

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415731

基于雷视融合轨迹匹配的高速公路 车辆轨迹跟踪方法^{*}

黎云飞^{1,2} 许华杰^{1,3} 韦泽贤⁴

(1. 广西大学计算机与电子信息学院 南宁 530004; 2. 广西交投集团有限公司数智信息事业部 南宁 530004;
3. 广西大学广西多媒体通信与网络技术重点实验室 南宁 530004; 4. 广西大学机械工程学院 南宁 530004)

摘 要: 针对高速公路车辆跟踪过程中,在进行雷达与视频数据融合时两类传感器之间探测目标匹配的难点问题,提出一种基于目标轨迹相似度匹配的高速公路车辆跟踪方法。首先,采用投影变换将雷达数据转化到视频数据所在的维度;其次,通过提出的曲线拟合算法将离散的轨迹点插值成连续的轨迹曲线;最后,将雷达探测目标投影到图像上的轨迹曲线与视频检测目标轨迹曲线进行相似度计算得到相似度矩阵,并通过对相似度矩阵进行筛选得到雷达探测目标和视频检测目标的匹配关系。采用高速公路真实场景下采集的车辆数据开展对比实验,结果表明在高速公路场景下的平均目标匹配成功率为 94.71%,相比其他同类方法的平均匹配成功率提高 3.01% 和 3.69%。所提出的方法能有效过滤伪目标,更适合在高速公路场景下的车辆跟踪中使用。

关键词: 雷视融合;车辆轨迹跟踪;轨迹匹配;曲线拟合;相似度矩阵

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6099

Highway vehicle tracking method based on radar and video trajectories match

Li Yunfei^{1,2} Xu Huajie^{1,3} Wei Zexian⁴

(1. College of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530004, China;

2. Digital Intelligence Information Business Unit, Guangxi Transportation Science and Technology Group, Nanning 530004, China;

3. Guangxi Key Laboratory of Multimedia Communications and Network Technology, Guangxi University, Nanning 530004, China;

4. College of Mechanical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of target matching between two kinds of sensors in the fusion of radar and video data in the process of highway vehicle tracking, a highway vehicle tracking method based on target trajectory similarity matching was proposed. Firstly, the radar data is converted to the dimension of video data by projection transformation. Secondly, curve fitting algorithm is used to interpolate discrete trajectory points into continuous trajectory curves. Finally, the similarity between the trajectory curve projected on the image of the radar detection target and the trajectory curve of the video detection target is calculated, and the matching relationship between the radar detection target and the video detection target is obtained by screening the similarity matrix. Comparative experiments were carried out with vehicle data collected in real scenarios on highways. The results show that the average success rate of target matching in the expressways is 94.71%, which is 3.01% and 3.69% higher than that of other similar methods. The proposed method can effectively filter false targets and is more suitable for vehicle tracking in highway scenarios.

Keywords: radar and video fusion; vehicle trajectory tracking; trajectory match; curve fitting; similarity matrix

0 引 言

随着我国飞速发展,截至 2023 年 9 月底全国机动车保

有量达 4.3 亿辆,稳居全球第一^[1]。车辆的增多使得交通管理系统面临越来越大的压力,引发了国内外对于先进交通管理技术的探索^[2]。车辆跟踪技术能够实现对重点路段

收稿日期:2024-03-28

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(71963001)、广西交通运输行业重点科技项目(2021-MS4-102)、广西博士研究生教育创新项目(YCBZ2023039)资助

的精细化管理,是智能交通系统得以实现的重要技术基础^[3]。目前主流的车辆检测手段有地感线圈^[4]、视频摄像机^[5]、毫米波雷达^[6]、激光雷达^[7]等。但是采用单一传感器只能针对车辆的部分特征进行检测,无法对道路上的车辆完整刻画,难以还原真实的交通态势。而多传感器融合将不同传感器的数据进行关联,从而提高车辆检测的全面性和可靠性^[8]。其中,雷达与视频融合(雷视融合)技术可以实现对高速公路路侧交通环境及车辆运行特征的精准感知^[9]。雷视融合主要有以下优点:一方面将雷达信息与视频信息同时利用,提高数据的利用效率;另一方面雷达数据和视频数据可以在不同工况下得到互补进而增加系统在不同环境下的适应性。目前,雷视融合技术已经逐步在我国高速公路建设中推广使用且具有良好前景。

目标匹配一直是雷视融合技术中的关键难点^[10]。一方面,进行数据融合前需要对数据的时空坐标进行转换,这种转换容易造成系统误差^[11];另一方面,融合算法容易将数据噪声放大产生伪目标^[12]。部分学者在上述几个方面进行了研究,例如 Chadwick 等^[13]采用视频和雷达采集的数据来训练神经网络模型,检测目标效果较好;但是在不同的场景下,需要调节神经网络模型的超参数以得到较为准确的输出,因此实际推广应用较难。赵国辉等^[14]将雷达和视频数据时空坐标同步后,通过判断传感器目标检测框交并比(intersection over union, IoU)的方式输出融合目标,该方法在多目标的情况下检测框距离小,并且目标点未经过预处理容易生成伪检测目标。王倩^[15]提出一种改进的豪斯多夫(Hausdorff)距离匹配算法,将目标位置和目标速度信息加权综合判断两个传感器测量的目标数据是否为同一运动车辆,该方法的权重数值对匹配结果的影响较大,在实际工程应用中难以确定。孙景荣等^[16]提出一种基于模糊集理论的目标决策标准对传统的数据融合算法进行了改进,其利用决策层模糊集理论的多传感器融合算法对交通目标进行跟踪,除此之外还采用 Z 型隶属函数用于决策分支的优化;该方法需要对目标在不同传感器中的存在情况和杂波进行分类讨论并处理计算,实际实现过程中涉及的工程参数较多,较难实现。李洋等^[17]采用同一帧中的毫米波雷达目标与摄像头目标转换到同一坐标系下时的欧氏距离构造效益矩阵,并利用匈牙利匹配算法对两者进行关联;该方法需要在构造效益矩阵前对目标进行冗余过滤,否则仅通过目标欧式距离进行雷视融合容易造成错误匹配。

上述方法在车辆检测和匹配方面均取得了一定效果,但并未针对高速公路场景下的车辆跟踪进行设计。高速公路车辆速度快、轨迹变化幅度小,如果能够不间断跟踪车辆形成一连串平滑轨迹点更利于高速公路中车辆状态辨识。为解决这些问题,本文提出一种采用雷视融合轨迹匹配的高速公路车辆跟踪方法,记录雷达和视频在一定时间窗口内的轨迹数据,通过坐标转换将雷达目标轨迹和视频目标轨迹统一到同一坐标系下,然后对轨迹数据进行曲

线拟合预处理从而得到平滑的轨迹点,再计算两者轨迹的相似度,得到雷达和视频轨迹之间的相似度矩阵,对相似度矩阵进行筛选得到雷达目标和视频目标最优的匹配关系并输出拟合后轨迹,实现雷达目标和视频目标的精准匹配。

1 采用雷视融合轨迹匹配的高速公路车辆轨迹跟踪方法

1.1 方法总体流程

利用雷达和相机同时对车辆进行跟踪和检测,可以从多个维度上对车辆的状态进行更精准的刻画。但是,雷达上检测到的车辆与相机上检测的车辆必须合理地匹配,才能够最大程度上体现出多传感融合的优势。因此本文提出一种采用雷视融合轨迹匹配的高速公路车辆轨迹跟踪方法,相机数据和雷达数据先各自进行运算,再经过本文提出的相似系数矩阵进行融合,最后获得融合的车辆轨迹作为输出,方法的核心部分示意图如图 1 所示。

方法的整体流程如图 2 所示,主要包括以下 3 个步骤:

1)对于雷达数据,首先取雷达在一段时间窗口 t 内探测到同个目标的输出点 $\{S_j\}_{j=0}^n$,这些输出点是三维的离散点,表示雷达探测到同个目标在该时间窗口内的轨迹;其次,通过投影变换,将雷达的坐标转换为图像坐标 $\{S'_j\}_{j=0}^n$,使得视频和雷达的轨迹曲线维度一致;最后,采用曲线拟合对雷达转换后的坐标 $\{S'_j\}_{j=0}^n$ 进行曲线拟合,得到雷达拟合的轨迹数据。

2)对于相机数据,首先使用较为成熟的 deepsort 人工智能(artificial intelligence, AI)算法框架进行车辆检测,得到车辆位置和跟踪目标的唯一标识信息,由于相机本身得到的就是图像,因此不需要对其进行坐标转换;其次,将视频数据进行时间滑窗以得到一系列的同个目标输出点;最后再对这一系列输出点进行曲线拟合以得到相机拟合的轨迹数据 $\{P_j\}_{j=0}^n$ 。

3)经过上述过程,得到雷达探测目标和相机探测目标的轨迹,假设有 N 条雷达轨迹和 M 条图像轨迹,对图像中识别出的目标轨迹与雷达识别目标在图像上的投影轨迹之间两两计算相似度,得到 $M \times N$ 的相似度矩阵。假设相似系数阈值为 T ,则对相似度矩阵中相似系数大于 T 的值进行排序,相似性最高的系数所对应的两条轨迹则认为属于同一个检测目标,完成雷达与相机数据的匹配。

1.2 投影变换

不同类型传感器之间探测目标的输出结果属于各自独立的坐标系,为了实现传感器数据间的相互匹配,需要将它们的输出结果转换到同一坐标系下。雷达在一段时间内探测的目标输出轨迹是一组三维轨迹点,而视频探测到的目标在图像上用一组二维平面坐标表示,将雷达的探测点(三维)转换到图像坐标(二维)上的过程称为投影变换。所提出方法涉及坐标变换的示意图如图 3 所示,雷达输出的三

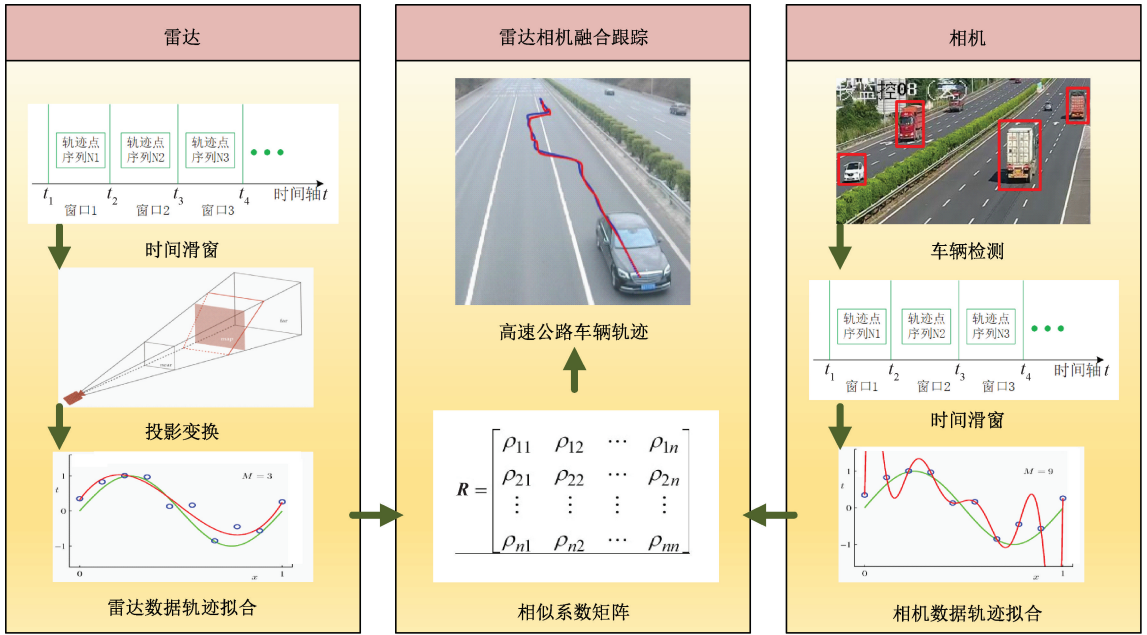


图1 采用雷视融合轨迹匹配的高速公路车辆轨迹跟踪方法

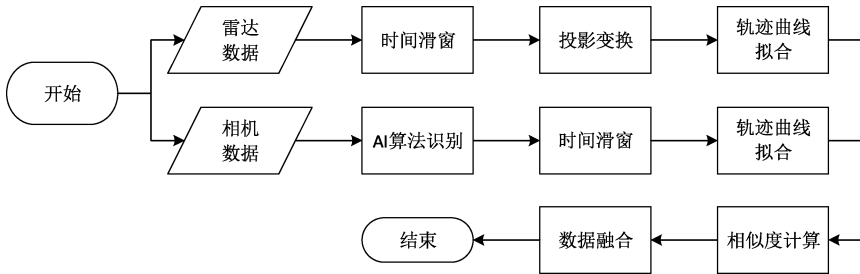


图2 方法的流程图

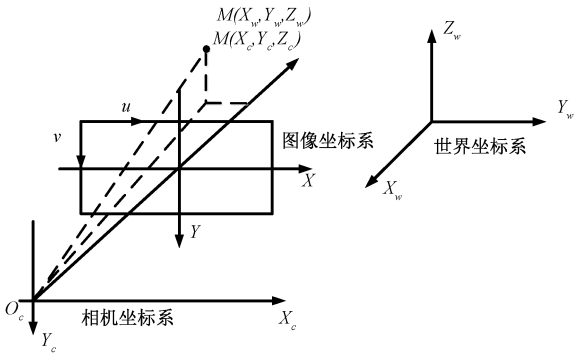


图3 坐标系变换示意图

维探测目标点所在的坐标系为世界坐标系,该坐标系下的坐标点经过刚性变换可得到相机坐标系下的三维坐标,再将其进行投影变换,即可得到雷达探测目标点在图像坐标系下的二维坐标。

以上坐标变换在齐次坐标系下均为线性变换,可用线性变换矩阵来描述。设三维空间中的某个点的齐次坐标表示为 $P_w = (X_w, Y_w, Z_w, 1)^T$, 该点在相机中的成像点的齐次坐标表示为 $P_c = (U, V, 1)^T$, 它们之间有以下转换关

系如下:

$$P_c = N_{3 \times 4} \times M_{4 \times 4} \times P_w = H_{3 \times 4} \times P_w \quad (1)$$

式中: $N_{3 \times 4}$ 是相机的内参数矩阵,表示的是相机坐标系到图像坐标系的转换关系,由相机的内部参数决定,在同一个雷视融合系统中是不变的; $M_{4 \times 4}$ 是相机的外参数矩阵,表示的是世界坐标系到相机坐标系的转换关系,由相机和雷达的相对位置决定,在雷视融合系统中相机和雷达的相对位置是固定的,因此相机的外参数矩阵也是不变的。将标定物放置于雷视融合系统中的多个不同的点位,可测出多组 P_w 和 P_c , 再通过非线性优化求解出转换矩阵 $H_{3 \times 4}$, 也就得到了该雷视融合系统下,雷达探测点坐标转换到图像坐标的方式,即雷达探测目标轨迹点 $S(t)$ 在图像上的投影点坐标为:

$$S'(t) = H \times S(t) \quad (2)$$

1.3 轨迹曲线拟合

通过雷达和摄像机获取到的一段时间窗口内的目标轨迹数据为离散的数据点,且根据传感器硬件的不同,同一个时间窗口下获取的数据点的数量也不同,通过曲线拟合将离散的数据点转换成连续的轨迹,可以使得数据更加平

滑,减少传感器采集数据时间不同步带来的系统误差,同时也避免了轨迹空间颗粒度差异对之后相似度计算结果的影响,算法流程如图 4 所示。假设由传感器探测得到的一组离散的目标轨迹点为 $\{Q_i\}_{i=0}^m$, 从这些轨迹点中取 n 个初始控制点 $\{P_j\}_{j=0}^n$, 其中 $n < m$ 。首先,生成初始拟合曲线 $P^0(t) = \sum_{i=0}^n B_{i,k}(t)P_i$, 其中 $B_{i,k}(t)$ 是相应的 B 样条基函数。计算初始拟合曲线与原始数据点的误差, $\delta_j^0 = Q_j - P^0(t_j)$, $j = 0, 1, \dots, n$, 由以上误差得到初次迭代的控制点的调整向量为:

$$\Delta_i^0 = \mu \sum_{j=0}^m B_{i,k}(t_j) \delta_j^0 \quad (3)$$

则第一次迭代的控制点设置为 $P_i^1 = P_i^0 + \Delta_i^0$, 得到第一次迭代的曲线 $P^1(t) = \sum_{i=0}^n B_{i,k}(t)P_i^1$, 再次计算该曲线与原始数据点的误差并生成调整向量, 如此迭代下去, 假设迭代 k 次后调整向量 Δ_i^k 小于设定的阈值 ϵ 则停止迭代, 得到第 k 次迭代的曲线 $P^k(t) = \sum_{i=0}^n B_{i,k}(t)P_i^k$, 即为最终的轨迹拟合曲线 $P(t)$ 。

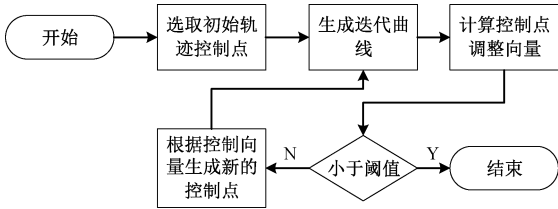


图 4 轨迹曲线拟合算法流程图

1.4 相似度矩阵以及匹配关系计算

假设在同一个时间窗口内,雷达探测的目标在图像上的投影点经过曲线拟合得到的轨迹曲线为 $S'(t)$, 视频检测的目标经过曲线拟合得到的轨迹曲线为 $P(t)$, 采用以下方式计算出的相似度 R 作为两条轨迹曲线相似程度的度量:

1) 计算轨迹拟合曲线之间的几何相似度 R_u :

$$R_u(P, S') = \frac{cov(P(t), S'(t))}{\varphi(P(t)) \cdot \varphi(S'(t))} \quad (4)$$

其中, $cov(P(t), S'(t))$ 表示曲线采样坐标点之间的协方差, $\varphi(P(t))$ 、 $\varphi(S'(t))$ 表示曲线采样坐标点的方差。其中, $0 \leq R_u \leq 1$ 。

2) 计算轨迹拟合曲线之间的距离靠近度 R_v 。

首先,将轨迹曲线的每个坐标点分量映射到单位区间 $[0, 1]$ 之内,以视频轨迹曲线 $P(t)$ 的图像水平坐标分量 u 为例,假设采样 n 次,找到采样点数据的最大值 U_{\max} 和最小值 U_{\min} , 对于每一个采样点坐标计算其归一化的值 u' 为:

$$u' = \begin{cases} \frac{u - U_{\min}}{U_{\max} - U_{\min}}, & U_{\max} \neq U_{\min} \\ 0, & U_{\max} = U_{\min} \end{cases} \quad (5)$$

同样对视频轨迹曲线 $P(t)$ 的图像垂直坐标分量 v 计

算其归一化的值,得到归一化的曲线 $p(t)$ 。对于雷达投影轨迹曲线也做相同的计算得到 $s'(t)$ 。

接着,计算归一化曲线之间的空间距离接近度,假设对两个轨迹归一化曲线均采样 n 个点,对于每个采样点,计算两个曲线在该次采样的采样点之间的欧式距离 d 。遍历所有采样点后,得到两个曲线在采样数 n 下的采样点的最大距离 F_n :

$$F_n(p(t), s'(t)) = \max\{d(p(t), s'(t))\}, t \in [1, n] \quad (6)$$

设置一个最大采样次数 N , 计算在不同采样数 n ($n \in [1, N]$) 下得到的采样点的最大距离 F_n , 找出其最小值, 并用以下公式计算 R_v 为:

$$R_v = \frac{1}{1 + \min\{F_n(p(t), s'(t))\}}, n \in [1, N] \quad (7)$$

其中, $0 \leq R_v \leq 1$, 它表示了两条曲线的空间距离的靠近程度,越接近 1 说明两条曲线在空间上的距离越接近。

3) 计算曲线之间的相似系数 R

$$R = pR_u + (1 - p)R_v, p \in [0, 1] \quad (8)$$

其中, p 为几何相似度的权重, R 的值越接近 1, 说明两条轨迹曲线之间的相似度越大。假设有 m 条雷达探测目标在图像上的投影轨迹曲线 $\{S'_1, S'_2, \dots, S'_m\}$, 有 n 条视频检测的目标轨迹曲线 $\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, 在它们之间两两计算相似度,可以得到一个大小为 $m \times n$ 的矩阵 $R_{m \times n}$, 其中的元素 $r_{i,j}$ 表示第 i 个雷达探测目标投影轨迹曲线与第 j 个视频检测目标轨迹曲线之间的相似度。找到矩阵中元素的最大值记为 r_{\max} , 假设其位于矩阵 $R_{m \times n}$ 的第 p 行第 q 列, 随后,同时移除 $R_{m \times n}$ 的第 p 行和第 q 列, 得到新的矩阵为 $R_{(m-1) \times (n-1)}$ 。对 r_{\max} 进行判断, 若其大于预设阈值 T , 则认为原矩阵 $R_{m \times n}$ 中第 p 个雷达探测目标和第 q 个视频检测目标匹配, 并将两个目标的匹配关系进行记录。之后, 对得到的新矩阵 $R_{(m-1) \times (n-1)}$ 重复以上的操作直至矩阵为空。匹配关系计算流程如图 5 所示。

2 现场实验及其结果分析

2.1 隧道监测场景下的车辆轨迹跟踪

为了测试所提出方法的效果,选择广西信梧高速(信都-梧州)中的爽冲隧道上行段作为试点进行实验。隧道中通常能见度不高,并且偶尔有灰尘等干扰因素影响,对车辆轨迹跟踪方法构成了挑战。实验所采用的雷达为 80 GHz 道路交通检测雷达,型号为 CitRadar-77TD; 相机为 1 080 P 高清摄像机,型号为 HC2641-FW。设备架设在隧道壁上,朝向车尾方向,架设高度为 4 m。雷达和高清摄像机检测范围为 20~120 m, 满足隧道内的车辆检测要求。传感器数据由放置于隧道壁一侧的配电箱中的边缘计算模块进行采集并处理,边缘计算模块型号为 Jetson AGX Xavier, CPU 主频 3.0 GHz, 内存 16 GB。雷达和相机布设

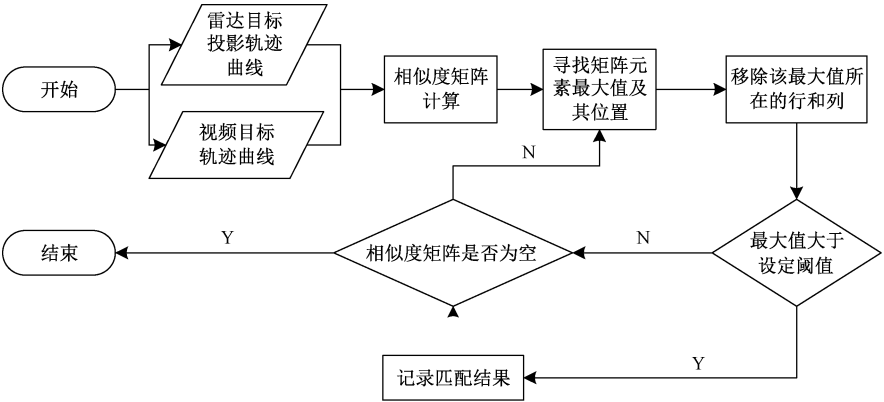


图 5 匹配关系计算流程图

如图 6(a)所示。

按照图 2 所示的流程对车辆进行跟踪:1)通过对接雷达输出协议,获取雷达探测目标的原始数据,将 1 s 时间窗口内雷达探测的目标轨迹点通过标定好的转换矩阵计算其投影到二维图像上的轨迹坐标,然后使用曲线拟合得到雷达探测的目标在二维图像上的连续轨迹,如图 6(b)中绿色三角形标记所示;2)采集相机在 1 s 时间窗口内输出的视频流数据,使用图像识别算法逐帧识别图像中的车辆,得到图像检测目标的

轨迹坐标,使用曲线拟合得到图像检测目标的连续轨迹,如图 6(b)中蓝色正方形标记所示;3)计算雷达探测目标的投影轨迹曲线与图像检测目标的轨迹曲线的相似系数,得到相似度矩阵。根据试验设置相似系数阈值为 0.995,按照图 5 描述的匹配关系计算流程得到雷达探测目标和图像检测目标之间的匹配关系。所提出的方法使用多帧传感器的数据进行雷视融合,有效减少了处理单帧传感器数据时产生的时间同步误差和坐标转换误差对匹配结果的影响。

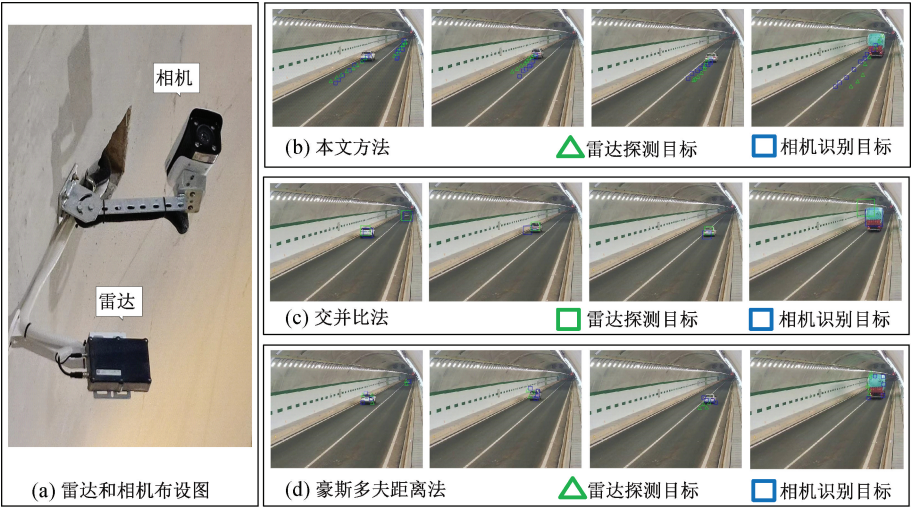


图 6 隧道监测场景下的车辆轨迹跟踪

为了测试所提出的车辆轨迹跟踪方法的效果,选取文献[14]和文献[15]所提出的两种同样基于雷视融合技术的车辆轨迹跟踪方法开展对比实验,对相同场景的车辆进行跟踪并对跟踪效果进行比较。所选取的两种对比方法是近年来出现的、对业界内具有代表性的跟踪算法的成功改进,且这两种算法比较适合在当前路边边缘计算单元的硬件上运行,便于工程实现。实验结果如图 6 所示,其中,图 6(b)是本文方法的跟踪效果示意图,图中绿色三角形标记表示雷达检测到同个目标点在 1 s 时间窗口内在二维图像上的投影点拟合出的轨迹曲线,其序列表示同个雷达探测目标的历史轨迹;蓝色矩形标记表示同个图像检测目标

在 1 s 时间窗口内的位置所拟合出的轨迹曲线,其序列表示同个图像检测目标的历史轨迹。这两条轨迹曲线之间的相似系数反映它们之间的相似程度,其值越接近 1 说明两个检测目标为同一个真实目标的可能性越大。图 6(c)对应文献[14]提出的交并比轨迹跟踪法的实验结果,其中绿色矩形表示单帧雷达检测目标点在图像上的投影点进行聚类后的外接矩形边界框,蓝色矩形表示单帧图像检测出的目标边界框,这两个边界框重合区域占总体边界框的比例(交并比)越大,说明两个检测目标为同一真实目标的可能性越大。使用交并比轨迹跟踪法进行目标匹配时,由于雷达发射的电磁波通常在物体边缘处产生的反射较强,

因此探测出的目标中心与图像检测目标中心有一定偏差，加之坐标转换和时间同步过程产生的误差，检测框交并比值可能很低甚至为 0，产生错误的匹配结果。图 6(d)是文献[15]的豪斯多夫距离检测法实验结果图，绿色三角形标记表示单帧雷达探测目标点进行聚类后在图像上的投影位置，蓝色矩形标记表示单帧图像检测目标点进行聚类后的位置，该算法通过对这些目标点之间位置距离信息和速度信息加权以综合判断两个传感器检测的目标是否为同一真实目标。目标点之间的距离越近，说明这两个检测目标为同一真实目标的可能性越大。但通常雷达或图像单帧数据的有效检测点较少，且存在较多伪目标点，采用豪斯多夫距离检测法会导致匹配成功率下降。

实验过程中，在 3 个不同测试点位（即隧道内不同位置）进行了长达 120 h 的不间断测试。将雷达数据和相机数据输入算法进行处理：若算法成功输出与真实车辆相符的雷视融合的车辆目标，则认为雷视数据匹配成功；若算法仅输出视频单独识别或者雷达单独识别的车辆目标，或者两种传感器均未识别到车辆目标，则认为雷视融合算法匹配失败。计算匹配成功的车辆数与人工统计的实际车辆数的比值，可得到对应算法的匹配成功率，即：

匹配成功率=匹配成功车辆数/实际车×100% （9）

测试结果如表 1 所示。从表中可见，本文提出的方法在 3 个测试点位中匹配成功率平均为 94.50%，比交并比法高 1.91%，比豪斯多夫距离法高 2.31%，在 3 种算法中平均匹配成功率最高。

2.2 高速公路监测场景下的车辆轨迹跟踪

为了进一步检验提出的算法在其他场景下的适应性，在广西南南高速(南宁南-南间)K2041+100 上行方向电子收费(electronic toll collection,ETC)门架处安装设备进行

表 1 隧道监测场景中算法匹配成功率对比 %

方法	本文方法	交并比法 ^[14]	豪斯多夫距离法 ^[15]
测试点位 1	95.20	93.09	92.49
测试点位 2	92.19	91.59	89.51
测试点位 3	96.10	93.10	94.58
平均	94.50	92.59	92.19

测试。采用 78 GHz 道路交通检测雷达(型号 DL-VR-2190)和 1 080 P 高清摄像机(型号 TCV900-BE)，架设在高速公路 ETC 门架上并朝向车头方向，安装高度为 6 m。雷达和高清摄像机检测范围为 30~200 m。传感器数据由放置于路侧配电箱中边缘计算模块进行采集并处理，边缘计算模块的型号与配置与隧道监测场景中使用的相同。

实验结果如图 7 所示，与图 6 对比可以看到在高速公路监测场景下，雷达的回波干扰少，故整体识别效果优于隧道监测场景。具体而言，雷达和相机布设如图 7(a)所示，图 7(b)是本文所提出的方法的实验结果图；图 7(c)是文献[14]提出的交并比轨迹跟踪法实验结果图，可以看到该方法检测出的目标中心与图像检测的目标中心有一定偏差，导致交并比值较小；图 7(d)是文献[15]的豪斯多夫距离检测法实验结果图，该方法中雷达或图像单帧数据的有效检测点较少，导致匹配成功率不高。在 3 个不同测试点位进行了长达 120 h 的不间断测试，并将 3 种方法进行对比，测试结果如表 2 所示。从表中可见，本文提出的方法在 3 个测试点位中匹配成功率平均为 96.71%，比交并比法高 3.01%，比豪斯多夫距离法高 3.69%，在 3 种算法中平均匹配成功率最高，与隧道实验的结果基本一致。

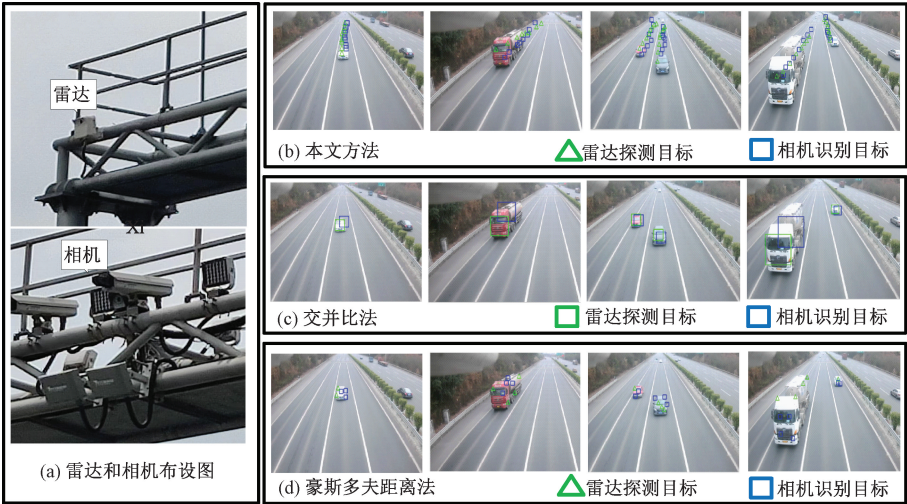


图 7 高速公路监测场景下的车辆轨迹跟踪

表 2 高速公路监测场景中算法匹配成功率对比 %

方法	本文方法	交并比法 ^[14]	豪斯多夫 距离法 ^[15]
测试点位 1	97.43	94.66	91.52
测试点位 2	96.15	94.28	93.77
测试点位 3	96.55	92.17	93.76
平均	96.71	93.70	93.02

3 结 论

采用雷视融合技术对高速公路上的车辆进行跟踪的过程中,目标匹配一直是一个关键和难点问题。为解决这一问题,本文提出采用雷视融合轨迹匹配的高速公路车辆轨迹跟踪方法,通过轨迹匹配实现目标匹配。首先,利用投影变换将雷达数据转化到视频数据所在的维度,使得不同维度的数据可以进行对比;其次,利用曲线拟合算法将离散的轨迹点插值成连续的轨迹曲线;最后,将雷达探测目标投影到图像上的轨迹曲线与视频检测目标轨迹曲线进行相似度计算得到相似度矩阵,通过对相似度矩阵进行筛选得到雷达探测目标和视频检测目标的匹配关系。采用高速公路真实场景下采集的车辆数据开展实验,结果表明该方法能有效过滤伪目标,匹配成功率优于目前主流的、基于单帧数据的雷视融合方法,具有良好的工程应用前景。未来的研究方向主要是提高方法的鲁棒性,以满足高速公路不同工况下的监测需求。

参考文献

[1] 公安部办公厅统计处. 2023 年全国机动车和驾驶人统计分析[J]. 公安研究, 2024, (1): 127-128.

[2] ZHU L, YU F R, WANG Y, et al. Big data analytics in intelligent transportation systems: A survey [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(1): 383-398.

[3] CHEN C, LIU B, WAN S, et al. An edge traffic flow detection scheme based on deep learning in an intelligent transportation system [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(3): 1840-1852.

[4] 周亚, 戴伟, 张鑫, 等. 基于地感线圈的车辆驶入检测电路设计及仿真[J]. 电子技术应用, 2022, 48(6): 107-111.

[5] 陈瑞东, 秦会斌. 多特征融合与卡尔曼预测的车辆跟踪算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(7): 32-38.

[6] 王俊骅, 宋昊, 景强, 等. 基于毫米波雷达组群的全域车

辆轨迹检测技术方法[J]. 中国公路学报, 2022, 35(12): 181-192.

[7] 王庆林, 李辉, 谢礼志, 等. 基于激光雷达点云的车辆目标检测算法改进研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(1): 120-126.

[8] 李研芳, 黄影平. 基于激光雷达和相机融合的目标检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(5): 112-117.

[9] 李晓欢, 霍科辛, 颜晓凤, 等. 基于特征加权视觉增强的雷视融合车辆检测方法[J]. 公路交通科, 2023, 40(2): 182-189.

[10] LIU Z, CAI Y, WANG H, et al. Robust target recognition and tracking of self-driving cars with radar and camera information fusion under severe weather conditions [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 6640-6653.

[11] 王海, 徐岩松, 蔡英凤, 等. 基于多传感器融合的智能汽车多目标检测技术综述[J]. 汽车安全与节能学报, 2021, 12(4): 440-455.

[12] 刘志强, 张光林, 邱惠敏. 基于多传感融合的目标跟踪方法研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(2): 1-7.

[13] CHADWICK S, MADDERN W, NEWMAN P. Distant vehicle detection using radar and vision[C]. 2019 International Conference on Robotics and Automation(ICRA), 2019.

[14] 赵国辉, 李京国, 马林. 多传感器信息融合的车辆轨迹感知设计与实现[J]. 电子设计工程, 2023, 31(7): 188-193.

[15] 王倩. 毫米波雷达与视频结合的车辆轨迹监测技术研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2022.

[16] 孙景荣, 刘思奇, 张华, 等. 一种基于模糊理论的雷达与视频融合交通目标跟踪方法[J]. 电讯技术, 2023, 63(10): 1567-1573.

[17] 李洋, 韩萌, 王紫欣, 等. 毫米波雷达与摄像头单应性变换标定方法误差因素分析[J]. 物联网技术, 2022, 12(10): 16-20.

作者简介

黎云飞, 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向为智能交通系统。
E-mail: lyfest@foxmail.com

许华杰(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为人工智能、机器视觉。
E-mail: hjxu2009@163.com

韦泽贤, 硕士, 主要研究方向为信号处理、模式识别。
E-mail: zexianwei2020@126.com