

胡军全, 丁纪峰. 基于 FPGA 的改进帧差目标检测算法[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(10): 39–45. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.251006

基于 FPGA 的改进帧差目标检测算法

胡军全, 丁纪峰

(大连民族大学 信息与通信工程学院, 辽宁 大连 116605)

摘要: 针对现阶段目标检测领域存在目标遮挡、边缘轮廓提取不清晰造成的误检、漏检问题, 提出一种融合八方向 Sobel 算子的改进 4 帧差分目标检测算法。该算法将 4 帧图像两两做差分, 之后再进行逻辑“与运算”确定运动目标区域, 然后将第一帧图像通过改进的 Sobel 算法处理并与差分后的图像进行逻辑“或”运算, 最后经过形态学滤波处理确定运动目标位置。结合现场编程门阵列(FPGA)实现图像的采集、缓存、算法部署、结果输出。实验结果表明, 该算法具有轻量、易部署且检测精度高的特点, 误检率仅为 1.3%, 准确度为 89.6%, 处理速度为 45.25 F/ms, 能够很好地解决因目标遮挡、边缘轮廓提取丢失而造成的目标检测问题, 有效提高目标检测的准确率。

关键词: 目标检测; FPGA; 八方向 Sobel; 四帧差分

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)10-0039-07

An improved frame difference target detection algorithm based on FPGA

HU Junquan, DING Jifeng

(School of Information and Communication Engineering, Dalian Minzu University, Dalian 116605, Liaoning, China)

Abstract: In view of the problems of false detection and missed detection caused by target occlusion and unclear edge contour extraction in the field of target detection at this stage, an improved four-frame differential target detection algorithm combining eight-direction Sobel operator is proposed. In this algorithm, four frames of images are differentiated by pairwise, and then the moving target area is determined by logical AND operation. Subsequently, the first frame of image is processed by improved Sobel algorithm and logically OR with the differentiated image. Finally, the moving target position is determined by morphological filtering. Combined with Field Programmable Gate Array (FPGA), image acquisition, caching, algorithm deployment and result output are realized. The experimental results show that the algorithm has the characteristics of light weight, easy deployment and high detection accuracy. The false detection rate is only 1.3%, the accuracy is 89.6% and the processing speed is 45.25 F/ms, which can solve the problem of target detection caused by object occlusion and lost edge contour extraction, and effectively improve the accuracy of target detection.

Key words: object detection; FPGA; eight directions Sobel; four-frame difference

0 引言

随着人工智能和嵌入式系统的不断发展, 目标检测技术在计算机视觉领域扮演着至关重要的角色^[1]。目前, 进行目标检测的算法主要有光流法、背景消减法、帧间差分法。其中, 光流法是一种计算图像中像素随时间运动的方法, 根据相邻帧之间的像素灰度不变, 从而通过追踪像素的运动来推断物体的运动, 但光流法对亮度的变化十分敏感, 如果图

像中的亮度发生变化, 算法容易失效。背景消减法主要是通过建模并减去背景, 从而突出目标物体, 但是需要定期更新背景模型以适应环境的变化。对于复杂的场景, 背景的变化可能不断积累, 导致背景模型更新困难。传统帧间差分法是通过前后 2 帧进行像素级别的减法运算, 以便检测图像中的运动目标, 容易产生双影和噪声等, 从而影响目标检测的效果^[2]。

陶勇^[3]采用背景消减法和帧差法融合使用, 提

作者简介: 胡军全(1996—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: EDA 技术, 目标检测。

通信作者: 丁纪峰(1978—), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 计算机视觉, EDA 技术。Email: 718210027@qq.com。

收稿日期: 2024-01-10

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

出一种通过背景动态更新实现自适应背景变化的目标检测算法,有效减少由于背景改变而引起的误检测。赵文健^[4]改进了传统的帧间差分法,并与背景消减法融合使用,减少了图像中的“鬼影”现象,提高了运动目标检测的准确性,并成功部署在 FPGA 上。余莉^[5]提出基于部分的层次式运动目标检测,改善了复杂背景及遮挡等干扰带来的影响,极大提高了检测的准确性。杨丹^[6]使用帧间差分法、背景消减法 and OTSU 相结合的方法计算出半径阈值,改善了帧间差分法对初始帧的依赖,提高了目标检测的运算速度及准确性。潘雨坤^[7]在 Vibe 算法的基础上进行了改进,并将其部署在 zynq 平台,改善了运动目标检测中的重影和目标轮廓检测不完整问题。Sim 等学者^[8]融合使用 CNN 卷积神经网络与 SVM 分类器进行目标检测,并加入了 ROI Pooling 层一次对输入的图像尺寸进行固定,能够很好地实现运动目标检测。Kim^[9]提出了一种使用残差边缘来重建运动目标的方法,该方法能够改善光照发生变化情况下运动目标检测不理想的问题,并进行了硬件平台的部署,能够在不同环境下实现运动目标检测。Gall 等学者^[10]在 Hough 森林算法的基础上进行了基于 Hough 变换的改进目标检测算法,该算法相比于传统的目标检测算法具有更快的处理速度,同时检测精度也得到提升。深度学习技术在目标检测领域也取得了重要发展。徐子豪等学者^[11]在 SSD 模型的基础上进行了改进,使用相对轻量的 Inception 网络,同时利用底层高分辨率和高层语义特征,提高了 SSD 模型进行目标检测的精确度。顾恭等学者^[12]使用 YOLOv5 算法并进行改进,增加残差网络的深度,采用 6 个特征图进行边缘框的检测,相比于原 YOLOv5 算法,提高了检测准确度。张燕等学者^[13]在 MFSSD 算法的基础上进行改进,提出多尺度融合的遥感图像目标检测算法,使用 NWPU VHR-10 的数据集进行验证,结果表明能够有效提高目标检测的能力。

从当前的研究现状可以看出,尽管背景消减法与帧差法融合使用,能够改善由于目标遮挡造成的重影问题,但对于背景变化的运动目标而言,其实现难度较大。在实际环境中,光影效果通常显著,这对背景消减法的应用也产生了一定的影响,同时,一定程度上存在目标边缘轮廓提取缺失的情况。而使用深度学习进行目标检测,虽然效果得到提升,但是由于深度学习算法的复杂性导致其很难部署到 FPGA 硬件平台上。针对这类问题,本文提出了一

种基于 FPGA 融合八方向 Sobel 算子的改进四帧差分目标检测算法。

1 传统两帧差分法

传统帧间差分法主要通过比较相邻视频帧之间的差异来检测场景中的运动目标,朱文旗^[14]使用两帧差分法,将采集到图像通过做差来进行目标检测,其基本思想是计算相邻帧之间像素值的差异,并设置一个阈值作为比较基准来确定运动目标区域。处理过程如图 1 所示。

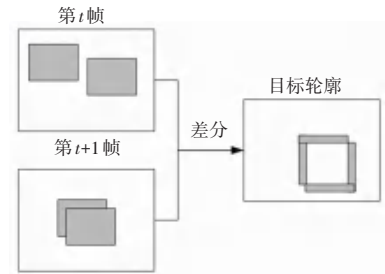


图 1 传统差分法效果图

Fig. 1 Effect diagram of traditional difference method

对缓存的第 t 帧图像 $D_t(x, y)$ 和第 $t + 1$ 帧图像 $D_{t+1}(x, y)$ 做差分运算,从而得到差分结果图像,可以表示为:

$$G_{(t,t+1)}(x, y) = |D_t(x, y) - D_{t+1}(x, y)| \quad (1)$$

下一步,对差异图像进行二值化处理,通过与预设的阈值 H 进行比较,确定是否存在运动目标。具体公式如下:

$$T_{(t,t+1)}(x, y) = \begin{cases} 1, & G_{(t,t+1)}(x, y) \geq H \\ 0, & G_{(t,t+1)}(x, y) < H \end{cases} \quad (2)$$

其中, $T_{(t,t+1)}(x, y)$ 表示二值化后的图像。通过计算 $T_{(t,t+1)}(x, y)$ 得到的值为 1,表示图像中存在运动目标,而当 $T_{(t,t+1)}(x, y)$ 的值为 0 时,则说明图像中无运动目标^[15]。但两目标发生遮挡时,进行差分后应有 2 个目标的轮廓,但只检测到一个目标的轮廓,造成检测结果不准确。

2 改进四帧帧间差分法

传统的帧间差分算法是对前后 2 帧图像进行差异计算,虽然这种方法可以检测和识别运动目标,但是当目标存在遮挡时,会出现空洞现象,造成检测结果不准确。荆明^[16]在两帧差分法的基础上进行改进,虽然能够一定程度上解决目标遮挡问题,但是在进行边缘轮廓提取时会发生丢失情况,造成检测结果不精确。Zhang 等学者^[17]使用深度学习的 CNN 神经网络进行目标检测,虽然将其成功部署在

FPGA 平台上,但由于 CNN 神经网络的复杂结构,导致其检测处理速度很慢。为了有效提高运动目标的检测准确度,本文对传统的两帧帧间差分进行了改进,采用四帧帧间差分算法时,对连续的 4 帧图像进行两两差分运算。这个过程首先从视频图像中提取连续的 4 帧灰度图像 $D_t(x, y)$, $D_{t+1}(x, y)$, $D_{t+2}(x, y)$, $D_{t+3}(x, y)$, 然后将这 4 帧图像两两连续做差,从而得到差分后的 3 帧图像 $G_{(t,t+1)}(x, y)$, $G_{(t+1,t+2)}(x, y)$, $G_{(t+2,t+3)}(x, y)$ 。具体表示为:

$$\begin{cases} G_{(t,t+1)}(x, y) = |D_t(x, y) - D_{t+1}(x, y)| \\ G_{(t+1,t+2)}(x, y) = |D_{t+1}(x, y) - D_{t+2}(x, y)| \\ G_{(t+2,t+3)}(x, y) = |D_{t+2}(x, y) - D_{t+3}(x, y)| \end{cases} \quad (3)$$

将式 (3) 中的差分图像 $G_{(t,t+1)}(x, y)$, $G_{(t+1,t+2)}(x, y)$ 和 $G_{(t+2,t+3)}(x, y)$ 与设定的阈值 H 做比较,获得差分图像的二值化信息。具体公式如下:

$$\begin{cases} T_{(t,t+1)}(x, y) = \begin{cases} 1, & G_{(t,t+1)}(x, y) \geq H \\ 0, & G_{(t,t+1)}(x, y) < H \end{cases} \\ T_{(t+1,t+2)}(x, y) = \begin{cases} 1, & G_{(t+1,t+2)}(x, y) \geq H \\ 0, & G_{(t+1,t+2)}(x, y) < H \end{cases} \\ T_{(t+2,t+3)}(x, y) = \begin{cases} 1, & G_{(t+2,t+3)}(x, y) \geq H \\ 0, & G_{(t+2,t+3)}(x, y) < H \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $T_{(t,t+1)}(x, y)$ 表示第 t 帧和第 $t+1$ 帧差分后的二值化图像。若 $T_{(t,t+1)}(x, y)$ 计算的结果等于 1, 则这 2 帧图像中有运动目标; 计算结果等于 0 时, 则无运动目标。 $T_{(t+1,t+2)}(x, y)$, $T_{(t+2,t+3)}(x, y)$ 同理^[18]。接下来, 对差分后的 3 帧图像做二值化处

理,之后利用逻辑“与”运算来提取运动目标,定义公式为:

$$M_{(t,t+1,t+2,t+3)}(x, y) = \begin{cases} 1, & T_{(t,t+1)}(x, y) \cap T_{(t+1,t+2)}(x, y) \cap T_{(t+2,t+3)}(x, y) \\ 0, & T_{(t,t+1)}(x, y) \cap T_{(t+1,t+2)}(x, y) \cap T_{(t+2,t+3)}(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

其中, $M_{(t,t+1,t+2,t+3)}(x, y)$ 表示这 3 帧图像逻辑“与”运算后的结果。当 $M_{(t,t+1,t+2,t+3)}(x, y)$ 计算结果为 1 时, 则原采集的 4 帧图像中存在运动目标; 当 $M_{(t,t+1,t+2,t+3)}(x, y)$ 等于 0 时, 则这连续的 4 帧图像中不存在运动目标^[19]。四帧帧间差分法具体处理流程如图 2 所示。对此做阐释分述如下。

(1) 摄像头先采集视频图像, 对其进行预处理。预处理步骤包括将彩色的 RGB 图像转换为灰度图像, 并通过 FPGA 的 SDRAM 存储了连续的 4 帧图像。

(2) 对存储在 SDRAM 中的第 t 、 $t+1$ 、 $t+2$ 、 $t+3$ 四帧图像进行连续的两两差分处理, 得到 3 帧差分后的二值化图像。

(3) 将 3 帧差分后的二值化图像进行逻辑“与”操作。

(4) 使用腐蚀算法对二值化的图像进行处理, 消除图像中的噪声部分。

(5) 使用矩形框对腐蚀后的图像进行目标区域检测。

(6) 对提取到的运动目标区域执行膨胀操作, 细化运动目标的边缘轮廓。改进前后两帧/四帧帧间差分法的效果如图 3 所示。

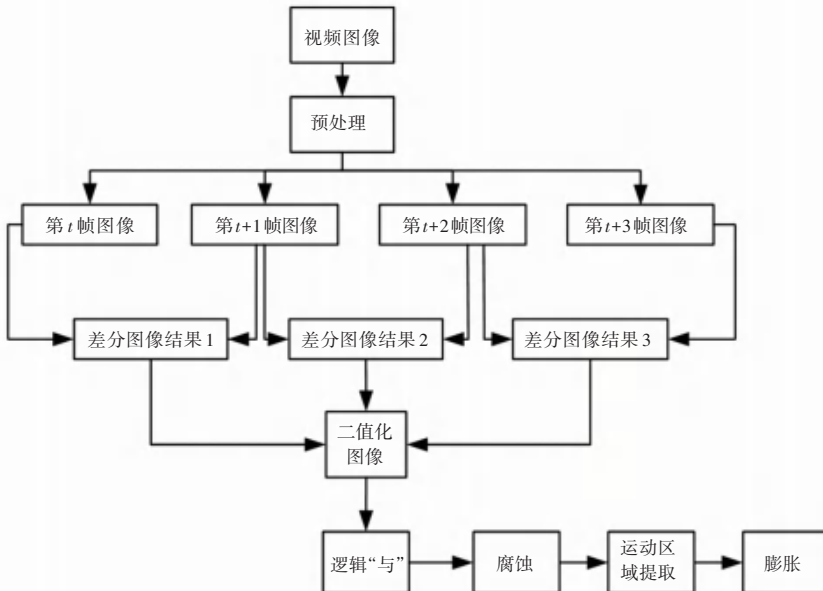


图 2 改进四帧差分法处理流程

Fig. 2 Flowchart of improved four-frame difference method processing

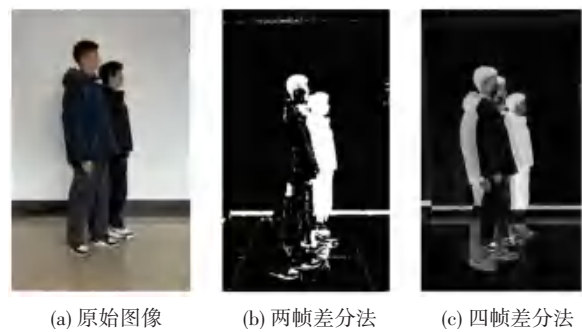


图 3 两/四帧差分法对比效果图

Fig. 3 Comparison effect of two/four frame difference method

从图 3(b)可以看出,使用传统的两帧帧间差分法进行遮挡目标检测时,存在目标轮廓丢失现象,轮廓提取完整度约为 18%,导致最终只检测到一个目标,无法保证检测结果精准度。使用改进的四帧差分法进行目标检测,检测信息完整度可达 76%,可以看出检测到 2 个目标且目标轮廓更明显、清晰,有效降低了重影、轮廓丢失现状,其检测数据见表 1。

表 1 帧差分法数据对比

Table 1 Comparison of frame difference method data			
算法	处理速度 (v)/ (F · ms ⁻¹)	误检率 (α)/ %	正确率 (β)/ %
两帧 ^[3]	46.35	5.4	23.0
四帧	48.68	2.6	65.0

由表 1 可知,在相同的环境下,使用传统两帧差分法处理速度慢,检测精确度只有 23.0%,而改进的四帧差分算法,虽然处理速度相对于传统帧差分法降低了 2.33 F/ms,但检测精度提升到了 65.0%,检测准确度比两帧要高出约 2.83 倍,误检率为 2.6%、相对于两帧差分算法而言降低了 2.8%。检测效果已经有了明显的提升,但存在一定的重影现象,仍需要进一步优化。

3 改进八方向 Sobel 算子边缘检测

由于传统目标算法在进行运动目标检测时,容易出现目标边缘轮廓提取丢失的情况,降低检测准确度,为了使目标的轮廓更加清晰,引入 Sobel 边缘检测算法^[20]。相对于 Roberts、Prewitt、Canny 边缘检测算法,Sobel 算法卷积核小,操作简单,计算效率高,同时在抑制噪声方面也表现较好。但传统的 Sobel 算法只能关注水平和垂直方向的边缘信息,对于曲线或斜率变化较大的边缘或光照变化大的图像,边缘检测结果不够精细、甚至可能引入一些虚假的边缘。为了解决这一问题,本文在传统 Sobel 算

法的基础上进行了改进,将其扩展为八方向 Sobel 边缘检测算法。
该方法先用高斯滤波对图像进行预处理,消除噪声的影响,接着将每个像素点经过八方向的卷积模版处理,得到梯度值,最后再进行腐蚀、膨胀处理,补充被漏检的边缘信息,高斯滤波示意图如图 4 所示。

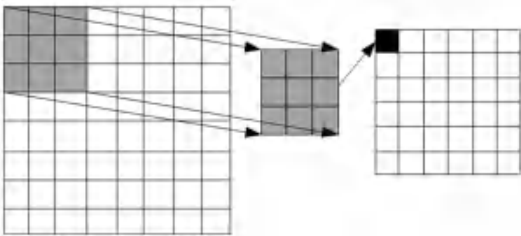


图 4 高斯滤波示意图

Fig. 4 Schematic diagram of Gaussian filtering

高斯滤波是一种线性平滑滤波方法,利用高斯函数的形状来选择权值,通过卷积操作对图像进行平滑处理。在这个过程中,离中心越远的像素获得的权重越低,使得滤波的效果在空间上呈现出高斯分布的特性,其原理可以理解:使用一个掩膜与图像进行卷积运算,掩膜各系数可由下式计算得出:

$$F(m,n)=\frac{1}{(\sqrt{2\pi})^2}e^{-\frac{(m-m_0)^2+(n-n_0)^2}{2\sigma^2}}$$

(6)

其中, (m,n) 表示一个掩膜的坐标点; (m_0,n_0) 表示掩膜中心点的坐标; σ 表示标准差,决定着图像的平滑效果,设定 σ 值为 6 进行计算,随后的高斯滤波使用的掩膜为 3×3 模板。将掩膜中心点设定为坐标原点,基于图 5 中的坐标分布,使用式(6) 计算掩膜的各点系数值。

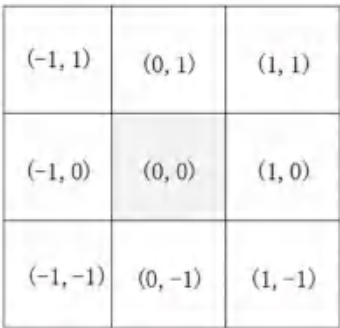


图 5 掩膜坐标分布图

Fig. 5 Mask coordinate distribution map

传统的 Sobel 算法是通过在水平和垂直方向上的 2 个卷积核来寻找图像中的边缘,灵敏度不够,很难捕捉到一些局部细节或弱边缘,为了使提取到的目标轮廓更加细腻,在传统 Sobel 算法的基础上,将模板扩展为 8 个方向,卷积模板为 3×3 ,如图 6 所示。

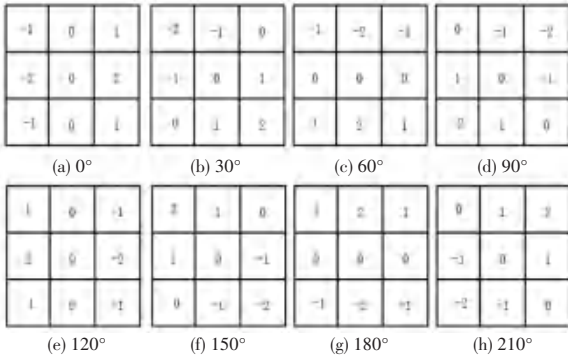


图 6 八方向卷积因子

Fig. 6 Octagonal convolution factor

首先,使用 8 个方向的卷积运算对待测图像进行处理,得到 P_0 、 P_{30} 、 P_{60} 、 P_{90} 、 P_{120} 、 P_{150} 、 P_{180} 、 P_{210} 八个方向上的边缘轮廓信息。使用如下公式来计算灰度值 $P'(m, n)$:

$$P'(m, n) = \frac{1}{2}(|P_0| + |P_{30}| + |P_{60}| + |P_{90}| + |P_{120}| + |P_{150}| + |P_{180}| + |P_{210}|) \quad (7)$$

然后选择一个阈值,将计算出每一个像素点的灰度值 $P'(m, n)$ 做阈值运算,若 (m, n) 处的灰度值大于或等于 255,则认为该点为轮廓;否则,判断为非轮廓点,以此实现对图像轮廓的提取。判断时需要用到的公式为:

$$E'(x, y) = \begin{cases} 0, & P'(m, n) < T_H \\ 255, & P'(m, n) \geq T_H \end{cases} \quad (8)$$

其中, $E'(x, y)$ 表示点 (m, n) 处阈值运算后灰度值, T_H 表示设定的阈值。改进前后 Sobel 边缘检测的效果如图 7 所示。

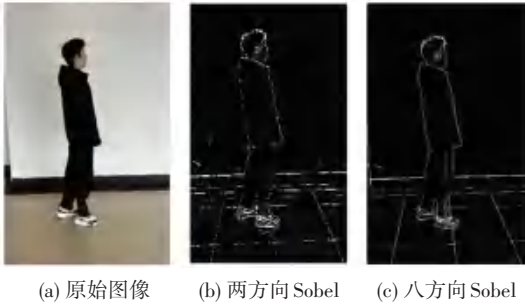


图 7 改进 Sobel 效果对比图

Fig. 7 Improved Sobel effect comparison chart

由图 7(b) 可以看到,使用传统的两方向 Sobel 算法时,检测目标轮廓存在断断续续的情况且多处轮廓丢失,噪声明显,很不利于目标轮廓的提取^[21],而在图 7(c)中,使用改进的八方向 Sobel 算法,目标轮廓完整清晰,噪声得到移除,效果明显优于传统两方向 Sobel 边缘检测算法。

4 融合八方向 Sobel 算子的四帧差分算法

为了更好地进行目标检测,张婧等学者^[22]在两方向 Sobel 算法的基础上改进为四方向,并结合背景消减法进行目标检测,虽然能够很好地提取目标轮廓,但是部署在 FPGA 后的处理速度很慢,无法达到实时检测。夏桂书等学者^[23]对 Canny 算法进行改进,并结合两帧差分法进行目标检测,能够高效地实现实时的运动目标检测。本文在四帧差分算法的基础上,引入改进的八方向 Sobel 算法,改善因目标遮挡造成的误检问题,同时,也能够提取完整清晰的目标轮廓,提升运动目标检测的精准度。该方法分别对采集的图像进行四帧差分运算和 Sobel 边缘检测,接着再使用形态学的腐蚀、膨胀等方式来处理图像数据,并进行目标检测,其算法流程如图 8 所示。

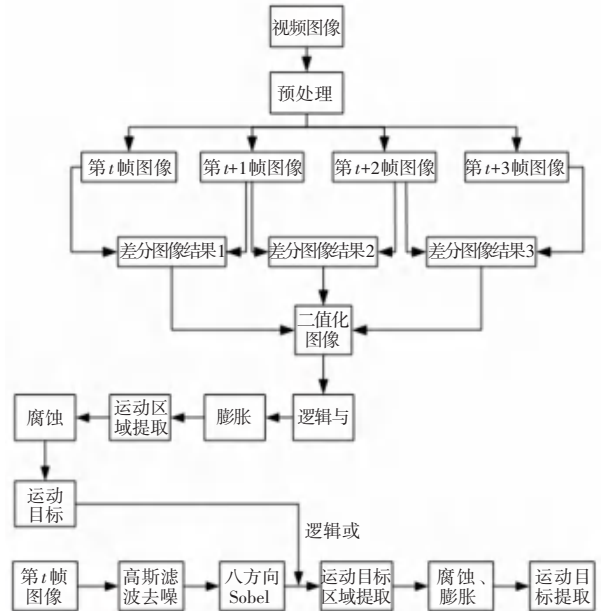


图 8 八方向 Sobel+四帧差分流程图

Fig. 8 Flowchart of eight-direction Sobel+ four-frame difference

由图 8 可知,在进行四帧差分算法后,可以得知图像中是否存在运动目标,然后将第 t 帧图像进行改进的 Sobel 算法处理,再将处理后的图像与四帧差分法处理后的图像进行逻辑“或”操作,来确定运动目标区域,其次再进行形态学的腐蚀、膨胀处理,进一步细化目标轮廓,最后进行运动目标提取。图 9 即为融合八方向 Sobel 算子的四帧差分法效果图。

由图 9(b) 可知,使用四帧差分进行目标检测时,因目标遮挡,还是会存在重影现象,而融合了八方向 Sobel 边缘检测算法的四帧差分法,其检测结果见图 9(c),消除了边缘不完整、以及重影现象,使

目标像素信息更加完整清晰。



图 9 八方向 Sobel+四帧差分法效果图

Fig. 9 Effect diagram of eight - direction Sobel + four - frame difference method

5 实验过程与结果分析

5.1 实验过程

本实验使用的是 Cyclone IV 系列 FPGA 芯片, 型号为 EP4CE10F17C8, 由 Altera 公司生产, 主频 400 MHz, 板载 SDRAM 芯片为 256 Mbit, 满足本实验的四帧图像存储要求, 10 320 个逻辑单元, 23 个 18×18 的乘法器, 2 个通用锁相环, 全局时钟网络有 10 个, 是一款性能优良的芯片^[24]。

本实验可分为 4 个组件, 分别是: 视频图像采集、四帧图像存储、图像算法处理和结果图像显示, 如图 10 所示。

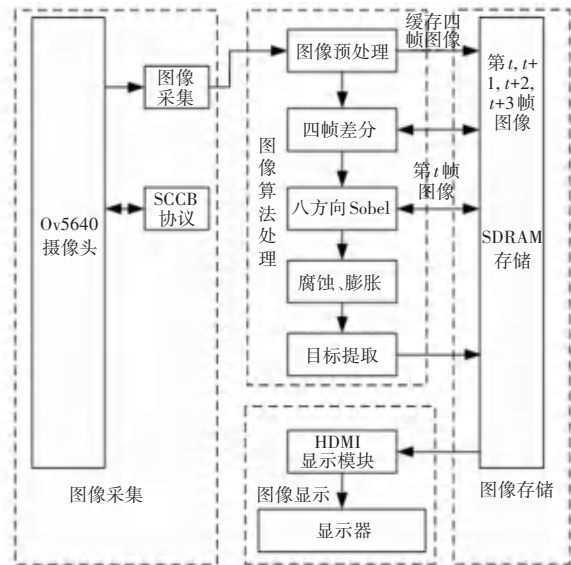


图 10 系统结构图

Fig. 10 Diagram of system structure

首先,使用 SCCB 协议对 Ov5640 摄像头进行初始化配置,而在配置后将开始采集图像。采集到的图像先通过预处理将彩色图像转变为灰度图像,然后采集连续的四帧图像存储在 SDRAM 中进行四帧

差分运算,得到二值化图像^[25],接着将缓存的第 t 帧图像进行八方向的 Sobel 算法处理,再与四帧差分法后的二值化图像进行逻辑“或”运算,确定运动目标区域,稍后进行形态学的腐蚀、膨胀处理,细化目标轮廓,此后进行运动目标提取,将提取到的目标信息存储在 SDRAM 中,最后通过 HDMI 模块将缓存在 SDRAM 中的检测结果呈现在显示器上。

5.2 结果分析

为了验证算法的可行性,实验通过 Ov5640 采集运动目标信息,并传输给系统处理,最终显示在显示器上,实验结果如图 11 所示。



图 11 目标检测结果图

Fig. 11 Diagram of object detection results

由图 11(b) 可知,在采用两帧差分法进行目标检测时,对于目标遮挡问题,其误检为一个目标,检测结果不准确。图 11(c) 使用四帧差分法,虽然能够检测到遮挡的运动目标,但是其提取的运动目标区域不精确,因此在进行目标框选时包围框出现或大或小现象,造成目标检测存在大量的不准确帧。而融合了八方向 Sobel 算子的四帧差分法,不准确帧得到改善,包围框更加准确,其检测数据结果见表 2。

表 2 算法结果对比

Table 2 Results comparison of the algorithm			
算法	处理速度 (v) / ($F \cdot ms^{-1}$)	误检率 (α) / %	正确率 (β) / %
两帧	46.35	5.4	23.0
四帧	48.68	2.6	65.0
背景消减+两帧 ^[26]	51.89	3.2	74.0
传统 Sobel+两帧 ^[27]	43.36	2.8	71.0
八方向 Sobel+四帧	45.25	1.3	89.6

由表 2 可知,利用两帧差分法进行目标检测,正确率只有 23%,误检率为 5.4%。利用改进的四帧差分法进行目标检测,准确率提升到 65%。将两帧差分法与背景消减法融合使用进行目标检测,准确率可达 72%,但是系统处理速度很慢、为 51.89 F/ms。两帧差分法与传统 Sobel 算法结合使

用,虽然处理速度得到提升、为 43.36 F/ms,但检测结果一定程度上却降低了、为 71%。本文改进的融合了八方向 Sobel 算子的四帧差分法,其误检率仅有 1.3%,处理速度为 45.25 F/ms,虽然处理速度未能得到大幅度提升,但准确率达 89.6%,实验结果表明改进的算法性能更加优秀。

6 结束语

本文针对目标检测领域存在的目标遮挡、边缘轮廓提取不清晰问题,提出了一种融合八方向 Sobel 算子的改进四帧差分算法,并将其成功部署在 FPGA 硬件平台上。通过实验结果表明,融合了八方向 Sobel 算子的四帧差分算法,其处理速度更快,误检率更低,检测准确度得到大幅度提升,有效地解决了因目标遮挡、边缘轮廓丢失提取不清晰造成的运动目标检测不准确问题。

参考文献

[1] 朱鹏程,王夫康,曹允,等. 基于 FPGA 的多运动目标检测算法实现[J]. 光电子技术,2023,43(1):74-79.

[2] 殷焕松. 基于 FPGA 的实时运动目标检测与跟踪系统研究[D]. 合肥:安徽建筑大学,2023.

[3] 陶勇. 基于背景运动补偿的目标检测技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2022.

[4] 赵文健. 基于 ARM+FPGA 的低功耗目标检测系统设计与实现[D]. 济南:山东大学,2023.

[5] 余莉. 基于帧间相似性的目标检测 FPGA 加速器设计[J]. 计算机工程与设计,2023,44(6):1885-1892.

[6] 杨丹. 基于 FPGA 的卷积神经网络加速设计与实现[D]. 北京:中国科学院大学,2023.

[7] 潘雨坤. 基于双目立体视觉的运动目标检测系统设计与实现[D]. 上海:华东师范大学,2019.

[8] SIM Y, HEO J, JUNG Y, et al. FPGA Implementation of efficient CFAR algorithm for radar systems[J]. Sensors,2023,23(2):954.

[9] KIM W. Moving object detection using edges of residuals under

variations[J]. Multimedia Systems,2019,3:155-163.

[10] GALL J, YAO A, RAZAVI N, et al. Hough forests for object detection, tracking, and action recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(11): 2188-2202.

[11] 徐子豪,黄伟泉,王胤. 基于深度学习的监控视频中多类别车辆检测[J]. 计算机应用,2019,39(3):700-705.

[12] 顾恭,徐旭东. 改进 YOLOv5 的车辆实时检测与信息识别技术[J]. 计算机工程与应用,2020,56(22):173-184.

[13] 张燕,杜会娟,孙叶美,等. 基于改进 SSD 算法的遥感图像目标检测[J]. 计算机工程,2021,47(9):252-258.

[14] 朱文旗. 基于 FPGA 的目标检测算法硬件加速方法研究[D]. 北京:北方工业大学,2023.

[15] 赵永辉,吕勇,刘雪妍,等. 基于 FPGA 的遥感图像实时检测硬件加速[J]. 光电与控制,2023,30(12):115-120.

[16] 荆明. 基于 FPGA 的动态目标跟踪系统设计[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2020.

[17] ZHANG Ning, WEI Xin, CHEN He, et al. FPGA implementation for CNN-based optical remote sensing object detection[J]. Electronics,2021,10(3):282.

[18] 李恒. 基于 FPGA 的深度学习目标检测的实现[D]. 长春:吉林大学,2020.

[19] 李旭. 图像边缘检测算法的研究与 FPGA 实现[D]. 沈阳:沈阳建筑大学,2020.

[20] 胡小星,余小平,郑铖,等. 基于 FPGA 的多运动目标检测及硬件实现[J]. 单片机与嵌入式系统应用,2023,23(4):57-60.

[21] 李向阳. 基于 ZYNQ 的车载目标检测系统设计与实现[D]. 天津:天津工业大学,2020.

[22] 张婧,郭风成,左泽丹,等. 融合多方向 Sobel 算子的相干斑各向异性扩散抑制[J]. 遥感技术与应用,2023,38(5):1118-1125.

[23] 夏桂书,孙海明,韩国强. 基于改进 Canny 算法的噪声图像边缘检测[J]. 湖北汽车工业学院学报,2023,37(4):54-57.

[24] 刘汝卿,李锋,蒋衍,等. 基于 FPGA 的运动目标实时检测系统设计[J]. 计算机测量与控制,2022,30(4):56-59.

[25] 卢有亮. 基于 FPGA 并行处理多维态目标检测关键技术[D]. 成都:电子科技大学,2021.

[26] 孙一南,韩晓明. 基于多算法融合的运动目标定位研究[J]. 微电子学与计算机,2017,34(8):123-127.

[27] 杨庆江,冯新宇,李钊枢,等. 基于改进帧间差分的动态目标检测算法[J]. 黑龙江科技大学学报,2022,32(6):779-783.