

基于雷视一体机的交通流数据采集系统设计

刘元昊¹, 张 昱^{2,3}, 刘杲朋¹, 张瀚坤^{2,3}, 荆林立¹, 樊兆董^{2,3}

(1. 山东高速建设管理集团有限公司, 济南 250014;

2. 山东省交通科学研究院, 济南 250102;

3. 山东省路域安全与应急保障 交通运输行业重点实验室, 济南 250031)

摘要: 交通流数据是进行交通管理宏观决策的基础数据, 交通流数据采集系统是交通管理信息化智能化的重要组成部分; 随着我国交通领域的蓬勃发展, 交通流量激增、高速交通拥堵、交通事故等突发事件频发, 为此, 设计一套实时性好、准确度高的交通流数据采集系统是十分必要的; 文章基于雷视一体机开发了一套高速公路交通流数据采集系统, 采用端-边-云分级传输的物联网架构, 并结合了自主研发的雷视一体机, 采用 CNN 神经网络技术提取图像信息后, 在边缘计算机中通过一维数据最优估计、多传感器数据匹配、多传感器双向最优估计、多传感器目标特征融合的软件工作流程, 将雷达与监控相机提取到的信息进行最优化估计, 准确提取道路目标交通信息, 仅将处理后的特征信息上传至云端服务器, 实现交通流数据的精确、实时采集; 系统试运行结果表明, 该基于雷视一体机的交通流数据采集系统能够有效提高检测准确性, 加强检测结果的实时性。

关键词: 交通流数据采集系统; 雷视一体机; 数据融合; 物联网; 数据最优估计

Design of Data Acquisition and Fusion System for Highway Traffic Flow Based on Rayleigh Integrated Machine

LIU Yuanhao¹, ZHANG Yu^{2,3}, LIU Gaopeng¹,
ZHANG Hankun^{2,3}, JING Linli¹, FAN Zhaodong^{2,3}

(1. Shandong Hi-Speed Construction Management Group Co., Ltd., Jinan 250014, China;

2. Shandong Transportation Institute, Jinan 250102, China;

3. Shandong Road Region Safety and Emergency Support transportation industry Laboratory, Jinan 250031, China)

Abstract: Traffic flow data is the basic data for the macro decision of traffic management, and the traffic flow data collection system is an important part of the traffic management information intelligence. With the vigorous development of China's traffic field, traffic flow surge, high-speed traffic congestion, traffic accidents and other emergencies occur frequently. Therefore, it is very necessary to design a traffic flow data collection system with good real-time and high accuracy. Based on the all-in-one machine, a set of highway traffic flow data acquisition system is developed, by using the Internet of T architecture of terminal-edge-cloud hierarchical transmission. Moreover, the system combines the independently developed radar video all-one machine and uses CNN neural network technology to extract image information. Then, the edge computer optimizes the information extracted from the radar and the monitoring camera through the data workflow of one-dimensional data optimal estimation, multi-sensor data matching, multi-sensor bidirectional optimal estimation, and multi-sensor target feature fusion, to accurately extract the road target traffic information. Finally, the system uploads the processed feature information to the cloud server to realize the accurate and real-time collection of traffic flow data. The system test operation results show that the traffic flow data acquisition system based on radar video all-one machine can effectively improve the detection accuracy and strengthen the real-time detection results.

Keywords: traffic flow data acquisition system; radar-video integrated machine; data fusion; internet of things; optimal estimation of data

0 引言

改革开放 40 多年来, 随着我国交通事业的发展, 构建快速、高效、绿色、安全的现代高速公路已得到业内专家

的广泛认可, 也成为我国现阶段交通事业发展的主要任务。综合来看, 高速公路面临的交通流量激增、高速交通拥堵、交通事故等突发事件方面的压力, 已经成为制约交通发展的重要因素。为此, 研究高速公路实时交通流数据采集技

收稿日期: 2021-08-24; 修回日期: 2021-10-20。

基金项目: 交通运输部 2019 年度交通运输行业重点科技项目(2019-ZD7-051)。

作者简介: 刘元昊(1988-), 男, 山东济南人, 硕士, 主要从事智慧交通方向的研究。

通讯作者: 张瀚坤(1995-), 男, 山东济南人, 硕士, 主要从事交通安全方向的研究。

引用格式: 刘元昊, 张 昱, 刘杲朋, 等. 基于雷视一体机的交通流数据采集系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(3): 161-167.

术可有效获取动态路网的第一手数据,为道路管理者进行宏观管控、科学规划奠定数据基础;建设交通流数据采集系统是构建智慧交通的关键步骤,也是在未来实现自动驾驶的重要保障。

在交通流数据采集技术方面,国内外学者研发了多种交通流数据采集方法,在实际应用中均存在局限性,如文献 [1] 使用微波雷达对交通流数据进行采集,此方法有几个显著的不足:其一,雨雪天气会对雷达信号进行干扰,导致所采集数据准确度下降;其二,雷达仅能获取每个被检测目标的质心位置,无法获取其大小和范围,因而导致该方法无法对道路上的车辆与其他物体进行准确区分。为克服雨天对雷达信号的干扰,文献 [2] 在上海市建立了加入了雷达信号处理算法的雷达采集系统,通过对雨滴反射的雷达信号进行分析,建立当前雨量集群模型,从而有效减轻反射雷达信号中雨杂波的影响。为获取道路车辆车型信息,文献 [3] 使用摄像机对纽约市交通流数据进行采集,然而在雨天时图像质量严重下降,无法采集有效信息。为克服雨天影响,文献 [4] 在使用摄像机采集数据的基础上加入了图像处理算法,抵消了部分雨滴影响,提高了图像质量,然而此方法算法复杂度较高,且算法准确度在不同降雨强度下不稳定。文献 [5] 采用红外摄像机对东京城市道路信息进行采集,此方法虽可通过检测温度较高的车辆轮胎来确定车辆位置信息,但无法有效获取车辆车型信息与非车辆目标信息。文献 [6] 通过激光雷达与 kalman 滤波算法,达到了对帕尔马市道路目标精确检测与对其运动信息的精准获取,但是因激光雷达所发红外线波长较短,传播距离受不良天气影响较大,导致该方法在不良天气下准确度较低。文献 [7] 在长春市建立的数据采集系统使用基于 CCD 摄像机内部参数标定的方法对车辆进行了调焦,但因实际距离与像素坐标非线性,导致该系统在测量较远距离目标时误差较大。文献 [8] 使用雷达与摄像机共同采集交通流数据,先使用雷达对路段整体进行扫描,将扫描到目标的区域通过摄像机对其视频图片进行采集与分析。此方法既能获取车辆运动信息,又可对被检测目标的车型进行识别。但因此方法所用摄像机为单目,摄像机本身无法获取车辆距离信息,仅靠雷达采集车辆数据,雨雪天气准确度较低。

在交通流数据采集系统应用方面,国内自主开发的检测装置主要侧重于交通执法,而以增加公路系统运行效率、维护运行安全为目的的系统应用还较少。因此,尽管在道路检测体系方面已经有了一定的投入,但系统尚未完善。如文献 [9] 在延庆至崇礼高速公路设计的路况感知系统,虽同时使用了雷达与视频对道路信息进行采集,但没有进行数据融合,所采集雷达与视频数据未能进行目标同步,致使单车运行数据的采集种类较少。文献 [10] 通过激光、毫米波雷达与全景相机建立了一种交通数据采集系统,证实了基于多传感器融合的交通数据采集系统,其目标识别精度高于单一传感器,然而该系统对融合后数据的优化处

理步骤较少,其精确度仍有提升空间。

本文通过自主研发的雷视一体机对交通流信息进行采集,既能通过毫米波雷达获取车辆位置、速度等信息,又可利用双目相机特性,以三角测距与帧间测速等方法获取目标车辆运动数据,通过雷视数据的双向最优估计算法进行计算,不仅克服了不良天气下单一雷达测速准确度下降的问题,也增加了单目相机测速的准确率,大幅增加了交通流数据采集的可靠性。

1 系统总体方案

本文设计开发的系统采用端-边-云分级传输的物联网架构,系统架构见图 1。在前端,使用雷视一体机对道路车辆的雷达数据与视频数据进行同步采集;在边缘端,首先对雷达与视频信号分别进行数据提取,并对视频中车辆进行 CNN 车型识别算法,提取目标车辆车型信息。然后对目标车辆的运动数据与位置信息进行基于 Kalman 滤波器的一维数据最优估计,提高数据精确度。再对依据雷达数据所在的极坐标系与相机数据所在的相机坐标系间的空间关系,以及因二者传感器采样时间不同所导致的采用时间关系,对雷视目标进行匹配验证,从而提高传感器可靠性。最后,以视频图像作为传感器的主体,将雷达发送到云端中的整体图像信息进行视频图像特征层的转化,然后与其他视频图像进行融合之后再发送到云端。

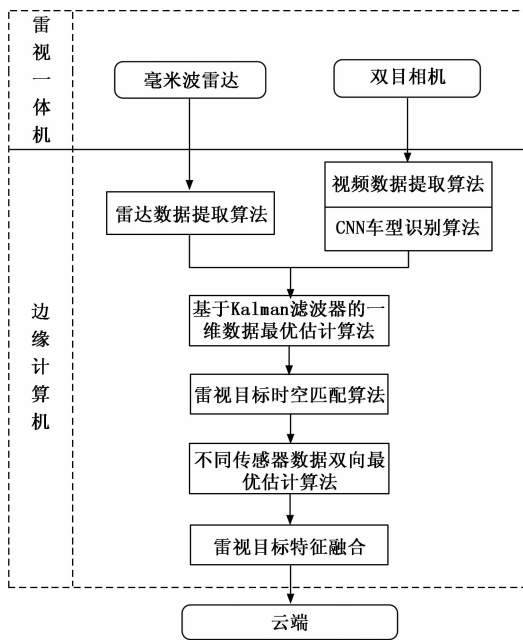


图 1 系统整体结构示意图

2 系统硬件设计

2.1 前端设备选型

系统前端主要由雷视一体机组成,布置于被观测路段的主要交通节点处,用于采集道路车辆的雷达、视频数据。

雷视一体机主要包括毫米波雷达与监控相机,毫米波雷达具有较高精度的多维搜索测量功能,可对正常运行中

车辆的距离、方位、横/纵向速度与加速度、空间位置等信息进行准确高精度的检测与定位; 双目相机主要用于实时记录汽车的流量和行驶情况, 并通过视频信号处理软件逐帧地分析视频图片以便于提取出车辆在道路上的行驶轨迹, 进而通过推算获得车辆位置、横/纵向速度与加速度等信息。

本交通流数据采集融合系统主要采用 BY-VD300 型毫米波辐射雷达, 与普通大型超声波雷达监测设备相比, 本系统在大幅节省设备体积的同时, 保证了自身高分辨率, 与红外、激光等多种新型光学雷达传感器检测技术设备相比, 毫米波遥控雷达在其对雾、烟、灰尘等多方面的抗穿透检测能力更强, 并且同时具备了全天候、全时段监测的重要功能。另外, 毫米波辐射雷达也具备高抗干扰能力, 是因为毫米波在传播时比其他光波衰减更小, 在自然光和其他热辐射影响下损耗更低; 和其他微波雷达相比, 毫米波雷达元器件的体积更小, 更易与其他设备进行结合, 且信号抗干扰性更强, 稳定性更好。

本系统使用的监控相机为 SmarterEye S1CG 双目相机, 利用左相机与右相机对于同一点观察的视差不同, 通过三角形测距原理, 再结合内部参数, 对相机到该点的距离进行计算。与单目相机需要基于巨大的场景样本库对目标物的距离进行估计相比, 测距精度会明显提高。

2.2 边缘端设备选型

系统边缘端主要由边缘计算机及配电柜组成, 布置于被观测路段道路的中心地带, 用于收集前端雷达视频数据, 并进行初步数据处理。

边缘计算机型号选用 ECX-1400 型工控机, 因其包含 3 个 SIM 插槽、6 个 3.1USB 端口、4 个 RS-232/422/485 串口、32 路独立数字输入/输出通道, 可适配接口丰富, 符合科研需求。

3 系统软件设计

3.1 软件界面设计

监测软件界面如图 2 所示, 其中‘设置’、‘start’、‘stop’ 3 个按钮分别用于用户对本系统进行初始标定、下达开始运行与停止命令。左上角模块为雷达与视频信息特征级融合后的图像, 目标上方文字为目标车型及可置信度,



图 2 软件界面

右上角模块为车道级精度雷达检测图像, 左下角为每个目标的种类及运动信息, 右下角模块为每个车道的平均车速、车头车尾间距、时间占有率、空间占有率等数据。

3.2 软件功能设计

3.2.1 毫米波雷达数据提取功能

雷达传感器的工作原理是向周围物体发射高频电磁波并接收回波, 通过计算电磁波反射的时间即可获取被测目标的距离。当雷达与目标间存在相对运动时, 雷达回波将产生多普勒频移效应, 故对比电磁波反射前后频移量, 即可获取被测目标速度。

本系统所采用毫米波雷达为调频连续式 (FMCW), 此类雷达通过采集并比较所发射高频连续波与回波间的时差序列, 再经过雷达混频器进行计算, 即可获取目标位置、速度等信息。

1) 目标距离提取:

对 FMCW 雷达所发射的毫米波电信号进行三角变换, 发射信号为接收信号在时域中时移 Δt 后所产生的镜像, 滞后时间 Δt 与目标距雷达相对距离 R 的关系为:

$$\Delta t = \frac{2R}{c} \quad (1)$$

其中: c 为光速, Δf (见图 4) 为混频输出频率差, T 为雷达扫描的时间周期, ΔF 为信号带宽, 由图 4 对被测目标与毫米波雷达间距 R 进行计算:

$$R = \frac{cT}{4\Delta F} \times \Delta F \quad (2)$$

2) 目标速度提取:

雷达检测移动目标时将引起多普勒频移, 频移量为 f_d , 发出和回波中的中频频率可分别表示为:

$$F_{b+} = \Delta f - f_d \quad (3)$$

$$F_{b-} = \Delta f + f_d \quad (4)$$

式中, Δf 代表中频频率; f_d 表示多普勒频移, 式 (3) 和式 (4) 可推导出雷达与目标间相对运动速度, 其表达式为:

$$v = \lambda(F_{b-} - F_{b+}) \quad (5)$$

式中, $\lambda = \frac{c}{f_0}$, f_0 代表发射波中心频率, λ 代表波长。速度 v 的符号与目标相对运动趋势相关: 目标做接近雷达运动时 v 为取正值, 目标做远离雷达运动时 v 取负值。

3.2.2 双目相机数据提取功能

1) 目标距离提取:

由于本系统使用的前端视频采集设备为双目相机, 可对被检测目标进行精准测距。双目测距是利用左相机与右相机对于同一目标点的视差, 通过三角形测距原理, 对相机到该点的距离进行计算。而传统单目相机需事先采集巨大的场景样本库, 才可对目标距离进行对比估算, 且测距精度不足。双目测距的原理如图 3 所示。

双目相机左右目光心分别为 O_l 和 O_r , 表示光心间距为 B 。两光心 X 轴坐标分别为 X_l 与 X_r 。使用前需通过标定确保左右目相机焦距均为 f 。设 $P(X, Y, Z)$ 为空间中任

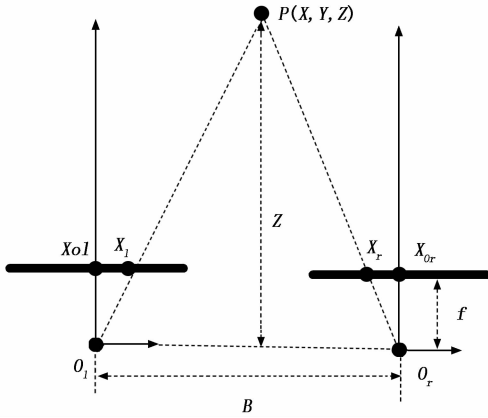


图 3 双目相机成像模型俯视图

一点，其 y 轴坐标在左右目相机成像平面内相同，其 x 轴坐标分别为 X_l 和 X_r 。由相似三角形原理可知，距离对应关系为：

$$\frac{Z}{Z-f} = \frac{B}{B-(x_l-x_r)} \quad (6)$$

对式 (6) 进行变换后可求得 P 点 Z 坐标为：

$$Z = \frac{fB}{x_l-x_r} \quad (7)$$

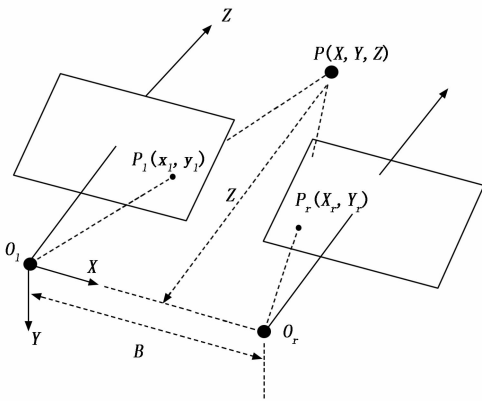


图 4 双目相机模型立体视图

图 4 中，建立左目光心 O_l 为原点的空间坐标系，因左右目光轴相互平行，空间中任一点 $P(X, Y, Z)$ ，在左右目像平面的成像点 $P_l(X_l, Y_l)$ 与 $P_r(X_r, Y_r)$ ，因在标定过程中已对左右相机进行过立体校正，左右光心至像平面距离相等，既 $Y_l = Y_r$ ，过点 $P_l(X_l, Y_l)$ 和 $P(X, Y, Z)$ 分别向 YO_lZ 平面做垂线，交点分别为 $P'_l(X_l, Y_l)$ 和 $P(X, Y, Z)$ ，根据相似三角形原理，可知在 $\triangle O_l P P'$ 与 $\triangle O_l P_l P'_l$ 中距离关系为：

$$\frac{X_l}{X} = \frac{f}{Z} \quad (8)$$

同理，过点 $P_l(X_l, Y_l)$ 和 $P(X, Y, Z)$ 分别向 XO_lZ 平面做垂线，交点分别为 $P''_l(X_l, Y_l)$ 和 $P(X, Y, Z)$ ，则在相似三角形 $\triangle O_l P P''$ 与 $\triangle O_l P_l P''_l$ 中存在：

$$\frac{Y_l}{Y} = \frac{f}{Z} \quad (9)$$

在式 (3) 与式 (4) 中代入式 (2)，即可求得 P 点 X 、 Y 、 Z 三维坐标：

$$\begin{cases} X = \frac{X_l B}{X_l - X_r} \\ Y = \frac{Y_l B}{X_l - X_r} \\ Z = \frac{fB}{X_l - X_r} \end{cases} \quad (10)$$

其中： f 为摄像机焦距， $X_l - X_r$ 为左右相机视差。

2) 目标速度提取：

$$V = \frac{\Delta S}{\Delta T} = \frac{S_1 - S_0}{t_1 - t_0} \quad (11)$$

式中， V 为车辆在两帧间隔的速度， ΔS 为车辆在两帧间运动的距离， ΔT 为两帧间隔时间， S_1 、 S_0 为车辆在对应帧的位置， t_1 、 t_0 为两帧的采集时间。

根据视觉相机的采集频率等参数，既可获取两帧图像的间隔时间和间隔帧数，计算两帧间隔时间 ΔT 后，结合两帧车辆前后位置，即可获取车辆行进距离 ΔS ，代入式 (11) 既可求得车辆速度 V 。

3.2.3 基于深度卷积神经网络的车型识别功能

考虑到雾端运算特点，本系统所采用车辆类型特征提取算法选用深度卷积神经网络 (CNN) 技术，以双目相机所采集的原始图像作为输入，通过训练自主学习特征描述，简化特征模型，缩短运算时间，提高系统效率。

鉴于算法应用场景为高速公路，在此场景中车辆外观表现形式复杂，且由于相机实际布设角度与环境光照变化等因素会引起图像中车辆参数的变化，加大识别难度。通过卷积神经网络可对识别并抵消物体移动、缩放等参数变化，能较好克服实际运用中可能出现的各种问题。算法流程图如图 5 所示。

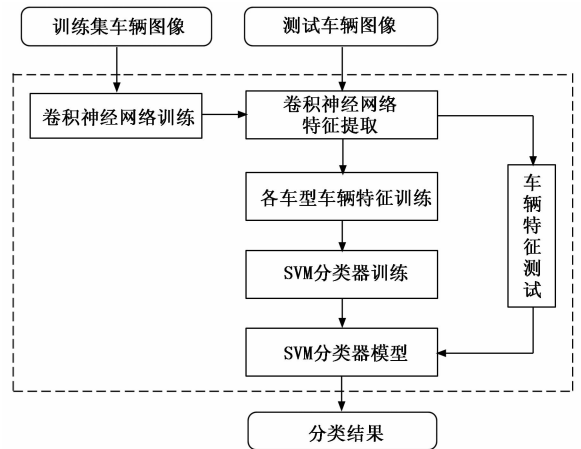


图 5 车型识别算法流程图

CNN 特征学习模型参考文献 [16] 基于深度卷积神经网络的车型识别算法，该算法通过五层 CNN 网络通过图像对目标车辆车型进行识别，见图 6，算法输入层为图中第一层 I，将灰度图像作为输入。卷积层 C_1 包含 N_i 个 5×5 滤波器，偏置为 b_i 。进行卷积运算后，即可得到 N_i 个特征图

像。第三层 S_2 为下采样层, 对与目标图像相邻的进行加权运算, 权值为 W_{i+1} 。然后将运算结果与偏置 b_{i+1} 的和作为 Sigmoid 激活函数的输入, 即可得到 6 个 21×21 大小的特征图, 再通过下采样, 可获取尺寸为 58×46 的特征图; 网络卷积层 C_3 包含与第二层相同的滤波器 12 个, 每个滤波器均可生成一个 54×42 像素的特征图片, 最终通过下采样层 S_4 对所生成图片进行下采样, 生成一系列由 12 张 27×21 特征图片组成的特征向量。

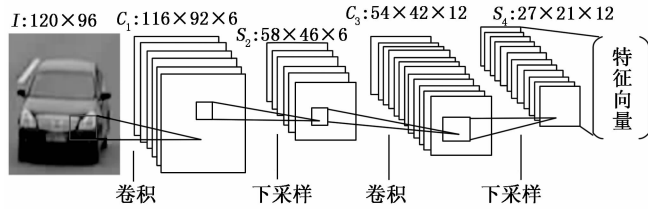


图 6 CNN 网络构建过程

对该神经网络的训练过程分为正向传播与反向传播, 其中正向传播指将训练集直接输入至 CNN 网络, 分析输出; 反向传播指筛选分析输出错误的案例, 通过反向传播算法逐层传播误差, 并更新各层权值。

网络的分类识别功能采用了在图像识别领域稳定性与通用性较强的 SVM 分类器, 以此对本系统算法特征提取有效性进行验证。

3.2.4 基于 Kalman 滤波器的一维滤波估计

由于设备精度有限, 所采集信息将出现一定测量误差, 且由于不良天气与设备老化问题, 会导致测量数据中出现异常与缺失值。因此, 为使传感器所测量的车辆运行数据更加精确, 可利用基于 Kalman 滤波器的最优估计算法, 将雷达与视觉相机测量到的车辆横纵向速度、加速度、车头车尾间距等数据进行最优估计, 以提高测量精度。算法结构如图 7 所示 (其中蓝色箭头为反馈)。

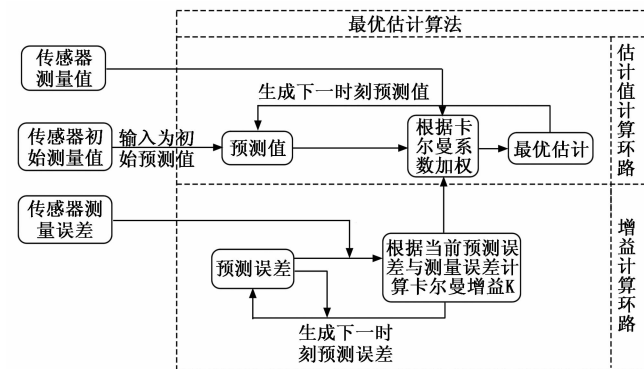


图 7 最优估计算法结构

在初始时刻 t_0 时, 输入传感器初始测量值视为初始预测值; 将初始预测误差设为习惯值, 通过比较测量误差与预测误差可以量化测量值与预测值的可靠程度权重, 即为卡尔曼增益 K , 以此增益对测量值与预测值进行加权, 即可获取系统当前时刻最优估计值。

在下一时刻 t_1 时, 可通过前一刻 t_0 输出的最优估计值来生成下一时刻的预测值, 并根据 t_0 时预测误差与 K 来得到当前时刻 t_1 的预测误差, 然后用与上一时刻相同的方法生成当前时刻的最优估计值。

算法将随着时间而不断优化, 从而在一段适应时间过后稳定输出准确度高的最优估计值。

3.2.5 雷视目标时空匹配

1) 空间匹配算法:

空间匹配算法可将毫米波雷达检测到的空间中任一点, 准确地投影至照片在相机所采集的图像平面上。该算法首先借助张正友的相机标定方法, 结合相机内部和外部的参数值进行畸变矫正, 将真实世界坐标系中的点、线、面、体在图片坐标系中进行一一对应, 再结合相机外部参数将目标点位在像素坐标系中进行还原。最后通过毫米波雷达和相机安装位置的相对关系计算雷达坐标系与真实世界坐标系之间各点、线、面的转化关系。毫米波雷达、世界与相机坐标系间转换如图 8 所示。

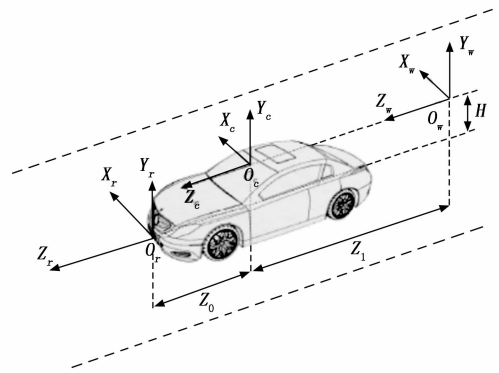


图 8 毫米波雷达、相机和世界坐标系位置关系

图 8 中, 毫米波雷达坐标系为 $O_r-X_r Y_r Z_r$, 世界坐标系为 $O_w-X_w Y_w Z_w$, 相机坐标系为 $O_c-X_c Y_c Z_c$ 。 Z_0 、 Z_1 为三坐标系的 Z 坐标, H 为三者的 Y 坐标。其中雷达极坐标系 $P(R, \alpha)$ 与相机三维坐标系 $P(X_c, Y_c, Z_c)$ 转换关系为:

$$\begin{cases} X_c = R \times \sin\alpha \\ Y_c = -H \\ Z_c = Z_0 + R \times \cos\alpha \end{cases} \quad (15)$$

改写为矩阵形式为:

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Z_c \\ Y_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sin\alpha \\ \cos\alpha \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -H \\ Z_0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

P 点畸变矫正前的坐标 $P(x, y)$ 为:

$$Z_c \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Z_c \\ Y_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

结合相机内外参数对图片进行去畸变后的图像坐标 $P(x', y')$ 为:

$$\begin{cases} x' = x + (k_1 xr^2 + k_2 xr^4 + k_3 xr^6) + \\ \quad (p_2(2x^2 + r^2) + 2p_1 xy) \\ y' = y + (k_1 yr^2 + k_2 yr^4 + k_3 yr^6) + \\ \quad (p_1(2y^2 + r^2) + 2p_2 xy) \end{cases} \quad (18)$$

P 点实际像素位置坐标 $P(u', v')$ 为:

$$\begin{bmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

依据张正友标定法, 可得到该雷达极坐标下目标在二维图像坐标系下的投影坐标, 实现雷达坐标系 $P(R, \alpha)$ 向像素坐标系 $P(u', v')$ 的转换。

2) 时间匹配算法:

在完成雷视信息空间融合后, 因各传感器采样时间不同, 还需对其进行时间融合, 如毫米波雷达采样帧速率为 20 帧/秒, 而视觉相机为 25 帧/秒。为保证时间同步, 故取视觉相机帧率为模板, 将视觉相机所采集的每帧图像, 与毫米波雷达的缓存数据融合。

3.2.6 雷视数据联合估计

为进一步提高数据采集准确度, 本系统采用雷视数据联合估计算法, 对不同传感器针对相同目标的测量值进行基于集中式无偏估计的联合估计算法。

设定双目相机与雷达的车辆运动数据测量模型为:

$$y_i(k) = H_i x(k) + \omega_i(k), i = 1, 2 \quad (20)$$

其中, 采样时刻为 k , 传感器原始数据为 $y(k)$, 数据理论真实值为 $x(k)$, 待测参数为 H , 传感器采集过程中受到的白噪声为 $\omega(k)$, 传感器种类为 i , $i=1$ 表示毫米波雷达, $i=2$ 表示双目相机。通过将线性最小方差无偏融合估计进行矩阵加权, 可计算此时估计值 \hat{x}_0 为:

$$\hat{x}_0 = \sum_{i=1}^2 A_i \hat{x}_i \quad (21)$$

其中: A_i 为最优加权矩阵, 计算方法为:

$$A_i = \left(\sum_{i=1}^2 P_i^{-1} \right)^{-1} P_i^{-1} \quad (22)$$

其中: P_i 为单传感器误差方差阵。双传感器最优融合误差方差阵 P_0 为:

$$P_0 = \left(\sum_{i=1}^2 P_i^{-1} \right)^{-1} \quad (23)$$

代入式 (21) 可得集中式无偏估计结果:

$$\hat{x}_0 = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} Y \quad (24)$$

其中:

$$Y = [y_1^T, y_2^T]^T \quad (25)$$

$$H = [H_1^T, H_2^T]^T \quad (26)$$

$$R = \text{diag}\{R_i\}, R_i = E[\omega_i \omega_i^T], i = 1, 2 \quad (27)$$

4 实验结果与分析

为了验证本系统中的车辆识别算法与数据提取算法, 分别在早午两个时段在港西路路侧进行了 30 分钟的测试, 以验证该系统的准确性。测试步骤如下。

1) 设备安装: 将雷视一体机安装于道路一侧, 调整安装角度, 连接边缘计算机。

2) 设备标定: 测量被测路段车道宽度与相对雷达位置后, 通过上位机对雷达坐标系中的车道位置进行标定, 对双目相机中的车道起止像素进行标定, 使系统得以区分不同车道交通流数据。

3) 数据采集: 在边缘计算机中运行系统, 对被测路段交通流数据进行采集, 试验视频单独保存, 用于后续统计分析和校正。

4) 数据分析: 在不同车速情况下重复上述步骤, 记录并统计实验数据 (表 1)。

表 1 交通流数据采集融合系统路测结果

统计量	时段 1	时段 2
实际过车总数	132	183
车辆统计数	127	175
漏车数	5	8
漏车率 / %	96.2	95.6
平均车速 (km/h)	75.8	54.2
测速准确率 / %	98.3	97.8
车型识别准确率 / %	92.4	90.1

由上表可知, 在不同交通量状态下, 本系统均可保证 95% 以上的正确统计率、97% 以上的测速精度以及 90% 以上的车型识别准确率。

车辆车型实测数据通过人工计数获得, 为了保证计数的正确性和试验的严谨性, 本研究制定了统一的车型分类原则, 由 5 名团队成员分别观看试验视频并进行人工车型统计。

为验证本系统车型识别算法的准确度与优越性, 引入另外两种基于人工特征提取的图像识别算法对试验数据进行了处理, 分别为方向梯度直方图 (HOG) 与 Gabor 特征训练的 SVM 支持向量机, 实验结果如表 2 所示, 可以看出, 本文所用 CNN 算法对各车型识别的精确度均远高于传统人工特征提取算法。

表 2 车型识别算法测试结果

测试方法	自行车	电动车	小轿车	大客车	货车
人工识别	18	20	59	12	23
CNN	15	17	57	11	22
准确度 / %	83.3	85	96.6	91.7	95.7
HOG	14	15	51	8	18
准确度 / %	77.8	75	86.4	66.7	78.3
Gabor	12	14	49	9	19
准确度 / %	66.7	70	83.1	75	82.6

对本文所用 CNN 方法的部分错误样本如图 9 所示,分析后发现问题如下:

1) 由于部分电动车设有挡风被,致使算法无法对电瓶车整体进行识别,仅将前轮部分识别为自行车,导致了误判。

2) 由于部分货车体型较大,易被其他车辆遮挡,导致算法未对车辆整体图像进行识别,从而导致误判。

3) 由于训练集中吉普/越野车较少,导致系统对该车型识别精度不高,导致了误判。



图9 错误分类部分样本图片

5 结束语

本文基于雷视一体机与边缘计算技术,通过雷视数据融合、神经网络车型识别、数据最优估计等算法实现了高速公路交通流数据采集融合系统。本系统主要针对雷达与监控相机的数据采集原理,结合交通工程中对交通流数据的分析需求,提出针对各类数据的采集与最优估计方式。针对车辆速度、位置、加速度等数据,系统先分别利用雷达与双目相机进行采集后,使用 Kalman 滤波器进行一维最优估计,再对二者估算值进行联合估计以提高数据准确度;针对目标车辆车型数据,系统使用 CNN 对目标图像进行特征提取后,采用 SVM 向量机获取目标车型。最后,将各种数据在软件界面中进行集中显示。本文也存在一定局限性,如图像识别算法对被遮挡车辆和各别车型识别的精度不高。计划在未来的研究中,针对目标未被遮挡的部分,采用多尺度特征融合或数据增强算法,通过对遮挡物的种类进行预判,以训练库中标准车型为基准,重构车辆被遮挡部分,增加被遮挡车辆的识别精度和效率;针对识别精度不高的车型,扩充对应车型训练集,提高 CNN 目标特征提取准确性,增加系统可靠性。

参考文献:

- [1] COLLAZO I, DEAN D D. Rain versus target discrimination for doppler radars; US, US6937185 B1 [P]. 2005: 1-21.
- [2] FISHLER E. A method for mitigating rain clutter interference in millimeter-wave radar detection; WO, WO2014108889 A1 [P]. 2014: 1-5.
- [3] HUVAL B, WANG T, TANDON S, et al. An Empirical Evaluation of Deep Learning on Highway Driving [J]. Computer Science, 2015: 1-3.

- [4] Adherent Raindrop Detection and Removal in Video [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016 (99): 1-5.
- [5] IWASAKI Y, MISUMI M, NAKAMIYA T. Robust Vehicle Detection under Various Environmental Conditions Using an Infrared Thermal Camera and Its Application to Road Traffic Flow Monitoring [J]. Sensors, 2013, 13 (6): 7756-7773.
- [6] MENDES A, BENTO L C, NUNES U. Multi-target detection and tracking with a laser scanner [C] // IEEE Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, 2004: 1-7.
- [7] 施树明, 储江伟, 李斌, 等. 基于单目视觉的前方车辆探测方法 [J]. 农业机械学报, 2004, 35 (4): 5-8.
- [8] WANG X, XU L, SUN H, et al. On-Road Vehicle Detection and Tracking Using MMW Radar and Monovision Fusion [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016: 1-7.
- [9] 吴建波. 延庆至崇礼高速公路雷达路况感知系统 [J]. 中国交通信息化, 2021 (1): 105-107.
- [10] 张艺, 严翌瑄, 李静. 基于多传感器融合的交通数据采集系统概述 [J]. 物联网技术, 2021, 11 (2): 15-18.
- [11] 马鑫军. 一种基于双目相机和毫米波雷达的融合 SLAM 方法及系统 [P]. 江苏省: CN110517303A, 2019-11-29: 1-12.
- [12] 陆尧. 基于雷视一体的全时空交通感知系统 [J]. 中国交通信息化, 2021 (2): 122-125.
- [13] 王洵, 陈家玉, 孟俊, 等. 交通运输行业北斗系统应用标准化工作发展研究 [J]. 卫星应用, 2021 (2): 41-46.
- [14] 郑伟皓, 周星宇, 吴虹坪, 等. 基于三维 GIS 技术的公路交通数字孪生系统 [J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26 (1): 28-39.
- [15] 刘恩宇. 山区高速公路施工过程风险控制与安全预警技术研究 [D]. 西安: 西安科技大学, 2019.
- [16] 邓柳, 汪子杰. 基于深度卷积神经网络的车型识别研究 [J]. 计算机应用研究, 2016, 33 (3): 930-932.
- [17] 范晓娟, 胡坤福, 段海艳, 等. 基于单目视觉的车辆检测技术 [J]. 物联网技术, 2017, 7 (6): 12-16.
- [18] 史艳红, 叶杨. 基于 WiFi 和 LabVIEW 技术的无线数据传输与监测设计 [J]. 物联网技术, 2017, 7 (6): 10-11.
- [19] 张鹤鹤. 区域卷积神经网络在车辆检测中的应用研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2018.
- [20] 杨炜, 巩建强, 魏朗. 融合多元特征信息的前方车辆图像识别 [J]. 长安大学学报 (自然科学版), 2016, 36 (4): 79-85.
- [21] 宋波. 基于大数据技术的城市交通缓堵系统应用 [C] // 中国智能交通协会. 第十二届中国智能交通年会大会论文集, 中国智能交通协会: 中国智能交通协会, 2017: 12.
- [22] 张晓. 毫米波雷达与机器视觉融合的行人检测系统研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2019.
- [23] 庞成. 基于测距雷达和机器视觉数据融合的前方车辆检测系统 [D]. 南京: 东南大学, 2015.