

基于 FPGA 的运动目标检测与跟踪系统设计与实现

郝子坤¹ 卫建华¹ 罗鑫迪¹

HAO Zikun WEI Jianhua LUO Xindi

摘要

针对动态场景中运动目标检测与跟踪在实时性和准确性方面的需求,文章设计并实现了一种基于FPGA的运动目标检测与跟踪系统。该系统的目标检测模块采用了改进的帧间差分法,通过缓存三帧图像并进行差分处理,结合二值化和Sobel算子边缘检测技术,能够有效地提取运动目标。在此基础上,利用当前帧与前后两帧的差分图像进行逻辑运算,进一步提高目标检测的准确性。目标跟踪部分结合了CamShift算法和Kalman滤波算法,通过颜色直方图进行目标的定位和尺寸调整,使用Kalman滤波预测目标的运动轨迹,进而实现对运动目标的高效跟踪。该系统充分利用FPGA的并行处理能力,在保证高效性能的同时,能够实时处理视频流数据,为运动目标检测与跟踪提供了一个硬件加速解决方案。

关键词

FPGA; 运动目标检测与跟踪; 帧间差分法; Sobel算子; CamShift算法; Kalman滤波

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.11.011

0 引言

在计算机视觉领域中,目标检测与跟踪技术占据着关键性技术地位,其核心功能在于对连续视频流中的特定运动对象进行实时检测与持续追踪。该技术已深度融入现代智能监控网络、无人驾驶系统的环境感知模块以及智能制造的质量检测环节^[1]。相比之下,FPGA凭借其独特的异构计算架构,在嵌入式视觉系统领域展现出显著竞争优势。其大规模并行计算单元可实现毫秒级延迟的卷积运算,动态重构特性允许针对不同检测算法进行硬件逻辑优化,而静态功耗仅为传统GPU的15%~20%。

在运动目标检测技术领域,研究者们针对传统算法的局限性进行了多维度创新。李刚等人^[2]开创性地构建了混合差分框架,通过动态融合背景差分与帧间差分机制,建立了具有自适应更新能力的背景建模系统,显著提升了光照鲁棒性并强化了异常事件触发机制。针对微振动干扰问题,王磊^[3]提出了多光谱特征融合模型,在经典背景差分基础上引入HSV色彩空间分析,形成复合型噪声抑制算法。在计算效率优化方面,袁国武等人^[4]设计了帧差-光流协同计算架构,采用稀疏光流采样策略,在保证运动轨迹精度的同时降低运算复杂度。同年,赵健^[5]创新性地整合Kirsch边缘检测算子与三帧差分技术,通过梯度方向约束机制有效消除了传统差分方法的空域断裂现象。针对ViBe算法的动态适应性缺陷,杨丹等人^[6]提出了时空域联合滤波改进方案,通过建立背景减法与邻域差分的加权融合模型,实现了算法在动态场景下的实时处理能力突破。

本设计将主要研究和改进Camshift算法并将其应用于视频流运动目标跟踪改进帧间差分算法将其与Sobel边缘检测算法相结合应用于单幅图像的运动目标跟踪,随后将改进后的算法移植到FPGA平台上,同时,为了提高目标跟踪的效率,采用Kalman滤波算法进一步改善了FPGA的运动目标跟踪的处理效果。通过软硬件协同处理的方式,实现运动目标检测与跟踪系统的轻量化和实时化。

1 系统框架设计

本系统是以FPGA为控制核心来完成对图像以及视频流的采集、存储、传输与处理工作。图1所示为逻辑功能总体框图规划,图中箭头为数据流向。

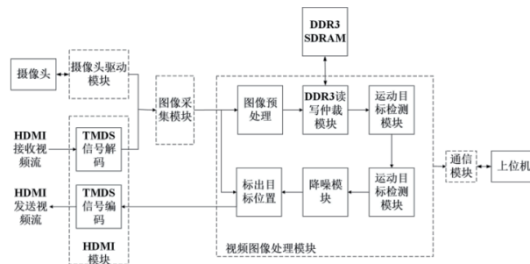


图1 系统运行架构图

2 算法原理及实现

2.1 运动目标检测模块设计

2.1.1 灰度化处理

在数字视频信号处理领域,YCbCr色彩模型被广泛应用于压缩编码过程。该模型的核心特征是将原始彩色图像分解为三个独立分量:Y分量承担图像亮度信息的存储功能,Cb

和 Cr 分量则分别记录蓝色基色与红色基色的相对偏差值。通过实施单通道转换技术,即仅保留 Y 分量的完整数据并简化 Cb、Cr 通道的采样频率,能够有效降低后续处理的运算复杂度,同时维持人眼视觉系统的辨识需求^[7]。

其中, Y 分量表示灰阶值,为灰度化的目标参数,多余的 UV 分量并不需要,将其舍弃之后可简化运算。彩色图像转灰度图像的公式为:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & -0.331 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (1)$$

由于 FPGA 芯片不能直接支持小数点位置可变的数值运算,需要对灰度计算的参数进行相应处理,其计算公式为:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \left\{ \begin{bmatrix} 77 & 150 & 29 \\ -43 & -84 & 128 \\ 128 & -107 & -201 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 32768 \\ 32768 \end{bmatrix} \right\} \gg 8 \quad (2)$$

2.1.2 帧差法的原理及实现

基于连续三帧序列的运动目标检测方法,通过多帧信息融合策略降低了采样间隔偏差导致的误差。该方法引入 Sobel 梯度算子增强边缘特征提取,优化了目标轮廓的定位精度,显著提升了前景与背景的区分度。图 2 展示了该改进后帧间差分算法的计算步骤。

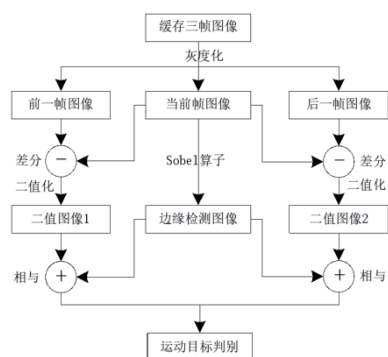


图 2 改进帧差法计算步骤

首先由 DDR3 SDRAM 完成对三帧图像的缓存,接着对缓存的三帧图像进行灰度化处理,同时依次标记为 $P_{k-1}(x, y)$ 、 $P_k(x, y)$ 、 $P_{k+1}(x, y)$ 。针对连续三帧序列,采用双向帧间差异分析策略,方法如下。依次计算相邻帧间的像素变化量,即:前帧减当前帧、当前帧减后帧,随后对差异特征图施加自适应阈值分割,最终生成两组表征运动区域的二值化结果,分别记作 $D_1(x, y)$ 和 $D_2(x, y)$,用公式表示为:

$$D_1(x, y) = \begin{cases} 1, & |P_k(x, y) - P_{k-1}(x, y)| > T_d \\ 0, & |P_k(x, y) - P_{k-1}(x, y)| \leq T_d \end{cases} \quad (3)$$

$$D_2(x, y) = \begin{cases} 1, & |P_{k+1}(x, y) - P_k(x, y)| > T_d \\ 0, & |P_{k+1}(x, y) - P_k(x, y)| \leq T_d \end{cases} \quad (4)$$

式中: T_d 为设定好的二值化时的阈值。

Sobel 算子是一阶差分算子,结构简单计算量小的同时还可以检测出比较精准的边缘信息, Sobel 边缘检测算法其本质上是对图像像素做卷积运算,即图像域内像素值乘以不

同的掩膜作用的结果^[7]。

基于 Sobel 算子的边缘检测框架采用正交方向分解机制,其核心包含两组 3×3 正交卷积核,分别为水平方向 W_x 和垂直方向 W_y ,将其分别与图像做卷积即可得出图像的横向和纵向的梯度信息,通过将输入图像 A 分别与两组卷积核相乘,分可分离提取出水平梯度分量 G_x 与垂直梯度分量 G_y ,最终通过梯度矢量合成实现边缘特征强化。计算公式分别为:

$$W_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$W_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{cases} G_x = W_x \times A \\ G_y = W_y \times A \end{cases} \quad (7)$$

基于梯度矢量合成原理,通过计算 G_x 与 G_y 的均方差运算获得梯度幅值估 G 。引入动态阈值分割参数 T_s 将梯度强度超过 T_s 的像素归类为强边缘响应区域,其余则标记为背景区域。计算公式为:

$$G \approx \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (8)$$

$$\begin{cases} G > T_s, & \text{边缘} \\ G \leq T_s, & \text{非边缘} \end{cases} \quad (9)$$

将二值化特征 $D_1(x, y)$ 和 $D_2(x, y)$ 分别与梯度模态特征 $S(x, y)$ 进行逻辑乘运算,生成复合特征掩模 $R_1(x, y)$ 和 $R_2(x, y)$ 。该过程通过二值约束的形态学操作强化边缘区域的有效提取。计算公式为:

$$R_1(x, y) = D_1(x, y) \& S(x, y) \quad (10)$$

$$R_2(x, y) = D_2(x, y) \& S(x, y) \quad (11)$$

融合帧间差分法与梯度特征约束的双重优化策略, $R_1(x, y)$ 和 $R_2(x, y)$ 构成了多模态运动边界描述符。该策略通过时序差分特征与边缘梯度特征的协同作用,有效缓解了传统帧差分法中阈值敏感性问题,同时基于双帧差异特征的相位偏移分析,增强了微小形变的敏感性。多维度特征融合机制显著提升了运动目标检测的鲁棒性,其自适应的特征互补特性在复杂场景中展现出更强的环境适应性。

从算法设计中可知,系统需实现连续图像帧的时序依赖处理,其核心挑战在于维持至少两个完整帧周期的图像数据缓存。针对实时视频流在写入存储介质时存在历史帧数据并发访问需求的情况,本设计采用了双缓冲区乒乓读写:通过将 DDR3 存储空间划分为对称的读/写分区,结合时序控制逻辑实现存储资源的动态分配。当当前帧数据持续写入活动写区时,前一帧的完整数据保留在独立读区供差分运算调用,两者通过严格的相位同步确保数据一致性。

如图 3 所示,本系统采用三个状态循环机制实现视频帧的动态缓存处理。

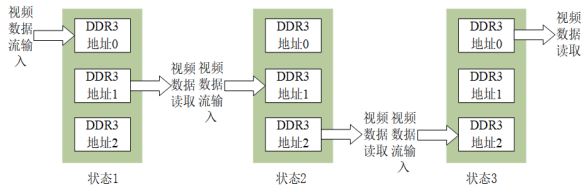


图3 DDR乒乓读写的3个状态

在状态1时，系统执行如下操作：前端模块将输入视频流完整写入DDR3存储器的地址0，与此同时，输出模块从相邻的地址1调取已存储的帧数据输出。当0号单元的写入任务与1号单元的读取任务均完成时，系统进入状态2。

状态2启动后，数据通路发生切换：写入通道转而指向DDR3地址1，同时输出通道开始提取地址2中的历史帧数据。此时系统处于双缓冲状态，前端持续向1号单元写入新数据，输出端则维持从2号单元读取操作。当检测到1号单元写入完成且2号单元读取完毕时，系统自动切换至状态3。

状态3中，写入端口继续迁移至DDR3地址2，输出模块则重新定位至地址0进行数据回读。该阶段维持写入与输出的异步操作，直至2号单元写入结束且0号单元读取任务完成，此时系统完成完整周期并自动回归初始工作状态，形成闭环运行机制。整个过程通过地址指针轮转和双缓冲策略，确保数据连续性和显示实时性。

2.2 运动目标跟踪模块设计

2.2.1 Camshift 算法

作为Meanshift算法^[8]的进阶优化方案，Camshift通过动态调整核函数带宽实现多形态目标的自适应跟踪。其技术核心包含三个维度：首先基于色彩分布特征构建直方图模型，利用光度一致性原理完成目标区域初定位；随后通过计算颜色直方图的均值向量与协方差矩阵，构建概率密度函数以表征目标外观特征；最终采用迭代式窗口优化机制，根据特征匹配度动态调节搜索窗口尺寸与形状。

目标区域概率密度建模的直方图构建方法如下：

设像素色度值 $I(x, y)$ ，目标参考值为 c ， $\delta(I(x, y) - c)$ 为狄拉克函数，用于判定像素色度与目标特征的匹配度，当 $I(x, y) = c$ 时激活。定义目标感兴趣区域为 $R \subset Z^2$ 。 K 为归一化系数，确保 $\sum_c q_\mu(c) = 1$ 直方图统计完成后，进行归一化得到直方图 $q_\mu(c)$ 。

$$q_\mu(c) = K \sum_{(x,y) \in R} \delta(I(x,y) - c) \quad (12)$$

$$K = \frac{1}{\sum_{(x,y) \in R} \delta(I(x,y) - c)}$$

接下来，根据像素色度值 $I(x, y)$ 索引后续每帧图像，通过直方图区间反向投影，得到关于目标特征的整体概率权重投影图 $p_\mu(x, y)$ 。

$$p_\mu(x, y) = q_\mu(I(x, y)) \quad (13)$$

随后，扩展初始帧目标区域，将其作为下一帧的搜索区域。在搜索区域内，计算反向投影后概率权重的零阶矩

M_{00} ，一阶矩 M_{10} 、 M_{01} 和二阶矩 M_{20} 、 M_{02} 、 M_{11} 。

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x, y) \quad (14)$$

$$\begin{cases} M_{10} = \sum_x \sum_y xI(x, y) \\ M_{01} = \sum_x \sum_y yI(x, y) \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} M_{20} = \sum_x \sum_y x^2 I(x, y) \\ M_{02} = \sum_x \sum_y y^2 I(x, y) \\ M_{11} = \sum_x \sum_y xy I(x, y) \end{cases} \quad (16)$$

最后，利用零阶矩和一阶矩求得跟踪目标质心位置 (x_c, y_c) ，则长度 L 和宽度 W 的计算公式为：

$$x_c = \frac{M_{10}}{M_{00}}, y_c = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (17)$$

$$a = \frac{M_{20}}{M_{00}} - x_c^2, b = 2(\frac{M_{11}}{M_{00}} - x_c y_c), c = \frac{M_{02}}{M_{00}} - y_c^2 \quad (18)$$

$$L = \sqrt{\frac{(a+c) + \sqrt{b^2 - (a-c)^2}}{2}} \quad (19)$$

$$W = 2\sqrt{\frac{(a+c) - \sqrt{b^2 - (a-c)^2}}{2}} \quad (20)$$

2.2.2 Kalman 滤波算法

卡尔曼滤波的基本原理在于动态系统的状态预测和测量值的更新^[9]，通过预测和更新两个步骤进行状态估计。

预测阶段：依据前一时刻的最优估计值和系统动态模型，推导当前状态的预估值。

$$\hat{\mathbf{x}}_t^- = \mathbf{F} \hat{\mathbf{x}}_{t-1} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{t-1} \quad (21)$$

$$\mathbf{P}_t^- = \mathbf{F} \mathbf{P}_{t-1} \mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (22)$$

式中： $\hat{\mathbf{x}}_t^-$ 表示 $t-1$ 时刻信息融合的先验状态估计； $\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$ 表示 $t-1$ 时刻状态向量的最优状态估计； $\mathbf{F}$ 表示系统动态矩阵； $\mathbf{B}$ 表示控制作用矩阵； $\mathbf{u}_{t-1}$ 是外部控制输入向量。

更新阶段：运用最优加权策略修正状态估计值，同步迭代计算状态变量的协方差矩阵。

$$\mathbf{K}_t = \mathbf{P}_t^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_t^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \hat{\mathbf{x}}_t^- + \mathbf{K}_t (\mathbf{Z}_t - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_t^-) \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}) \mathbf{P}_t^- \quad (25)$$

式中： $\mathbf{K}_t$ 为卡尔曼增益； $\mathbf{R}$ 为测量噪声协方差矩阵； $\mathbf{Z}_t$ 为 t 时刻的实际测量值； $\mathbf{H}$ 为测量矩阵； $\mathbf{I}$ 为单位矩阵，与 $\mathbf{K}_t \mathbf{H}$ 相减，用于调整误差协方差。

同时，采用巴氏距离 $d(y)$ 来判断目标是否受到遮挡， $d(y)$ 突破阈值时，检测为目标处于被遮挡状态；反之，则处于未被遮挡状态。

$$d(y) = 1 - \rho(y) = 1 - \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (26)$$

视觉跟踪系统中, Camshift 算法与卡尔曼滤波器的协同工作机制存在动态适应性特征。在目标可见条件下, 该算法通过颜色直方图分析生成最优搜索区域的空间参数, 将其作为空间观测向量 Z_t 输入到 Kalman 滤波器。经过滤波器的状态解算模块处理后, 可获得目标质心的最优状态估计量 x_t , 此参数不仅表征当前时刻目标的精确方位, 还将作为时序链中的基准参数, 驱动后续帧的初始搜索区域配置。

3 实验结果分析

3.1 目标检测结果分析

为了验证改进型帧间差分算法的有效性, 将视频分帧后的三帧图像作为实验样本, 如图 4 所示。

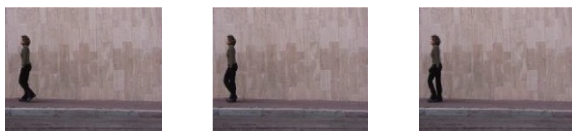


图 4 连续三帧图像

获取连续三帧图像后, 通过单通道转换降低数据维度, 实现的三帧灰度序列如图 5 所示, 分别对应 $P_{k-1}(x, y)$ 、 $P_k(x, y)$ 和 $P_{k+1}(x, y)$ 。



图 5 三帧灰度图像

对于连续的三帧灰度图像, 首先对每对相邻帧进行差分运算, 并对结果进行二值化处理, 从而得到 $D_1(x, y)$ 和 $D_2(x, y)$ 。然后, 对待检测的帧应用 Sobel 边缘检测, 提取图像中的边缘信息, 生成边缘检测图像。这三幅图像分别为二值图像 1、边缘检测图像和二值图像 2, 如图 6 所示。



图 6 生成边缘检测图像结果

接下来, 为辨别运动目标, 算法分别对二值图像 1 与边缘检测图像, 以及边缘检测图像与二值图像 2 进行逻辑乘运算。最终标记出运动目标, 如图 7 所示。



图 7 运动目标识别标记

3.2 目标跟踪结果分析

应用直方图反演生成投影图, 高响应区域标记运动目标, 低响应区域识别为背景。如图 8 所示。

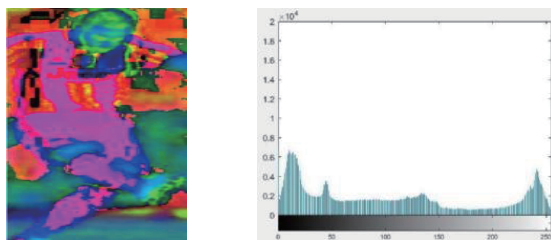


图 8 搜索框图像直方图

应用 Camshift 迭代机制完成目标锁定, 同步生成下一帧搜索窗口参数, 预置连续追踪所需特征匹配基准。如图 9 所示。

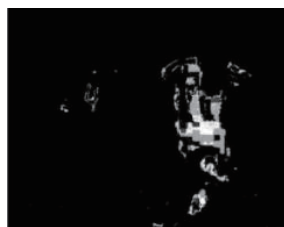
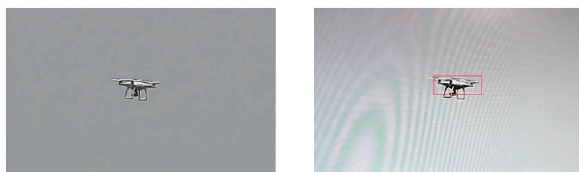


图 9 反向投影

图 10 (a) 为输入视频图像; (b) 为输出的跟踪结果, 系统完成了对视频中运动目标的全程跟踪。



(a) 原始视频

(b) 跟踪结果

图 10 动态背景下的跟踪结果

3.3 硬件平台系统测试

本系统所采用的 FPGA 芯片是 Xilinx 的 XC7A35TF-GG484-2。逻辑资源、块 RAM、触发器、引脚等系统资源使用率如图 11 所示。

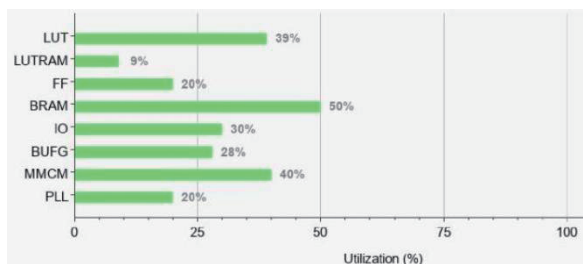


图 11 系统资源使用率

4 结语

本文以帧间差分算法为基础, 设计了改进帧差法即采用三帧差分并结合二值化和 Sobel 算子边缘检测以实现更好的检测效果, 同时将 Camshift 算法与 Kalman 滤波相结合, 通过 Camshift 算法进行目标定位和尺寸调整, Kalman 滤波进行轨迹预测, 提升了对目标的跟踪效率。

基于新型神经网络的风电机组负荷预测研究

钱 凯^{1*} 曾昌学¹ 李文韬¹
QIAN Kai ZENG Changxue LI Wentao

摘 要

风电机组负荷预测对于电网的稳定安全运行至关重要,因此文章提出了一种新型风电负荷预测方法,在引入低质量测量值作为外源信息的基础上,通过6个预测模型进行处理,从而实现提前1h的增强预报。评估的模型分为两组:第一组是作为参考的持久性模型和ARIMA模型,第二组是基于神经网络的其余4个模型。模型比较通过两种程序实现。一方面,评估4个质量指标(皮尔逊相关系数、一致指数、平均绝对误差和平均平方误差),另一方面,进行方差分析检验和多重比较程序。结果表明,对于持久性模型和ARIMA模型,隐层中有9个神经元的反向传播网络获得的改进对数(平均绝对误差、平均平方误差)分别为23.92%~47.48%、23.19%~45.54%,能够改善风电机组负荷估计和预测。

关键词

风电负荷预测;时间序列预测;人工神经网络;现场测量;外源信息

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.11.012

0 引言

将风电场并入电网已成为电网稳定性的一个重要问题。电网稳定性的重要问题。由于风的动态特性是混乱的,因此将风力发电场并入电网已成为电网稳定性的一个重要问题。因此,以风力发电为基础的供电并不稳定,需要插入预测技

术^[1]。短期预测问题的存在风电场的性能未得到优化,这会导致经济损失,并迫使电力系统监管机构制定详细的超规格规划。在风能占总发电量比例较高的地区,优化尤为关键^[2]。

由于风的动态特性具有随机性,风电场接入电网已成为影响电网稳定性的重要问题。因此,基于风能的电力供应并不稳定,这就需要引入预测技术。短期预测通常基于时间序列分析,从较为简单的模型(自回归模型、线性多元回归、持久性模型)到复杂的结构(计算流体动力学、神经网络、

1. 华电(云南)新能源发电有限公司 云南昆明 650228

参考文献:

- [1] 夏金锋. 基于FPGA的实时目标跟踪设计与实现[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2022.
- [2] 李刚, 邱尚斌, 林凌, 等. 基于背景差法和帧间差法的运动目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2006(8): 961-964.
- [3] 王磊. 基于FPGA的视频移动目标检测系统的研究与实现[D]. 济南: 济南大学, 2010.
- [4] 袁国武, 陈志强, 龚健, 等. 一种结合光流法与三帧差分法的运动目标检测算法[J]. 小型微型计算机系统, 2013, 34(3): 668-671.
- [5] 赵建. 基于三帧差法的运动目标检测方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [6] 杨丹, 戴芳. 运动目标检测的ViBe算法改进[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(12): 1813-1828.
- [7] 张文喆. 基于FPGA的运动目标检测与跟踪系统设计实现[D]. 吉林: 吉林化工学院, 2024.
- [8] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach

toward feature space analysis[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2002, 24(5): 603-619.

- [9] BASAR T. A new approach to linear filtering and prediction problems[C]//Twenty-Five Seminal Papers (1932-1981). Piscataway: IEEE, 2001: 167-179.

【作者简介】

郝子坤(2001—), 男, 山东泰安人, 硕士研究生, 研究方向: 智能信息处理与运动目标检测, email: 1292097677@qq.com.

卫建华(1968—), 男, 陕西西安人, 硕士, 副教授, 研究方向: 信息与信息处理、网络通信, email: 596445158@qq.com.

罗鑫迪(1999—), 男, 陕西咸阳人, 硕士研究生, 研究方向: 智能信息处理与图像识别, email: 1721880376@qq.com.

(收稿日期: 2025-05-22 修回日期: 2025-11-13)