signalized intersections in Nanjing. The results show that traffic conflicts can be extracted rapidly and accurately from videos by the automatic traffic conflict detection method, with a detection accuracy of 92%. The average processing speeds of the video stabilization algorithm, trajectory extraction algorithm, and conflict extraction algorithm are 3.64 frames per second, 5.38 frames per second, and 250 frames per second, respectively, which meet the requirements for rapid analysis of large-scale video data. The results help improve the quality of traffic conflict data and provide reliable data support for traffic safety research based on traffic conflicts, demonstrating broad application potential.

**Keywords:** low-altitude traffic; traffic conflict; automated detection; UAV video analysis; rotated object detection; traffic safety

**Publication history:** Received 2025-01-22; Received in revised form 2025-07-28; Accepted 2025-09-26

**Funding:** Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (Category A, including continuation funding projects) (52525204); National Key R&D Program of China (2023YFB4302701)

\* **Corresponding author:** LIU Pan, professor, PhD, E-mail: liupan@seu.edu.cn.

## 0 引 言

交通冲突技术已成为世界公认的交通安全分析方法之一,交通冲突以其样本量大、观测周期短等优势,在交通安全审计、交通设施安全评估、交通安全隐患排查、交通事故预测等方面得到了广泛的应用<sup>[1-5]</sup>。准确高效地检测交通冲突是进行交通安全分析和研究的基础。交通冲突采集方法主要有人工提取法、半自动提取法和自动提取法 3 种。人工提取法依赖于观测人员在现场或通过观测视频对交通冲突进行识别和记录。这种方法在 20 世纪末和 21 世纪初应用广泛,但耗费人力大,成本高,检测精度低,易发生漏检和错检<sup>[6]</sup>。半自动交通冲突提取方法通过人工对视频中车辆运动轨迹进行标注,利用特定算法根据标注轨迹提取冲突事件和冲突指标<sup>[7]</sup>。代表性技术包括 T-Analysis 和 Traffic Analyzer<sup>[8-9]</sup>。该方法一定程度上减少了人工操作,但仍然需要大量人工标注工作,限制了其在大规模交通冲突采集中的效率和应用。

随着计算机视觉技术的发展,基于视觉技术的交通冲突自动提取开始崭露头角。王俊骅等<sup>[10]</sup>采用混合高斯模型生成视频背景图像,通过剔除背景

来追踪前景图像中的运动车辆,从而获得车辆轨迹,并基于车辆行驶速度、车辆间距离和车辆制动减速度判断交通冲突。曲昭伟等<sup>[11]</sup>通过 GM(1,1)灰色模型预测车辆轨迹,根据经典交通冲突定义设定判定条件,实现交通冲突提取。王玉全等<sup>[12]</sup>基于临界冲突区域法,构建不同类型冲突模型,实现交叉口混合冲突提取。该类研究侧重于交通冲突定性判别,缺乏对交通冲突指标的定量计算。交通冲突指标的变化能反映交通事件从正常交互演变到交通冲突进而恶化为交通事故的过程<sup>[13-14]</sup>。准确计算交通冲突指标对深入分析交通冲突的严重程度及其演变过程至关重要。

Saunier 等<sup>[15]</sup>提出了一种基于碰撞概率的交通冲突计算框架,首先预设一系列原型轨迹,通过将每辆车实际轨迹与原型轨迹进行匹配,预测车辆未来位置并计算车辆碰撞概率,进而定量计算交通冲突指标:距离碰撞时间(Time to Collision, TTC)。基于此框架,Sayed 等<sup>[16]</sup>设计了一套机动车-非机动车交通冲突提取系统,并以 TTC 为冲突指标判定交通冲突严重程度,识别准确率达 90%。Ismail 等<sup>[17]</sup>提出一种机动车-行人交通冲突提取方法,该方法由计算机视觉和安全分析 2 个模块组成,前者采用特

征点追踪法对视频中机动车及行人进行轨迹提取,后者基于冲突区域概念提取机动车和行人间交通冲突,并输出 TTC 和后侵入时间(Post Encroachment Time, PET)等交通冲突指标。St-Aubin 等<sup>[18]</sup>提出了一种大规模机动车交通冲突自动分析方法,通过人工选取一系列样条曲线聚类得到初始轨迹,用于表征车辆原型轨迹,根据原型轨迹交叉组合构建拓扑网络,从而提取交通冲突,并通过多个环形交叉口实际案例验证了方法有效性。然而,现有交通冲突提取方法仍存在诸多局限。首先,这些方法处理视频图像时采用比较传统的背景差分法、光流法、边缘检测和特征点检测等,计算效率和精度有限,难以处理大规模视频数据。其次,车辆追踪时采用区域追踪法、活动轮廓法或特征匹配法,通常假设车辆为质点进行轨迹提取,忽略了车辆尺寸对碰撞风险的影响,降低了指标计算的准确性。最后,假设车辆沿原型轨迹行驶,难以应对非常规驾驶行为,无法根据车辆实际运动状况准确捕捉冲突。

值得注意的是,近年来部分研究开始尝试突破传统的多指标综合评估框架,提出单一指标反映冲突风险及类型。例如,Venthuruthiyil 等<sup>[19]</sup>提出了预期碰撞时间(Anticipated Collision Time, ACT),综合考虑车辆间的相对速度、加速度、航向角和角速度等因素,刻画两车间的动态碰撞趋势。Zhang 等<sup>[20]</sup>针对快速路交织段中的换道行为,构建了新的风险评估指数,用于刻画变道过程中的潜在冲突风险。Song 等<sup>[21]</sup>则聚焦于收费广场这一特殊交通环境,结合 TTC 进行二次优化,提出基于异质性分组参数模型的风险分析方法。然而,这些研究多聚焦单一冲突指标创新或特定场景应用,未构建完整的自动化交通冲突提取体系。

此外,现有基于视频的交通冲突提取方法,其利用的视频俯摄角度基本是倾斜的(监控摄像头拍摄),覆盖范围较小,仅是部分交叉口或者较短的路段。摄像头角度变化后,需要重新进行摄像机标定工作,否则将会产生较大误差,甚至无法捕捉到运行车辆。低空经济的快速发展推动无人机成为空地一体化交通感知的重要载体,为大范围、高精度交通运行态势获取提供了新型技术路径<sup>[22-24]</sup>。无人机航拍视频覆盖区域广泛,不存在遮挡问题,并且从俯视视角拍摄,降低了视觉方法在三维物体轮廓提取时可能因投影变形和视频图像处理误差而导致的定位偏差,为高精度交通冲突分析提供了更优的数据来源<sup>[25-27]</sup>。然而,由于无人机拍摄高度较高,导致车辆

目标尺寸较小、特征点较少,这对交通事件分析带来了挑战。为应对这一问题,近年来小目标检测技术取得了显著进展。李旭等<sup>[28]</sup>提出基于空间分布特征与深度可分离卷积的轻量化 E-SSD 检测框架,结合密度估计与多尺度特征融合优化检测性能,从而显著提升小目标检测精度。Hoanh 等<sup>[29]</sup>针对无人机视频中的道路区域车辆,构建多任务检测框架,通过注意力机制和尺度加权策略,有效提升检测精度与速度。这些研究使得无人机航拍视频在高精度车辆轨迹提取方面具备了更强的可行性。Zheng 等<sup>[25]</sup>利用 Mask-RCNN 进行车辆目标检测,提高了车辆检测过程中目标标注精度。Chen 等<sup>[26]</sup>提出了一种针对城市快速路航拍视频的高分辨率车辆轨迹提取及轨迹降噪方法。Li 等<sup>[30]</sup>采用 YOLOv5-OBB 进行车辆目标框检测,提高了车辆运动轨迹的检测精度。高精度和细粒度的车辆轨迹数据无疑为揭示车辆行为和交通事件提供了充分的数据支持。基于此类数据进行交通冲突提取能保证冲突指标更加准确地反映碰撞风险。由此,本文提出了一套完整的基于无人机视频的交通冲突自动检测方法。该方法通过整合视频稳像、目标检测与追踪、交通冲突识别与计算 3 个环节形成端到端的自动化分析框架。为提升检测的精度与适用性,本文在轨迹提取阶段引入旋转检测框与稳像优化策略,在冲突判定环节提出基于边界的时空接近度计算方法,增强刻画交通冲突的准确性。相较于现有研究中无人机轨迹提取与交通冲突识别相互独立、流程割裂的现状,本方法实现了从高精度轨迹获取到交通冲突自动识别的流程闭环,有效填补了方法链条中的关键空白,实现了高精度轨迹提取与冲突检测的自动化与统一化,可广泛适用于各类交通场景,为交通安全研究提供了可靠的数据支持。

## 1 视频交通冲突检测框架

构建的航拍视频交通冲突自动检测方法框架如图 1 所示,包括视频序列稳像、车辆轨迹提取及交通冲突检测与提取 3 个部分。具体内容如下:①对航拍视频进行稳像处理,采用加速稳健特征(Speeded up Robust Features, SURF)算法捕获视频图像中静态特征点,结合快速近似近邻库(Fast Library for Approximate Nearest Neighbors, FLANN)算法完成不同帧图像特征点匹配,通过透视变换实现视频稳像;②训练 YOLOv8-OBB 网络进行车辆目标检测,利用 ByteTrack 算法实现车辆跟踪,获得车辆运

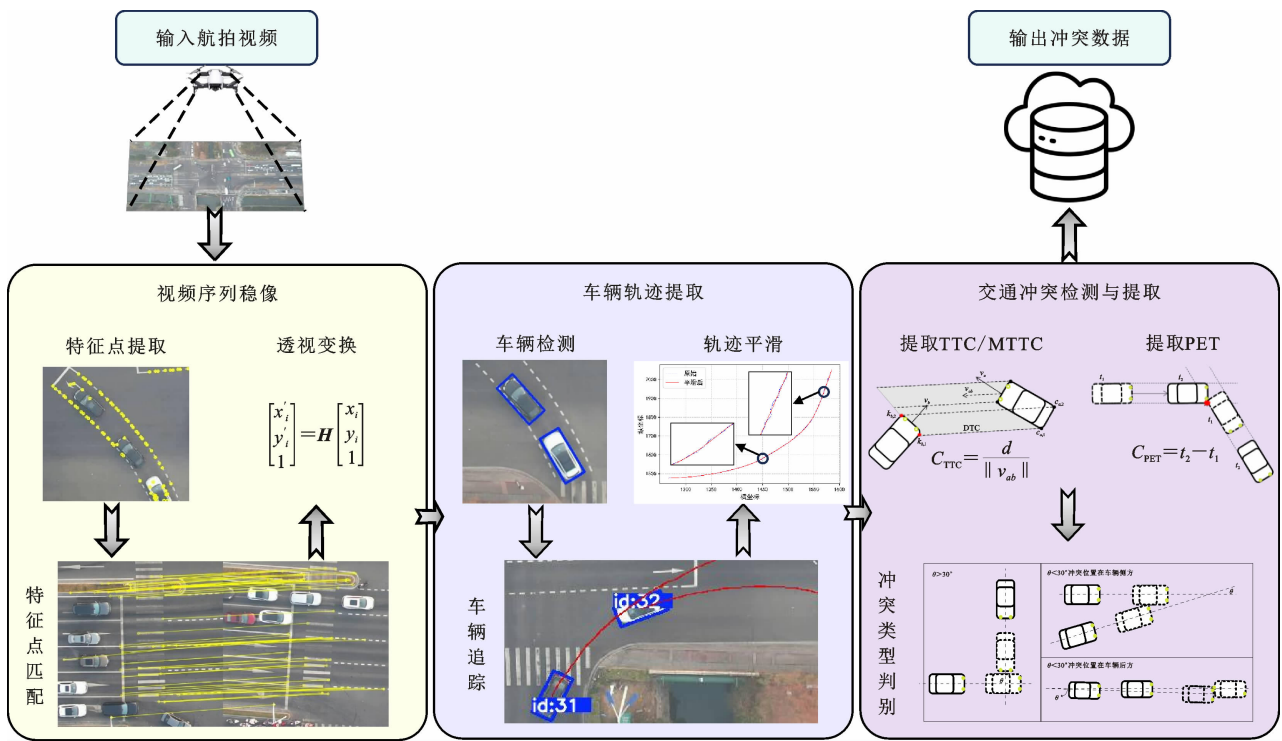


图1 航拍视频交通冲突自动提取方法框架

Fig. 1 Structure of automatic conflict extraction method for UAV video

动轨迹,采用 Savitzky-Golay 滤波器(S&G 滤波器)对提取轨迹进行降噪和平滑处理;③利用车辆轨迹计算车辆时空接近度,判别交通冲突并计算交通冲突指标 TTC、PET、修正碰撞时间(Modified Time to Collision, MTTC)等。

## 2 视频序列稳像

由于高空气流影响及无人机飞行抖动,航拍视频不可避免地存在帧间的平移或旋转,因此需对原始视频进行稳像处理,以保证能提取出稳定可靠的车辆运动轨迹。构建静态特征点提取与特征点匹配的航拍视频稳像方法。视频图像中特征点提取采用 SURF 算法<sup>[31]</sup>,对视频首帧及末帧进行特征提取。SURF 具有较强的尺度不变性和旋转不变性,能够在复杂环境下稳定提取关键特征点,从而提高稳像过程的精度和鲁棒性。方法实现如下:首先对视频图像进行高斯滤波,使得特征点在不同尺度和旋转角度下依然能够稳定检测。采用 Hessian 矩阵检测图像局部极值点。对于图像  $I$  中点  $X$ ,Hessian 矩阵由下式计算

$$\mathbf{H}(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $L_{xx}(x, \sigma)$ 、 $L_{xy}(x, \sigma)$ 、 $L_{yy}(x, \sigma)$  分别为高斯二阶微分  $\frac{\partial^2 g(\sigma)}{\partial x^2}$ 、 $\frac{\partial^2 g(\sigma)}{\partial x \partial y}$ 、 $\frac{\partial^2 g(\sigma)}{\partial y^2}$  与图像  $I$  在点  $X$  处

的卷积。

为达到轻量化计算,采用盒子滤波替代高斯滤波<sup>[31]</sup>,原 Hessian 矩阵可简化为

$$\text{Det}(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (2)$$

式中: $D_{xx}$ 、 $D_{xy}$ 、 $D_{yy}$  分别为图像  $I$  与 3 类盒子滤波模板卷积的结果。

3 类盒子滤波器分别如下。

(1)  $D_{xx}$  滤波器:用于近似计算二阶偏导数  $\frac{\partial^2 I}{\partial x^2}$ ,

该滤波器具有横向对称性,其结构包括中间的正值区域(表示正导数)以及两侧负值区域(表示负导数)。

(2)  $D_{yy}$  滤波器:用于近似计算二阶偏导数  $\frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$ ,

该滤波器结构与  $D_{xx}$  滤波器类似,但对称方向为纵向。

(3)  $D_{xy}$  滤波器:用于近似计算二阶偏导数  $\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y}$ ,该滤波器呈对角对称性,4 个象限分别由正值和负值组成。

为实现多尺度特征提取,应用一组不同大小的盒子滤波器,对原图像进行卷积,生成对应尺度下的特征图。将每个像素点与其三维邻域内的 26 个点进行比较,完成局部极值点检测。最后通过非极大值抑制,减少冗余信息,保留具有显著特性的特征点。

特征点提取示例如图 2 所示,其中黄色标记处即为提取出的特征点。

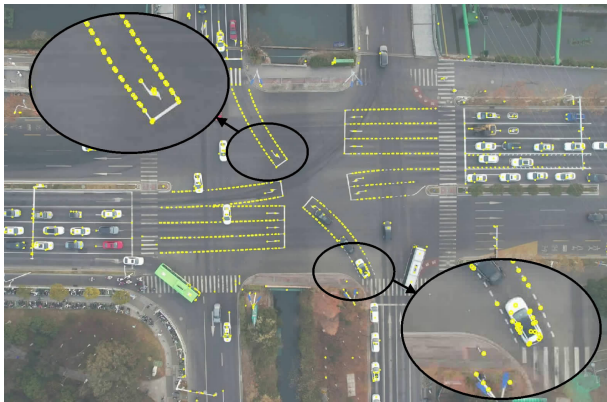


图 2 视频图像特征点提取示例

Fig. 2 Illustration of feature point extraction in video images

航拍视频图像中提取出的特征点分布于静态物体和动态物体,需要进一步对特征点进行过滤,仅保留静态物体特征点。利用 FLANN 算法<sup>[32]</sup>对视频首末帧图像进行特征点过滤和匹配,FLANN 具备较高的匹配效率和计算速度,能够在大规模特征点数据中高效检索最佳匹配对,从而准确提取静态物体的特征点。特征点匹配后保留下来的特征点主要为道路标线、中央分隔带等静态特征,将匹配成功的特征点集合储存为静态特征模板。特征点匹配结果如图 3 所示。

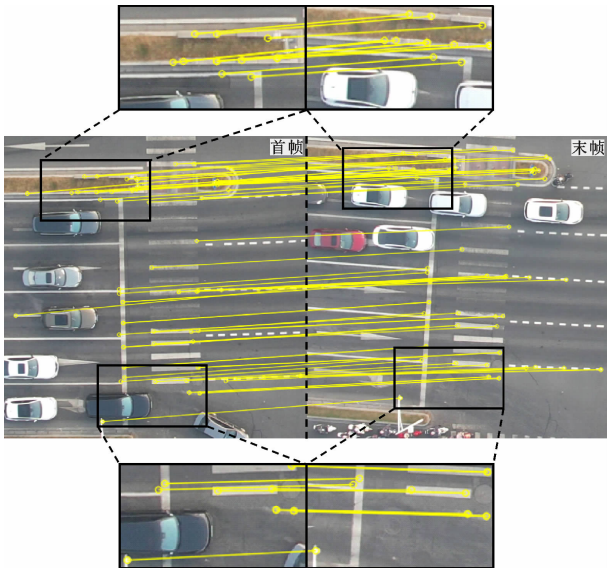


图 3 特征点匹配示例

Fig. 3 Illustration of feature point matching

提取视频中每一帧的特征点,然后与静态特征模板匹配,利用匹配结果计算单应性矩阵,描述当前帧与首帧的图像变换关系。根据单应性矩阵对当前帧的剩余像素点进行透视变换,以消除帧间抖动,实

现视频稳像。单应性矩阵可由下式计算

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

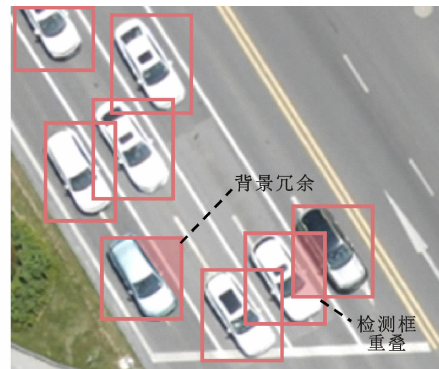
$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $(x_i, y_i)$ 、 $(x'_i, y'_i)$ 分别为静态特征模板和当前帧相匹配的特征点。

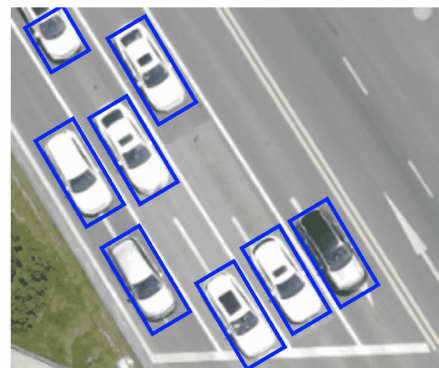
### 3 车辆轨迹提取

#### 3.1 目标检测

航拍视频中车辆目标小、密度高且沿车道方向分布,当车辆方向与坐标轴不平行或不垂直时(如在不规则交叉口或车辆转弯),采用水平检测框进行目标检测无法准确表示车辆运动方向,且检测框内会包含大量背景冗余信息,甚至出现检测框重叠,导致错检漏检。为保证检测精度,构建基于旋转检测框的目标检测方法,利用 YOLOv8-OBb 进行旋转目标框检测,使得检测框尽可能贴合车辆,避免检测框重叠问题。2 种检测框效果对比如图 4 所示。



(a) 水平检测框结果



(b) 旋转检测框结果

图 4 旋转检测框与水平检测框对比

Fig. 4 Comparison between rotated detection box and horizontal detection box

YOLOv8-OBB主体结构包含主干网络, Neck层网络及Head层网络。主干网络从输入视频图片中提取出特征,然后将特征图输入SPPF(Spatial Pyramid Pooling-fast)模块。SPPF模块通过池化操作将不同尺度的特征图拼接在一起,以提高对不同尺度目标的检测能力。Neck层进行多尺度特征融合,采用PAN-FPN(Path Aggregation Network-feature Pyramid Network)作为其特征金字塔网络,增强了多尺度特征的表征能力。Head层实现最终的目标检测任务,采用解耦头的方式,分别生成3种特征图,以预测检测框、物体类别以及检测框旋转角度。

为验证目标检测算法性能,在公开数据集DroneVehicle<sup>[33]</sup>上选取17 790张图片作为训练集,4 474张图片作为验证集,将YOLOv8-OBB模型与常用的目标检测模型进行了比较,包括Faster R-CNN、RetinaNet和YOLOv8,训练过程中各模型损失如图5所示。采用精确度、召回率、平均精度均值作为算法性能评估指标,对比目标检测模型检测效果,并用参数量体现模型检测效率,结果如表1所示。结果表明,YOLOv8-OBB模型在无人机图像检测任务中实现了最高的精确度、召回率和平均精度均值,并且参数量最低,反映出该算法能高效准确地实现无人机视角下车辆检测。目标检测结果如图6所示。

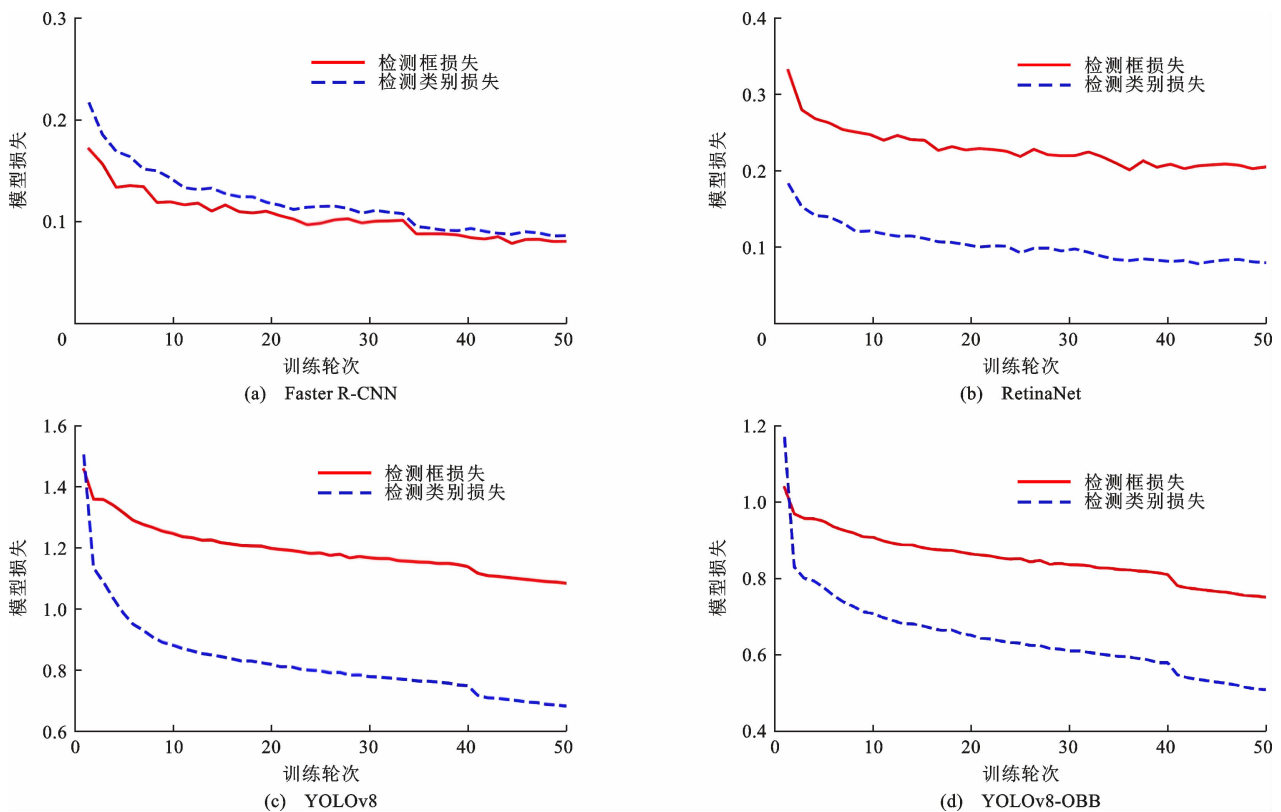


图5 目标检测模型训练损失

Fig. 5 Training losses of object detection models

### 3.2 目标追踪

航拍视频中车辆经过障碍物时检测框置信度较低,传统目标跟踪算法仅保留高置信度的检测框作为备选框进行跟踪,可能导致目标跟踪失败。因此构建了融合高置信度和低置信度检测框的ByteTrack目标跟踪车辆连续轨迹提取方法,在保证检测精度的同时,提升了复杂场景下的跟踪鲁棒性,使得航拍视频中的多目标跟踪更加可靠。根据目标检测结果,将检测框分类为高置信度和低置信度检测框;对于跟踪序列中每一物体,采用卡尔曼滤

波预测其下一时刻位置,生成轨迹预测框。将高置信度检测框与轨迹预测框进行关联,计算出两者相似度后采用匈牙利算法进行关联;若相似度大于阈值,则关联成功,反之失败;将第1次关联中未关联的高置信度检测框添加到轨迹列表中,未关联的预测框与低置信度检测框进行第2次关联,采用IOU作为相似度计算指标。删除第2次关联中未关联的低置信度检测框,标记未匹配的预测框所在轨迹为Lost,长时间处于Lost状态的轨迹将被从轨迹列表中移除。整体流程如图7所示。

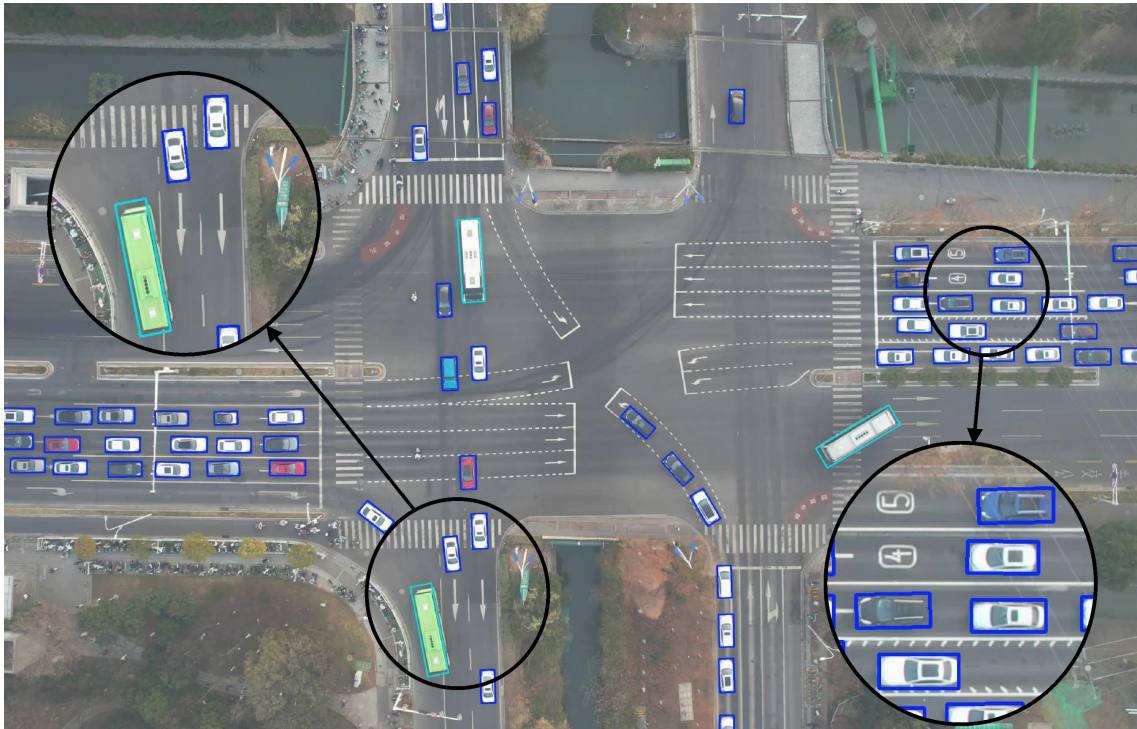


图 6 目标检测结果示例

Fig. 6 Illustration of object detection results

表 1 目标检测模型对比

Table 1 Comparison of object detection models

模型	精确度/%	召回率/%	平均精度均值/%	参数量/ 10 <sup>6</sup>
Faster R-CNN	74.3	79.5	77.1	41.1
RetinaNet	85.1	83.6	86.1	36.2
YOLOv8	90.0	88.1	92.7	3.2
YOLOv8-OB (本文算法)	91.7	89.9	94.3	3.1

为验证车辆轨迹提取精度,对一段 20 min 航拍视频中的所有车辆进行了人工标注,并采用多目标跟踪准确率、ID 切换次数、ID 一致性指标,对轨迹跟踪精度进行综合评估。将本文采用的 ByteTrack 方法与 SORT、DeepSORT 和 Bot-SORT 目标跟踪算法进行了对比,结果见表 2。试验结果表明,ByteTrack 取得了最高的 MOTA 与 IDF1 分数,同时 IDSW 数量最少,说明该方法在航拍场景中具备较强的目标跟踪能力,能够实现稳定且高精度的车辆跟踪和轨迹提取。此外,本文进一步将 ByteTrack 提取的车辆轨迹与人工标注轨迹进行对比,绘制轨迹 RMSE 和速度 RMSE 的分布直方图(见图 8)。结果显示误差整体较小,分布集中,进一步验证了 ByteTrack 在无人机视频下对高精度车辆轨迹的提取能力。

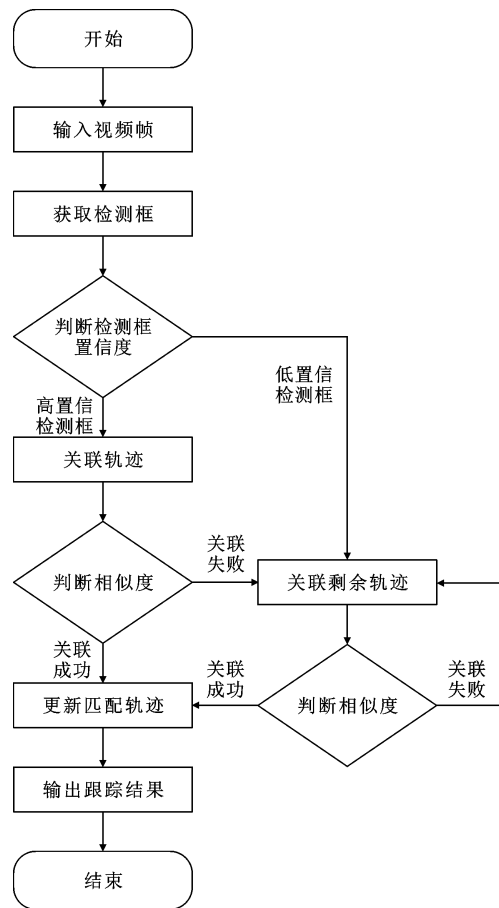


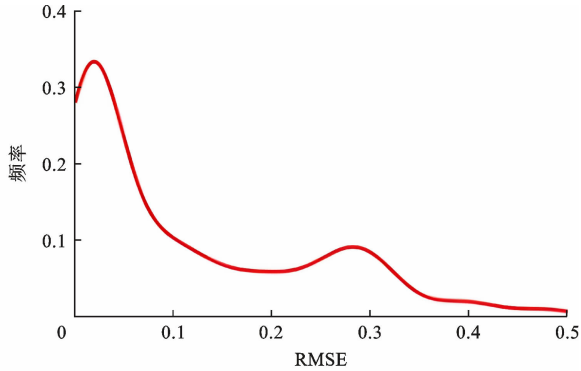
图 7 ByteTrack 算法流程

Fig. 7 Flow of ByteTrack algorithm

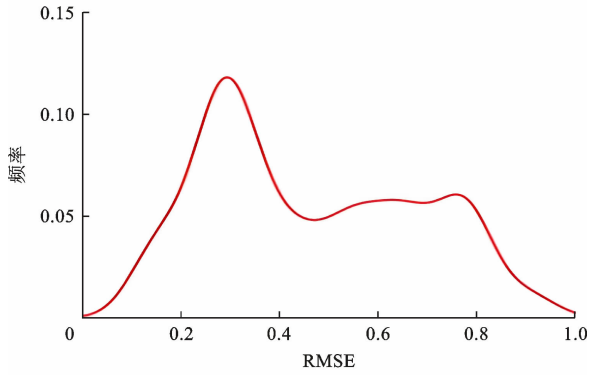
表2 多目标追踪算法对比

Table 2 Performance comparison of multi-object tracking algorithms

模型	MOTA	IDF1	IDSW
SORT	0.858	0.876	24
DeepSORT	0.904	0.913	15
Bot-SORT	0.925	0.957	8
ByteTrack(本文算法)	0.931	0.964	8



(a) 轨迹误差

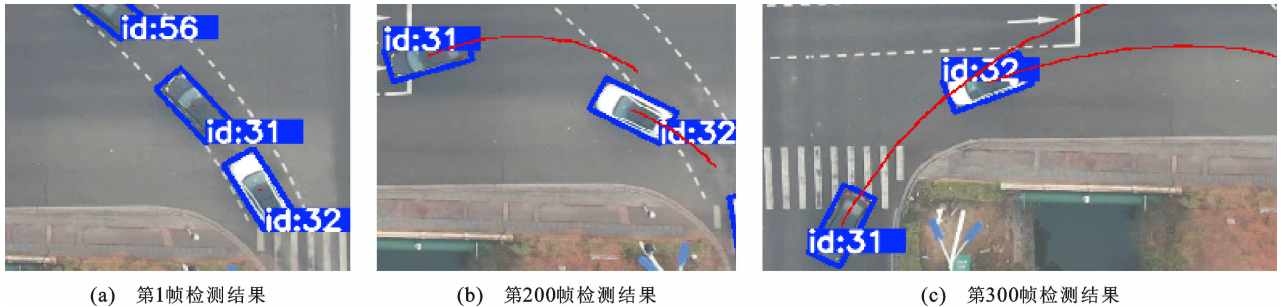


(b) 速度误差

图8 ByteTrack 追踪轨迹误差分析

Fig. 8 Analysis of tracking trajectory errors by Bytetrack

基于上述流程,完成车辆检测与追踪后生成车辆原始轨迹文件,包含车辆编号、车辆类别及车辆位置信息。其中,车辆位置信息包含车辆中心点坐标、车辆长度、车辆宽度及车辆旋转角度。图9展示了追踪31号车与32号车在交叉口掉头的过程,该过



(a) 第1帧检测结果

(b) 第200帧检测结果

(c) 第300帧检测结果

图9 目标追踪示例

Fig. 9 Illustration of object tracking

程保存文件如表3所示。

### 3.3 轨迹平滑

由于车辆运动时受到路面颜色、光照变化等影响,检测框存在微小波动,导致提取的轨迹中包含噪声。此外,由于车辆追踪以帧为单位,也会导致轨迹存在微小波动,需对轨迹进行降噪处理以保证轨迹平滑性。鉴于S&G滤波器能够在保留轨迹整体趋势的同时有效平滑局部噪声波动,本文将轨迹数据以0.1 s为间隔进行采样,采用S&G滤波器处理轨迹中的噪声波动<sup>[27]</sup>。

定义 $x_\alpha(t_i)$ 为一组轨迹序列,表示车辆 $\alpha$ 在时刻 $t_i$ 的位置。确定时间窗口半宽度 $M$ 及平滑阶数 $p$ ,取轨迹序列 $x_\alpha(t_{i-M}), x_\alpha(t_{i-M+1}), \dots, x_\alpha(t_i), \dots, x_\alpha(t_{i+M})$ 输入S&G滤波器进行平滑,处理后的轨迹序列 $x'_\alpha(t_i)$ 可由式(5)计算

$$x'_\alpha(t_i) = \sum_{k=-M}^M b_k x_\alpha(t_{i+k}) \quad (5)$$

$$\mathbf{b} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y} \quad (6)$$

$$\mathbf{y} = [x_\alpha(t_{i-M}), x_\alpha(t_{i-M+1}), \dots, x_\alpha(t_i), \dots, x_\alpha(t_{i+M})]^T \quad (7)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & x_\alpha(t_{i-M}) & x_\alpha^2(t_{i-M}) & \dots & x_\alpha^p(t_{i-M}) \\ 1 & x_\alpha(t_{i-M+1}) & x_\alpha^2(t_{i-M+1}) & \dots & x_\alpha^p(t_{i-M+1}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_\alpha(t_{i+M}) & x_\alpha^2(t_{i+M}) & \dots & x_\alpha^p(t_{i+M}) \end{bmatrix} \quad (8)$$

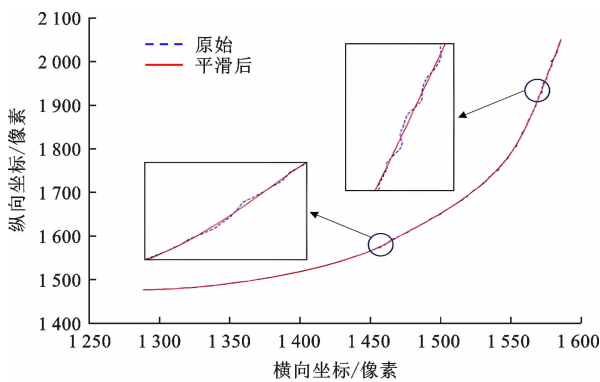
式中: $b_k$ 为轨迹点 $k$ 的回归系数,组成的向量为 $\mathbf{b}$ ;  $\mathbf{y}$ 为时间窗口内轨迹点组成的向量; $\mathbf{A}$ 为时间窗口内轨迹点的多项式基函数。

在使用S&G滤波器进行轨迹平滑时,首先对轨迹坐标序列进行一阶和二阶差分运算得到速度和加速度,然后再分别平滑轨迹、速度和加速度。参考现有研究,对所有车辆统一采用平滑阶数为3、时间半窗口为10(对应0.1 s采样频率下约2 s的总窗口)进行处理<sup>[34]</sup>。图10展示了车辆轨迹及速度平滑前后的对比。可以发现,平滑处理有效克服了原始轨迹中噪声波动,且处理后的轨迹趋势没有发生

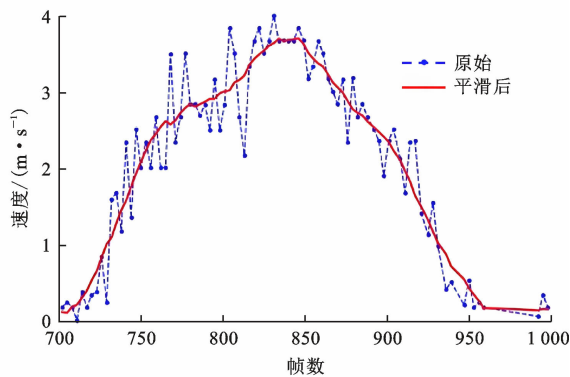
表 3 车辆轨迹文件示例

Table 3 Illustration of vehicle trajectories

帧数	车辆类别	车辆编号	中心点横坐标	中心点纵坐标	检测框长度	检测框宽度	检测框角度
1	0	31	2 295.92	1 398.25	95.46	42.42	0.84
1	0	32	2 378.15	1 510.55	103.70	45.29	1.03
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
300	0	31	1 743.46	1 584.89	103.83	46.93	2.19
300	0	32	1 952.85	1 438.40	101.11	43.74	2.96



(a) 轨迹平滑前后比较



(b) 速度平滑前后比较

图 10 车辆轨迹与速度平滑示例

Fig. 10 Illustration of vehicle trajectory and speed smoothing 明显变化。表明轨迹平滑处理在保留轨迹原始特征的同时,有效提升了车辆轨迹精度,为后续交通冲突检测提供了可靠的数据来源。

## 4 交通冲突检测与提取

交通冲突定义有 2 种:一是基于车辆避险行为的交通冲突,二是基于车辆时空接近度的交通冲突。前者认为交通冲突是在多个交通参与者交互的事件中,其中一个交通参与者的行为导致了其他交通参与者做出紧急避险行为(如急减速、急加速、转向等)。该定义为人工识别交通冲突提供了诸多便利,但基于该定义的交通冲突判别主观性较强,易受驾驶员风格及习惯影响,难以实现自动化冲突提取。

后者定义交通冲突为 2 个或多个道路使用者在空间和时间上相互接近到若不改变各自运动状态,将存在碰撞风险的事件<sup>[35]</sup>。在冲突检测模块中,采用基于车辆时空接近度的冲突定义,利用车辆边界框计算冲突指标以判别交通冲突。边界框由目标检测模型输出的检测框生成,表示车辆在二维平面内的空间占用范围。基于边界框位置和运动轨迹,计算 TTC、PET 和 MTTC 三种冲突指标,量化车辆间潜在碰撞风险以实现交通冲突精准判别。所提出方法仅依赖车辆物理运动信息,适用于不同类型交叉口及多种交通流特征下的交通冲突检测,具备良好的通用性。

### 4.1 交通冲突指标计算

TTC 是指两车辆在保持当前的速度和行驶路径不变的情况下,预计发生碰撞所需时间<sup>[36]</sup>。根据定义,采用如图 11 所示方法计算时刻  $T$  冲突车辆间 TTC。

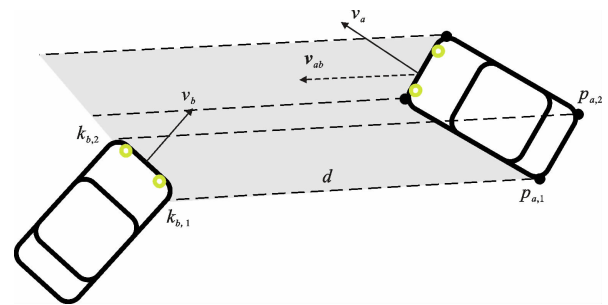


图 11 TTC 计算方法

Fig. 11 TTC calculation method

设有车辆 A 和车辆 B,分别以  $v_a$ 、 $v_b$  速度行驶,两者间相对速度为  $v_{ab}$ 。以矩形边界框表示车辆当前位置,两车边界点分别为  $p_{a,i}, k_{b,i} (i=1, 2, 3, 4)$ 。做由车辆 A 各边界点出发,沿两车相对方向延伸的射线,判断各条射线是否与车辆 B 边界相交。若存在交点,则计算各交点与对应车辆 A 边界点间距离(如图 11 中  $p_{a,1}$  与  $k_{b,1}$ ,  $p_{a,2}$  与  $k_{b,2}$  间距离),取最小值记为最小碰撞距离(Distance to Collision, DTC),用  $d$  表示,TTC 的值设为  $C_{TTC}$ ,即

$$C_{TTC} = \frac{d}{\|v_{ab}\|} \quad (9)$$

若所作射线未与车辆 B 边界相交,说明两车以当前速度及路径继续行驶不会发生碰撞,即当前时刻两车不存在冲突。遍历计算每一时刻两车辆间 TTC 值,取最小值作为冲突指标,其对应的时刻为两车冲突时刻。为提高检测结果的稳定性,避免因轨迹抖动或短时误差导致的 TTC 突变误判,引入约束条件进行限制:仅当最小 TTC 所在时刻的前后

0.5 s 内连续存在有效 TTC,才判定为真实冲突事件。

图 12 展示了一个变道冲突检测案例。编号为 380 和 396 的两车在  $t_1$  时刻同时出现在交叉口;  $t_2$  时刻,380 号车开始向 396 号车所在车道进行变道,两车间开始产生冲突;在变道过程中 396 号车被迫减速,但两车间 TTC 仍逐渐减小,直到  $t_3$  时刻降至最低;  $t_4$  时刻 380 号车完成变道,且速度高于 396 号车,不再影响 396 号车行驶,两车间交通冲突消散。

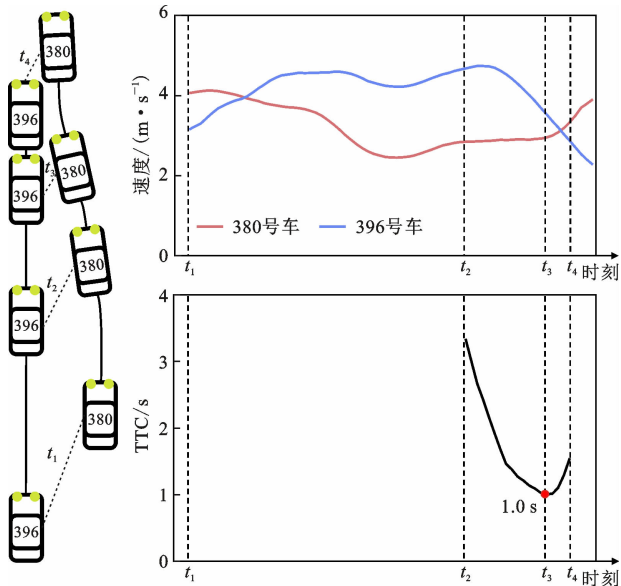


图 12 交通冲突检测案例

Fig. 12 Traffic conflict detection case

当前方法遍历所有车辆之间的交互,会导致识别出一些不合理的交通冲突,如图 13 所示,在一列包含 A、B、C 三辆车的车队中,若车辆 A 在某一刻刹车减速,则根据当前运动状态可计算出  $C_{TTC}(AB)$  及  $C_{TTC}(AC)$ ,即判定车辆 A 与 B、车辆 A 与 C 之间均存在冲突。实际上车辆 A 与 C 之间并不构成有效冲突,因此需要对不合理交通冲突进行剔除。

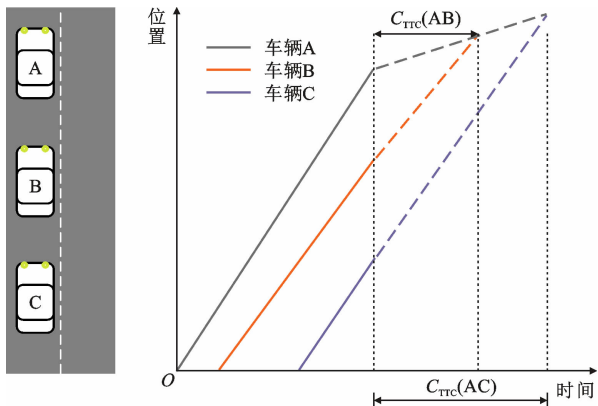


图 13 不合理 TTC 示例

Fig. 13 Illustration of invalid TTC

判断交通冲突合理性具体过程如下。记发生冲突的 2 辆车分别为车辆 A 与 B;筛选出除车辆 B 外,与车辆 A 在视频片段中产生冲突的所有车辆,记为其他冲突车辆。在冲突时刻,计算车辆 A 与 B 间距离,以及车辆 A 与其他冲突车辆之间的距离。若车辆 A 与 B 间距离最小,则判定两车间冲突合理;若非最小,则将与车辆 A 距离最近的其他冲突车辆记为车辆 C,计算向量  $\vec{ab}$  与向量  $\vec{ac}$  之间的夹角 ( $a, b, c$  分别为车辆 A、B、C 的中心点)。若夹角超过设定阈值,则认为车辆 C 不干扰车辆 A 和 B 之间的冲突,冲突仍视为有效;若夹角未超过阈值,则认定车辆 C 对车辆 A 和 B 之间的冲突产生了影响,该冲突视为无效。从轨迹数据中提取交通冲突与 TTC 的算法如图 14 所示。

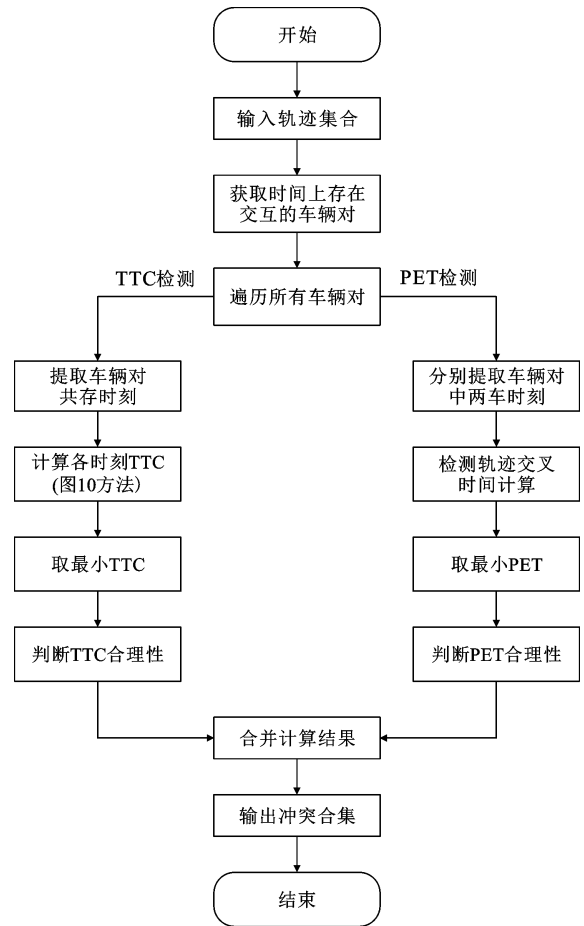


图 14 交通冲突提取算法流程

Fig. 14 Flow of traffic conflict extraction algorithm

MTTC 定义为若两车在保持当前的速度和加速度不变的情况下,发生碰撞所需要的时间<sup>[37]</sup>。采用与 TTC 计算相同流程即可完成 MTTC 提取。MTTC 的值  $C_{MTTC}$  为

$$C_{MTTC} = \frac{-\|v_{ab}\| + \sqrt{\|v_{ab}\|^2 + 2d\|a_{ab}\|}}{\|a_{ab}\|} \quad (10)$$

式中: $a_{ab}$ 为两车间相对加速度。

PET是指第1辆车离开冲突区域与第2辆车到达该区域之间的时间间隔<sup>[38]</sup>。获取车辆A在 $t_1$ 时刻边界框坐标,获取车辆B在 $t_2$ 时刻边界框坐标,若两边界框发生重叠,则表明两车间存在冲突,且 $C_{PET}=t_2-t_1$ 。逐一计算两车在每一视频帧的PET值,取最小值作为该交通冲突PET。通过判断冲突车辆是否为最早到达冲突区域的车辆,以验证冲突的合理性,并剔除不合理的冲突情况。基于轨迹数据提取交通冲突和PET的算法如图14所示。

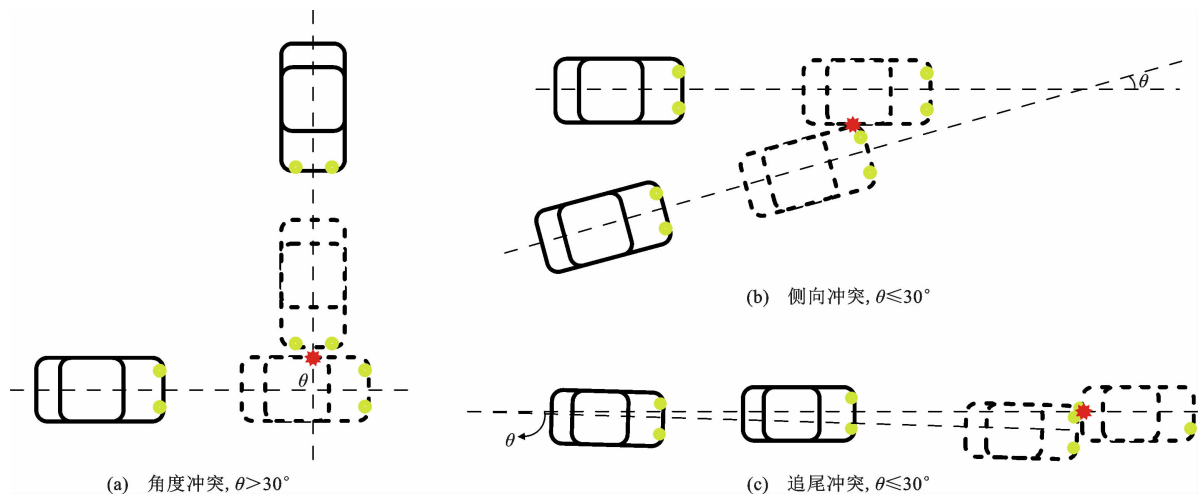


图 15 冲突类型判别方法

Fig. 15 Method for classification of conflict types

## 5 案例验证

### 5.1 数据描述

为验证所提出的交通冲突自动检测与提取方法有效性,选取3处信号交叉口进行试验。如图16所示,视频采集由大疆AIR2S无人机航拍获得,选取的拍摄地点位于江苏省南京市江宁区,分别为:东南大学路与双龙大道交叉口、吉印大道与双龙大道交叉口、兴民路与彤天南路交叉口。3处交叉口分别对应主干道与主干道、主干道与次干道、次干道与支路的交汇形式,覆盖了高、中、低交通流量的典型场景,流量统计如表4所示。视频拍摄高度为100 m,航拍视频分辨率为3 840像素 $\times$ 2 180像素。算法运行处理器为Intel(R)Core(TM)i5-12400F,内存为16 GB。视频稳像算法平均处理速度为3.64帧 $\cdot$ s<sup>-1</sup>,轨迹提取算法平均处理速度为5.38帧 $\cdot$ s<sup>-1</sup>,交通冲突提取算法平均速度为250帧 $\cdot$ s<sup>-1</sup>,表明本文所提出的方法能够快速、高效的进行交通冲突提取。通过视频稳像与轨迹提取模

### 4.2 交通冲突类型判定

基于两冲突车辆在冲突时刻的行驶方向和预计碰撞位置进行交通冲突类型的判定。如图15所示,根据式(11)计算冲突角度

$$\theta = |\Psi_A - \Psi_B| \quad (11)$$

式中: $\Psi_A$ 、 $\Psi_B$ 分别为冲突时刻两冲突车辆的航向角。

若 $\theta > 30^\circ$ ,判定交通冲突为角度冲突;若 $\theta \leq 30^\circ$ ,则进一步结合预计碰撞位置进行分析。若预计碰撞位置位于车辆侧方,判定交通冲突为侧向冲突;若预计碰撞位置位于后方,则判定为追尾冲突。

块,成功提取3处交叉口的车辆轨迹,如图17所示。

### 5.2 交通冲突检测结果分析

#### 5.2.1 交通冲突频次分布

为验证交通冲突自动检测方法的精度,选取当前主流的交通视频分析工具T-Analysis和DataFromSky作为对比对象。T-Analysis为一款半自动化交通冲突提取软件,需由人工判断冲突事件并标记相关车辆轨迹后,软件再计算PET、TTC等冲突指标<sup>[8]</sup>;DataFromSky则为自动化冲突检测系统,可在输入视频后直接输出车辆轨迹、速度、加速度及PET和TTC两种冲突指标<sup>[39]</sup>。首先比较两种自动交通冲突提取方法,设定TTC、PET、MTTC阈值为4 s,即仅对交通冲突指标小于等于4 s的冲突事件进行检测、提取和存储。以双龙大道-东南大学路交叉口为例,DataFromSky共检测到PET冲突196起和TTC冲突758起,本文提出方法检出PET冲突580起和TTC冲突148起。通过人工观测视频中交通冲突对2种自动检测方法检出的交通冲突事件进行分析,发现DataFromSky提取

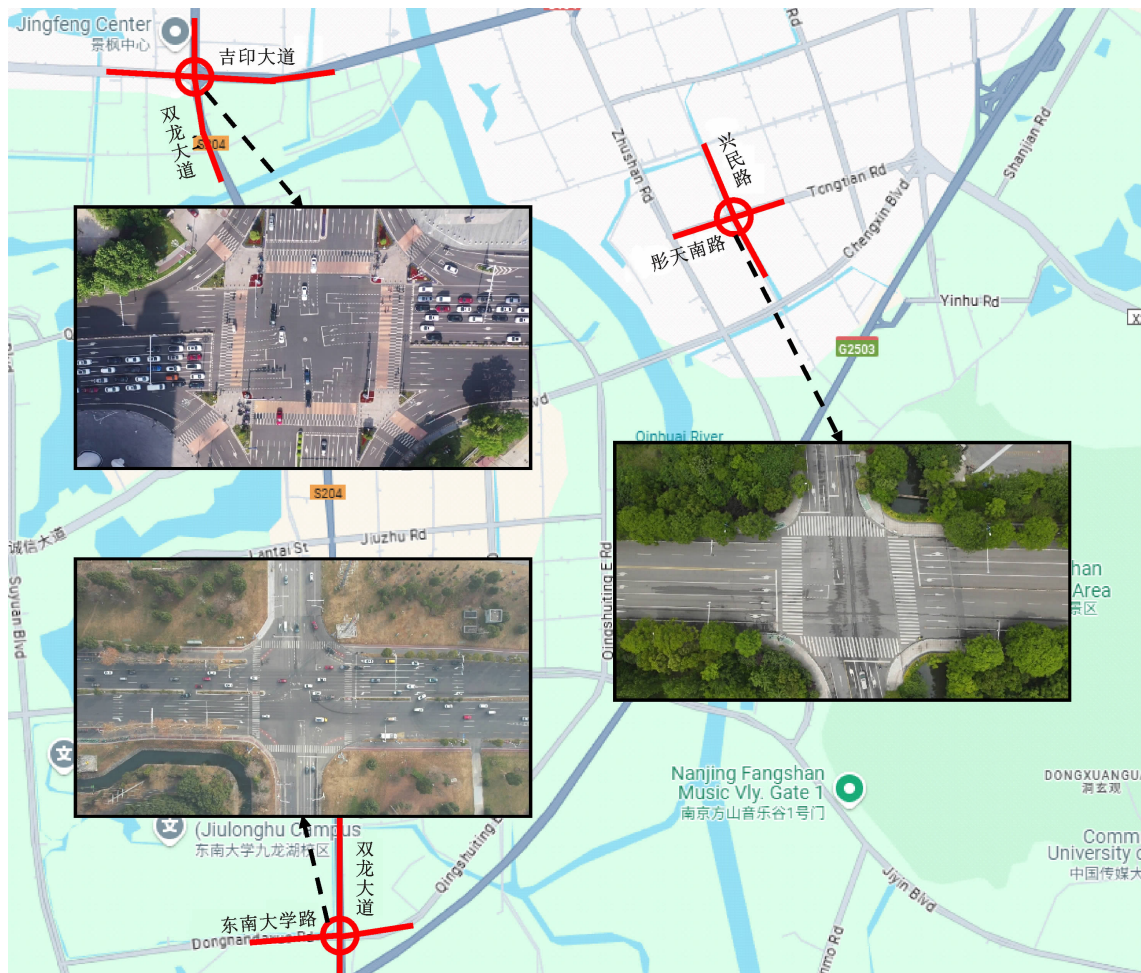


图 16 视频数据采集地点

Fig. 16 Locations of video data collection

表 4 交叉口流量统计

Table 4 Traffic flow statistics at the intersection  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$

进口车道		双龙大道-吉印大道	双龙大道-东南大学路	兴民路-彤天南路
东进口	直行	393	81	51
	左转	184	105	223
	右转	139	85	7
西进口	直行	584	152	60
	左转	97	496	24
	右转	328	11	48
南进口	直行	741	752	49
	左转	423	5	35
	右转	348	72	44
北进口	直行	1 036	961	77
	左转	348	184	0
	右转	255	420	9

PET 冲突存在明显漏检现象。DataFromSky 检测交通冲突方法是基于车辆中心点轨迹进行计算,未考虑车辆实际行驶过程中车身所占据的空间范围,在变道或转弯等车辆虽先后占据同一空间但中心点轨迹未重合的场景中,容易漏判潜在的交通冲突。对于 TTC 冲突,该方法主要依赖中心点之间的距离和速度计算,未充分结合车辆的运动方向与行驶路径,特别是在交叉口场景中,将不同流向但并无交汇关系的车辆对误判为交通冲突。例如,交叉口中南向左转车辆与东向右转车辆,虽然运动方向存在夹角且距离较近,但因路径错位并不会发生实际交叉,DataFromSky 仍可将其误判为交通冲突。此外,该方法未设置交通冲突合理性验证机制,容易将车队中非相邻车辆误判为存在交通冲突,忽略了中间车辆已实际阻断其行驶路径。相比之下,本文方法基于车辆边界框构建交通冲突指标,结合车辆相对速度方向及空间交互关系进行判定,并引入合理性约束以剔除不合理交通冲突,显著提升了检测的精度与可靠性。

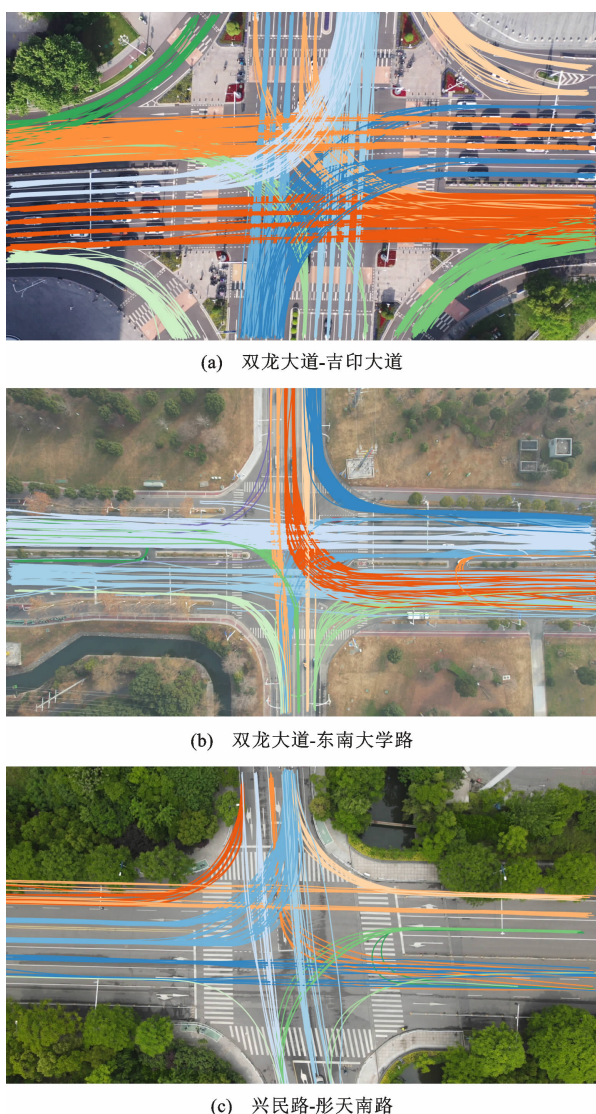


图 17 交叉口车辆轨迹

Fig. 17 Vehicle trajectories at the intersection

将本文交通冲突提取方法与 T-Analysis 进行比较。由于 PET 观测直观、人工提取稳定性较高,选取 PET 作为代表性指标进行验证,结果如图 18 所示。对比发现,2 种方法提取的交通冲突 PET 峰值均分布于 $[0.5, 0.75]$ s,且均呈明显的单峰左偏分布,表明本文方法与 T-Analysis 人工捕捉交通冲突事件方面具有较强一致性。然而,两者整体分布存在显著差异(K-S 检验统计量为 0.2,  $p$  值为  $7.62 \times 10^{-6}$ )。T-Analysis 提取交通冲突 PET 主要集中在 0~1 s,而本文提取交通冲突 PET 分布在 0.5~1.5 s。对于严重程度较低的交通冲突( $C_{PET} > 2$  s),本文提取交通冲突占总交通冲突 21.1%,而 T-Analysis 提取交通冲突仅占总交通冲突 15.4%。这种差异的主要原因在于,T-Analysis 人工提取交通冲突主要依靠车辆避险行为,主观性较强,更容易采集到避险

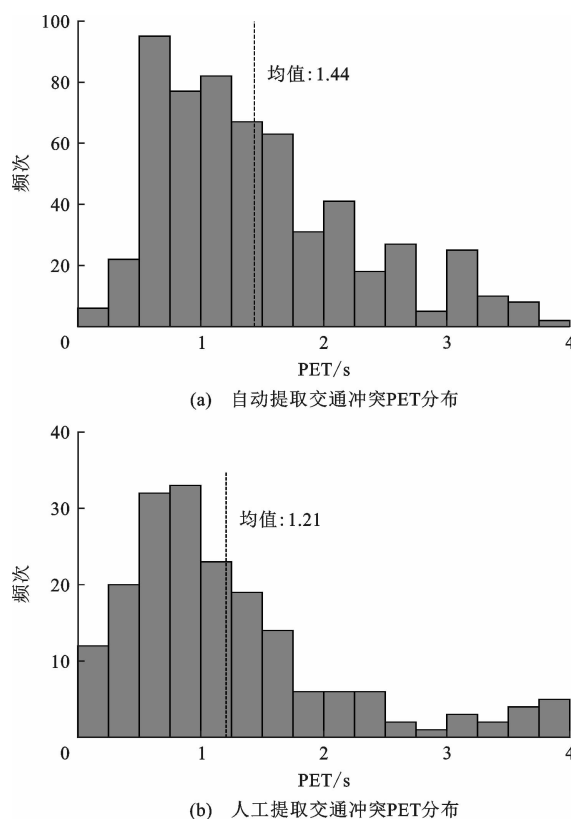


图 18 交通冲突频次分布直方图

Fig. 18 Histogram of traffic conflict frequency

行为明显的严重交通冲突,对于严重程度较低交通冲突可能存在漏检现象。相比之下,本文自动提取交通冲突遍历了所有车辆和交通事件,能够有效克服主观判断的局限,实现更为全面、客观的冲突事件提取,具有更高的适用性与稳定性。

3 个交叉口的冲突提取结果如表 5 所示。针对 TTC 指标,交通冲突事件 TTC 集中在 3~4 s,比例高达 45.8%;针对 PET 指标,交通冲突事件主要分布在 0~2 s,其中 0~1 s 及 1~2 s 的交通冲突分别占 32.2%和 42.1%;针对 MTTC 指标,交通冲突则多集中在 3~4 s,占比 56.9%,其次为 2~3 s,占 35.9%。这种差异表明,不同指标对交通冲突的严重性和发生频率的反映存在差异,采用多指标联合分析有助于更全面刻画冲突特征。本方法能够精确提取 TTC、PET 和 MTTC 等多项交通冲突指标,为复合指标的计算提供了基础,为全面揭示交通冲突特征提供了数据支持。

### 5.2.2 交通冲突类型分析

为进一步验证本文所提出的基于车辆边界框的交通冲突提取方法在冲突类型判别中的有效性,选取现有 2 种代表性方法作为对比基准:一是基于质点的交通冲突提取方法,二是考虑车辆外接圆的交

表 5 冲突指标频次(比例)分布  
Table 5 Distribution of the frequency (percentage) of conflict indexes

交通冲突指标	TTC	PET	MTTC	合计
0~1 s	1(0.3%)	507(32.2%)	4(0.4%)	233
1~2 s	48(14.4%)	663(42.1%)	66(6.8%)	282
2~3 s	132(39.5%)	287(18.2%)	346(35.9%)	309
3~4 s	153(45.8%)	119(7.6%)	549(56.9%)	371

通冲突提取方法<sup>[40]</sup>。本文以 TTC 指标提取的冲突事件为样本,采用人工标注的方式对 3 种方法的判别结果进行准确性验证,并以准确率作为评价指标,结果如表 6 所示。结果表明,基于质点的方法因未考虑车辆形状和尺寸,显著低估了实际碰撞风险,导致其在各类冲突判别中均表现出较低的准确率;基于外接圆的方法在追尾冲突提取上与边界框法均达到 100% 的准确率,但在侧向和角度冲突判别时,由于外接圆扩大了车辆范围,容易误判相邻车道正常行驶的车辆为侧向或角度冲突,导致判别准确率下降。相较于上述方法,本文提出的边界框方法能够更精准地刻画车辆间的安全距离,其在 3 类典型冲突类型中均取得了更高的识别准确率,具备更好的实用性与泛化能力。

5.3 交通冲突空间分布

以 TTC 作为交通冲突判别指标,依据交通冲突发生位置,绘制了 3 种类型交通冲突的热力图,选取流量较大的双龙大道-吉印大道交叉口及双龙大

表 6 各冲突类型判别准确率  
Table 6 Accuracy of conflict type classification %

判别方法	追尾冲突	侧向冲突	角度冲突	合计
质点法	88.0	71.1	75.0	82.1
外接圆法	100.0	76.3	66.7	88.4
边界框法	100.0	86.8	75.0	92.1

道-东南大学路交叉口进行分析,如图 19 所示。从图 19(a)中可以发现,双龙大道-东南大学交叉口内追尾冲突主要集中于双龙大道南北向的进口道区域,其余零散分布于整个交叉口。该路段为主干道,车流密度高,信号灯控制下排队和启停频繁,后车制动响应滞后易引发更多追尾冲突<sup>[41]</sup>。该交叉口内侧向冲突则主要集中在南向北左转待行区,尤其是外置左转车道处。外置左转车道这一非常规设计引发了更多且更严重的交通冲突<sup>[42]</sup>。此外,侧向冲突还零星分布在各个进口道及出口道,主要与车辆临时变道、加速穿插等行为相关。角度冲突数量较少,均集中在各进口道右转车道部分,表明此类冲突主要发生在右转车辆汇入同向直行或对向左转车流的过程。

图 19(b)所示为双龙大道-吉印大道交叉路口的冲突空间分布情况。追尾冲突同样主要集中于双龙大道南北向进口道区域。侧向冲突主要集中于交叉口中心区域,该交叉口设计存在阶梯式直行与左转待行区,致使交叉口中央区域被多股车流占用,从而引发更为密集的侧向冲突,交通冲突空间分布直观的反映出复杂导向车道结构对车辆交织时安全影响

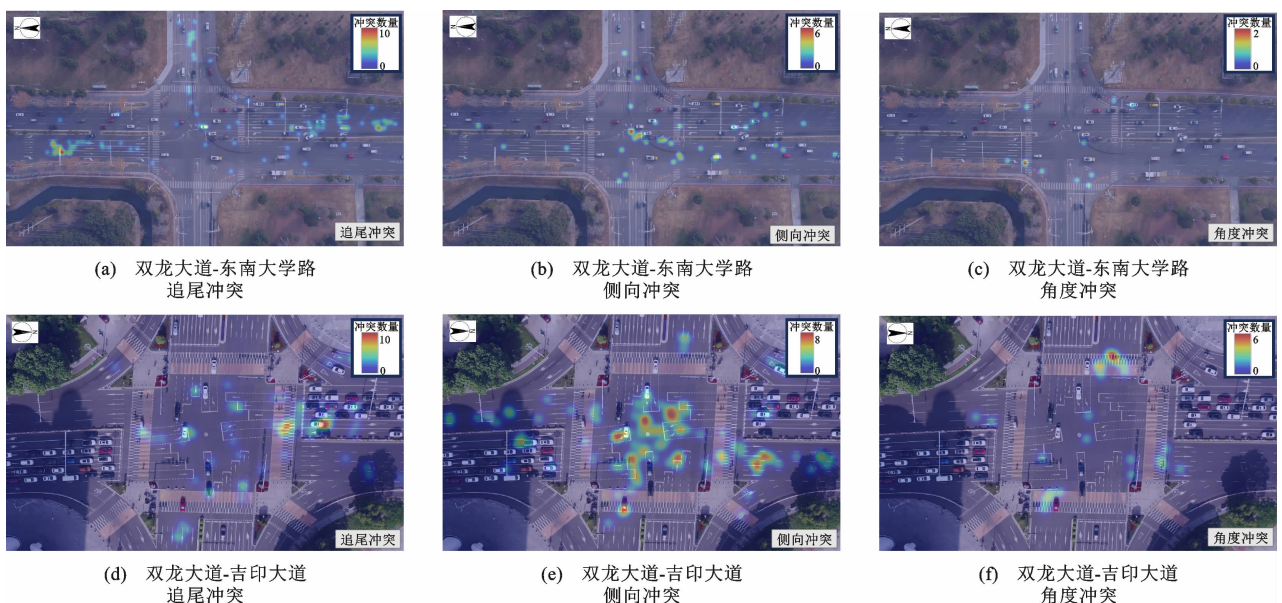


图 19 冲突热力图

Fig. 19 Heatmaps of traffic conflicts

显著。

上述交通冲突空间分布特征表明,本文提出的冲突检测方法在面对高密度流量、复杂车道结构等交通环境时,展现出较强的冲突识别能力,验证了算法具有良好的适用性与鲁棒性。

## 6 结 语

(1)本文提出了一套基于无人机航拍视频的交通冲突提取方法,主要包括3个部分:结合特征点识别和特征点匹配实现自动化视频稳像、基于YOLOv8-OBB旋转目标检测模型及ByteTrack目标追踪方法进行轨迹提取、基于车辆边界框进行交通冲突判别与指标计算,为交通冲突自动化提取方法奠定了坚实的理论基础。

(2)以3处信号交叉口为案例进行冲突提取。视频稳像算法、轨迹提取算法、冲突提取算法平均处理速度分别为3.64、5.38、250.00 帧·s<sup>-1</sup>,表明所提方法能高效进行冲突提取。采用T-Analysis人工提取交通冲突并与自动提取结果进行比较。结果显示,交通冲突自动提取方法能更全面的提取交通冲突,且准确率超过90%。案例表明,本文提出方法能满足实际应用需求。

(3)在后续研究中,本方法仍可进行如下改进:

①目前算法仅侧重机动车之间的交通冲突提取,未来研究可扩展至其他交通参与者,如摩托车、电动车和行人等;②目前提取的冲突指标仅包括TTC、MTTC和PET,后续研究可细化更多指标,以期提供更全面的数据支持;③当前方法基于机动车实际运行轨迹进行冲突提取,结合轨迹预测与现有方法也是未来值得研究的方向;④恶劣天气(如雨雪)可能影响无人机的飞行稳定性和数据采集质量,未来可探索多传感器融合技术,以增强算法在复杂气象条件下的准确性。

### 参 考 文 献 :

#### References :

- [1] 吕能超,彭凌枫,吴超仲,等.区分冲突类型的路段实时碰撞风险预测模型[J].中国公路学报,2022,35(1):93-108.  
LYU Neng-chao, PENG Ling-feng, WU Chao-zhong, et al. Real-time crash-risk prediction model that distinguishes collision types[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(1): 93-108.
- [2] 郭延永,刘攀,吴瑶,等.基于冲突极值模型的非常规信号交叉口安全评价[J].中国公路学报,2022,35(1):85-92.  
GUO Yan-yong, LIU Pan, WU Yao, et al. Safety evaluation of unconventional signalized intersection based on traffic conflict extreme model[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(1): 85-92.
- [3] YUE Q S, GUO Y Y, SAYED T, et al. Bayesian hybrid gamma-GPD model for extreme traffic conflict threshold determination in the peak over threshold approach [J]. Accident Analysis & Prevention, 2024, 206: 107717.
- [4] GUO Y Y, SAYED T, LIU P, et al. Modeling temporal correlation and heterogeneity in real-time conflict rates using Bayesian Tobit models for signalized intersections [J]. Accident Analysis & Prevention, 2024, 202: 107552.
- [5] ZHENG L, SAYED T. A novel approach for real time crash prediction at signalized intersections [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 117: 102683.
- [6] AUTEY J, SAYED T, ZAKI M H. Safety evaluation of right-turn smart channels using automated traffic conflict analysis[J]. Accident Analysis & Prevention, 2012, 45: 120-130.
- [7] 郑玉冰,马羊,程建川,等.基于轨迹数据的非机动车道内冲突事件自动识别与可视化[J].中国公路学报,2022,35(1):71-84.  
ZHENG Yu-bing, MA Yang, CHENG Jian-chuan, et al. Automated identification and visualization of conflict events in bike lanes using trajectory data [J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(1): 71-84.
- [8] LAURESHYN A, DE CEUNYNCK T, KARLSSON C, et al. In search of the severity dimension of traffic events: Extended Delta-V as a traffic conflict indicator[J]. Accident Analysis & Prevention, 2017, 98: 46-56.
- [9] SUZUKI K, NAKAMURA H. TrafficAnalyzer: The integrated video image processing system for traffic flow analysis[C]//ITS. 13th World Congress on Intelligent Transport Systems and Services. London: ITS, 2006: 1-10.
- [10] 王俊骅,张方方,张兰芳.基于OpenCV和Halcon的交通冲突视频自动检测及数据处理[J].同济大学学报(自然科学版),2010,38(2):238-244.  
WANG Jun-hua, ZHANG Fang-fang, ZHANG Lan-fang. Halcon and OpenCV-based traffic automatic conflicting detecting method and data transaction[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2010, 38(2): 238-244.
- [11] 曲昭伟,李志慧,胡宏宇,等.基于视频处理的无信号交叉口交通冲突自动判别方法[J].吉林大学学报(工学版),2009,39(增2):163-167.  
QU Zhao-wei, LI Zhi-hui, HU Hong-yu, et al. Traffic conflict automatic discrimination at non-signalized intersection based on video processing [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2009, 39(S2): 163-167.
- [12] 王玉全,邢芳,郭伟伟.信号交叉口混合交通冲突研究[J].中国安全科学学报,2016,26(6):47-51.  
WANG Yu-quan, XING Fang, GUO Wei-wei. Research on mixed traffic conflict at signalized intersection [J]. China

- Safety Science Journal, 2016, 26(6): 47-51.
- [13] ARUN A, HAQUE M M, WASHINGTON S, et al. A systematic review of traffic conflict-based safety measures with a focus on application context[J]. *Analytic Methods in Accident Research*, 2021, 32: 100185.
- [14] 刘淼淼,鲁光泉,王云鹏,等. 交叉口交通冲突严重程度量化方法[J]. *交通运输工程学报*, 2012, 12(3): 120-126.  
LIU Miao-miao, LU Guang-quan, WANG Yun-peng, et al. Quantitative method of traffic conflict severity at intersection [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2012, 12(3): 120-126.
- [15] SAUNIER N, SAYED T, ISMAIL K. Large-scale automated analysis of vehicle interactions and collisions[J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2010, 2147(1): 42-50.
- [16] SAYED T, ZAKI M H, AUTEY J. Automated safety diagnosis of vehicle-bicycle interactions using computer vision analysis[J]. *Safety Science*, 2013, 59: 163-172.
- [17] ISMAIL K, SAYED T, SAUNIER N, et al. Automated analysis of pedestrian-vehicle conflicts using video data[J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2009, 2140(1): 44-54.
- [18] ST-AUBIN P, SAUNIER N, MIRANDA-MORENO L. Large-scale automated proactive road safety analysis using video data [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2015, 58: 363-379.
- [19] VENTHURUTHIYIL S P, CHUNCHU M. Anticipated Collision Time (ACT): A two-dimensional surrogate safety indicator for trajectory-based proactive safety assessment[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2022, 139: 103655.
- [20] ZHANG J B, LEE J, ABDEL-ATY M, et al. Enhanced index of risk assessment of lane change on expressway weaving segments: A case study of an expressway in China [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2023, 180: 106909.
- [21] SONG P L, SZE N N, ZHENG O, et al. Addressing unobserved heterogeneity at road user level for the analysis of conflict risk at tunnel toll plaza: A correlated grouped random parameters logit approach with heterogeneity in means [J]. *Analytic Methods in Accident Research*, 2022, 36: 100243.
- [22] 高 铭,陈 鑫,蒋 烁,等. 基于自适应微调的露天矿山低空无人机旋转目标检测[J]. *交通运输工程学报*, 2026, 26(3): 291-302.  
GAO Ming, CHEN Xin, JIANG Shuo, et al. Rotated object detection using low-altitude UAVs for open-pit mines with adaptive fine-tuning [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2026, 26(3): 291-302.
- [23] 李 杰,沈 堤,余付平,等. 基于梯度优化的低空平面航路网规划方法[J]. *交通运输工程学报*, 2026, 26(3): 228-243.  
LI Jie, SHEN Di, YU Fu-ping, et al. Low-altitude planar air route network planning method based on gradient optimization [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2026, 26(3): 228-243.
- [24] 张建平,王致远,张光远,等. 基于分块三维高斯泼溅的城市低空风险地图构建方法[J]. *交通运输工程学报*, 2026, 26(3): 244-260.  
ZHANG Jian-ping, WANG Zhi-yuan, ZHANG Guang-yuan, et al. Construction method of urban low-altitude risk map based on block 3D Gaussian splatting [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2026, 26(3): 244-260.
- [25] ZHENG O, ABDEL-ATY M, YUE L, et al. CitySim: A drone-based vehicle trajectory dataset for safety-oriented research and digital twins [J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2024 (2678): 606-621.
- [26] CHEN X Q, LI Z B, YANG Y S, et al. High-resolution vehicle trajectory extraction and denoising from aerial videos [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(5): 3190-3202.
- [27] WU X, LI W, HONG D F, et al. Deep learning for unmanned aerial vehicle-based object detection and tracking: A survey [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2022, 10(1): 91-124.
- [28] 李 旭,宋世奇,殷晓晴. 基于目标空间分布特征的无人机航拍车辆实时检测技术研究[J]. *中国公路学报*, 2022, 35(12): 193-204.  
LI Xu, SONG Shi-qi, YIN Xiao-qing. Real-time vehicle detection technology for UAV imagery based on target spatial distribution features [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2022, 35(12): 193-204.
- [29] HOANH N, VU PHAM T. A multi-task framework for car detection from high-resolution UAV imagery focusing on road regions[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(11): 17160-17173.
- [30] LI X H, WU J P. Developing a more reliable framework for extracting traffic data from a UAV video [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(11): 12272-12283.
- [31] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [32] MUJA M, LOWE D G. Fast Approximate Nearest Neighbors with Automatic Algorithm Configuration[J]. *VISAPP*, 2009, 2(1): 331-340.
- [33] SUN Y M, CAO B, ZHU P F, et al. Drone-based RGB-infrared cross-modality vehicle detection via uncertainty-aware learning [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(10): 6700-6713.
- [34] ZHAO J, YANG X L, ZHANG C. Vehicle trajectory reconstruction for intersections: An integrated wavelet transform and Savitzky-Golay filter approach [J]. *Transportmetrica A: Transport Science*, 2024, 20(2): 2163207.
- [35] HYDEN Christer. A traffic conflicts technique for examining urban intersection problems [C] // Institute of Transport Economics. Proceedings of the First Workshop on Traffic

- Conflicts. Oslo: Institute of Transport Economics, 1977: 87-89.
- [36] HAYWARD J. Near-miss determination through use of a scale of danger[J]. Highway Research Record, 1972, 384: 24-34.
- [37] OZBAY K, YANG H, BARTIN B, et al. Derivation and validation of new simulation-based surrogate safety measure [J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2008, 2083(1): 105-113.
- [38] ALLEN B L, SHIN B T, COOPER P J. Analysis of Traffic Conflicts and Collisions[J]. Transportation Research Record, 1978, 667: 67-74.
- [39] GHEORGHE C, FILIP N. Road traffic analysis using unmanned aerial vehicle and image processing algorithms[C]// IEEE. 2022 IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics (AQTR). New York: IEEE, 2022: 1-5.
- [40] 张方方,王长君,王俊骅.城市快速路匝道合流区车辆交互行为模式[J].中国公路学报,2022,35(9):66-79.  
ZHANG Fang-fang, WANG Chang-jun, WANG Jun-hua. Vehicle interaction patterns at on-ramp merging area of urban expressway[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(9): 66-79.
- [41] 郭延永,刘攀,徐铖铖,等.基于交通冲突模型的信号交叉口右转设施安全分析[J].中国公路学报,2016,29(11):139-146.  
GUO Yan-yong, LIU Pan, XU Cheng-cheng, et al. Safety analysis of right-turn facility at signalized intersection using traffic conflict model [J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(11): 139-146.
- [42] GUO Y Y, SAYED T, ZAKI M H, et al. Safety evaluation of unconventional outside left-turn lane using automated traffic conflict techniques [J]. Canadian Journal of Civil Engineering, 2016, 43(7): 631-642.