

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003676

基于雷达的铁路直轨环境检测方法研究^{*}

李雁东 董 昱

(兰州交通大学 自动化与电气工程学院 兰州 730070)

摘 要:针对机器视觉检测实时性不足、视距较短、环境适应性差,无法满足铁路全天候多环境运行的需求等问题,提出基于微波雷达的铁路直轨环境物体检测方法。通过离线实验对雷达的测量特性进行标定,经数据处理得到雷达的误差校正函数。综合铁路安全限界标准、雷达测量参数、雷达横向测量误差,实时构建雷达坐标系下的限界区域,对误差校正后的物体进行限界内方侵限判断,并对雷达检测范围内的动目标进行滤波跟踪。实景测试结果表明,雷达检测性能好,实时性高,具有很好的环境适用性。

关键词:列车环境感知;雷达物体检测;卡尔曼滤波;匈牙利算法

中图分类号: U213.2 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 580.3099

Research on environment detection method of railway straight track based on radar

Li Yandong Dong Yu

(College of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract:In order to solve the problem that the real-time performance of machine vision detection is insufficient, the line of sight is short, and the environmental adaptability is poor, which cannot meet the requirements of all-weather and multi environment operation of railway, a method of object detection in railway direct rail environment based on microwave radar is proposed. Firstly, the measurement characteristics of radar are calibrated by off-line experiment, and the error correction function of radar is obtained by data processing. Then, the railway safety gauge standard, radar measurement parameters and radar lateral measurement error are integrated to construct the gauge area under the radar coordinate system in real time, and the object after error correction is judged to be within the gauge. At the same time, the moving targets in the radar detection range are filtered and tracked. The real test results show that the radar has good detection performance, high real-time performance and good environmental applicability.

Keywords:train environment perception; object detection based on radar; Kalman filtering; Hungarian algorithm

0 引 言

铁路是我国基础设施的重要组成部分,在经济发展中有着至关重要的低位,保障列车安全运行是当下面临的一个重要问题^[1]。对列车前方运行环境进行感知是保障列车安全运行的基础。此外,列车自动驾驶技术的发展须以列车环境感知为前提。国际标准按照轨道交通线路的自动化程度对列车运行控制系统的自动化等级(grades of automation, GoA)^[2]做了明确定义,该标准规定,在 GoA3、GoA4 级下,须由自动化设备对列车前方运

行环境进行检测,对线路环境中的异物进行检测预警。因此如何实时高效且精确的对路轨环境的异物进行检测成为热点。

基于接触式的异物检测铺设成本高,适用场景局限。文献[3]使用基于漏泄电缆的接触式异物侵限检测系统,将电缆信号回波与发射波对比确定物体位置。文献[4-5]采用光栅传感器对未经授权的铁路边界区域进行物体踩踏监测。

非接触式异物检测依赖于完备的样本库,铁路障碍物无法预测,训练难度大,适用性差。文献[6-7]利用卷积神经网络对视频图像中的物体进行识别分类,经过训

练,该方法对视频图像中的人、物、汽车等识别率达 95%。文献[8]采用背景差分对列车前方环境中的物体。文献[9]利用车载相机和 GPS 装置生成轨旁环境记录文件。文献[10]利用激光雷达对列车前方人物的点云图像进行分析,判别异物。

雷达具有体积小、重量轻、测距精确、使用环境广等优点,能克服雨雪雾天气受限的缺点,更适用于铁路运行特点。本文选用微波雷达对铁路直轨环境进行物体侵限检测判断,并对动目标进行滤波追踪,最终进行实地测试验证了检测方法的有效性。

1 雷达物体检测算法结构

本文的方法步骤和结构如图 1 所示。

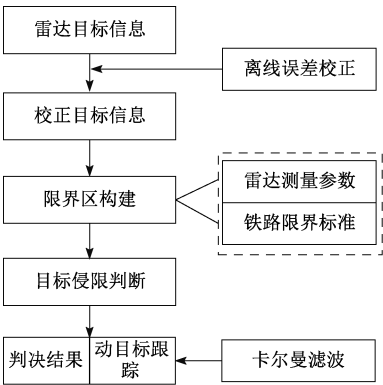


图 1 雷达检测算法结构

Fig. 1 Algorithm structure of object detection

通过对雷达数据的分析,结合铁路限界标准^[11]及雷达参数,构建雷达坐标系下的直轨环境铁路安全限界。通过离线实验,对雷达的误差进行校正,得到误差校正函数,将其应用于在线目标检测中,实时进行目标校正及侵限判别。同时,输出目标的判决结果并对动目标进行滤波跟踪。

本文使用的雷达型号为 FD4-400CJ10 微功率雷达,其参数如表 1 所示。

表 1 雷达主要电气参数

Table 1 Main electrical parameters of radar

参数名称	雷达参数
型号	FD4-400CJ10
工作体制	FMCW
发射频率	9.7 GHz
发射功率	200 mW
雷达量程	600 m
距离精度	3 m
测角范围	水平 15°~20°
水平测角精度	0.5°
雷达供电电压	直流 9~36 V
工作电流	24 V 时,<0.8 A

雷达安装在测试机车正前方,与机车呈刚性连接,为避免机车运行中雷达与机车的相对抖动,在安装时机车与雷达接触点增加橡胶垫层;为保证雷达安装的方正,利用铅锤悬挂对雷达进行角度调整。其安装实物如图 2 所示。



图 2 雷达安装实物图

Fig. 2 Actual installation drawing of radar

2 误差校正

物体是否侵限的核心依据为物体距钢轨平面中线的距离,即目标在雷达坐标系中的横坐标。由于雷达存在不可避免的系统测量误差,且铁路限界要求严格,需要更加精确的检测定位结果对物体是否侵限进行判断,本文设计雷达误差校正实验对雷达测量系统进行误差分析和校正补偿^[12],以期获得目标物更加精确横向距离信息。

为定量分析雷达测量特性,选择在某标准化操场(120 m×50 m)的空旷环境下进行标定测试测试,在纵深 10~100 m 和-15°~15°之间每隔 3 m、每隔 1°设定一个测试点,共计 31×31 个测试点,如图 3 所示。以上述测试点方位信息为真实值,在地面做对应的标记点。

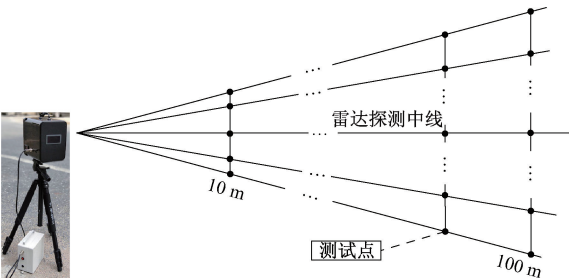


图 3 误差校正测试

Fig. 3 Error correction test

以行人作为检测目标于各个点精准站立,取 961 组雷达检测值和真实值分别对雷达的 x 方向误差和 y 方向误差进行如下分析:

$$e_x = x_t - x_r$$
$$e_y = y_t - y_r$$

(1)

式中: x_r 、 y_r 分别为雷达检测的 x 、 y 方向距离值; x_t 、 y_t 分别为目标点的真实值; e_x 、 e_y 分别为探测值与真实值之间的误差。

分别对纵向误差与纵向测量距离的关系、横向误差与横向测量距离的关系和横向误差与纵向测量距离的关系进行分析,如图 4 所示。

由图 4(a)可知,测量误差主要存在于物体的横向距离。雷达探测以固定的频率、固定的角度间隔发射电磁波进行扫描,相对固定的角度间隔存在一定的角度差异^[10],反映在检测结果中即为横向距离误差,且该误差随纵向距离的增加而增大。

由图 4(b)可知,纵距离误差与纵向测量距离呈线性相关,通过曲线拟合得到误差的上下包络线函数如下:

$$\begin{aligned} y_{\text{上}} &= 0.006\,9x + 0.081 \\ y_{\text{下}} &= -0.007\,3x - 0.077 \end{aligned} \tag{2}$$

由图像及误差包络线可知,纵向距离误差呈大体对称状态,在极值区间内随机分布,且该误差对本文物体横向精确定位影响较小,因此采用均值法对该误差进行校正,校正后的纵向距离 y_c 为:

$$y_c = \frac{1}{3}(y_{i-2} + y_{i-1} + y_i) \tag{3}$$

式中: y_{i-2} 、 y_{i-1} 、 y_i 分别为连续三帧的纵向距离测量值。

由图 4(c)可知,横误差随横向距离的增加而增加,虽横向误差分布有显著的包络线,该包络线并非严格对称,且误差在该包络范围内呈随机分布,在横向距离为主要判断依据的定位过程中,无法准确利用此关系补偿误差;由图 4(d)可以看出,横向误差与纵向距离之间有相对严格的线性关系。经多次测试统计,得到误差函数如表 2 所示。

表 2 误差函数表达式

Table 2 Error function expression

序号	误差函数表达式
1	$\Delta x_1 = 0.051y_1 + 0.2202$
2	$\Delta x_2 = 0.0509y_2 + 0.2157$
3	$\Delta x_3 = 0.0509y_3 + 0.2198$
4	$\Delta x_4 = 0.051y_4 + 0.2149$

对多次误差函数求平均得到横向误差校正函数 x_e :

$$x_e = -0.050\,9y - 0.217\,6 \tag{4}$$

校正后的物体横坐标 x_c 如下:

$$x_c = x_r - 0.050\,9y_r - 0.217\,6 \tag{5}$$

对式(3)和(4)的雷达误差校正函数进行测试验证,随机确定 4 个不同的点,并以皮尺精准测量测试点在雷达坐标的位置,误差校正测试结果如表 3 所示。

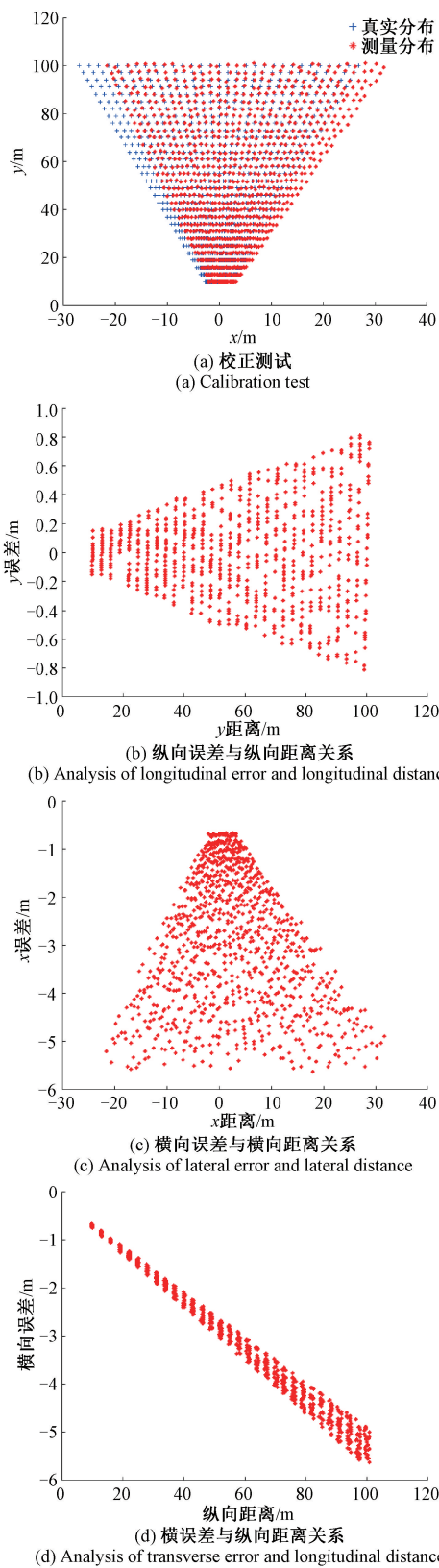


图 4 误差校正数据分析

Fig. 4 Correction data analysis

表 3 误差校正对比分析
Table 3 Comparative analysis of error correction

序号	真实坐标/m		实测坐标及误差/m				校正坐标及误差/m			
	x	y	x_r	x_e	y_r	y_e	x_c	x_e	y_c	y_e
1	1.35	13.41	2.2	-0.85	13.5	-0.09	1.295	0.055	13.5	-0.09
2	-2.73	21.1	-1.5	-1.23	21.4	-0.3	-2.8	0.07	21.28	-0.18
3	-13.2	89.77	-8.4	-4.8	89.5	0.27	-13.182	-0.018	89.67	0.1
4	0.31	93.16	5.3	-4.99	93.6	-0.44	0.3278	-0.018	93.41	-0.25

表 3 中, x_e 、 y_e 分别为横向距离误差和纵向距离误差。通过误差校正补偿,校正后的横向距离误差小于 0.1 m,可满足横向定位的精度需求;纵向距离误差在一定程度上也有较好的校正效果。

3 限界区域标定

雷达由发射机和接收天线组成,发射机经阵列天线发射调制的微波束,接收机经阵列天线接收物体反射的信号,经信号处理,得到物体的方位信息^[13]。

FD4-400CJ10 微功率雷达检测范围示意如图 5 所示,该雷达的帧数据信息最大包括 15 个动目标(检测结果为目标的横纵坐标,径向速度)和 180 个静目标(检测结果为目标的横纵坐标)。为及时有效的检测出物体侵限与否,仅对构建的检测区域内物体进行横向距离判断。

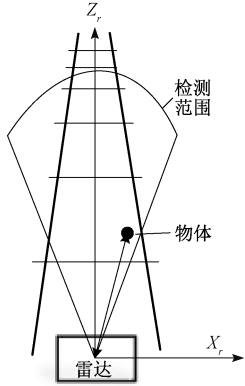


图 5 雷达检测范围示意图

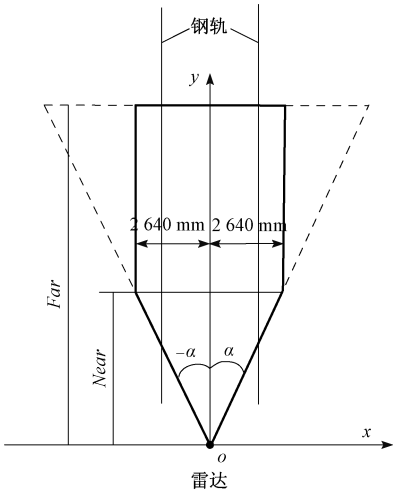


图 6 雷达检测范围示意图

Fig. 6 Schematic diagram of radar detection range

区域。远景限界宽度设定为 2 440 mm×2 外加 400 mm 容错补偿。 Far 为检测区域远边界距离, $Near$ 为矩形区域近边界距雷达中心距离,三角形区域角度 α 为雷达水平检测角度。其中 Far 由雷达检测距离决定,为 600 m;矩形区域近边界 $Near$ 结合标定限界距离及雷达参数 α 计算后约为 15 m。

经分析后,得到检测区域的数学模型如下:

$$\begin{cases} -2.64 < x < 2.64 \\ 15 < y < 600 \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} -10^\circ < \alpha < 10^\circ \\ 0 < y < 15 \end{cases} \quad (7)$$

雷达检测存在系统误差,对物体是否侵限进行判别需要精确的位置信息。设雷达检测到的目标坐标为 (x_r, y_r) ,经误差校正式(3)、(5)得到目标实际位置为 (x_c, y_c) ,对校正后的坐标信息判断是否满足式(6)或(7),若满足则该目标处于检测区域内,为侵限物体;否则视为无关目标。

4 目标跟踪

实车测试发现,本雷达可在运动状态下分辨出相对于地面运动或静止的物体。静物体信息可直接由构建的检测区域进行判断,对动目标,需结合其运动状态及列车

由标准轨距铁路建筑限界^[11]和雷达自身的检测参数,构建雷达坐标系下的检测区域模型如图 6 所示。铁路安全建筑限界为 2 440 mm×2,为保证一定的误差容错性,增加误差补偿 200 mm×2(补偿值由误差范围确定,单边横向最小误差为 100 mm,单边横向误差外加一个误差的不确定值),设定雷达检测限界为 2 640 mm×2。

图 6 中, xoy 平面为雷达探测面,点 o 为雷达检测中心, y 轴方向为雷达检测的纵向中轴线, x 轴方向为雷达检测的横坐标正方向。构建的检测区域如图中黑色粗实线标记区域,包括远景矩形检测区域和近景三角形检测

运行速度进行轨迹跟踪预测,以提前判断运动物体的安全性。

4.1 目标运动状态计算

本雷达设备仅能测得前方动目标点的径向速度大小和方位,对其进行轨迹预测需计算其相对于雷达的完整运动状态。对二者的运动状态分析,物体相对于雷达的纵向速度、距离与自身及雷达的运动状态相关,横向速度仅与自身横向运动相关。由于二者均处于列车直轨运行环境中,雷达中轴线与列车运行方向及钢轨中线平行,构建以雷达中轴线为纵轴,垂直该纵轴方向为横轴的平面坐标(横轴正方向指向右侧),对二者的运动关系进行分析如图 7 所示。

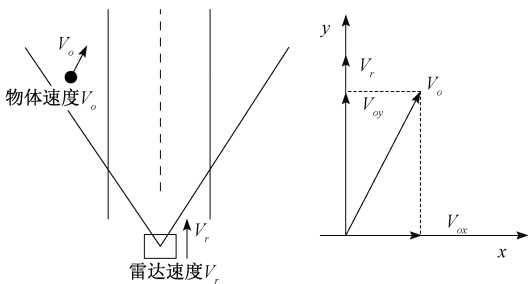


图 7 运动目标状态分析

Fig. 7 State analysis of moving target

图 7 中 V_o 为目标点相对于地面的速度, V_r 为雷达相对于地面的速度。物体在雷达坐标中仅能被检测出其相对于雷达的径向速度,其横向速度则需通过横向位移差及数据帧时间差得到,定义雷达检测到的目标物体相对于雷达的径向速度为 V_{y-or} , 横向速度为 V_{x-or} , 分别如式(8)、(9)所示。

$$V_{y-or} = V_{oy} - V_r \quad (8)$$

$$V_{x-or} = V_{ox} = \frac{x_k - x_{k-1}}{T} \quad (9)$$

式中: V_{oy} 为目标对地速度在雷达速度方向上的分量; V_{ox} 为目标对地速度在垂直雷达速度方向的分量,在直轨环境下以钢轨中线为纵轴参照,列车不存在横向速度,因此目标对地的横向速度 V_{ox} 与目标相对雷达(列车)的横向速度 V_{x-or} 相等; x_k 、 x_{k-1} 分别为当前时刻、前一时刻目标点横坐标, T 为雷达数据帧间隔(本文为 187 ms)。

由式(8)、(9)可得目标点在直轨环境中的对地速度为:

$$\begin{cases} V_o = \sqrt{V_{oy}^2 + V_{x-or}^2} \\ \theta = \arctan V_{oy} / V_{x-or} \end{cases} \quad (10)$$

4.2 单目标跟踪

当运行环境中存在单个障碍物,可采用线性卡尔曼滤波进行目标跟踪^[14-16]。

定义目标的状态向量为横坐标、横向速度、纵坐标、纵向速度,观测量为横坐标、纵坐标、纵向速度。构建离散观测方程和状态方程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}, \mathbf{x}_k = \\ [d_x(k) \quad v_x(k) \quad d_y(k) \quad v_y(k)]^T \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{F}_k$ 为状态转移矩阵,铁路环境中的目标和列车运动状态在短时间内可近似为匀速运动; $\mathbf{H}_k$ 为测量矩阵; $\mathbf{w}$ 、 $\mathbf{v}$ 分别为过程噪声和测量噪声。

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

代入 $T=0.187$ 得:

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0.187 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0.187 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

对线路旁固定的信号标识牌进行多次检测并对检测结果进行统计分析,得到噪声测量噪声的协方差矩阵。依据雷达的测量参数及对稳定目标的实测分析结果,经多次进行调整,确定使得系统性能最优的测量噪声和过程噪声^[17]。

图 8 所示为列车以 24 km/h 的速度沿专用线直线段运行场景。设定行人目标以平均速度 1 m/s 与列车同向运行,运动轨迹距轨道中心线约 4.2 m,目标位置检测和卡尔曼跟踪结果如图 9 所示。

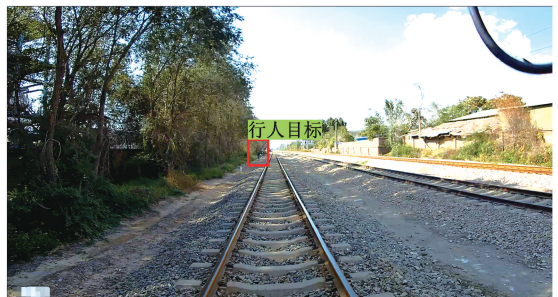


图 8 实景测试场景

Fig. 8 Field test scenario

图 9(a) 为选择第 76~100 帧行人测试目标的运动轨迹,图 9(b) 为对测试目标的横向运动轨迹,图 9(c) 为目标纵向运动轨迹。其中,实线为雷达检测结果,虚线为卡尔曼滤波结果。由图 9(a) 可知,在第 84、85 帧,由于受到干扰,目标位置检测信息出现了剧烈变化,而设定的目

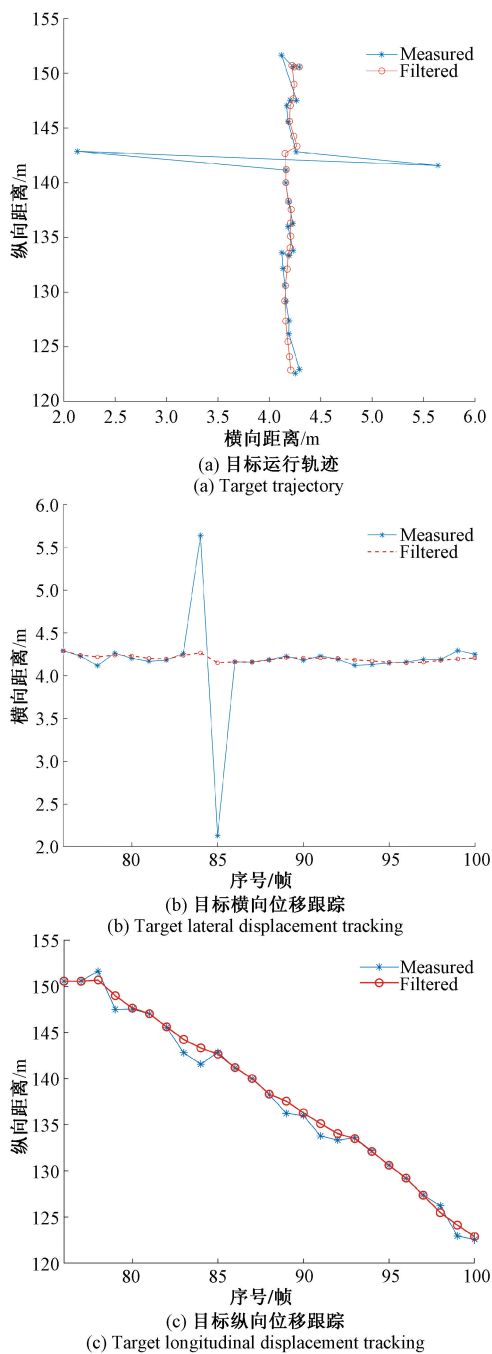


图9 卡尔曼滤波示意图

Fig. 9 Schematic diagram of Kalman filter

标的运动轨迹并未变化。对横向位移和纵向位移分别分析,如图9(b)所示,该目标的位移突变仅在横坐标方向,突变的发生是由于该时刻目标与轨旁信号标识牌处于同一个径向距离,雷达的扫描检测机制误将轨旁标识牌识别为目标。通过卡尔曼滤波的跟踪,有效的将该位移突变消除,使跟踪结果更为精确。

为准确评判卡尔曼滤波的效果,本文计算了目标横向位移的方差。纵向位移相对于雷达递减而不断变化,

因此采用纵向相对速度方差替代描述。

测试目标的横向位移方差计算如下:

$$S^2 = \sum_{i=j}^n (x_i - 4.2) \quad (13)$$

$$S_{\text{滤波前}}^2 = 6.415\ 587\ 6$$

$$S_{\text{滤波后}}^2 = 0.031\ 964$$

测试目标的纵向速度方差计算如下:

$$\bar{v} = (x_{\text{初}} - x_{\text{末}})/t \quad (14)$$

$$v_k = (x_{k+1} - x_k)/\Delta t \quad (15)$$

$$S^2 = \sum_{k=j}^n (v_k - \bar{v}) \quad (16)$$

$$S_{\text{滤波前}}^2 = 1\ 064.485\ 2$$

$$S_{\text{滤波后}}^2 = 180.204\ 83$$

综上计算,各状态量滤波后的方差远小于原始数据方差,卡尔曼滤波有效的消除了雷达检测中的干扰,使得跟踪检测结果更加合理准确。

4.3 多目标跟踪

国内铁路运行环境全封闭,同一时刻同一环境中存在多个侵限目标概率较低。国际铁路联盟2019年铁路事故安全报告中指出,超90%的铁路事故是由于人为侵限造成的。为覆盖小概率事件,需要进行多目标跟踪研究。

1) 关联度计算

当存在多个目标,雷达无法直接区分当前帧的目标与前一时刻的目标对应关系,即目标关联匹配问题。本文采用关联矩阵的方式对连续两帧的目标进行关联。目标的关联程度由二者的状态属性决定,本文设定关联属性为:目标在雷达坐标系中的横坐标、横向速度、纵坐标、纵向速度。匹配关联度计算如下:

$$C(i,j) = \alpha x(i,j) + \beta v_x(i,j) + \gamma y(i,j) + \mu v_y(i,j) \quad (17)$$

式中: $C(i,j)$ 表示当前帧的第*i*个目标和前一帧第*j*个目标的关联度; $x(i,j)$ 为当前帧的第*i*个目标和前一帧第*j*个目标横坐标位置的横向距离差, $v_x(i,j)$ 为当前帧的第*i*个目标和前一帧第*j*个目标的横向速度差, $y(i,j)$ 为纵向距离差, $v_y(i,j)$ 为纵向速度差; α 、 β 、 γ 、 μ 为各权重系数。

由式(18)计算得到两目标的关联值,经分析测试,设定关联阈值 $T_r=0.86$,当关联值大于该阈值,关联矩阵对应的元素为0,否则为1。元素为1表示二者之间大概率存在对应关系。

2) 目标匹配

经阈值判断不能完全区分目标的一一对应关系,本文采用改进的匈牙利算法^[18-20]对关联矩阵为1的目标进行匹配。

匈牙利算法是将两帧的目标建立为链表,依次从当

前链表的每个节点寻找前一帧链表对应的增广路径,以后来居上的逻辑进行目标对应关系的建立与拆除,从而获得目标的最大匹配。

改进的匈牙利算法可解决非平衡目标的指派问题,在铁路运行环境中,运行环境不断更新变化,检测目标数量动态变化,难以预测。改进的匈牙利算法提出,及时对新目标建立新的跟踪器,删除无效的跟踪器。算法流程如图 10 所示。

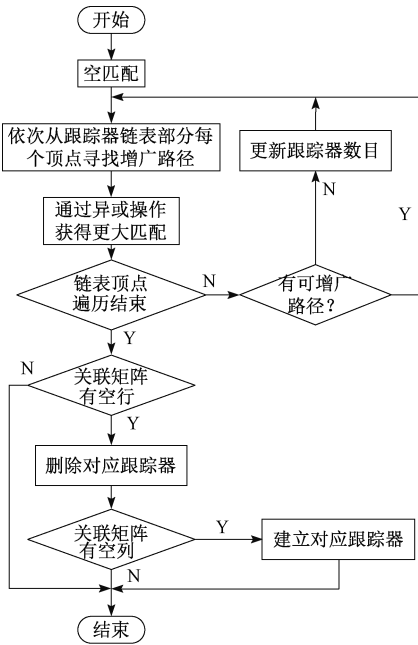


图 10 改进的匈牙利算法
Fig. 10 Improved Hungarian algorithm

5 试验测试与分析

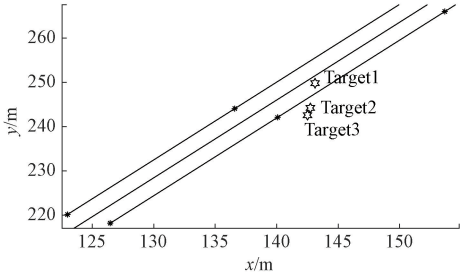
本文以实地测试方式对微波雷达在路轨环境的异物检测方法进行实验,测试场地为甘肃省兰州市某地方铁路线。在 VS2015(配置 openCV)环境中编写可执行文件。实测实验对雷达与机器视觉检测能力、雷达目标分辨能力及雷达多环境下的检测能力进行测试。某直轨测试场景目标设定及判决结果如图 11 所示,通过误差校正对设定目标进行精确定位,原始数据及校正数据分别如表 4、5 所示。

表 4 目标观测数据

Table 4 Target observation data (m)		
目标编号	x	y
目标 1	5.85	89.10
目标 2	8.43	88.73
目标 3	8.67	88.11



(a) 仿真测试实景
(a) Real scene of simulation test



(b) 判决结果
(b) Result of judgment

图 11 仿真测试

Fig. 11 Simulation test results

表 5 目标校正数据

Table 5 Target calibration data (m)		
目标编号	x	y
目标 1	1.096	89.10
目标 2	3.695	88.73
目标 3	3.966	88.11

经过误差处理及限界区域内方判断,测试场景中 3 个目标均得到正确的识别判断。

本文以双目立体视觉检测和雷达检测跟踪进行对比,对比指标为检出率、正确率、平均处理时间。设定目标数量分别为 1 个(模拟单目标偶然侵限或巡道工单人巡视)、3 个(模拟工电 3 人小组线路作业)、7 个(模拟集中作业时 7 人小组协同作业),对比结果如表 6 所示。

表 6 实验结果对比

Table 6 Comparison of experimental results					
目标数量	检测方法	总帧数	检出率/%	检出正确率/%	平均耗时/ms
1	雷达检测	503	89.46	83.45	38
	机器视觉	423	33.81	95.3	142
3	雷达检测	517	88.78	79.68	41
	机器视觉	541	31.05	96.24	157
7	雷达检测	497	93.15	77.13	47
	机器视觉	516	29.84	94.37	165

测试过程以距离为基础进行目标设定,该地方线路出库线环境空旷,无复杂的干扰点。选定一段约 750 m 直轨线路,并划定其中的 650 m 为测试范围,以行人等可移动物体为测试目标,沿线路以 50 m 为间隔设定测试点。雷达(与计算机通信,计算机时间为网络时间)与相

机(内含 GPS 模块,可为视频信息写入时间地点信息)具有同步的时间信息标志,以便于二者进行对应匹配。由表 6 可知,雷达与机器视觉均以设定的精确目标点为基准进行检出结果对比,雷达检测与跟踪的检出率远高于机器视觉,这是由于雷达的检测量程为 600 m,而本文相机在超过 200 m 时已无法清晰成像。另由于数据的选取以距离为基础随机采样,使得采样图像数据在 200 ~ 600 m 范围内的帧数占总样本数约 2/3,这与机器视觉的检出率是相符的。

检出正确率指标是指当前数据帧检测到的目标数量与真实场景的目标数量的一致性,由表 6 可知,机器视觉的检出正确率约为 95%,雷达检出正确率约为 80%,通过设定静态目标群各成员间距,经重复测试可知,当两目标距离小于 0.4 m 时,雷达会将两目标识别为一个目标而只返回一个目标状态,而动目标在距离小于 0.4 m 的状态下,可由径向速度进行区分,径向速度分辨率约为 0.35 m/s;机器视觉是以图像目标的特征信息(色彩、纹理等)为基础判断目标数量,不同目标的特征区分度较为明显,因此机器视觉的检出结果更为精确。在实际的路轨环境中,目标的合并并未减少侵限事件的发生,仍能有较高的检出率,因此雷达将距离相近的目标合并为一个目标是允许的。

由表 7 可知,在光线不足的黑夜以及能见度不足的雪天环境下,雷达的检测效果基本不受影响,但机器视觉的检测能力下降,可正确检出的图像帧为机车光照强度较高的近景区域图像。

表 7 不同环境实验结果对比

Table 7 Comparison of experimental results in different environments

测试环境	检测方法	总帧数	检出率/%	检出正确率/%	平均耗时/ms
白天(晴朗)	雷达检测	1 517	90.44	80.32	42
	机器视觉	1 480	31.42	94.62	155
黑夜(晴朗)	雷达检测	674	91.24	81.3	41
	机器视觉	631	5.22	93.93	124
白天(小雪)	雷达检测	846	88.65	79.87	41
	机器视觉	885	17.63	91.02	161

综上所述,雷达相较于机器视觉有更广泛的适用性,不受光照、能见度、视距等的约束,因此检测跟踪性能更好。

6 结 论

本文对微波雷达在列车直轨运行环境检测中的应用进行了研究,详细介绍了雷达的误差校正过程、限界区构建、卡尔曼滤波在目标跟踪中的应用。并将雷达跟踪检

测与机器视觉检测的实际测试结果进行对比,结果表明,雷达相较于机器视觉有更好的适用性,且有较好的检测能力和实时性,更适用于铁路的运行环境。

参考文献

[1] 王泉东,杨岳,罗意平,等. 铁路侵限异物检测方法综述[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16 (12): 3152-3159.
WANG Q D, YANG Y, LUO Y P, et al. Review on railway intrusion detection methods [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019, 16 (12): 3152-3159.

[2] Railway applications-Urban guided transport management and command/control systems Part 1: System principles and fundamental concepts [S]. International Electrotechnical Commission, IEC 62290-1-2014.

[3] XU H, QIAO J, ZHANG J G. A high-resolution leaky coaxial cable sensor using a wideband chaotic signal[J]. Sensors, 2018, 18(12): 4154-4154.

[4] CATALANO A, BRUNO F A, GALLIANO C, et al. An optical fiber intrusion detection system for railway security[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2017, 253: 91-100.

[5] CATALANO A, BRUNO F A, PISCO M, et al. An intrusion detection system for the protection of railway assets using fiber bragg grating sensors [J]. Sensors, 2014, 14(10): 18268-18285.

[6] 徐岩,陶慧青,虎丽丽. 基于 Faster R-CNN 网络模型的铁路异物侵限检测算法研究[J]. 铁道学报, 2020, 42(5): 91-98.
XU Y, TAO H Q, HU L L. Railway foreign body intrusion detection based on faster R-CNN network model [J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(5): 91-98.

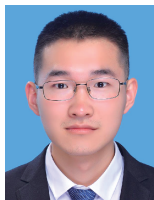
[7] 于晓英,苏宏升,姜泽,等. 基于 YOLO 的铁路侵限异物检测方法[J]. 兰州交通大学学报, 2020, 39(2): 37-42.
YU X Y, SU H SH, JIANG Z, et al. Detection method of railway intruding obstacle based on YOLO algorithm [J]. Journal of Lanzhou Jiaotong University, 2020, 39(2): 37-42.

[8] MUKOJIMA H, DEGUCHI D, KAWANISHI Y, et al. Moving camera background-subtraction for obstacle detection on railway tracks[C]. International Conference on Image Processing, 2016; 3967-3971.

[9] VEEN V M, HUTCHINSON J D, BONNEAU A D, et al. Combining temporal 3-D remote sensing data with spatial rockfall simulations for improved understanding of hazardous slopes within rail corridors [J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2018, 18(8): 2295-

- 2308.
- [10] SHINODA N, TAKEUCHI T, KUDO N, et al. Fundamental experiment for utilizing lidar sensor for railway [J]. International Journal of Transport Development and Integration, 2018, 2(4): 319-329.
- [11] GB 146.2-1983. 标准轨距铁路建筑限界[S]. 北京: 国家标准局, 1983.
- GB 146.2-1983. Structure gauge for standard gauge railways [S]. Beijing: National Bureau of standards, 1983.
- [12] 董大钧, 乔莉, 董丽. 误差分析与数据处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013: 69-83.
- DONG D J, QIAO L, DONG L. Error Analysis and Data Processing [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013: 69-83.
- [13] 丁鹭飞, 耿富录, 陈建春. 雷达原理[M]. 第 5 版. 北京: 电子工业出版社, 2014: 229-232, 313-373.
- DING L F, GENG F L, CHEN J C H. Radar Principle[M]. 5th Edition. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2014: 229-232, 313-373.
- [14] 余志鹏, 熊剑, 袁卫声, 等. 基于秩卡尔曼滤波的室内行人航位推算算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 214-220.
- YU ZH P, XIONG J, ZHONG W SH, et al. Indoor pedestrian dead reckoning algorithm based on rank Kalman filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 214-220.
- [15] 郭佳晖, 袁汉钦, 蒋滨安. 基于 PI 自适应卡尔曼滤波的无人机姿态解算算法[J]. 传感技术学报, 2020, 33(1): 103-106.
- GUO J H, YUAN H Q, JIANG B AN. UAV attitude measurement algorithm based on PI adaptive Kalman Filter[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(1): 103-106.
- [16] 许钰龙, 赵鹤鸣. 基于航向自纠正方法的行人导航算法研究[J]. 传感技术学报, 2019, 32(9): 1346-1351.
- XU Y L, ZHAO H M. Research on pedestrian navigation algorithm based on heading self-correction method[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(9): 1346-1351.
- [17] 尹辉斌, 许志猛. 基于 FMCW 雷达的人体运动轨迹检测系统[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(9): 116-118.
- YIN H B, XU ZH M. Human motion track detecting system based on FMCW radar [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(9): 116-118.
- [18] 李帅印, 段建民, 冉旭辉. 基于多层激光雷达的目标检测与跟踪算法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(6): 123-126.
- LI SH Y, DUAN J M, RAN X H. Algorithm of target detection and tracking based on multi-layer LiDAR[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(6): 123-126.
- [19] 包本刚. 融合多特征的目标检测与跟踪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(9): 93-99.
- BAO B G. Target detection and tracking based on multi-feature fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(9): 93-99.
- [20] 孙龙培, 张星, 李清泉, 等. 单目视觉的室内多行人目标连续定位方法[J]. 测绘科学, 2019, 44(12): 95-101, 133.
- SUN L P, ZHANG X, LI Q Q, et al. Continuous localization of indoor pedestrians based on monocular vision[J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(12): 95-101, 133.

作者简介



李雁东, 2018 年于兰州交通大学获得学士学位。现为兰州交通大学硕士研究生。主要研究方向包括交通运输自动化、图像处理及铁路信号。

E-mail: 956503953@qq.com

Li Yandong, received B. Sc. degree from Lanzhou Jiaotong University in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Lanzhou Jiaotong University. His main research interests include railway signal, image processing and sensor applications.



董昱, 1985 年于兰州交通大学获得学士学位。现任兰州交通大学教授。主要研究方向为轨道交通运输自动化。

E-mail: 1761853586@qq.com

Dong Yu received his B. Sc. degree from Lanzhou Jiaotong University in 1985. Now, he is a professor of Automatic Control Department of Lanzhou Jiaotong University. His main research interest includes rail transit transportation automation.