

中文引用格式:周成,戴闻杰,万舒昊,等. 基于改进 YOLOv12 的叉车行驶障碍物安全预警距离研究 [J]. 中国安全科学学报, 2026, 36(3): 89-97.

英文引用格式:ZHOU Cheng, DAI Wenjie, WAN Shuhao, et al. Safety distance warning for forklift driving obstacles based on improved YOLOv12[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(3): 89-97.

基于改进 YOLOv12 的叉车行驶障碍物安全 预警距离研究*

周成¹高级工程师,戴闻杰²,万舒昊¹,居里锴¹副研究员
(1 南京理工大学 工程训练中心,江苏 南京 210094;2 宁波纬诚科技股份有限公司,
浙江 宁波 315000)

中图分类号:X959 文献标志码:A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.03.1262

资助项目:宁波高新区 2024 年度重大科技专项(C)。

【摘要】 为解决现有叉车行驶障碍物安全预警距离测量设备存在价格高且数量需求多的问题,提出一种基于图像信息的叉车行驶障碍物安全距离预警模型。首先,基于深度学习技术,引入压缩和激励(SE)网络通道注意力机制,使用全自适应阈值焦点损失函数(ATFL)替代交并比(IoU)定位损失函数等方法,改进 YOLOv12 算法,识别出叉车行驶障碍目标;其次,在改进的 YOLOv12 算法基础上,引入卡尔曼滤波完善运动预测模型,采用考虑相机俯仰角的距离检测方法,获取不同类别目标与行驶叉车间的实际距离;然后,分析叉车制动和叉车避障的运动学过程,分别建立安全制动距离预警级别和安全避障距离预警级别划分准则;最后,通过试验验证基于图像信息的叉车行驶障碍物安全预警距离的可行性。结果表明:所提出的实时距离预警模型能够实时准确识别障碍物目标,并在误差允许的范围内准确定位与障碍物的距离,分级预警叉车行驶中障碍物风险。

【关键词】 YOLOv12; 叉车行驶; 安全预警距离; 风险区域; 障碍物测距; 预警级别

Safety distance warning for forklift driving obstacles based on improved YOLOv12

ZHOU Cheng¹, DAI Wenjie², WAN Shuhao¹, JU Likai¹
(1 Engineering Training Center, Nanjing University of Science and Technology,
Nanjing Jiangsu 210094, China; 2 Ningbo Weicheng Technology Co., Ltd.,
Ningbo Zhejiang 315000, China)

Abstract: In order to solve the problems of high equipment price and large quantity demand in the existing forklift driving obstacle safety early warning distance measurement, a forklift driving obstacle safety distance early warning model based on image information was proposed. Firstly, based on deep learning technology, Squeeze-and-Excitation (SE) networks channel attention mechanism is introduced, and methods such as replacing the Intersection over Union (IoU) localization loss function with the Adaptive Threshold Focal Loss (ATFL) function are employed to improve the YOLOv12 algorithm for identifying obstacle targets in forklift travel. Secondly, on the basis of the improved YOLOv12 algorithm, the Kalman

filter was introduced to improve the motion prediction model. And the distance detection method considering the camera pitch angle was used to accurately obtain the actual distance between different types of targets and the driving fork workshop. Thirdly, the kinematic process of forklift braking and forklift obstacle avoidance was analyzed, and the classification criteria of safe braking distance warning level and safety obstacle avoidance distance warning level were established, respectively. Finally, experiments were carried out to verify the feasibility of the safety warning distance of forklift driving obstacles based on image information. The results show that the real-time distance warning model can accurately identify obstacle targets in real-time and precisely determine the distance to obstacles within the permissible error range, enabling risk-level warning for obstacles during forklift operation.

Keywords: YOLOv12; forklift operation; safety early warning distance; risk area; obstacle distance measurement; warning level

0 引言

叉车作业主要通过人工操作完成货物的装卸与转运,这对操作人员保持精准控制提出了较高要求。然而,厂区内高频次的货物流动与长时间的重复作业容易导致操作人员注意力下降,若再受到外部因素干扰,则可能引发安全事故^[1]。每年因叉车违规操作引发的安全事故与死亡率居高不下^[2]。叉车作业过程中主要存在碰撞、挤压、倾倒、坠落等危险^[3]。诸如货物阻挡路线、人员突然闯入等安全预警障碍可能干扰司机对碰撞风险的准确判断,而增加事故发生的可能性,这是叉车事故的主要形式。可通过加强作业过程监管或实时测量叉车与障碍物间的距离增加风险预警系统,减少事故发生。

现有叉车行驶时与障碍物间测距技术适用于特定工业现场,大多通过射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)^[4]等方式在作业区域设置信号接收基站^[5],并在作业区域内的叉车、人员、障碍物上设置信号标签,当叉车与佩戴信号标签的人员或其他物体距离较近时,标签发出信号警报,以避免发生碰撞^[6-7]。该方法存在设备采购成本高、部署数量需求大等局限性,同时还需对现有现场设备进行复杂改造,因此,在大规模应用中面临可行性挑战。

在智能驾驶研究领域,基于深度学习进行环境感知和距离检测的检测技术具有能耗低、可根据需求自定义训练检测目标等优势,因此,在无人驾驶和智能避障领域中备受青睐^[8-11]。基于上述分析,笔者将利用图像视觉信息,结合深度学习目标检测与视觉测距方法,实时测量叉车与障碍物之间的距离,并构建动态安全预警距离模型,以此评估行驶过程中的实时风险等级,提升叉车作业的整体安全性。

1 基于 YOLOv12 改进的叉车行驶障碍物检测

1.1 YOLOv12 改进算法

叉车行驶过程中障碍物的出现往往是突发的,基于实时采集图像的目标检测算法对于实时性和检测精度均有着较高要求。选择单阶段目标检测算法 YOLOv12^[12] 作为基础算法,引入压缩和激励(Squeeze-and-Excitation, SE)网络通道注意力机制^[13],采用文献[14-15]中的实时检测解码器(Real-Time Detection Transformer, RT-DETR)部分替换原有的 Detect 检测头^[16],使用全自适应阈值焦点损失函数(Adaptive Threshold Focal Loss, ATFL)^[17-18]替代传统的交并比(Intersection over Union, IoU)定位损失函数^[12],并将改进后的 YOLOv12 算法模型命名为 YOLOv12-通道降维注意力(Channel Reduction Attention, CRA)模型。

1.2 模型训练与测试

1.2.1 数据集

为构建障碍物检测模型,建立包含行人、货箱及叉车等目标的专用数据集。其中,行人数据结合了 VOC2012^[19] 数据集中的“Person”类别标签,并补充了实际工业现场采集的图像。货箱与叉车数据则通过网络爬取及实地拍摄获取,经筛选后统一调整为 640×640 像素尺寸,并进行人工标注,最终形成完整的叉车障碍物数据集(部分标注示例如图 1 所示)。该数据集共包含 4 599 张训练样本和 1 145 张测试样本。为提升模型泛化能力、减少环境干扰,在训练前对数据集进行了数据增强处理,包括旋转、色彩空间变换、尺寸压缩等操作,以提高模型在实际应用中的鲁棒性^[20-21]。



图 1 数据集类别
Fig. 1 Dataset category

1. 2. 2 训练环境

计算机相关配置为主频 3. 20 GHz 处理器、16 G 运行内存;为实现图像采集与实时处理,系统选用了最高输出帧率 (Frames Per Second, FPS) 为 90 帧/s 的相机,并在 Windows 11 操作系统环境下运行。算法基于 PyTorch 深度学习框架,采用 Python 语言开发。

1. 2. 3 模型训练

叉车障碍物检测模型参数配置如下:训练全程采用余弦退火算法动态调节学习率。迭代次数为 300 次,采取冻结主干网络的训练方式迭代 50 次,以加速收敛,批处理大小设为 16,初始学习率为 10^{-3} ;随后取消冻结,批处理大小调整为 4,学习率降至 10^{-4} ;至 225 次迭代时,学习率进一步降低为 10^{-5} ,批处理保持不变直至训练结束。实验表明,该配置下 YOLOv12-CRA 模型的损失收敛良好,未出现过拟合现象。

1. 2. 4 模型测试结果

在模型训练中,采用 1. 2. 1 节构建的数据集,分别采用 YOLOv12-CRA、YOLOv12、快速区域卷积神经网络 (Faster Region-based Convolutional Neural Network, Faster-RCNN)、单次多框检测器 (Single Shot MultiBox Detector, SSD) 模型开展训练,其中 YOLOv12-CRA 与 YOLOv12 设置相同的训练参数,各模型训练获得的平均精确率 (mean Average Precision, mAP) 和 FPS 见表 1,各模型训练进度曲线如图 2 所示。由表 1 可知:Faster R-CNN 模型虽精度最高,但每秒仅能处理 110. 4 帧,实时性能最差。相比之下,本文提出的 YOLOv12-CRA 模型在精度与速度之间取得了良好平衡,在几乎维持 YOLOv12 原有检测速度的同时,将检测精度提升了 4. 1%。选择 best. pt 作为训练出的权重进行检测,部分检测效果如图 3 所示。如图 3a 与图 3b 所示,在背景较为简单的场景中,模型对行人和货物目标均能实现有效识别。图 3c 与图 3d 则显示,即便在目标较小、

存在遮挡或多目标聚集的复杂条件下,模型仍能保持良好的检测效果。以上结果表明:基于 YOLOv12-CRA 的叉车障碍物检测模型具有较强的分类与定位能力。

表 1 各模型检测性能对比

Table 1 Comparison of detection performance among various models

模型	mAP/%	FPS/(帧 · s ⁻¹)
YOLOv12	94. 9	227. 01
SSD	85. 2	130. 2
Faster-RCNN	93. 6	110. 4
YOLOv12-CRA	96. 1	197. 07

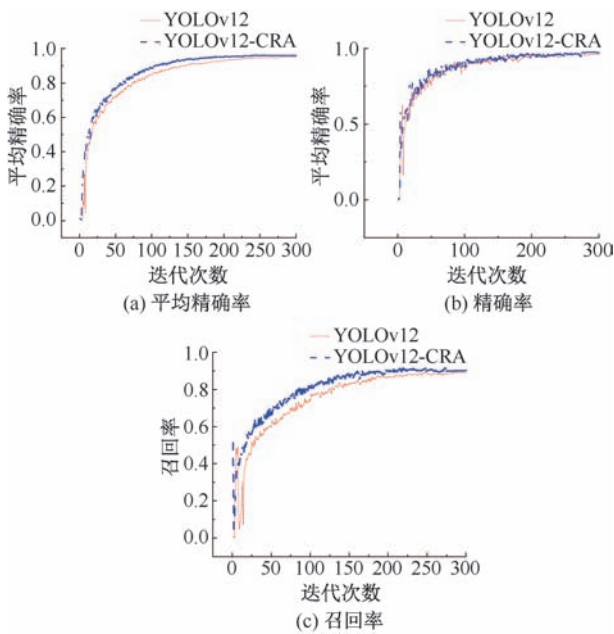


图 2 各模型训练进度曲线
Fig. 2 Training progress curves of various models

2 叉车行驶障碍物测距

2. 1 叉车行驶障碍物测距流程

相机固定于叉车之上,随着叉车的移动,拍摄视角与目标物尺寸均会动态变化。叉车行驶障碍物测距流程如图 4 所示。

2. 2 叉车行驶障碍物测距方法

2. 2. 1 障碍物测距方法选择

选择目标测距算法的依据主要是场景特点和目标特点。目前目标测距方法主要有结构光法、飞行法、相似三角形法^[22]。障碍物尺寸有 2 种:尺寸不固定,如不同行人、不同容量的货箱等;尺寸固定,如货物托盘等。根据这一特点,选择相似三角形法作为障碍物目标测距方法。

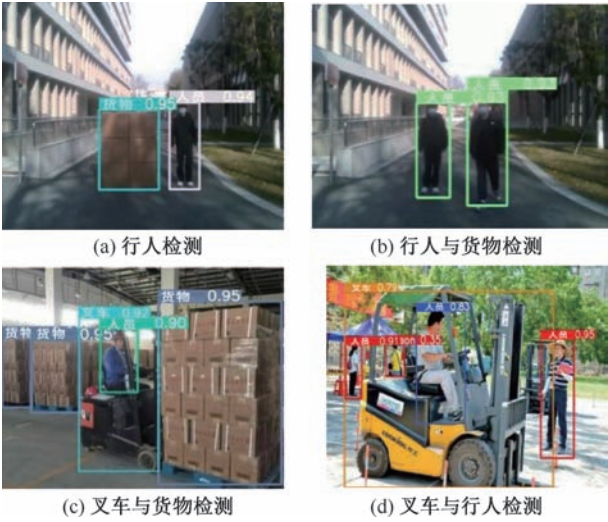


图3 YOLOv12-CRA 检测效果

Fig.3 YOLOv12-CRA detection effect

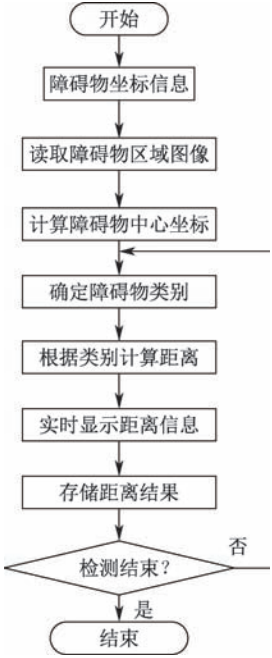


图4 叉车行驶障碍目标测距流程

Fig.4 Distance measurement process for
forklift obstacle targets

2.2.2 考虑相机俯仰角的障碍物测距方法

为避开货物遮挡,相机通常安装于叉车顶部。因叉车车身较高,相机在采集前方路况图像时存在俯仰角,若不进行相应补偿,将导致持续性的测距偏差,影响系统精度^[1]。考虑相机俯仰角的相似三角形测距原理如图5所示,图5所示的几何模型中, D 为相机到障碍物的实际水平距离, θ 为相机俯仰角, $O_1(x_0,y_0)$ 为图像坐标系原点。点 P 为世界坐标系中的待测障碍物位置,其在图像平面上的投影分

别为点 $M'(x_1,y)$ 与 $P'(x_2,y)$ 。

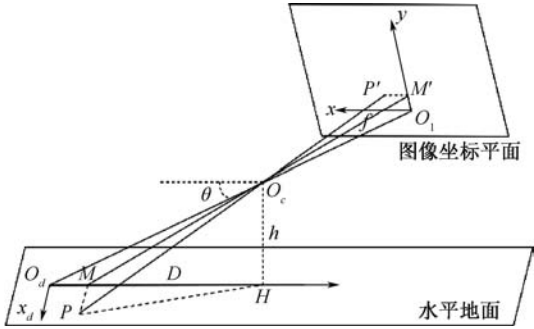


图5 考虑相机俯仰角的相似三角形测距原理^[1]

Fig.5 Principle of similar triangle ranging considering
camera pitch angle^[1]

根据相似三角形几何关系可知:

$$\tan \angle MO_c O_d = \tan \angle M' O_c O_1 = \frac{MO_c}{h} = \frac{y - y_0}{f} \quad (1)$$

$$\tan \angle O_c M H = \frac{h}{D} \quad (2)$$

根据式(1)、式(2),可计算出障碍物点 P 与相机之间的纵向距离 d :

$$d = \frac{h}{\tan \left(\theta + \arctan \left(\frac{y - y_0}{f} \right) \right)} \quad (3)$$

2.2.3 叉车行驶多目标跟踪改进

在叉车作业过程中,作业人员常因货物遮挡而暂时脱离检测范围,导致目标信息丢失。当人员再次出现时,系统可能将其误判为新目标,造成同一目标的距离数据不连续,从而影响持续的风险跟踪与预测能力。为实现连续性数据输出,须采用多目标跟踪方法。在现有的视觉目标跟踪方法中,较为常见的有简单在线实时跟踪(Simple Online and Realtime Tracking, SORT)及其衍生的深度SORT(Deep SORT,DeepSORT)等。作为SORT的改进版本,DeepSORT在实施目标跟踪过程中,通过提取目标特征并采用最近邻匹配策略,能够在目标发生遮挡时仍保持较好的跟踪连续性,从而提升系统在动态环境中的鲁棒性^[23-24]。采用DeepSORT算法结合YOLOv12-CRA算法进行叉车行驶障碍目标测距与目标跟踪的流程如图6所示。

2.3 障碍物测距方法试验验证

以行人为测试对象,模拟其在叉车行进路径上的运动,分别测量系统对静态与动态目标检测的距离信息,并与实际数据进行对比,以验证测距误差情况。行人在不同距离静止时,其实际距离与系统检测距离的对比结果见表2。在静态目标检测中,随

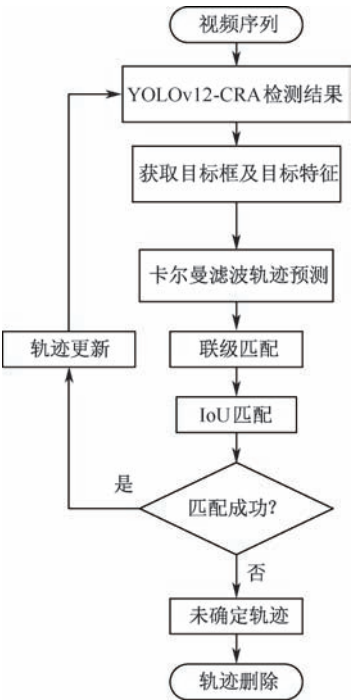


图 6 DeepSORT 算法流程

Fig. 6 DeepSORT algorithm flowchart

着目标距离增大,其在图像中的尺寸减小,导致测距误差相应增加。在 15 m 内,系统测距误差保持在 5% 以内,能够满足叉车实际作业场景的精度要求。结果可视化如图 7 所示。

表 2 静态目标距离测试结果

Table 2 Static target distance test results

实际距离	检测距离
2	2.0
5	5.1
10	9.8
15	14.5

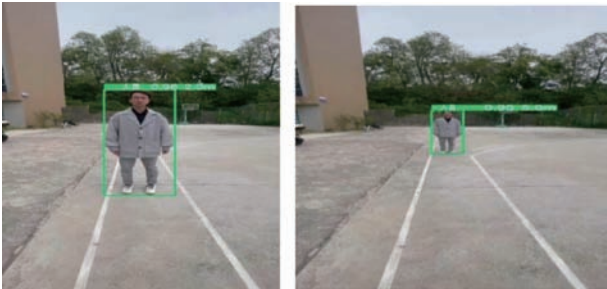


图 7 静态目标距离测试结果示例

Fig. 7 Example of static target distance test results

为验证系统在动态环境下的测距能力,对叉车与行人同步运动场景下的目标识别与距离测量过程进行模拟,试验分别对距离由近至远(2~10 m)及由远至近(10~2 m)2 种运动状态进行了测试。在整

个动态过程中测距误差未超过 0.2 m,表明系统在实时动态危险距离检测方面具备所需精度。动态距离检测结果示例如图 8 所示。



图 8 动态目标距离测试结果示例

Fig. 8 Example of dynamic target distance test results

3 行驶障碍物安全预警距离模型与试验

叉车行驶障碍物安全预警距离是指,系统通过实时获取叉车与障碍物之间的实际距离,并结合车速、车辆制动性能等多重因素,综合推算出必要的安全制动或规避距离,以此为基础实施超前预警,从而避免潜在碰撞事故。

3.1 基于安全制动距离的预警级别划分

在叉车行驶过程中,若有人员进入行驶路径,二者处于相对运动状态,此时需通过制动避免碰撞。为此,建立三级预警机制。与汽车等车辆相比,叉车最高速度较低,其预警准则应基于其自身速度特性进行设定。图 9 展示了叉车安全制动风险区域的划分方式及对应响应措施。依据风险程度由高至低,具体划分如下:一级风险区域属于紧急避障报警范围,表明此时仅依靠制动已无法避免碰撞,需立即执行紧急避障操作;二级风险区域为紧急制动报警范围,需迅速实施紧急制动;三级风险区域为预制动提示范围,系统在此提示前方存在障碍物,驾驶员应提前做好制动准备。

为保障司机在预警后有充分的制动反应时间,在制定预警分级标准时,综合考虑驾驶员反应时长及货物惯性可能导致的倾倒风险,由此确立了三级安全制动预警机制。包含驾驶员反应过程的制动时序如图 10 所示。

安全制动预警级别划分计算方法如下:

- 1) 一级风险区域预警。当叉车以最大加速度制动时,将距离 d_{12} 设定为一级与二级风险区域的分界点。该制动过程可分为以下 4 个阶段:

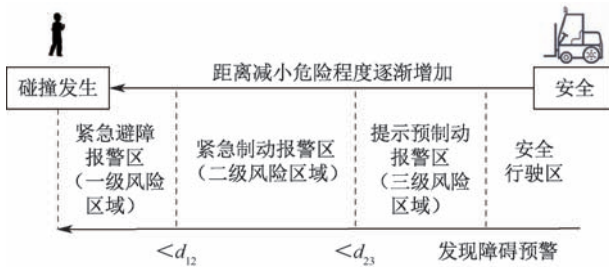


图9 叉车安全制动风险区域划分

Fig. 9 Classification of forklift safety braking risk areas

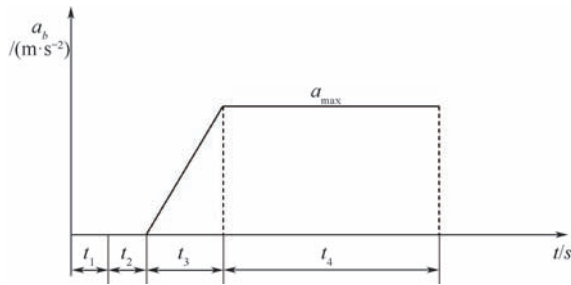


图10 考虑司机反应时间的制动过程

Fig. 10 Braking process considering driver reaction time

① 驾驶员反应阶段 t_1 。将反应阶段定义为驾驶员发现障碍物到驾驶员将脚移至刹车踏板上,此阶段叉车尚未制动,仍保持匀速行驶,行驶距离记为 d'_{12} :

$$d'_{12} = v_0 t_1 \quad (4)$$

式中 v_0 为正常匀速行驶时的速度, m/s 。

② 制动器动作阶段 t_2 。制动系统开始启动,但尚未产生有效制动力。该阶段持续时间很短,可近似认为叉车仍保持匀速行驶,行驶距离记为

$$d'_{12} = v_0 t_2 \quad (5)$$

③ 制动加速度上升阶段 t_3 。该阶段为制动加速度从 0 增长至稳定值的过程,可视为变减速运动。设某一时刻的加速度为:

$$\frac{dv}{dt} = a = -\frac{a_{max}}{t_3} t \quad (6)$$

式中 a_{max} 为最大制动加速度, m/s^2 。

减速过程中速度变化公式为:

$$v = v_0 - \frac{a_{max}}{2t_3} t^2 \quad (7)$$

减速过程行驶总距离为:

$$d'_{12} = \int v dt = \int_0^{t_3} \left(v_0 - \frac{a_{max}}{2t_3} t^2 \right) dt = v_0 t_3 - \frac{a_{max}}{6} t_3^2 \quad (8)$$

t_3 时刻速度为:

$$v_m = v_0 - \frac{a_{max}}{2} t_3 \quad (9)$$

④ 匀减速制动阶段 t_4 。叉车以恒定加速度持

续制动,直至速度降为 0。

$$d'_{12} = \frac{v_m^2}{2a_{max}} = \frac{v_0^2}{2a_{max}} + \frac{a_{max} t_3^2}{8} - \frac{v_0 t_3}{2} \quad (10)$$

因此,在恰好避免碰撞的条件下,叉车驾驶员从发现障碍物到车辆完全停止所需的总制动距离为:

$$d_{12} = d'_{12} + d''_{12} + d'''_{12} + d''''_{12} = v_0 \left(t_1 + t_2 + \frac{t_3}{2} \right) + \frac{v_0^2}{2a_{max}} - \frac{a_{max} t_3^2}{24} \quad (11)$$

2) 二级风险区域预警。为避免叉车载货状态下因紧急制动引起的货物倾覆风险,在二级风险预警时采用低于最大值的减速度进行制动,以降低货物倾覆风险。此时设定 $a' = a_{max}/2$ 并以该加速度对应的制动距离 d_{23} 作为二、三级风险预警的临界距离:

$$d_{23} = v_0 \left(t_1 + t_2 + \frac{t_3}{2} \right) + \frac{v_0^2}{a_{max}} - \frac{a_{max} t_3^2}{48} \quad (12)$$

3) 三级风险区域预警。将三级预警区域定义为发现障碍物起至距离大于 d_{23} 的范围。在此区域内,驾驶员应保持警惕,提前做好制动准备,以应对前方存在的障碍物。

3.2 基于安全避障距离的预警级别划分

当叉车处于安全制动一级风险区域,此时以最大加速度减速制动已无法避免碰撞,实际场景中,司机通常会采取转弯避障措施,因此基于安全避障距离,将安全制动距离一级风险区域进一步划分出安全避障距离三级预警区域,使安全距离预警模型更加精确。当检测到障碍物位于叉车行进路径上时,系统需依据其运动学特性预测行驶状态并执行避障。由于叉车采用后轮转向,区别于普通车辆的前轮转向,其预警分级准则应基于这一转向特点进行运动学建模。本文预警状态依据车轮转向角度动态调整。叉车与货物碰撞临界条件如图 11 所示,当叉车采用最大转向角度进行避障操作时,若其尾部外缘的运动路径圆恰好与货物角点 B 相切,则此时为既能成功避让又不会发生碰撞的极限情况。此时即一级预警与二级预警的临界状态,当以最大转角转弯无法避免碰撞时,划分为一级预警状态,当以制动无法避免碰撞且转弯可以避免碰撞时,划分为二级预警状态,当采取制动措施即可避免碰撞时,划分为三级预警状态。与距离检测结合,通过实时测算与临近障碍物的距离,并根据计算出的临界距离,判断与临近障碍物距离 l 和以最大转角避障刚好不发生碰撞的临界距离 L_{min} 大小,行驶过程也即测距过程中,危险预警级别判断根据距离检测动态调整,辅助

驾驶人员实时判断风险状态,避免碰撞发生或减小碰撞后果。

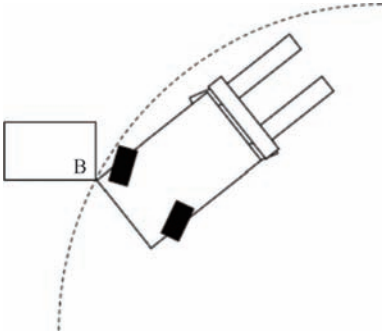


图 11 叉车与货物碰撞临界条件

Fig. 11 Critical conditions for collision between forklift and cargo

叉车极限位置的运动学模型如图 12 所示,当货物位于叉车最小转弯半径路径上,且叉车与货物中心处于同一直线上,构成计算的极限情况,满足如下关系:

$$l = \frac{h}{\tan\alpha} \tag{13}$$

$$L_{\min} = \left[r_{\min}^2 - \left(l - \frac{w + w'}{2} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} + \delta(l) \tag{14}$$

式中: α 为叉车最大转角, ($^{\circ}$); h 为叉车前后轮轴距, m; $r_{\min}$ 为叉车载货状态下实际最小转弯半径, m; $L_{\min}$ 为叉车以最大转角恰好避免碰撞时与障碍物的最小距离, m; d 为叉车总宽, m; $\delta(l)$ 为距离计算的误差余量, m; w 为叉车后轮轮距, m; w' 为货物宽度, $w' = d + 0.4$ m。

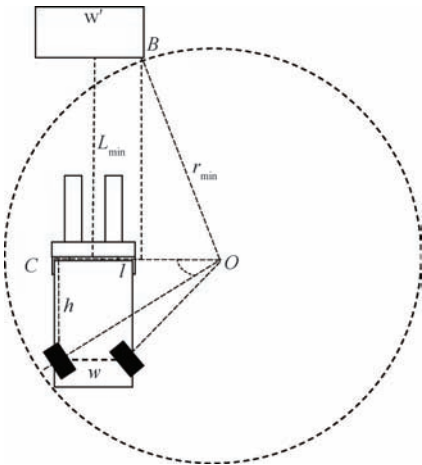


图 12 叉车极限位置运动学模型

Fig. 12 Kinematic model of forklift extreme position

叉车避障预警级别划分如图 13 所示,若实时检测距离为 l ,则可根据式 (14) 建立三级风险预警准则。若实时距离 $l < L_{\min}$,表明障碍物位于叉车载货

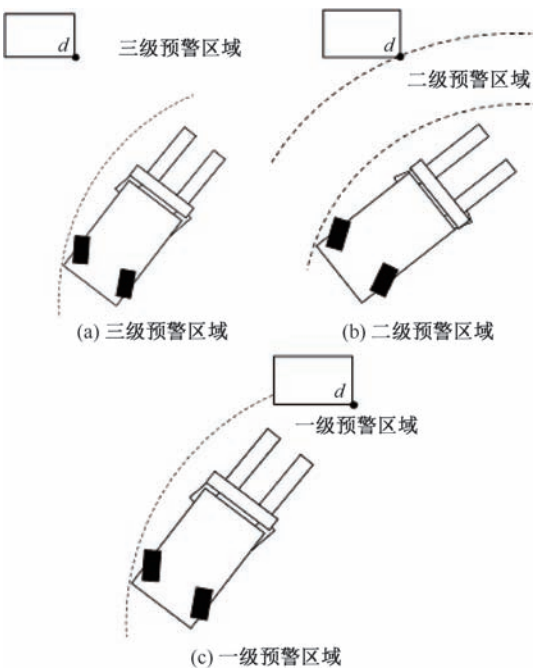


图 13 叉车避障预警级别划分

Fig. 13 Classification of forklift obstacle avoidance warning levels

时的最小转弯半径内,无法通过转向避障,该区域为一级风险预警区;若 $L_{\min} < l < L_{\min} + c$ 时,为避免紧急转向可能导致的侧倾风险,需保留安全转弯余量 c ,此时叉车仍能以最大转角完成避障,该区域为二级风险预警区;若 $(L_{\min} + c) < l \leq d_{12}$,叉车无需最大转角即有充足距离采取避障措施,该区域为三级风险预警区。

3.3 安全预警距离试验

通过模拟叉车行驶作业场景,验证基于图像信息的叉车行驶障碍物安全预警距离模型可行性。试验分别模拟 2 种场景:一是叉车前方存在货物障碍,二是叉车前方有行人。在行人场景中,为确保安全,试验开始时行人先静止站立于叉车前方,随后叉车保持静止,行人以 1~1.4 m/s 的速度沿远离叉车方向行走。该过程中实时检测与预警信息如图 14 所示。

在针对静态货物障碍的测试场景中,试验前将货物固定放置于叉车行驶方向正前方。试验开始后,叉车以 2 m/s 的恒定速度朝向货物行驶。基于预设的安全避障距离分级预警规则,系统实时输出的障碍物检测结果与对应的预警等级信息如图 15 所示。

4 结 论

1) 提出 YOLOv12-CRA 算法,通过自制数据集进行障碍物检测模型训练与试验测试,该算法较



图 14 行人障碍检测及预警信息

Fig. 14 Pedestrian obstacle detection and warning information



图 15 货物障碍检测及预警信息

Fig. 15 Obstacle detection and warning information for goods

YOLOv12 在检测精度上有所提升,且检测速度保持基本不变,验证了算法改进的有效性,能够满足叉车行驶障碍检测的要求。

2) 通过模拟实时动态测距场景,验证了考虑相机俯仰角的障碍物测距方法的准确性和稳定性,该

方法可实现叉车行驶障碍物距离检测。

3) 文中所提实时安全预警距离模型能够实时准确识别障碍物目标,预警系统可检测出明显障碍物。并在误差允许的范围内准确定位与障碍物的距离,实现叉车行驶中障碍物风险分级预警。

参考文献

- [1] 万舒昊. 叉车作业安全风险预警系统研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2022.
WAN Shuhao. Research on safety risk early warning system for forklift operations [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2022.
- [2] STEPHEN S, ALIREZA B H, REZA H, et al. Analysis of forklift accident trends within Victorian industry[J]. Safety Science, 2013, 60: 176–184.
- [3] 李千登, 王廷春, 崔靖文, 等. 基于深度学习算法的叉车危险操作行为检测[J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16(5): 155–159.
LI Qiandeng, WANG Tingchun, CUI Jingwen, et al. Detection on dangerous operation behavior of forklift based on deep learning algorithm [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2020, 16(5): 155–159.
- [4] TAN Wengchun, SIDHU M S. Review of RFID and IoT integration in supply chain management[J]. Operations Research Perspectives, 2022, 9: DOI: 10.1016/J. ORP. 2022. 100229.
- [5] HYEONGJUN K, TAEJOO K, WON J, et al. Multispectral benchmark dataset and baseline for forklift collision avoidance[J]. Sensors, 2022, 22(20): 7 953–7 953.
- [6] 郭政良. 基于物联网的叉车安全监管系统设计与实现[D]. 济南: 山东大学, 2020.
GUO Zhengliang. Design and implementation of forklift safety supervision system based on internet of things [D]. Jinan: Shandong University, 2020.
- [7] 吕恩利, 阮青松, 刘妍华, 等. 基于激光扫描区域动态变化的智能叉车障碍物检测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 67–74.
LYU Enli, RUAN Qingsong, LIU Yanhua, et al. Intelligent forklift obstacle detection based on dynamic change of laser scanning area [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(3): 67–74.
- [8] TAKAHASHI M, KOBAYASHI K, WATANABE K, et al. Development of prediction based emergency obstacle avoidance module by using LIDAR for mobile robot [C]. International Symposium on Soft Computing and Intelligent Systems, 2015: 561–564.
- [9] DONGSHENG B, PEIKANG W. Vehicle distance detection based on monocular vision [C]. Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC), 2016: 224–228.
- [10] SONG Feng, YUBIN Qian, YAN Wang. Collision avoidance method of autonomous vehicle based on improved artificial potential field algorithm [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2021, 235(14): 3 416–3 430.
- [11] ZHANG Hongge. Intelligent collision avoidance method for motion obstacles of unmanned vehicles [J]. International Journal of Vehicle Structures & Systems, 2021, 13(4): 405–410.
- [12] TIAN Yunjie, YE Qixiang, DOERMANN D. YOLOv12: attention-centric real-time object detectors [J]. arXiv Preprint arXiv: 2502. 12524, 2025: DOI: 10.48550/arXiv. 1710. 09412.
- [13] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks [C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7 132–7 141.
- [14] LYU Wenyu, ZHAO Yian, XU Shangliang, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection [J]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Seattle, 2024: 16 965–16 974.
- [15] LIU Minggao, WANG Haifeng, DU Luyao, et al. Bearing-DETR: a lightweight deep learning model for bearing defect detection based on RT-DETR [J]. Sensors, 2024, 24(13): DOI: 10.3390/s24134262.
- [16] 罗会兰, 陈鸿坤. 基于深度学习的目标检测研究综述 [J]. 电子学报, 2020, 48(6): 1 230–1 239.
LUO Huilan, CHEN Hongkun. A review of research on object detection based on deep learning [J]. Acta Sinica, 2020, 48(6): 1 230–1 239.
- [17] YAN Weihao. Threshold-adaptive unsupervised focal loss for domain adaptation in semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(1): 752–763.
- [18] ZEHUAN Jing, PENG Li, BIN Wu, et al. An adaptive focal loss function based on transfer learning for few-shot radar signal intra-pulse modulation classification [J]. Remote Sensing, 2022, 14(8): 1 950–1 950.
- [19] EVERINGHAM M, GOOL L V, WILLIAMS C K I, et al. The pascal visual object classes (VOC) challenge [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303–338.
- [20] ZHANG Hongyi, Cisse M, DAUPHIN Y N, et al. MixUp: beyond empirical risk minimization [J]. arXiv preprint, 2018: DOI: 10.48550/arXiv. 1710. 09412.
- [21] YUN Sangdoo, HAN Dongyoon, OH S J, et al. CutMix: regularization strategy to train strong classifiers with localizable features [C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Proceedings, 2019: 6 022–6 031.
- [22] 苑振磊. 基于深度学习的视频中运动目标测距技术研究 [D]. 深圳: 深圳大学, 2023.
YUAN Zhenlei. Research on moving target ranging technology in video based on deep learning [D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2023.
- [23] ALEX B, GE Zongyuan, LIONEL O, et al. Simple online and realtime tracking [C]. 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016: 3 464–3 468.
- [24] NICOLAI W, ALEX B, DIETRICH P. Simple online and realtime tracking with a deep association metric [C]. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2017: 3 645–3 649.

作者简介: 周成 (1986—), 男, 江苏涟水人, 博士, 高级工程师, 主要从事智能安全技术等方面的研究。E-mail: zhoucheng@just.edu.cn。

