

doi:10.11959/j.issn.2096-3750.2017.00021

基于毫米波雷达和机器视觉信息融合的障碍物检测

翟光耀¹, 陈蓉¹, 张剑锋², 张继光³, 吴澄¹, 汪一鸣¹

(1. 苏州大学交通工程研究中心, 江苏 苏州 215000;

2. 苏州富欣智能交通科技有限公司, 江苏 苏州 215000; 3. 苏州高新有轨电车有限公司, 江苏 苏州 215000)

摘要: 提出一种基于毫米波雷达和机器视觉传感器信息融合的障碍物检测方法。首先对毫米波雷达和摄像头进行联合标定, 实现雷达与图像数据的时空同步, 将雷达探测到的目标位置准确投影到图像中, 进而提出一种生成雷达目标感兴趣区域的方法, 同时对图像信息运用帧差法, 检测图像中运动的物体, 得到检测区域。最后将雷达检测区域与机器视觉检测区域进行对比, 计算重合度, 并根据重合度初步区分目标为行人或车辆。实验结果表明, 该方法能够很好地实现毫米波雷达与机器视觉联合检测障碍物, 弥补了单一传感器在障碍物检测中的不足。

关键词: 智能驾驶; 毫米波雷达; 机器视觉; 信息融合

Tramway obstacles detection based on information fusion of MMV radar and machine vision

ZHAI Guang-yao¹, CHEN Rong¹, ZHANG Jian-feng², ZHANG Ji-guang³, WU Cheng¹, WANG Yi-ming¹

(1. Transportation Engineering Research Center Soochow University, Suzhou 215000, China;

2. Shanghai Fuxin Intelligent Transportation Solutions Co., Ltd. Suzhou 215000, China;

3. Suzhou Gaoxin District Tramway Co., Ltd., Suzhou 215000, China)

Abstract: A method of obstacle detection based on information fusion of millimeter wave radar and machine vision sensor was proposed. Firstly, the millimeter wave radar and camera calibration, image and radar realize spatiotemporal data synchronization, the target position was accurate projection detected by radar images, and then a method of generating radar target region of interest, and the image information using the frame difference method, image detection of moving objects, detection area was put forward. Finally, the radar detection area was compared with the machine vision detection area. The coincidence degree was calculated, and the target was divided into pedestrian or vehicle according to coincidence degree. The experimental results show that the method can detect the obstacle of millimeter wave radar and machine vision well, and make up for the shortage of single sensor in obstacle detection.

Key words: intelligent driving, millimeter wave radar, machine vision, information fusion

1 引言

随着基于物联技术的智慧城市建设的大力推进和智能交通行业的快速形成, 卫星导航、高速公路信息化、城市智能交通、电子警察和道路监控这些智能交通的传统形式逐渐向电子车牌、智能停车、车联网、自动驾驶、智能驾驶安全辅助系统等新领域发展, 而智能障碍物检测更是成为其中一个重要的研究方向。所谓智能障碍物检测, 是指车辆

能够借助传感器感知周边环境, 并判断是否存在障碍物, 从而避免发生碰撞, 造成事故。障碍物检测的方法通常有基于机器视觉的检测方法和基于雷达技术的检测方法^[1,2]。

基于机器视觉的检测方法主要包括基于特征、模型、运动等方法。文献[3]运用障碍物底部阴影特征来进行检测, 精度较高, 但适应性差^[3]。文献[4]利用 Haar 特征来检测和识别障碍物, 其计算量大、过程复杂, 具有一定的盲目性^[4]。文献[5]使用

收稿日期: 2017-04-25; 修回日期: 2017-06-20

基金项目: 江苏省科技厅基金资助项目 (No.BY2015039-12, No.KYLX_1231)

Foundation Item: Project Supported by the Science and Technology Department of Jiangsu Province (No.BY2015039-12, No.KYLX_1231)

AdaBoost 算法结合边缘特征来检测障碍物^[5], 无法适应不同类型的障碍物。文献[6]运用一种具有学习能力的 AdaBoost 算法来检测障碍物^[6], 算法较复杂, 难以实现实时检测。此外, 基于模型的障碍物检测方法也得到广泛使用。但由于建立完善的模型库十分困难, 加之模型匹配过程复杂, 难以满足实时性要求。基于运动的检测方法, 也称光流法。光流法检测障碍物时易受光照变化影响, 而且计算复杂^[7], 很难运用于实时检测。且大部分方法都是专门针对车辆检测的, 通用性较差。

随着雷达技术的发展, 使用雷达探测障碍物也得到广泛运用。文献[8]提出一种根据车道和生命周期来筛选毫米波雷达有效目标的方法^[8]。该方法适应性较好, 但是获取信息量太少。文献[9]和文献[10]使用激光雷达来检测车辆^[9,10]。然而, 激光雷达数据量大、成像速度慢, 而且成本太高。

由此看来, 机器视觉具有探测范围广、获取信息量大的优点。但机器视觉存在受天气、光照变化影响大, 获取深度信息困难等不足。毫米波雷达具有探测范围广, 适应性好, 可穿透雨雾, 可以直接获得深度信息等优点。但是, 毫米波雷达无法感知目标纹理、形状等特征。针对单一传感器在智能驾驶安全辅助系统中的不足, 文献[11]和文献[12]运用毫米波雷达和机器视觉结合的方法检测前方车辆, 并用 AdaBoost 算法来识别车辆。但文献[11,12]均着重于用机器视觉进行车辆检测识别, 未对多传感器的同步问题深入探讨。而事实上, 运用毫米波雷达和机器视觉结合的方法进行障碍物检测, 不同域信息的准确映射和深度融合是重点也是难点。为此, 本文深入研究了雷达和机器视觉的时空同步, 并在此基础上, 提出一种基于毫米波雷达和机器视觉信息融合的障碍物检测方法, 利用不同域信息的重合度来追踪障碍物目标, 并区分目标是行人还是车辆。通过实验验证, 本文提出的算法能够检测出车辆前方障碍物, 满足智能驾驶安全辅助系统的要求。

2 雷达和摄像机的时空融合

2.1 空间融合

毫米波雷达与摄像机的空间融合, 可以实现毫米波雷达坐标系、摄像机坐标系、三维世界坐标系和图像坐标系的统一, 从而将雷达获取的前方目标位置信息转换到摄像机获取的图像上, 进而生成感兴趣区域。图 1 描述了毫米波雷达坐标系、摄像机

坐标系、三维世界坐标系和图像坐标系的位置关系。其中, 设摄像机坐标系为 $O_c - X_c Y_c Z_c$, 它以摄像头光心为原点, X_c 轴指向地面, Y_c 轴指向车身右侧, Z_c 轴指向车辆前进方向。设雷达坐标系为 $O_r - X_r Y_r Z_r$, 它以雷达几何中心为原点, X_r 指向雷达左侧, Y_r 垂直向上, Z_r 指向车辆前进方向。三维世界坐标系为 $O_w - X_w Y_w Z_w$, 图像坐标系是二维平面坐标系, 记为 $O_p - X_p Y_p Z_p$ 。

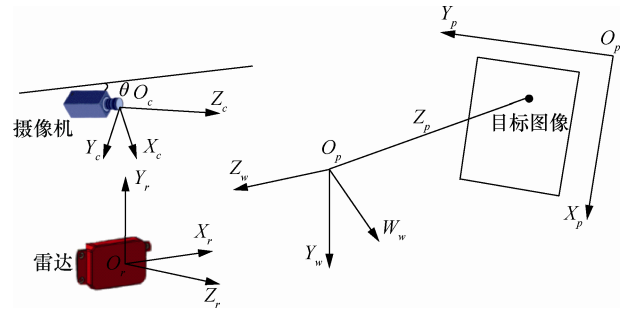


图 1 雷达、摄像机、三维世界和图像坐标系

雷达坐标系与世界坐标系的转换关系如式 (1) 所示。

$$\begin{cases} X_w = H \\ Y_w = X_r + l \\ Z_w = -Z_r + L \end{cases} \quad (1)$$

其中, H 为世界坐标系原点距地面高度, l 和 L 分别为 O_w 与 O_r 在 X_r 方向和 Z_r 方向的偏移量。

雷达与摄像头的位置关系等条件得出世界坐标系与图像坐标系的转换关系, 如式 (2) 所示。

$$Z_c \begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{d_x} & 0 & X_{p0} \\ 0 & \frac{1}{d_y} & Y_{p0} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ Z_p \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, (X_p, Y_p) 为图像坐标系中投影点的坐标; d_x 、 d_y 分别为每一个像素在 X 轴与 Y 轴方向上的物理尺寸; (X_{p0}, Y_{p0}) 是摄像机主点偏移量; f 为摄像机焦距; \mathbf{R} 是摄像机外部参数旋转矩阵, 为 3×3 正交单

位矩阵； t 为摄像机外部参数平移向量； M 称为投影矩阵。上述参数中， (d_x, d_y) 、 (X_{p0}, Y_{p0}) 、焦距 f 是摄像机内部参数， R 和 T 是摄像机外部参数，它们均可通过摄像机标定方法离线获取。

在摄像机参数的标定方法中，张正友标定法具有顽健性好、实用性强等特点，该标定法基于非线性模型相机的线性标定方法，通过采集二维平面标靶图像的多个不同视点，实现了摄像机参数的标定。本文首先采集不同位置，不同姿态下的标准棋盘图像，再通过使用基于张正友标定原理的标定程序即可计算出摄像头内、外部参数，如图 2 所示。

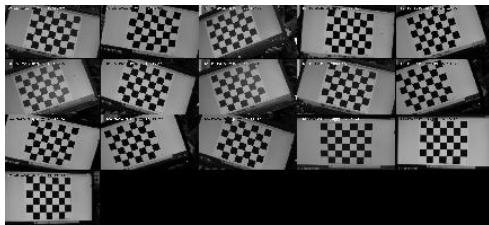


图 2 摄像机标定棋盘格

摄像机参数获取后，代入式 (1) 和式 (2) 即可将雷达坐标转换为图像坐标，实现雷达目标位置图像中的投影。如图 3 所示，其中红点即为雷达目标位置投影到图像中的坐标点。



图 3 雷达摄像机空间同步示意

2.2 时间融合

毫米波雷达与摄像机数据的时间融合主要是指二者在时间上的同步。由于 2 个传感器的数据采集频率不同，其中，毫米波雷达的采集频率为 20 Hz，

而摄像机的为 10 Hz，因此，毫米波雷达与摄像机二者采集到的数据不是同一时刻的信息，造成了数据在时间上的偏差。本文以采样频率低的摄像头数据为基准，采用多线程同步方式实现数据时间同步。在如第 100 ms、200 ms 等时间节点，当每次摄像机接收图像帧时，获取对应图像当前时间的雷达数据，如图 4 所示。

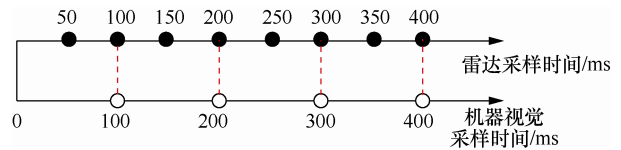


图 4 雷达数据与摄像机图像帧时间同步示意

为了实现时间同步，在程序中创建了雷达线程、摄像机线程和数据融合处理线程。其中，雷达线程用来接收和处理雷达数据，摄像机线程用来接收和处理摄像机图像数据。当数据融合处理线程触发时，系统在雷达数据缓存队列中获取与图像数据同一时刻的雷达数据进行数据融合处理。毫米波雷达与机器视觉时间融合模型如图 5 所示。

需要指出的是，由于雷达与摄像机启动的时刻存在时间差，导致雷达数据与图像数据存在初始时间差，而该误差始终小于 50 ms，即雷达数据刷新一次的时间，因此不会对时间同步的正确性造成影响。

3 毫米波雷达和机器视觉信息融合的数据处理

3.1 雷达的目标检测

实际上，毫米波雷达获取的所有信号中包含了一部分空目标信号、无效目标信号和静止目标信号。将雷达探测到的所有目标信号对应到像上，生成包含雷达目标信号的图像，如图 6(a)所示。可以看出，雷达探测到的所有目标信号中包含树木、护栏、建筑物等障碍物。因此，要先对雷达探测到的目标信号进行预处理，滤除空目标信号、无效目标

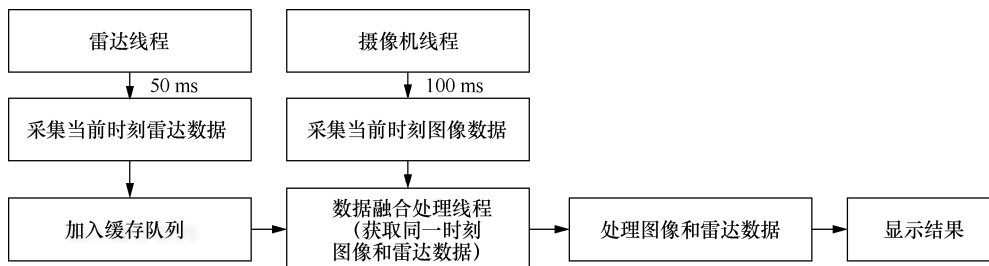
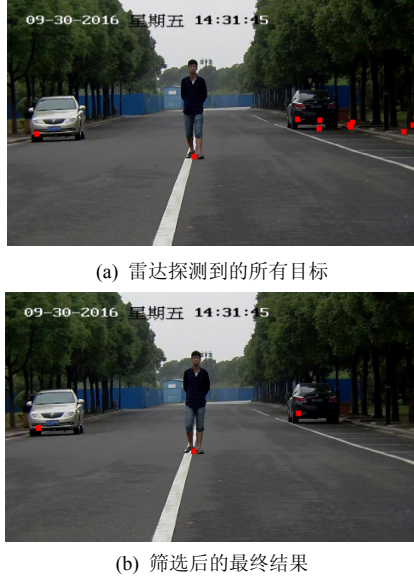


图 5 毫米波雷达与机器视觉时间融合模型

信号和静止目标信号。对于雷达探测到的原始目标，只保留在检测区域之内的目标信号，剔除检测区域以外的目标。针对处于检测区域内的树木等静止的干扰目标，筛选出的最终潜在目标如图 6(b) 所示。因此，如何筛选出真正的障碍物目标需结合雷达和图像信息做出判定。



(a) 雷达探测到的所有目标
(b) 筛选后的最终结果

图 6 基于雷达的目标检测

3.2 基于雷达目标的感兴趣区域动态规划

首先，毫米波雷达是以点的形式返回目标信号的位置，实际运用中需要根据该点的位置生成一个目标感兴趣区域。由于城市道路障碍物主要是行人和车辆，而人和车的大概尺寸可以根据先验知识获得。在图像中生成的感兴趣区域应能较好地包含人和车辆，综合二者实际尺寸，使用参考尺寸为高 1.8 m（一般行人高度），宽 1.65 m（一般车辆宽度）的矩形框作为目标感兴趣区域。感兴趣区域生成方法如下所示。

雷达探测到某一目标距离为 R ，角度为 α ，根据假设其高度为 1.8 m，根据式(1)和式(2)可以得到该目标底点和顶点在图像中的坐标为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} X_{p1} \\ Y_{p1} \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} H \\ -R \sin \alpha + l \\ -R \cos \alpha + L \\ 1 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} X_{p2} \\ Y_{p2} \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} -(1800 - H) \\ -R \sin \alpha + l \\ -R \cos \alpha + L \\ 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (3)$$

其中， (X_{p1}, Y_{p1}) 为目标底点像素坐标， (X_{p2}, Y_{p2}) 为目标顶点像素坐标，如图 7(a)所示，其中， $A(X_{p1}, Y_{p1})$ 为底点， $B(X_{p2}, Y_{p2})$ 为顶点。



(a) 目标顶点与底点



(b) 目标感兴趣区域



(c) 目标车辆感兴趣区域

图 7 雷达目标感兴趣区域规划

得到目标底点和顶点后，可知感兴趣区域的高度为 $|Y_{p2} - Y_{p1}|$ ，于是可求得感兴趣区域参数如式(4)所示。

$$\begin{cases} R_x = X_{p1} - 0.5R_{width} \\ R_y = Y_{p2} \\ R_{width} = R_{ratio} R_{height} \\ R_{height} = |Y_{p2} - Y_{p1}| \end{cases} \quad (4)$$

其中， $R_{ratio} = \frac{11}{12}$ ，为矩形宽高比， (R_x, R_y) 为感兴趣区域左上角顶点坐标， R_{width} 为矩形宽度， R_{height} 为矩形高度，最终规划出的感兴趣区域，如图 7(b)所示。图 7(c)是目标为车辆时规划的感兴趣区域。由于加入了对摄像机的内外参数矩阵的引用，这种动态规划的感兴趣区域可以根据目标距离变化改变自身大小，能够较准确地图像中框出包含目标的区域，具有较好的自适应性和稳定性。

3.3 基于机器视觉的运动目标检测

在规划雷达检测目标感兴趣区域的同时，还需要通过图像处理的方式来检测障碍物，然后对比二者检测的结果，最终决策是否存在障碍物。

本文所指障碍物大多具有运动特征，可用图像差分法加以检测。常用的图像差分法主要包括帧间差分法、基于块匹配的运动估计算法以及灰度投影算法等。帧间差分法^[13]是基于图像序列中相邻2帧或3帧图像的强相关性而提出的检测方法。先比较相邻帧对应像素点的灰度值，再设定阈值来筛选图像中的运动区域。在图像序列中，第 n 帧图像 $f_n(x,y)$ 和第 $n-1$ 帧图像 $f_{n-1}(x,y)$ 之间的变化可用二值差分图像 $D(x,y)$ 表示,如式 (5) 所示。

$$D(x,y) = \begin{cases} 1, & |f_n(x,y) - f_{n-1}(x,y)| > T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中, T 为差分图像二值化的阈值;“1”由前后2帧图像发生变化的部分组成,同时包含目标和噪声;“0”由该前后2帧图像其余未发生变化的部分组成。

帧间差分法简单快捷,只对运动物体敏感,适应性较好,本文采用该方法提取图像中的运动区域。获取连续2帧图像,如图8(a)和图8(b)所示,差分后的二值图像如图8(c)所示,再通过图像形态学运算增强后提取目标轮廓如图8(d)所示,最后提取轮廓质心,拟合成一个基于机器视觉的矩形框如图8(e)所示。

3.4 基于雷达与机器视觉融合的目标重合度计算

就同一帧图像而言,通过雷达可以得到目标感兴趣区域,如图9(a)所示。同时,通过机器视觉也可以检测到目标矩形区域,如图9(b)所示。而验证雷达和机器视觉检测到的2个矩形区域是否有重叠,要全面考虑,如图9(c)所示。如果有重叠,说明雷达和机器视觉都检测到该区域存在目标,则认为该区域存在目标,综合考虑距离因素,确定危险等级为一级。定义两级危险等级,危险等级为一级说明对安全驾驶威胁较大;二级则威胁较小。

对于重叠的区域,需要计算其重合度,即重合区域面积占目标感兴趣区域面积的百分比。重合度计算方法如式(6)所示。



图8 基于机器视觉的目标检测结果

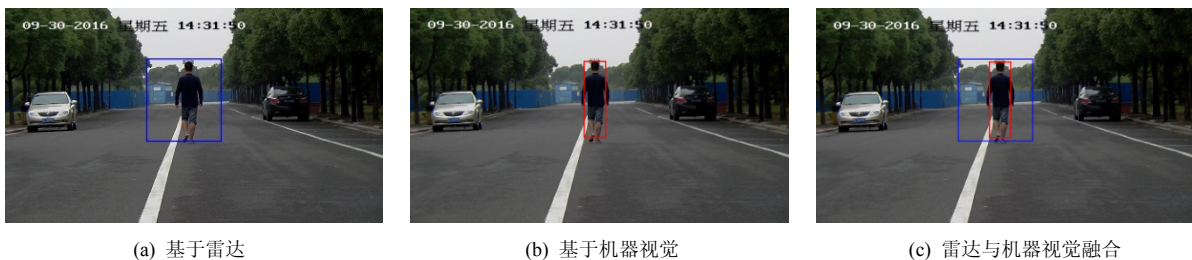


图9 基于雷达与机器视觉融合的目标一致性检验

$$\begin{cases} R_{\text{intersection}} = R_{\text{camera}} \cap R_{\text{ROI}} \\ c = \frac{R_{\text{intersection}}}{R_{\text{ROI}}} \times 100\% \end{cases} \quad (6)$$

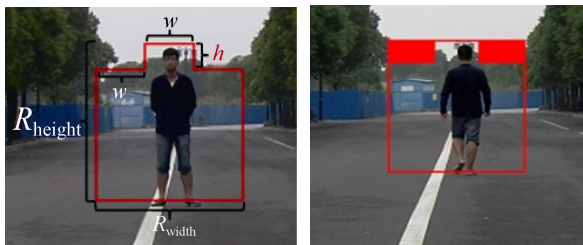
其中， R_{ROI} 为目标感兴趣区域，即雷达检测区域， R_{camera} 为机器视觉检测区域， $R_{\text{intersection}}$ 为雷达检测区域与视觉检测区域重合的部分， c 为重合度。分别以人和车为目标，在不同距离上各做 10 次实验，计算重合度如表 1 所示。

表 1 雷达与机器视觉检测区域重合度

距离/m	目标为人的重合度	目标为车的重合度
40	(30.6 ±3)%	(72.9 ±6)%
50	(29.7 ±4)%	(71.6 ±5)%
60	(30.4 ±3)%	(68.9 ±6)%
70	(28.8 ±3)%	(64.7 ±6)%
80	(27.8 ±3)%	(60.2 ±8)%
90	(26.4 ±4)%	(59.2 ±8)%
100	(25.1 ±4)%	(57.6 ±10)%

从表 1 来看，当目标为行人时，目标区域重合度为 25%~31%，数据较稳定；当目标为车辆时，目标区域重合度为 57%~73%，数据相对较稳定，与行人重合度相比具有显著的差异。

研究细节会发现，式 (3) 和式 (4) 设定的目标感兴趣区域并不完善。相对于人和车而言，感兴趣区域的左上角和右上角都是多余的区域，如图 10(a)和图(b)中的红色区域所示。所以，这部分区域可以去掉，得到一种新的“凸”型区域，如图 10(c)所示。



(a) “凸”型区域尺寸计算 (b) “凸”型区域(行人)



(c) “凸”型区域(车辆)

图 10 “凸”型区域示意

根据人的实际高度、宽度与车的实际高度、宽度的大致比例，图 10(c)中的“凸”型区域具体参数选择如下。

$$\begin{cases} w = \frac{R_{\text{width}}}{3} \\ h = \frac{R_{\text{height}}}{6} \end{cases}$$

其中， h 和 w 分别为上文规划的矩形感兴趣区域的高度和宽度。基于此“凸”型区域，重新计算雷达与机器视觉检测区域的重合度，如表 2 所示。

表 2 基于“凸”型区域的雷达与机器视觉检测区域重合度

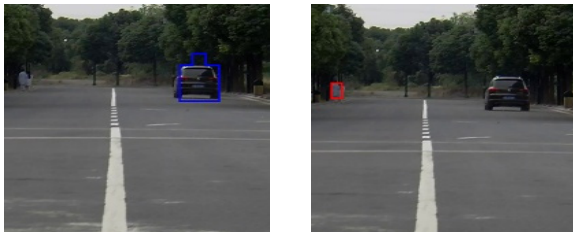
距离/m	目标为人的重合度	目标为车的重合度
40	(31.4 ±3)%	(77.6 ±8)%
50	(30.9 ±3)%	(75.8 ±8)%
60	(30.2 ±4)%	(72.9 ±7)%
70	(29.9 ±3)%	(70.0 ±6)%
80	(28.3 ±3)%	(65.3 ±8)%
90	(27.5 ±3)%	(64.7 ±7)%
100	(26.1 ±4)%	(61.7 ±9)%

从表 2 来看，当目标为行人时，目标区域重合度在 30%上下波动；当目标为车辆时，目标区域重合度在 70%上下波动，对比表 1，车辆与行人的重合度差异更加显著。从表中数据来看，可以根据重合度来对人和车做初步的区分。

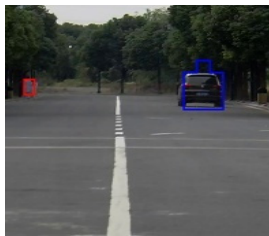
此外，雷达和机器视觉在检测障碍物的过程中，都有各自的局限性，有时候会出现二者检测结果不一致的情况。例如，当目标距离超出毫米波雷达检测范围时，雷达无法检测到目标，而机器视觉仍然可以检测到目标。此时，认为该区域存在目标，由于目标距离较远，危险等级为二级。反之，机器视觉由于受天气、光照等因素影响，存在视觉未检测到目标，而雷达检测到目标的情况。此时，认为该区域存在目标，危险等级为一级。在某些场景中，这两种情况可能同时出现，某一目标只被机器视觉检测到，而另一目标只被雷达检测到，二者呈互补之势，如图 11 所示。其中，图 11(a)为雷达检测到的目标区域，图 11(b)为视觉检测的目标区域，图 11(c)为二者结合的结果。

分析原因发现，图中左侧行人由于距离太远，雷达未检测到，而机器视觉检测到该区域发生了变

化；右侧车辆由于车身颜色与背景较接近，机器视觉未能检测到变化，而雷达检测到了该目标。在这种场景中，雷达与机器视觉结合的方式体现出极强的优势。本文提出的图像和雷达数据融合检测分析的流程如图 12 所示。



(a) 雷达检测到车而未检测到行人 (b) 机器视觉检测到行人而未检测到车



(c) 雷达检测到车而机器视觉检测到行人（无重合度）

图 11 雷达与机器视觉分别检测到目标（无重合度情况）

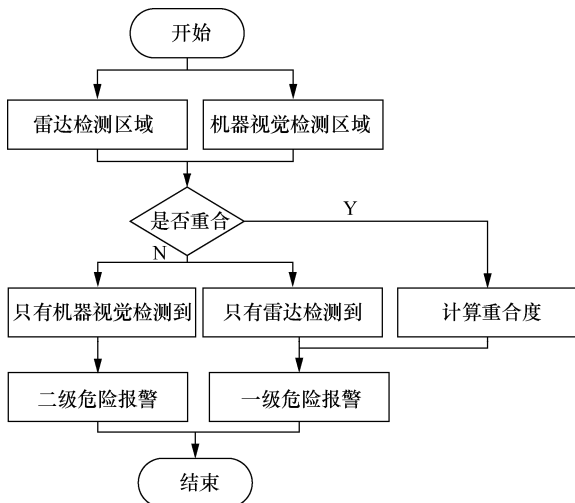


图 12 目标危险等级报警分析流程

4 实验验证

为了进一步验证毫米波雷达与机器视觉融合的障碍物检测算法，本文做了一系列验证，如图 13 所示。其中，蓝色为雷达检测的目标区域，红色为视觉检测的目标区域。

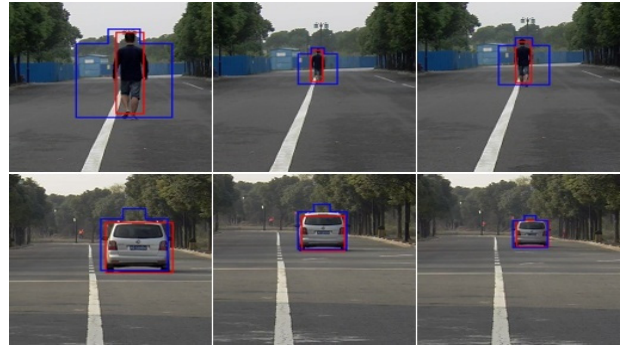


图 13 实验验证示意

分别以人和车为目标进行检测，各获取 50 帧融合数据，计算各自检测区域重合度如图 14 所示。

由图 14 可以看出，车辆检测区域重合度在 70% 上下浮动，而行人检测区域重合度大部分在 30% 上下浮动，二者具有显著的差异，可以以此来区分车辆和行人。

5 结束语

本文提出了一种毫米波雷达和机器视觉信息融合的方法来检测障碍物，先通过时间同步获取同一时刻的雷达数据和摄像机图像帧数据，再通过坐标转换将雷达探测到的障碍物位置信息投影到图像中，生成感兴趣区域。并通过图像采用帧差法检测图像中的运动物体，最后计算目标区域重合度，并以此来区分行人和车辆及其他情况。实验结果表明，该方法能够较好地实现利用雷达与机器视觉信息融合来检测障碍物。

值得注意的是，在某些特殊场合，如上下坡、

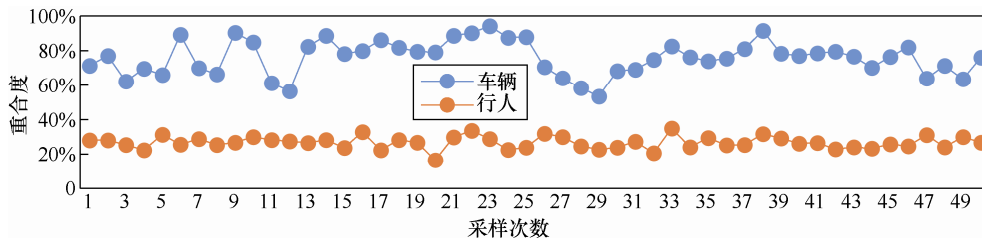


图 14 车辆和行人检测区域重合度分布

弯道处, 难以将雷达探测到的目标准确投影到图像中, 从而影响空间融合的准确性, 这点在后期研究中将进一步完善。

参考文献:

- [1] PIETZSCH S, VU T, BURLET J, et al. Results of a precrash application based on laser scanner and short-range radars[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(4):584-593.
- [2] BERTOLAZZI E, BIRAL F, DA L, et al. Supporting drivers in keeping safe speed and safe distance: the SASPENCE subproject within the European framework programme 6 integrating project Prevent[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010,11(3): 525-538.
- [3] 郭磊, 李志强, 王建强, 等. 一种基于特征的车辆检测方法[J]. 汽车工程, 2006, 28(11): 1031-1035.
GUO L, LI K Q, WANG J Q, et al. A feature-based vehicle detection method[J]. Automotive Engineering, 2006,28(11):1031-1035.
- [4] CHOI H C, PARK J M, CHOI W S, et al. Version-based fusion of robust lane tracking and forward vehicle detection in a real driving environment[J]. International Journal of Automotive Technology, 2012, 13(4):653-669.
- [5] STOJMENOVIĆ M. Real time object detection in images based on an AdaBoost machine learning approach and a small training set[D]. Carleton University, 2005.
- [6] WEN C C, CHILR W C. Online boosting for vehicle detection[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics. Published by Institute of Electrical and Electron, 2010, 40(3): 892-902.
- [7] GILLNER W J. Motion based vehicle detection motorways[C]// IEEE Intelligent Vehicle Symposium. NewYork NY USA, 1995:483-487.
- [8] 侯德藻, 李志强, 郑四发, 等. 汽车主动避撞系统中的报警方法及其关键技术[J]. 汽车工程, 2002,24(5): 438-444.
HOU D Z, LI K Q, ZHENG S F, et al. The warning algorithm and some key technologies of vehicle collision avoidance system[J]. Automotive Engineering, 2002, 24(5): 438-444.
- [9] FAYAD F, CHERFAOUI V. Tracking object using a laser scanner in driving situation based on modeling target shape[C]//IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Istanbul, Turkey, 2007: 44-49.
- [10] 甘志梅, 王春香, 杨明. 基于激光雷达的车辆跟踪与识别方法[J]. 上海交通大学学报, 2009, 43(6): 923-926.
GAN Z M, WANG C X, YANG M. A method for vehicle tracking and recognition based on scanning laser radar[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2009, 43(6): 923-926.
- [11] 黄伟. 基于雷达和机器视觉的车辆前方障碍物检测系统设计与实现[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2010.
HUANG W. Design and implementation of vehicle obstacle ahead detection system based on radar and computer vision[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2010.
- [12] 王亚丽. 基于毫米波雷达与机器视觉融合的前方车辆检测研究[D]. 长春: 吉林大学, 2013.
WANG Y L. Study on decoction of ahead vehicle based on millimeter-wave radar-vision[D]. Changchun: Jilin University, 2013.
- [13] MURAT T A. Digital video processing[M]. Prentice-Hall Press, 1996.

作者简介:



翟光耀 (1991-), 男, 苏州大学硕士生, 主要研究方向为毫米波雷达、机器视觉和信息融合等。

陈蓉 (1983-), 女, 博士, 苏州大学实验师, 主要研究方向为通信信号处理、时频分析理论、雷达信号处理及自适应信号处理等。

张剑锋, 男, 苏州富欣智能交通控制有限公司常务副总经理, 苏州大学产业教授, 主要研究方向为轨道交通。

张继光, 男, 苏州高新有轨电车有限公司高级工程师, 主要研究方向为轨道交通。

吴澄 (1976-), 男, 苏州大学副教授, 主要研究方向为计算机工程、人工智能、图像处理等。

汪一鸣 (1956-), 女, 苏州大学教授、博士生导师, 中国电子学会高级会员, IEEE 会员, 苏州大学通信与信息学科带头人之一, 主要研究方向为无线网络、认知无线电、超宽带通信等。