

基于子块运动补偿的运动目标检测

于红绯^{1,2}, 刘 威^{1,2}, 袁 淮¹, 赵 宏¹

(1. 东北大学研究院, 辽宁沈阳 110819; 2. 东软集团股份有限公司, 辽宁沈阳 110179)

摘 要: 鱼眼相机成像视角大, 获得信息丰富, 在车载应用中具有广阔应用前景. 本文提出了一种适用于移动单目鱼眼相机的运动目标检测方法. 首先, 提出一种子块运动补偿模型补偿图像背景运动, 解决了现有运动补偿模型对强视差背景补偿效果不好的问题. 其次, 在子块运动补偿模型参数求解时, 通过引入自车运动参数简化模型参数个数, 并结合直接方法求解, 避免了传统基于特征点匹配方法求解参数时易受误匹配特征点影响的问题. 然后, 针对鱼眼相机的成像形变问题, 本文提出了一种三平面校正方法获取鱼眼图像的子块运动补偿图像. 最后, 利用鱼眼图像的子块运动补偿图像和真实拍摄图像的差异信息实现运动目标检测. 多种测试场景下的实验结果表明了本文方法的有效性.

关键词: 运动目标检测; 子块运动补偿; 单目视觉; 鱼眼相机

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)01-0173-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.01.024

Moving Object Detection Based on Sub-Block Motion Compensation

YU Hong-fei^{1,2}, LIU Wei^{1,2}, YUAN Huai¹, ZHAO Hong¹

(1. Research Academy, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China;

2. Neusoft Corporation, Shenyang, Liaoning 110179, China)

Abstract: With its wide-angle imaging and information richness, the fish-eye camera has a brilliant prospect in application. This paper presents a moving object detection method for on-board monocular fish-eye cameras. Firstly, a sub-block motion compensation model is proposed to compensate image background motion, which solves the ineffective strong parallax scene compensation problem. Secondly, when it comes to solve the parameters of sub-block motion compensation model, ego-vehicle motion parameters are introduced to simplify the number of model parameters, and the direct method is used to avoid the problem that the traditional feature-point-based matching method is susceptible to mismatching feature points. Then for the image distortion problem, this paper proposes a three-plane rectification method to obtain sub-block motion compensation images. Finally, the moving object detection is realized using the difference between sub-block motion compensation images and captured images. Experimental results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: moving object detection; sub-block motion compensation; monocular vision; fish-eye camera

1 引言

复杂道路环境下, 基于视觉的运动目标检测是汽车辅助驾驶、自动驾驶领域的一个重要研究课题. 鱼眼相机由于获得信息丰富、成本低、安装方便等优点, 在运动目标检测中具有广阔应用前景^[1]. 和静态环境运动目标检测^[2,3]相比, 车载环境运动目标检测的难点在于: 传感器运动使得静止背景也发生图像运动, 导致运动目标检测更加困难; 运动目标种类繁多, 难于提取统一外观特征; 复杂道路环境下, 背景深度变化多样, 导致

背景存在强视差, 难于用统一运动模型描述; 此外, 鱼眼相机存在严重的成像形变, 这些都给运动目标检测带来了挑战.

现有车载环境下任意类型运动目标检测方法大致可分为两类: 基于光流的方法^[4-12]和基于运动补偿^[13-22]的方法. 基于光流的方法通过分析图像光流场满足的约束关系检测运动目标, 如 FOE 方法^[4,5], 基于极线约束^[6,7]、高度或深度约束^[8]、三视几何约束^[9-11]、秩约束^[12]等几何约束的方法, 该类方法计算图像光流场较耗时, 且运动目标检测效果易受错误光流影响. 基

于运动补偿的方法通过估计背景点的运动模型来对图像进行运动补偿,从而消除背景运动检测运动目标,该方法对缺少光流的运动目标也能获得较好的检测效果. 现有运动补偿方法常用的运动补偿模型有仿射模型^[13-15]和双线性模型^[16],在背景分布近似在同一个平面或相机的位移相对于景物深度变化很小时效果较好,而当背景在相机运动过程中产生强视差时,这些模型不能准确描述背景运动,会导致错误的补偿结果. 为此,文献[17]提出了改进的运动补偿模型,通过引入椭圆方程增加模型的自由度,从而增强模型对复杂背景的描述能力,取得了一定的改进效果. 但该方法增加了运动补偿模型参数的个数,求解难度增大.

本文提出一种基于运动补偿的运动目标检测新方法. 通过建立多个局部子块运动补偿模型,解决强视差场景下,背景分布难于用同一运动模型描述的问题. 并通过引入自车运动参数,将运动补偿模型参数简化为一维参数,降低求解难度. 通过子块运动补偿图像和真实图像之间的差异信息检测运动目标物. 此外,为解决鱼眼相机的成像形变问题,本文还提出了一种三平面校正方法,获得鱼眼图像的子块运动补偿图像.

2 子块运动补偿

2.1 相机及车体坐标系的建立

以相机光心为原点建立车体坐标系 $O-X'Y'Z'$,其中 OY' 轴垂直指向地面, OZ' 轴平行于地面且平行于车体. 以相机光心为原点建立相机坐标系 $O-XYZ$, OZ 轴与相机光轴重合, OX 和 OY 轴分别平行于图像平面的 ou 轴和 ov 轴. 从车体坐标系到相机坐标系的旋转矩阵为 \mathbf{R}_{cc} ,本文中相机安装后 \mathbf{R}_{cc} 为定值,可由文献[23]的外参标定方法求出.

2.2 子块运动补偿模型建模

本文中,所有非运动目标统称为背景,图像像素分为背景和运动目标两类,背景包含道路、建筑物、树木、静止车辆等,运动目标包括运动行人、移动车辆、运动宠物等. 对于 t 时刻图像中任意一给定的背景像素点设其在 t 时刻和 $t-1$ 时刻图像中的位置分别为 \mathbf{p}_t 和 \mathbf{p}_{t-1} , $\mathbf{p}_t = (u_t, v_t)^T$, $\mathbf{p}_{t-1} = (u_{t-1}, v_{t-1})^T$, 运动补偿模型建模即是要构建 \mathbf{p}_t 与 \mathbf{p}_{t-1} 间的运动方程. 为推导该方程,令 \mathbf{p}_t 与 \mathbf{p}_{t-1} 对应于空间中一点 \mathbf{P} , 该点在 $t-1$ 时刻和 t 时刻相机坐标系下的坐标分别为 $\mathbf{P}_t, \mathbf{P}_t = (X_t, Y_t, Z_t)^T$ 和 $\mathbf{P}_{t-1}, \mathbf{P}_{t-1} = (X_{t-1}, Y_{t-1}, Z_{t-1})^T$. 有

$$\begin{pmatrix} \mathbf{p}_t \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{Z_t} \mathbf{K} \mathbf{P}_t, \quad \begin{pmatrix} \mathbf{p}_{t-1} \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{Z_{t-1}} \mathbf{K} \mathbf{P}_{t-1} \quad (1)$$

其中, Z_{t-1} 和 Z_t 分别表示点 \mathbf{P} 在 $t-1$ 和 t 时刻相机坐标系中景深, \mathbf{K} 为相机内参矩阵. 式(1)描述了空间真实 3D 点坐标和其在相机成像平面的像点坐标的映射关

系. 令 $x_t = X_t/Z_t, y_t = Y_t/Z_t, x_{t-1} = X_{t-1}/Z_{t-1}, y_{t-1} = Y_{t-1}/Z_{t-1}$, 点 $(x_t, y_t)^T$ 和点 $(x_{t-1}, y_{t-1})^T$ 分别为点 $(u_t, v_t)^T$ 和点 $(u_{t-1}, v_{t-1})^T$ 的归一化坐标, 由式(1)可得

$$\begin{pmatrix} \mathbf{p}_t \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{K} \begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} \mathbf{p}_{t-1} \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{K} \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

因此,如能获得点 $(x_t, y_t)^T$ 和点 $(x_{t-1}, y_{t-1})^T$ 间的运动方程,通过式(2)即可获得点 \mathbf{p}_t 与 \mathbf{p}_{t-1} 间的运动方程. 由于点 \mathbf{P} 来自于背景,点 \mathbf{P} 的图像运动完全由于相机运动导致,有

$$\mathbf{P}_{t-1} = \mathbf{R}_{cc} \mathbf{P}_t + \mathbf{T}_{cc} \quad (3)$$

其中, \mathbf{R}_{cc} 和 \mathbf{T}_{cc} 表示相机的旋转矩阵和平移向量. 将式(1)带入式(3)可得

$$Z_{t-1} \mathbf{K}^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{p}_{t-1} \\ 1 \end{pmatrix} = Z_t \mathbf{R}_{cc} \mathbf{K}^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{p}_t \\ 1 \end{pmatrix} + \mathbf{T}_{cc} \quad (4)$$

令

$$\mathbf{R}_{cc} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{T}_{cc} = (T_x, T_y, T_z)^T$$

将式(2)带入式(4)整理可得

$$\begin{cases} x_{t-1} = \frac{Z_t(r_{11}x_t + r_{12}y_t + r_{13}) + T_x}{Z_t(r_{31}x_t + r_{32}y_t + r_{33}) + T_z} \\ y_{t-1} = \frac{Z_t(r_{21}x_t + r_{22}y_t + r_{23}) + T_y}{Z_t(r_{31}x_t + r_{32}y_t + r_{33}) + T_z} \end{cases} \quad (5)$$

式(5)给出了点 \mathbf{p}_t 与 \mathbf{p}_{t-1} 间的归一化坐标点间的运动方程,结合式(2)可获得点 \mathbf{p}_t 与 \mathbf{p}_{t-1} 图像像素点间的运动方程. 对于像素点 \mathbf{p}_t , 如已知 $\mathbf{R}_{cc}, \mathbf{T}_{cc}, Z_t, \mathbf{K}$, 通过式(5)和式(2)可以求出点 \mathbf{p}_t 在 $t-1$ 时刻相应的像素点位置 \mathbf{p}_{t-1} . 但对于点 \mathbf{p}_t , 事先无法获得其深度信息 Z_t , 因此通过式(5)和式(2)无法确定其前一时刻的对应点 \mathbf{p}_{t-1} . 现有运动补偿模型通过对所有背景点深度信息 Z_t 进行假设,建立图像所有背景点所满足的全局约束方程,从而消去 Z_t . 但车载场景中,背景深度变化多样,认为所有背景点满足统一的约束方程,常常是不成立的. 为此,本文假设图像局部区域内的背景点满足统一的约束方程,这虽然也是对背景运动的近似描述,但是和现有模型相比更加接近背景的真实运动情况. 基于这种思想,本文提出子块运动补偿模型,通过建立多个局部子块运动方程描述图像背景运动. 本文中图像子块 $A_{i,t}$ 通过对 t 时刻图像进行等大小无重叠分块获得,每一子块大小为 $n \times n$ 像素. 然后,假设同一背景子块(局部小区域)内像素点的深度变化较小,即同一子块内像素点具有近似相同的深度,建立子块 $A_{i,t}$ 的深度约束方程式(6).

$$Z_t = D_{i,t} \quad (6)$$

将式(6)带入式(5),可得对于 t 时刻图像中的第 i 个子块 $A_{i,t}$ 内的任意像素点 $\mathbf{p}_{i,k,t}(u_{i,k,t}, v_{i,k,t})$ 的运动方程, k 表示子块内第 k 个像素点

$$\begin{cases} x_{i,k,t-1} = \frac{D_{i,t}(r_{11}x_{i,k,t} + r_{12}y_{i,k,t} + r_{13}) + T_x}{D_{i,t}(r_{31}x_{i,k,t} + r_{32}y_{i,k,t} + r_{33}) + T_z} \\ y_{i,k,t-1} = \frac{D_{i,t}(r_{21}x_{i,k,t} + r_{22}y_{i,k,t} + r_{23}) + T_y}{D_{i,t}(r_{31}x_{i,k,t} + r_{32}y_{i,k,t} + r_{33}) + T_z} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)即为本文提出的子块运动补偿模型. 需要说明的是对于大多数子块约束方程式(6)成立, 因此可以通过式(7)进行运动补偿, 但对于小部分位于远近背景交界处的子块, 式(6)存在近似误差, 通过式(7)进行补偿时, 会存在补偿不好的情况, 在本文后续运动目标检测时, 将通过基于图像子块的运动目标检测及多帧置信度累积等方法解决这一问题.

2.3 子块运动补偿模型参数简化及求解

子块运动补偿模型式(7)中, 含未知参数 \mathbf{R}_{cc} , \mathbf{T}_{cc} 和 $D_{i,t}$. 设车体坐标系的旋转矩阵为 \mathbf{R}_{wc} , 平移向量为 \mathbf{T}_{wc} , 则有

$$\mathbf{P}'_{t-1} = \mathbf{R}_{wc}\mathbf{P}'_t + \mathbf{T}_{wc} \quad (8)$$

其中 \mathbf{P}'_{t-1} , \mathbf{P}'_t 分别为 \mathbf{P}_{t-1} , \mathbf{P}_t 在车体坐标系下的坐标

$$\mathbf{P}'_{t-1} = \mathbf{R}_{wc}\mathbf{P}_{t-1}, \mathbf{P}'_t = \mathbf{R}_{wc}\mathbf{P}_t \quad (9)$$

将式(9)带入式(8)可得

$$\mathbf{R}_{wc}\mathbf{P}_{t-1} = \mathbf{R}_{wc}\mathbf{R}_{wc}\mathbf{P}_t + \mathbf{T}_{wc} \quad (10)$$

由式(3), 式(10)可得

$$\mathbf{R}_{cc} = \mathbf{R}_{wc}^{-1}\mathbf{R}_{wc}\mathbf{R}_{wc} \quad (11)$$

$$\mathbf{T}_{cc} = \mathbf{R}_{wc}^{-1}\mathbf{T}_{wc} \quad (12)$$

其中 \mathbf{R}_{wc} 为相机相对于车体的旋转矩阵, 相机安装后为定值, 可由离线外参标定方法^[23]得到. \mathbf{R}_{wc} 和 \mathbf{T}_{wc} 为车体坐标系运动参数, 可由文献[24]方法得到. 子块运动补偿模型式(7)中仅含有未知参数 $D_{i,t}$, 显著减少了需求解参数个数.

现有运动补偿模型参数的求解, 多通过图像特征点检测及匹配实现. 首先, 对图像进行特征点检测及匹配得到 $t-1$ 时刻和 t 时刻的匹配特征点对, 然后, 选取背景上多个特征点对代入运动模型间接求解模型参数^[25]. 该方法易受误匹配特征点及运动目标特征点影响. 为此, 本文采用直接求解方法求取运动参数. 对于 t 时刻图像 I_t 中的第 i 个子块 $A_{i,t}$ 内的任意像素点 $\mathbf{p}_{i,k,t}$, 设其在 $t-1$ 时刻图像 I_{t-1} 中相应成像位置为 $\mathbf{p}_{i,k,t-1}$. 由于 $t-1$ 时刻到 t 时刻的帧间隔时间很短, 借鉴光流^[26]思想, 可以认为 $\mathbf{p}_{i,k,t}$ 及点 $\mathbf{p}_{i,k,t-1}$ 的图像亮度恒定, 即 $I_t(\mathbf{p}_{i,k,t})$ 与 $I_{t-1}(\mathbf{p}_{i,k,t-1})$ 满足

$$I_t(\mathbf{p}_{i,k,t}) = I_{t-1}(\mathbf{p}_{i,k,t-1}) \quad (13)$$

对于子块 $A_{i,t}$, 若已知其对应的模型参数 $D_{i,t}$, 通过式(7)及式(2)可求得 $\mathbf{p}_{i,k,t}$ 在 $t-1$ 时刻对应的像素点

$\mathbf{p}_{i,k,t-1}$, 为描述方便, 记 λ_{t-1} 为式(7)及式(2)所表示的变换, 有 $\mathbf{p}_{i,k,t-1} = \lambda_{t-1}(\mathbf{p}_{i,k,t})$. 令 I'_t 表示对图像 I_{t-1} 利用 λ_{t-1} 进行运动补偿, 得到的图像 I_t 的运动补偿图像, 有

$$I'_t(\mathbf{p}_{i,k,t}) = I_{t-1}(\lambda_{t-1}(\mathbf{p}_{i,k,t}))$$

带入式(13)有

$$I_t(\mathbf{p}_{i,k,t}) = I'_t(\mathbf{p}_{i,k,t}) \quad (14)$$

反之, 子块 $A_{i,t}$ 对应的模型参数 $D_{i,t}$ 可由式(15)进行直接求解, 该方法避免了对特征点匹配的依赖.

$$D_{i,t} = \arg \min_k \sum_k |I_t(\mathbf{p}_{i,k,t}) - I'_t(\mathbf{p}_{i,k,t})| \quad (15)$$

2.4 鱼眼图像的子块运动补偿

对于 t 时刻图像中的第 i 个子块 $A_{i,t}$, 利用式(15)求出子块运动模型参数 $D_{i,t}$. 对于 $A_{i,t}$ 内的每个像素点 $\mathbf{p}_{i,k,t}$, 代入式(7)和式(2)计算其 $t-1$ 时刻对应的像素点 $\mathbf{p}_{i,k,t-1}$, 获得其 $t-1$ 时刻的亮度值 $I_{t-1}(\mathbf{p}_{i,k,t-1})$, 令 $I'_t(\mathbf{p}_{i,k,t}) = I_{t-1}(\mathbf{p}_{i,k,t-1})$. 这样遍历 t 时刻图像中的所有子块, 重复上述操作, 可得到 t 时刻的子块运动补偿图像 I'_t . 式(7)是根据图像中背景像素点的运动规律建立的, 运动目标像素点不符合该运动规律会计算出错误的运动位置, 从而造成补偿图像和真实拍摄图像间的像素点亮度差异, 因此子块运动补偿图像 I'_t 与真实拍摄图像 I_t 之间的差异信息反映了场景中的运动目标信息, 基于此可以进行运动目标检测.

上述理论推导是基于普通平面图像进行的, 而鱼眼图像存在成像形变, 本文通过对鱼眼图像进行三平面校正解决形变问题. 对于鱼眼图像中任一像素点 $\mathbf{m} = (u', v')^T$, 设其相对应的空间点在相机坐标系下的坐标为 $\mathbf{P} = (X, Y, Z)^T$, 则有

$$\begin{pmatrix} u' \\ v' \end{pmatrix} = r(\theta) \begin{pmatrix} f_x & 0 \\ 0 & f_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos\varphi \\ \sin\varphi \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_0 \\ v_0 \end{pmatrix} \quad (16)$$

其中

$$\theta = \arctan\left(\frac{Z}{\sqrt{X^2 + Y^2}}\right), \varphi = \arctan\left(\frac{Y}{X}\right)$$

$$r(\theta) = k_1\theta + k_3\theta^3 + k_5\theta^5 + k_7\theta^7 + k_9\theta^9$$

$k_1, k_3, k_5, k_7, k_9, u_0, v_0, f_x, f_y$ 为相机内参, 由离线标定算法^[27]得到. 若已知 \mathbf{m} , 可通过式(16)求出 \mathbf{m} 对应的归一化坐标点 $\mathbf{m}_s = \left(\frac{X}{Z}, \frac{Y}{Z}, 1\right)^T$, 利用 \mathbf{m}_s , 由式(17)可以

求出 \mathbf{m} 在校正平面中的相应像素点 $\mathbf{p} = (u, v)^T$.

$$\begin{pmatrix} p \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{\tau} \mathbf{K}_i \mathbf{R}_i \mathbf{m}_s \quad (17)$$

其中, \mathbf{K}_i 为第 i 个校正平面的内参矩阵, τ 为齐次化因子, 由式(17)的第三个方程确定, \mathbf{R}_i 为第 i 个校正平面的相机坐标系与鱼眼相机坐标系间的旋转矩阵. 为得到鱼眼图像的子块运动补偿图像, 首先利用式(16)、式(17)将鱼眼图像校正成三个成一定角度的平面图像

(如图 1 所示),并对各个平面图像分别进行子块划分,计算子块运动补偿图像,最后将三个校正平面的子块运动补偿图像逆映射到鱼眼图像中获得鱼眼图像的子块运动补偿图像.本文中三个校正平面的中间校正平面与 YOZ 平面成 90° ,左右校正平面与 YOZ 平面夹角为 45° ,见图 1(b).图 2 给出了鱼眼图像的子块运动补偿过程.

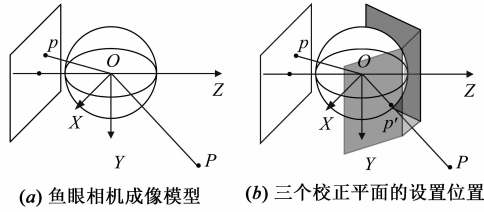


图1 三平面校正示意图

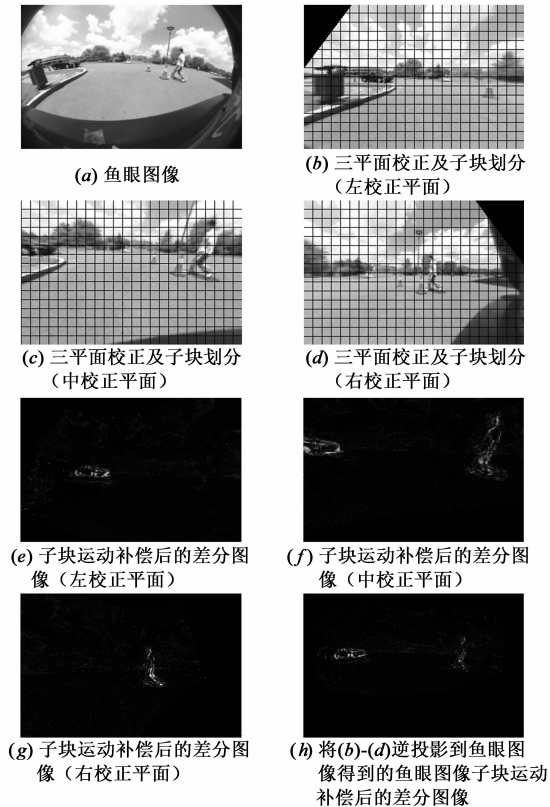


图2 鱼眼图像的子块运动补偿

3 基于子块运动补偿的运动目标检测

子块运动补偿图像和真实图像的差分图像反映了运动目标出现的位置信息.对于 t 时刻图像中任意像素点,在补偿后差分图像中的亮度差异值越大,其为运动目标点的概率越大;亮度差异值越小,其为背景点的概率越大.但由于运动补偿误差的存在,对于一些强纹理边缘的背景点也可能具有较大的亮度差异值,而被误

认为是运动目标像素点.为此,本文以子块为单位计算像素点属于背景像素点的单帧概率,然后基于贝叶斯理论计算像素点为背景像素点的多帧累积概率,实现运动目标像素点检测,以减小运动补偿误差对算法的影响.

首先,计算图像子块为背景的概率.对运动补偿图像 I'_t 及真实拍摄图像 I_t 进行 2.2 节所述的子块划分,分别得到 M 个子块 $A'_{i,t}$ 及 M 个子块 $A_{i,t}$, $i \in 1, \dots, M$. 令 B 表示图像 I_t 中背景像素点集合, O 表示运动目标像素点集合,根据子块 $A_{i,t}$ 与子块 $A'_{i,t}$ 内,像素点亮度平均差异信息,构建子块 $A_{i,t}$ 属于背景的概率函数 $P(A_{i,t} \in B | I'_t, I_t)$

$$P(A_{i,t} \in B | I'_t, I_t) = \begin{cases} c, & e^{-\frac{\rho^2}{\sigma^2}} \geq T_1 \\ 1 - c, & \text{others} \end{cases} \quad (18)$$

其中, $\rho = \frac{\sum_{p_k \in A_{i,t}} (A_{i,t}(p_k) - A'_{i,t}(p_k))^2}{m}$, m 为子块 $A_{i,t}$ 中包含的像素点总数, σ 为高斯噪声标准差, c 为符合背景单帧检测条件后,单帧认为子块 $A_{i,t}$ 是背景的置信度, $c \in [0, 1]$, T_1 为经验阈值,本文中 $\sigma = 0.1$, $c = 0.8$, $T_1 = 0.9$.

然后,通过式(18)计算当前帧图像中所有子块的概率值,并令子块内部任一像素点 p_i 为背景的单帧概率与其所属子块的为背景的概率相等,即

$$P(p_{i,k,t} \in B | I_{t-1,t}, \lambda_{t-1}) = P(A_{i,t} \in B | I'_t, I_t)$$

得到当前帧图像中任一像素点 p_i 为背景像素点的概率 $P(p_i \in B | I_{t-1,t}, \lambda_{t-1})$,其中 λ_{t-1} 表示图像 I_{t-1}, I_t 间的运动模型(由式(7)和式(2)给出), $I_{t-1,t}$ 表示 $t-1$ 时刻到 t 时刻的图像序列.

接下来,本文对像素点 p_i 为背景像素点的概率值进行多帧累积.令 $P(p_i \in B | I_{1:t}, \lambda_{1:t-1})$ 表示像素点 p_i 为背景像素点的多帧累积概率,根据贝叶斯理论可推知

$$P(p_i \in B | I_{1:t}, \lambda_{1:t-1}) = 1 - \left(1 + \frac{P(p_i \in B | I_{t-1,t}, \lambda_{t-1})}{1 - P(p_i \in B | I_{t-1,t}, \lambda_{t-1})} \frac{P(p_{i-1} \in B | I_{1:t-1}, \lambda_{1:t-2})}{1 - P(p_{i-1} \in B | I_{1:t-1}, \lambda_{1:t-2})} \right)^{-1}$$

其中, $p_{i-1} = \lambda_{t-1}(p_i)$ 为通过运动模型式(7)和式(2)获得的点 p_i 在 $t-1$ 时刻的对应点.基于点 p_i 为背景像素点的多帧累积概率,得到点 p_i 当前帧为运动目标像素点的概率

$$P(p_i \in O | I_{1:t}, \lambda_{1:t-1}) = 1 - P(p_i \in B | I_{1:t}, \lambda_{1:t-1}) \quad (19)$$

最后,根据式(19)定义点 p_i 为运动目标像素点的最终判断函数 $l(p_i)$, 1 表示标记为运动目标像素点, 0 表示标记为背景像素点.

$$l(p_i) = \begin{cases} 1, & P(p_i \in O | I_{1:t}, \lambda_{1:t-1}) > 0.5 \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (20)$$

记由式(20)标记后二值图像为 T' , 为获得完整的运动目标检测区域, 对 T' 进行形态学闭操作, 获得最终运动目标检测结果二值图 T .

$$T = T' \cdot B \quad (21)$$

其中, \cdot 表示形态学闭操作, B 为结构元素, 这里 B 取各元素均为 1 的 5×5 矩阵.

4 实验结果

为评估算法效果, 本文选取车载鱼眼相机拍摄的 4 段不同场景视频作为测试数据, 帧频为 30 帧/秒, 图像大小为 360×240 像素, 事先由人工标记视频每帧图像的运动目标像素点和背景像素点. 测试视频 vehicle 为广场场景, 地面有交通标志等易造成误识别的干扰标记物, 视频中有一辆从侧方不断接近自车的运动车辆; 测试视频 pedestrian 为停车场场景, 近处自车两侧有易造成误识别的静止车辆, 正后方有建筑物, 运动目标为运动行人; 测试视频 dustbin 为园区道路场景, 背景有树木, 近处有易造成误识别的垃圾箱, 道路阶石, 运动目标为移动车辆和运动行人; 测试视频 complex scene 为城市道路交叉路口场景, 视频中运动目标有移动车辆、运动行人、运动自行车及三轮车.

4.1 运动补偿效果评估

通过计算运动补偿图像和真实图像间的峰值信噪比 (PSNR)^[28] 评价运动补偿效果. PSNR 值越大表明运动补偿图像与真实图像越接近. 在基于运动补偿的运动目标检测方法中好的运动补偿模型指能够较好的补偿图像中背景区域的运动, 同时尽可能保留运动目标区域的差异性. 也即是在背景像素点集合上具有较大的 PSNR 值, 在运动目标像素点集合上具有尽可能小的 PSNR 值. 对于本文提出的子块运动补偿模型, 子块划分越小, 对背景的补偿效果越好, 但是计算量也大大增加. 以测试视频 pedestrian 的第 36 帧图像为例, 图 3(a) 给出了子块大小与算法耗时性的关系曲线, 可见随着子块的增大, 耗时性减少. 图 3(b) 给出了子块大小与 PSNR 值的关系曲线, 可见, 随着子块的增大背景 PSNR 值变小, 即对背景的补偿效果逐渐变差, 这是由于子块越大, 算法的前提假设 (同一背景子块内像素点深度变化较小) 越不容易满足. 同时由图 3(b) 可见对于运动目标区域 PSNR 值受子块大小影响较小, 这主要是由于运动目标区域因不符合背景点的运动模型而被保留, 与子块大小关系不大. 本文中, 综合耗时性及模型对背景的补偿效果选定子块大小为 7×7 像素.

表 1 和表 2 给出了在 4 段测试视频上, 分别利用子块运动补偿模型 (子块大小选定为 7×7 像素)、仿射模型、双线性模型及文献 [17] 模型补偿后的平均 PSNR 值. 表 1 为每段视频中背景像素点各帧的平均 PSNR

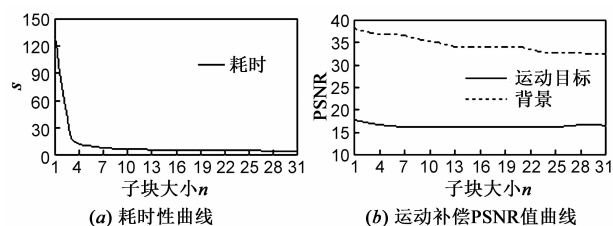


图3 子块划分与耗时性及运动补偿效果间的关系曲线

值, 表 2 为每段视频中运动目标像素点各帧的平均 PSNR 值. 从表 1 可见, 各段视频中, 本文的子块运动补偿模型补偿后的背景像素点的平均 PSNR 值均高于对比模型, 说明本文模型对背景像素点的补偿效果好于对比模型. 从表 2 可见, 针对运动目标像素点各个模型补偿后的 PSNR 值接近. 综上所述, 本文模型在保留运动区域差异性的同时, 对背景补偿效果更好, 明显优于对比模型. 图 4 给出了在测试视频 vehicle 上, 各个模型补偿结果的 PSNR 曲线. 同样可见本文模型好于对比模型.

表 1 背景像素点的平均 PSNR 值

场景	帧数	仿射模型	双线性模型	文献[17]模型	本文子块运动补偿模型
vehicle	91	37.30	32.75	35.86	40.63
pedestrian	300	36.06	35.74	36.29	37.44
dustbin	200	35.68	34.82	35.86	37.85
complex scene	450	31.89	34.04	41.08	42.75

表 2 运动目标像素点的平均 PSNR 值

场景	帧数	仿射模型	双线性模型	文献[17]模型	本文子块运动补偿模型
vehicle	91	22.42	22.32	21.84	20.44
pedestrian	300	18.41	18.40	18.02	18.24
dustbin	200	22.39	22.57	22.02	21.01
complex scene	450	21.94	23.01	21.22	20.82

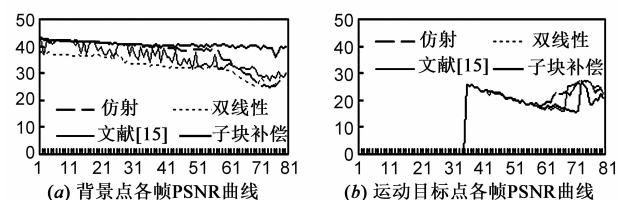


图4 PSNR曲线对比图, 视频第39帧开始出现移动的车辆目标

4.2 运动目标检测效果评估

图 5 给出了本文方法在测试视频 pedestrian 上的检测效果图, 其中图 5(b) 为对图 5(a) 进行子块运动补偿后补偿图像和原始图像的差分图像, 由图 5(b) 可见对于图 5(a) 左侧静止车辆顶部与远处背景交界的位置及

车窗强纹理边缘位置补偿不够理想,仍有少量边缘未被补偿掉.如直接基于补偿后差分图像进行运动目标检测,这些补偿不理想的区域会造成误检测.图5(c)为基于子块的单帧运动目标检测概率图,可见以子块为单位计算后,静止车辆顶部与远处背景交界处补偿不好的边缘被抑制,没有对单帧检测结果造成影响,但车窗强纹理边缘位置仍具有较高的运动目标概率(如图5(e)所示).经过多帧概率累计后,该错误概率被修正(如图5(d)所示).最终的运动目标检测结果如图5(f)所示.可见基于图像子块的运动目标检测及多帧概率累积,减小了补偿不好的背景像素点对最终的运动目标检测结果的影响.

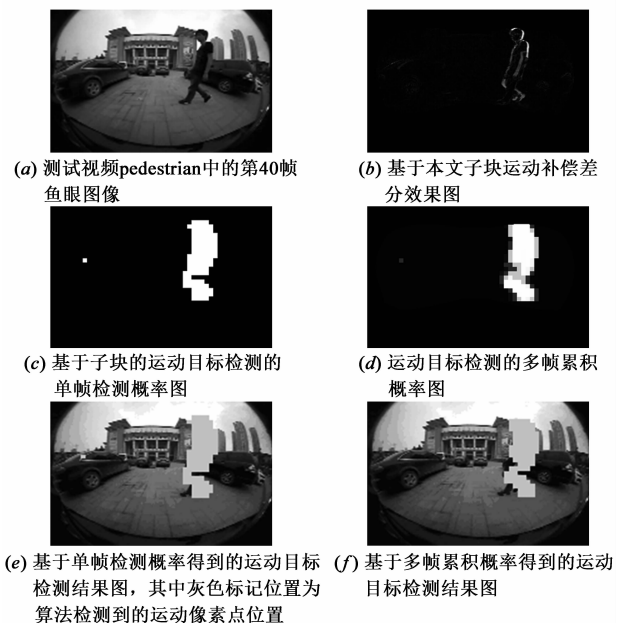


图5 运动目标检测效果图

为定量评估算法检测效果,将检测率 DR 和误检率 FAR^[29] 作为评估指标.其计算公式为

$$DR = \frac{TP}{TP + FN}, FAR = \frac{FP}{TP + FP}$$

其中,TP 表示检出的与实际相符的运动目标个数,FP 表示误检的非运动目标个数,FN 表示未检出的运动目标个数.评估结果如表3~6所示,表中RR表示视频中人工标记的运动目标总数.由表3~6可见,相对于对比方法,本文方法具有较高的检测率及较低的误检率.图6给出本文方法和对比方法在部分场景上的检测结果对比图,第一个场景来源于测试视频dustbin,需要检测的运动目标有黑色移动车辆和近处移动行人,行人腿部运动较明显.第二个场景来源于测试视频complex scene,需要检测的运动目标有近处移动自行车及远处移动摩托车.本文方法检测结果正确,对比方法虽然也检测到了运动目标位置,但是由于对背景运动补偿不好,大量背景像素点也

当成运动点被检测,导致误识别多.

表3 测试视频 vehicle 上运动目标检测结果对比评估表

方法	帧数	RR	TP	FN	FP	DR(%)	FAR(%)
仿射模型	91	57	35	22	27	61.40	43.55
双线性模型	91	57	33	24	44	57.89	57.14
文献[17]模型	91	57	41	16	19	71.93	31.67
本文方法	91	57	53	4	9	92.98	14.52

表4 测试视频 pedestrian 上运动目标检测结果对比评估表

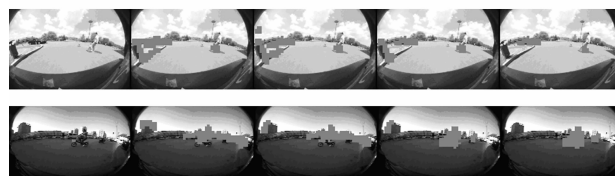
方法	帧数	RR	TP	FN	FP	DR(%)	FAR(%)
仿射模型	300	96	91	5	58	94.79	38.93
双线性模型	300	96	92	4	42	95.83	31.34
文献[17]模型	300	96	96	0	11	100	10.28
本文方法	300	96	96	0	2	100	2.04

表5 测试视频 dustbin 上运动目标检测结果对比评估表

方法	帧数	RR	TP	FN	FP	DR(%)	FAR(%)
仿射模型	200	311	239	72	152	76.85	38.87
双线性模型	200	311	238	73	164	76.53	40.80
文献[17]模型	200	311	259	52	96	83.28	27.04
本文方法	200	311	285	26	47	91.64	14.16

表6 测试视频 complex scene 上运动目标检测结果对比评估表

方法	帧数	RR	TP	FN	FP	DR(%)	FAR(%)
仿射模型	450	532	288	244	143	54.14	33.18
双线性模型	450	532	312	220	262	58.65	45.64
文献[17]模型	450	532	398	134	175	74.81	30.54
本文方法	450	532	401	131	2	75.38	0.50



第一列为原始鱼眼图像;第二列为基于仿射模型的运动目标检测结果图,灰色标记位置为算法检测到的运动像素点位置;第三列为双线性模型的运动目标检测结果图;第四列为基于文献[17]模型的运动目标检测结果图;第五列为本文方法运动目标检测结果图

图6 运动目标检测结果对比图

5 结论

本文提出了一种基于子块运动补偿的运动目标检测方法.首先对图像进行子块划分,推导并建立各个子块的运动补偿模型获取子块运动补偿图像,然后基于子块运动补偿图像和真实图像间的差异信息检测运动目标.所提出的子块运动补偿模型解决了以往运动补偿模型对强视差背景补偿效果不好的问题.在子块运

动补偿模型参数求解时,通过引入自车运动参数将模型参数简化为一维求解,降低了求解难度,和常用的基于特征点的参数求解方法相比,不受特征点匹配结果影响.为使所提运动目标检测方法适用于鱼眼相机,提出了三平面校正方法解决鱼眼相机成像形变问题,进而实现鱼眼图像上的运动目标检测.未来,将结合图像分割方法进一步提高运动目标检测精度.

参考文献

- [1] Broggi A, Cardarelli E, Cattani S, et al. Vehicle detection for autonomous parking using a Soft-Cascade AdaBoost classifier[A]. Proceedings of Intelligent Vehicles Symposium[C]. New Jersey, USA; IEEE, 2014. 912 - 917.
- [2] 魏志强, 纪筱鹏, 冯业伟. 基于自适应背景图像更新的运动目标检测方法[J]. 电子学报, 2005, 33(12): 2261 - 2264.
Wei Zhi-qiang, Ji Xiao-peng, Feng Ye-wei. A moving object detection method based on self-adaptive updating of background[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(12): 2261 - 2264. (in Chinese)
- [3] 李宏友, 汪同庆, 叶俊勇, 蒋昀赞. 基于 3D OGHM 的视频运动目标检测算法[J]. 电子学报, 2008, 36(3): 604 - 608.
Li Hong-you, Wang Tong-qing, Ye Jun-yong, Jiang Yun-yun. An approach based on 3D orthogonal gaussian-hermite moments for detecting moving objects[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(3): 604 - 608. (in Chinese)
- [4] Sato I, Yamano C, Yanagawa H. Crossing obstacle detection with a vehicle-mounted camera[A]. Proceedings of Intelligent Vehicles Symposium[C]. New Jersey, USA; IEEE, 2011. 60 - 65.
- [5] 张泽旭, 李金宗, 李宁宁. 基于光流场分割和 Canny 边缘提取融合算法的运动目标检测[J]. 电子学报, 2003, 31(9): 1299 - 1302.
Zhang Ze-xu, Li Jin-zong, Li Ning-ning. Detection of moving object using a fusion method based on segmentation of optical flow field and edge extracted by Canny's operator[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(9): 1299 - 1302. (in Chinese)
- [6] Yamaguchi K, Kato T, Ninomiya Y. Moving obstacle detection using monocular vision[A]. Proceedings of Intelligent Vehicles Symposium[C]. New Jersey, USA; IEEE, 2006. 288 - 293.
- [7] Kundu A, Krishna K M, Sivaswamy J. Moving object detection by multi-view geometric techniques from a single camera mounted robot[A]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems[C]. New Jersey, USA; IEEE, 2009. 4306 - 4312.
- [8] Schueler K, Raaijmakers M, Neumaier S, et al. Detecting parallel moving vehicles with monocular omnidirectional side cameras[A]. Proceedings of Intelligent Vehicles Symposium[C]. New Jersey, USA; IEEE, 2013. 567-572.
- [9] Hartley R, Vidal R. The multibody trifocal tensor; Motion segmentation from 3 perspective views[A]. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. New Jersey, USA; IEEE, 2004. 769-775.
- [10] Zhang G, Jia J, Xiong W, et al. Moving object extraction with a hand-held camera[A]. Proceedings of IEEE 11th International Conference on Computer Vision[C]. New Jersey, USA; IEEE, 2007. 1 - 8.
- [11] Ozden K E, Schindler K, Van Gool L. Simultaneous segmentation and 3d reconstruction of monocular image sequences[A]. Proceedings of IEEE 11th International Conference on Computer Vision[C]. New Jersey, USA; IEEE, 2007. 1 - 8.
- [12] Sheikh Y, Javed O, Kanade T. Background subtraction for freely moving cameras[A]. Proceedings of IEEE 12th International Conference on Computer Vision[C]. New Jersey, USA; IEEE, 2009. 1219 - 1225.
- [13] 王洪斌, 赵振涌, 顾彪, 等. 基于全局运动补偿的多运动目标检测方法研究[J]. 电子技术应用, 2011, 37(1): 110 - 113.
Wang Hong-bin, Zhao Zhen-yong, Gu Biao, et al. Research on multi-moving object detection algorithm based on global motion compensation[J]. Computer Technology and Its Applications, 2011, 37(1): 110 - 113. (in Chinese)
- [14] 吴思, 林守勋, 张勇东. 基于动态背景构造的视频运动对象自动分割[J]. 计算机学报, 2005, 28(8): 1386 - 1392.
Wu Si, Lin Shou-xun, Zhang Yong-Dong. Automatic segmentation of moving objects in video sequences based on dynamic background construction[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(8): 1386 - 1392. (in Chinese)
- [15] 郑世友, 费树岷, 刘怀, 等. 动态场景图像序列中运动目标检测新方法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(9): 1590 - 1597.
Zheng Shi-you, Fei Shu-min, Liu Huai, et al. A novel approach to moving object detection in image sequence acquired by a mobile camera[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(9): 1590 - 1597. (in Chinese)
- [16] Jung B, Sukhatme G S. Real-time motion tracking from a mobile robot[J]. International Journal of Social Robotics, 2010, 2(1): 63 - 78.
- [17] Lin C C, Wolf M. Detecting moving objects using a camera on a moving platform[A]. Proceedings of 20th International Conference on Pattern Recognition[C]. New

- Jersey, USA; IEEE, 2010. 460 – 463.
- [18] 金俣欣,陶霖密,徐光祐,等. 摄像机自由运动环境下的背景建模[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(2): 359 – 364.
Jin Yu-xin, Tao Lin-mi, Xu Guang-you, et al. Background modeling under free moving camera environment [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(2): 359 – 364. (in Chinese)
- [19] Yuan C, Medioni G, Kang J, et al. Detecting motion regions in the presence of a strong parallax from a moving camera by multiview geometric constraints [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(9): 1627-1641.
- [20] Kim J, Ye G, Kim D. Moving object detection under free-moving camera [A]. Proceedings of 17th IEEE International Conference on Image Processing [C]. New Jersey, USA; IEEE, 2010. 4669 – 4672.
- [21] Einhorn E, Filzhuth M, Schröter C, et al. Monocular detection and estimation of moving obstacles for robot navigation [A]. Proceedings of the 5th European Conference on Mobile Robots [C]. USA; IEEE, 2011. 121 – 126.
- [22] Cuevas C, Mohedano R, Garcia N. Statistical moving object detection for mobile devices with camera [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Consumer Electronics [C]. New Jersey, USA; IEEE, 2015. 15 – 16.
- [23] Hold S, Nunny C, Kummert A, et al. Efficient and robust extrinsic camera calibration procedure for lane departure warning [A]. Proceedings of the 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium [C]. New Jersey, USA; IEEE, 2009. 382 – 387.
- [24] 于红绯,刘威,袁淮,赵宏. 基于鱼眼相机的自运动参数异步估计[J]. 电子学报, 2013, 41(9): 1831 – 1835.
Yu Hong-fei, Liu Wei, Yuan Huai, Zhao Hong. Ego-motion asynchronous estimation based on fish-eye camera [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(9): 1831 – 1835. (in Chinese)
- [25] Xu M, Lu J. Distributed RANSAC for the robust estimation of three-dimensional reconstruction [J]. Computer Vision, IET, 2012, 6(4): 324 – 333.
- [26] Tomasi C, Kanade T. Detection and Tracking of Point Features [R]. USA; Carnegie Mellon University, 1991.
- [27] Kannala J, Brandt S S. A generic camera model and calibration method for conventional, wide-angle, and fish-eye lenses [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(8): 1335 – 1340.
- [28] 黎胜亮,刘昆,张峰,肖龙,韩大鹏. 基于压缩感知在线稀疏的红外视频遥感凝视成像[J]. 电子学报, 2015, 43(3): 518 – 522.
Li Sheng-liang, Liu Kun, Zhang Feng, Xiao Long-long, Han Da-peng. Infrared remote sensing video staring imagery based on compressed sensing online sparse [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(3): 518 – 522. (in Chinese)
- [29] 孙瑾,顾宏斌,郑吉平. 一种基于梯度方向信息的运动目标检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(3): 571 – 579.
Sun Jin, Gu Hong-bin, Zheng Ji-ping. A gradient direction based moving object detection [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(3): 571 – 579. (in Chinese)

作者简介



于红绯 女, 1982 年 5 月出生, 辽宁沈阳人, 博士, 东北大学研究院研究员, 东软汽车电子研究员. 主要研究领域为汽车辅助驾驶、自动驾驶, 研究方向为计算机视觉、图像处理.
E-mail: yuhf@neusoft.com



刘威 男, 1975 年 6 月出生, 辽宁沈阳人, 博士, 东北大学副教授, 教授级高级工程师. 主要研究领域为汽车辅助驾驶、智能交通、智能安防, 研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别.
E-mail: lwei@neusoft.com