

基于运动显著图和光流矢量分析的目标分割算法

崔智高, 李艾华, 王涛, 李辉

(火箭军工程大学 502 教研室 西安 710025)

摘要:为提高运动目标分割算法对多种复杂场景的自适应能力和分割精度,提出一种基于运动显著图和光流矢量分析的目标分割算法。该算法首先基于运动显著图提取运动目标的大致区域,然后利用光流矢量获得运动目标和背景区域的运动边界,并结合点在多边形内部原理得到运动目标内部精确的像素点,最后以超像素为基本分割单元,通过引入置信度的概念实现最终像素一级的目标分割。通过与典型算法进行多场景实验对比,表明该算法能够有效实现多种复杂场景下的运动目标分割,并且较现有算法具有更高的分割精度。

关键词: 目标分割;运动显著图;光流矢量分析;超像素;置信度

中图分类号: TP391 TH741 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Video object segmentation algorithm based on motion saliency map and optical flow vector analysis

Cui Zhigao, Li Aihua, Wang Tao, Li Hui

(Staff Room 502, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to improve the adaptive ability and segmentation accuracy of video object segmentation algorithm in various complex scenes, an object segmentation algorithm based on motion saliency map and optical flow vector analysis is proposed in this paper. Firstly, the proposed algorithm extracts the rough target region based on motion saliency map. Then, the motion boundaries of the motion object and background region are determined based on the optical flow vector between pairs of subsequent frames. The above information is combined to acquire the accurate pixels inside the moving objects with the point-in-polygon principle from the computational geometry. Finally, to refine the spatial accuracy of object segmentation in the previous step, per frame superpixels are acquired with over-segmenting method. And these superpixels are labeled as foreground or background based on confidence level and statistical model. The proposed algorithm was compared with typical algorithms in different scenes, and the results indicate that the proposed algorithm can effectively deal with the moving object segmentation on a variety of challenging scenes, and has higher segmentation accuracy than other existing algorithms.

Keywords: object segmentation; motion saliency map; optical flow vector analysis; superpixels; confidence level

1 引言

视频序列运动目标分割是计算机视觉领域中的重要而基础的研究方向,在巡检机器人^[1]、安防监控^[2]、智能交通等领域有着广泛的应用^[3]。根据摄像机是否运动,可分为静态背景目标分割和动态背景目标分割两类^[4]。静态背景目标分割研究相对普遍而深入,常用的方法包括帧差法^[5]、混合高斯模型^[6]、基于核密度估计的自适应背景模型^[7]、隐马尔可夫背景模型^[8]等。动态背景目标

分割中,由于摄像机发生了平移、旋转或光心运动,导致不同时刻同一背景图像坐标像素点不再对应三维空间的同一位置^[9-10],增加了运动目标分割的难度,是当前运动目标分割研究的重点和难点问题。

为了实现动态背景下的运动目标分割,很多学者采用补偿差分的策略。张兆阳等人^[11]采用径向运动补偿和像素值重分配实现运动补偿,并通过多帧差分运算提取视频序列的运动目标,该方法仅适用于背景变化不大的特殊场合,对于背景变化明显或摄像机变焦的情况,其处理效果较差;Araki S等人^[12]首先将背景运动建模为六

参数的仿射模型,然后利用角点特征匹配算法对背景运动进行估计,最后通过前后多帧的差分图像分割出运动物体,然而现有的角点匹配算法受角点提取误差和环境变化影响较大,从而导致该算法的稳定性较差;Suhr J等人^[13]采用了相似的思路,不同之处在于将背景运动建模为三参数的相似变换,因此可通过提取水平和垂直两方向上的图像局部极大值和极小值来估计模型参数,从而解决了角点匹配算法对环境适应性差的问题。

动态背景运动目标分割的另一种解决思路是利用视频序列中提取的特征点运动轨迹^[14]。Dey S等人^[15]利用视频序列独立提取和跟踪的特征点运动轨迹,提出一种基于基础矩阵约束的运动目标分割算法,然而该算法仅实现了特征运动轨迹的准确分类,并未实现最终的像素一级的运动目标分割;Cui X等人^[16]构造了包含目标运动轨迹和背景运动轨迹的轨迹矩阵,并通过低秩约束和组稀疏约束实现运动目标分割,该方法在动态背景视频序列中取得了较好的实验效果,但其实现过程需要矩阵分解和迭代运算,复杂性较高;Kwark S等人^[17]通过非参数置信传播估计前背景特征轨迹满足的运动模型,并通过贝叶斯滤波完成模型的传播,算法能够减小噪声和不完整特征轨迹造成的影响,但对于前背景颜色相近的区域分割效果不理想。

针对上述两类方法的局限性,本文提出一种基于运动显著图和光流矢量分析的动态背景目标分割算法。该算法首先基于运动显著图提取运动目标的大致区域,然后借助邻近帧之间的光流场获得运动目标和背景区域的运动边界,并利用运动边界对运动显著图进行分析,从而得到运动目标内部精确的像素点,最后通过过分割技术获取图像超像素,并通过引入置信度的概念和建立包含多种信息的表观模型实现最终像素一级的目标分割。本文算法在多组公开发布的视频序列中进行测试,并通过与现有方法的比较验证了本文方法的有效性和优越性,最后本文还给出了所提算法在巡检机器人上的实际应用。

2 算法描述

2.1 基于灰度投影的运动显著图获取

运动显著性是由视觉敏感特征引起的一种局部反差,反差越明显,其显著性越强,而运动显著图则是反映场景图像中各个位置运动显著性的一幅二维图像^[18]。本文考虑到运动目标区域与背景区域在运动方面的差异性,首先采用运动显著图来获取运动目标的大致区域,其核心思想是在水平和垂直两个方向上对图像像素的灰度值进行投影,从而把二维图像转换为两条一维特性曲线,然后对邻近帧图像的特性曲线进行相关计算,得到邻近帧图像之间的运动平移量。设 $P_t(i, j)$ 为第 t 帧图像中位置为 (i, j) 处的像素值,那么该帧图像在 x 和 y 方向的

特征曲线 Q_t^x 和 Q_t^y 可表示为

$$Q_t^x(j) = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H P_t(i, j) \quad j \in [1, W] \quad (1)$$

$$Q_t^y(i) = \frac{1}{W} \sum_{j=1}^W P_t(i, j) \quad i \in [1, H] \quad (2)$$

式中: W 和 H 分别表示当前帧图像的宽度和高度。为了准确估计邻近帧图像在 x 和 y 方向上的平移量 dx 和 dy ,按下式计算匹配度量函数:

$$R_x(dx) = \frac{1}{1 + \sum_j |Q_t^x(j) - Q_{t-l}^x(j + dx)|} \quad (3)$$

$$R_y(dy) = \frac{1}{1 + \sum_i |Q_t^y(i) - Q_{t-l}^y(i + dy)|} \quad (4)$$

式中: l 为邻近帧图像之间的间隔帧数。显然在邻近帧图像中,由于大部分图像内容是相同的,因此其特性曲线也基本相似,但由于摄像机运动导致了图像的整体移动,导致其对应的特性曲线会产生平移,并且当平移量估计正确时,特性曲线的匹配度量函数应该取得最大值,因此可计算得到平移量的估计值 \hat{dx} 和 \hat{dy} 为:

$$\hat{dx} = \arg \max_{dx} R_x(dx) \quad (5)$$

$$\hat{dy} = \arg \max_{dy} R_y(dy) \quad (6)$$

根据上述平移量的估计值,可计算得到第 t 帧图像的运动显著图 $S_t(i, j)$ 为:

$$S_t(i, j) = |P_t(i, j) - P_{t-l}(i - \hat{dy}, j - \hat{dx})| \quad (7)$$

图1所示为一个运动显著图估计的具体实例,其中图1(a)所示为dog视频序列^[19]的一帧原始图像,图1(b)所示为该帧图像对应的运动显著图,图中灰度值越接近1,表示其运动显著性越明显,即越可能是运动目标,灰度值越接近0,则表示其为背景像素的可能性越大。

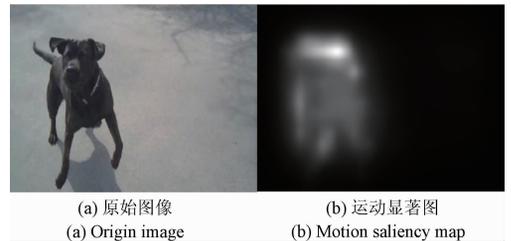


图1 运动显著图的结果示例

Fig. 1 Result example of the motion saliency map

2.2 基于光流矢量的目标像素点计算

在上文所述的运动显著图估计中,可通过设定一个适当阈值,并将运动显著性大于该阈值的像素判断为运动目标,然而实际应用中由于图像噪声、平移估计误差等多种因素的影响,使得运动显著图在运动目标附近的背景区域具有较低的准确率,因此若将阈值设置较小,将会将大量背景区域误分类为运动目标,而将阈值设置过大,

将会导致运动目标的分割不完整。为解决上述问题,本文首先借助邻近帧之间的光流场获得运动目标和背景区域的运动边界,然后利用运动边界对运动显著图进行分析,从而得到运动目标内部精确的像素点。

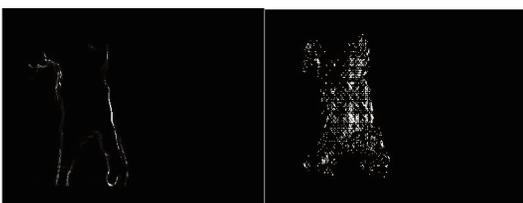
本文利用 Brox T 等人^[20]提出的算法计算邻近 l 帧图像之间的光流场,此时获得的光流场分为背景光流场和运动目标光流场两类,并且二者的光流矢量存在较大差异,因此可通过光流矢量的对比分析得到二者的运动边界。设 $F_t(i, j)$ 为第 t 帧图像位置为 (i, j) 处的光流矢量, $\|\nabla F_t(i, j)\|$ 为其对应的光流梯度幅值,则可得到一个边界强度系数 $B_t(i, j) \in [0, 1]$ 。

$$B_t(i, j) = 1 - \exp(-\lambda \|\nabla F_t(i, j)\|) \quad (8)$$

式中: λ 为将边界强度系数 $B_t(i, j)$ 控制在 $0 \sim 1$ 的参数。由于运动目标与背景区域边界处的光流矢量梯度幅值差异较大,因此可将强度系数 $B_t(i, j)$ 较大的像素点确定为二者的运动边界。在得到运动目标和背景区域的大致边界后,本文进一步计算运动显著图中像素与运动边界的交点,并通过判断点在多边形内部的方法^[21]得到运动目标内部精确的像素点。具体做法是:

- 1) 对视频序列的每帧图像,利用 2.1 节步骤得到运动显著图,通过设定一个较小阈值 T_1 得到大致的运动目标区域 \hat{S}_t ;
- 2) 利用式(8)得到该帧图像对应的边界强度系数,同样通过设定一个较小阈值 T_2 得到运动目标和背景区域的大致运动边界 \hat{B}_t ;
- 3) 将 \hat{S}_t 中的每个像素点向上、下、左、右 4 个方向引出射线,并计算每条射线与运动边界 \hat{B}_t 的交点数目,若交点数目为奇数,则判断该点在运动边界 \hat{B}_t 内部,否则,判断该点在运动边界 \hat{B}_t 外部;
- 4) 统计 \hat{S}_t 中每个像素 4 个方向引出射线与运动边界交点为奇数的射线数目,若超过 2 个,则认为该点属于运动目标内部的像素点。

将上述方法应用到图 1 所示图像中,得到图 2 所示结果,其中图 2(a)所示为运动目标和背景区域的运动边界,图 2(b)所示为其对应的目标内部像素点,其中目标内部像素点以白色菱形显示。



(a) 运动边界图 (a) Motion boundary (b) 目标内部像素点 (b) Interior pixels of moving object

图 2 运动边界与目标像素点计算的结果示例

Fig. 2 Result example of the motion boundary and object pixels calculation

2.3 基于置信度的超像素分类

由于运动显著图和运动边界的估计均有一定误差,因此通过上述步骤获得的目标内部像素点较稀疏,一般只占目标真实像素数目的 20% 左右。为了进一步获得完整的运动目标分割结果,本文以超像素为基本分割单元,并通过引入置信度的概念实现超像素的分类。

首先利用简单线性迭代聚类算法 (simple linear interactive clustering method, SLIC) 算法^[22]获得视频序列的超像素集合。该算法利用像素的颜色相似度和图像平面空间对像素进行聚类,生成的超像素具有较好的紧凑性和边界贴合度,并且超像素大小一致、形状均匀,非常适合作为运动目标分割的基本单元。设第 t 帧图像获得的超像素集合为 V_t ,则本节的目标就是对每个超像素 $v_{t,i}$ 进行分类,即 $v_{t,i} \in \{f, b\}$,其中 f 代表目标超像素, b 代表背景超像素。

然后对置信度较高的超像素进行分类。置信度用于衡量超像素与 2.2 节获得的目标内部像素点的符合程度,即如果超像素 $v_{t,i}$ 中包含已获得的目标内部像素点的比例 $h_{t,i}$ 大于某个大的阈值 T_3 ,则可认为该超像素具有很高的置信度属于运动目标,同理若 $h_{t,i}$ 小于某个小的阈值 T_4 ,则可认为该超像素具有很高的置信度属于背景,从而可将置信度较高的超像素分类为目标超像素和背景超像素,如式(9)所示。

$$v_{t,i} \in \begin{cases} f, & h_{t,i} \geq T_3 \\ b, & h_{t,i} \leq T_4 \end{cases} \quad (9)$$

最后对置信度较低的超像素进行分类。置信度较低的超像素是指目标内部像素点的比例 $h_{t,i}$ 介于阈值 T_3 和 T_4 之间的歧义超像素。为了对这些超像素进行分类,本文从置信度较高超像素中随机抽样 20% 的像素点,并以这些点构建运动目标和背景的统计模型,最后通过估计歧义超像素与统计模型的符合程度,实现对置信度较低超像素的分类,如式(10)所示。

$$A(v_{t,i} | c) = \frac{1}{n \cdot |v_{t,i}|} \sum_{k=1}^n \sum_{j \in v_{t,i}} \kappa(\mathbf{w}_{t,i}^j, \mathbf{w}_k) \quad c \in \{f, b\} \quad (10)$$

式中: $A(v_{t,i} | c)$ 表示歧义超像素 $v_{t,i}$ 属于背景或运动目标的概率, $|v_{t,i}|$ 和 n 分别表示歧义超像素中像素点和采样像素点的数目, $\mathbf{w}_{t,i}^j$ 和 \mathbf{w}_k 分别表示歧义超像素中像素点和采样像素点的特征向量,本文中每个特征向量包含 7 维特征信息,分别是 RGB 颜色、光流矢量和像素位置。

图 2 所示图像对应的超像素分类结果如图 3 所示,其中超像素之间的边界用白色线段表示,背景超像素用暗灰色表示,目标超像素则保持原有颜色。

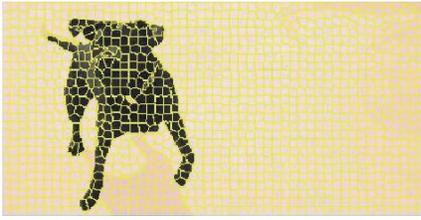


图3 超像素分类的结果示例

Fig. 3 Experiment result of final superpixel classification

表1 实验所用视频序列的相关信息

Table 1 The information of the video sequences used in the experiment

视频序列	来源文献	分辨率	视频长度	视频场景
dog	文献[19]	225 × 400	32	室外场景;非刚体目标;目标剧烈形变
cars2	文献[23]	640 × 480	30	室外场景;刚体目标;摄像机平移和旋转
cars7	文献[23]	640 × 480	24	室外场景;刚体目标;背景变化明显
people2	文献[23]	640 × 480	30	室外场景;非刚体目标;目标尺度变化
vperson	文献[24]	640 × 480	101	室内场景;非刚体目标;背景与目标颜色相近
vhand	文献[24]	640 × 480	401	室内场景;非刚体目标;目标所占比例较大

3.1 本文算法在公开数据集上的实验结果

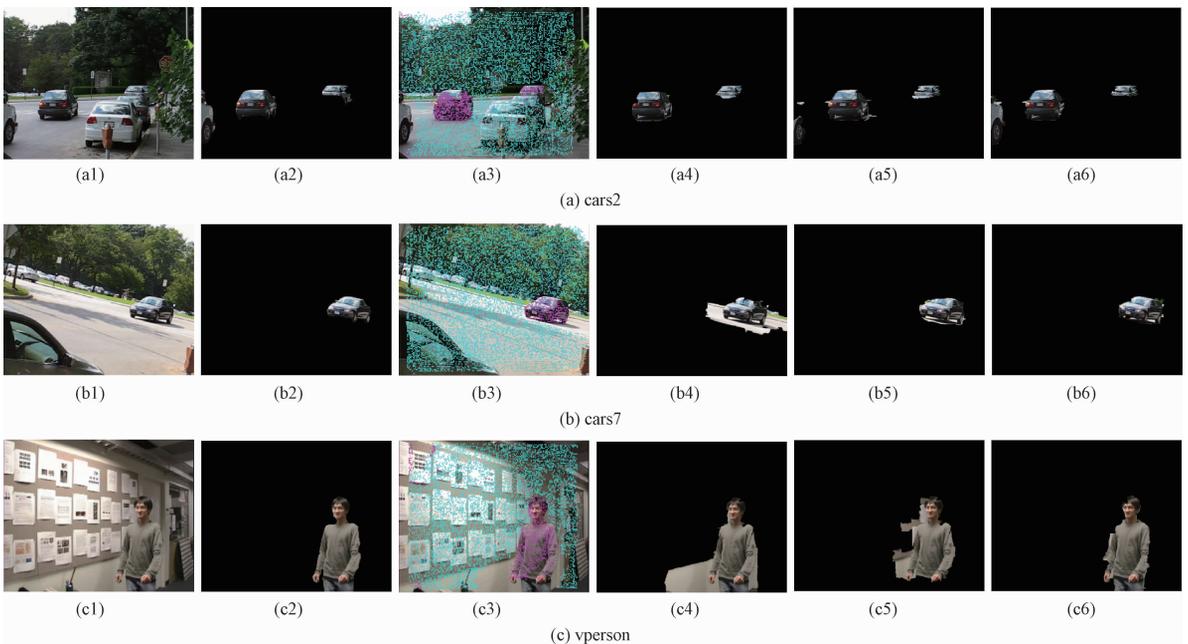
1) 与特征轨迹方法的对比实验

为了更好地测试本文算法的优越性,首先选择基于特征点运动轨迹的3种算法进行对比实验:基于基础矩阵约束的目标分割算法^[15](multi-frame monocular epipolar constraint, MMFM)、基于低秩约束和矩阵分解的目标分割算法^[16](low rank and group sparsitly constraints, LRSC)和基于非参数置信传播的目标分割算法^[17](belief propagation and Bayesian filtering, BPBF)。3种对比算法均以视频序列独立提取的运动轨迹作为输入,而本文算法

3 实验结果及分析

为了测试本文算法在动态背景下运动目标分割的性能,本文选择多个公开发布的视频序列进行测试,表1所示为实验所用视频序列的相关信息。所有对比实验参数均设置为 $l=2, \lambda=0.71, T_1=0.15, T_2=0.25, T_3=0.3, T_4=0.005$,实验中未对帧图像做任何后处理,直接输出目标分割结果。

则以运动显著图和光流场作为输入。本文算法和3种对比算法在4组视频序列的实验结果如图4所示。图4(a1)、(b1)、(c1)、(d1)为视频序列的一帧原始图像;图4(a2)、(b2)、(c2)、(d2)为该帧图像对应的理想分割结果;图4(a3)、(b3)、(c3)、(d3)为MMFM算法的目标分割结果,其中背景轨迹点和目标轨迹点分别用亮色和暗色显示;图4(a4)、(b4)、(c4)、(d4)为LRSC目标中分割结果,图4(a5)、(b5)、(c5)、(d5)为BPBF目标分割结果,图4(a6)、(b6)、(c6)、(d6)为本文算法的目标分割结果。其中背景像素点用黑色表示,目标像素点则保持原有颜色。



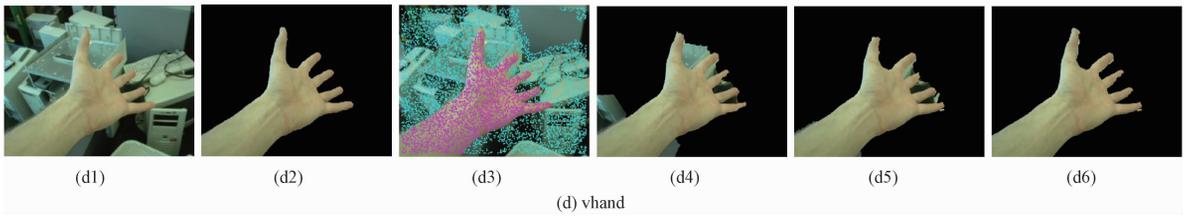


图 4 与特征轨迹方法的结果比对

Fig. 4 Qualitative performance comparisons with point trajectory based method

从实验结果可以看出,不同场景下 4 种算法均可以大致分割出运动目标区域,但在分割的准确性上有所差异。对比可以发现,基于基础矩阵约束的目标分割算法 MMFM 只实现了运动轨迹的分类,该结果只占图像像素数目的 6% 左右;此外,该方法要求视频序列的运动轨迹等长,因此会在图像边界区域出现分类错误,例如在 vperson 视频序列的边界区域误将背景像素点分类为目标轨迹点,以及在 cars2 视频序列中未分割出图像左边区域的小汽车。基于低秩约束和矩阵分解的目标分割算法 LRSC 同样要求视频序列的运动轨迹等长,因此在图像边界区域出现了大量的误检;除此之外,低秩约束的潜在假设是摄像机采用仿射模型,该假设会导致算法在背景存在较大深度变化时目标分割性能较差,比如在 vperson 视频序列中将大量背景像素点检测为目标像素点。基于非参数置信传播的目标分割算法 BPBF 的分割结果相对完整和准确,但目标的过分割导致边界不清楚,例如在 cars2

和 cars7 视频序列中将车身和阴影融为了一体。相比于前 3 种算法,本文方法在综合性能上更为优越,这是由于算法将基于运动显著图获取的目标区域信息和基于光流矢量分析获取的目标边界信息统一考虑,使得在不同场景下得到的目标内部像素点均较为清晰准确,另外算法以均匀分割获得的超像素作为基本的分割单元,并通过引入置信度的概念分步实现超像素的分类,从而使得最终的目标分割结果更加完整准确。

为了定量评估上述算法的分割效果,利用广泛使用的查准率、查全率和综合评价指标进行度量,结果如表 2 所示。可以看出,不同场景下本文算法的查准率、查全率多数高于其他算法,表明所提算法对前景目标的分割准确性明显提升,综合评价指标值也稳居最高,且达到了 90% 以上,更充分说明了本文算法具有非常好的鲁棒性,能够广泛适用于不同场景下的运动目标分割。

表 2 与特征轨迹方法的定量比较

Table 2 Quantitative performance comparison with point trajectory based methods

Video	文献[16]			文献[17]			本文方法		
	查准率	查全率	综合评价指标	查准率	查全率	综合评价指标	查准率	查全率	综合评价指标
dog	0.931	0.905	0.918	0.923	0.941	0.932	0.963	0.939	0.951
cars2	0.864	0.790	0.825	0.828	0.885	0.856	0.903	0.922	0.912
cars7	0.657	0.986	0.789	0.843	0.967	0.901	0.883	0.972	0.925
people2	0.901	0.912	0.907	0.854	0.899	0.870	0.933	0.903	0.918
vperson	0.822	0.989	0.898	0.842	0.968	0.901	0.873	0.962	0.915
vhand	0.818	0.993	0.897	0.902	0.991	0.944	0.946	0.986	0.966

2) 与背景补偿方法的对比实验

基于背景补偿的方法也是动态背景下运动目标分割的一种重要方法。图 5 所示为本文算法和背景补偿方法^[13]在 people2 视频序列的目标分割结果对比,图 5(a)为视频序列的一帧原始图像,图 5(b)为该帧图像对应的理想分割结果,图 5(c)、(d)分别为背景补偿方法和本文方法的目标分割结果。从实验结果可以看出,本文方法得到的前景目标准确、清晰、完整,而基于背景补偿的方法虽然也基本分割出了运动目标的主体,但由于该方法采用了帧间对比差分的思想,因此只能获取运动目标

的边缘轮廓信息,在目标的内部出现了很明显的漏检区域。



(a) 原始图像 (a) Origin image (b) 理想分割结果 (b) The ground truth



(c) 背景补偿方法结果 (d) 本文方法结果
(c) Result of background compensation (d) Result for the proposed method

图5 与背景补偿方法的结果比对

Fig.5 Qualitative performance comparison with background compensation based method

3.2 本文算法在巡检机器人上的实际应用

巡检机器人可代替巡逻人员对地下国防工程室内外设备间进行巡逻,及时发现设备间存在的故障问题,从而为地下国防工程无人值守提供技术检测手段,并降低人力成本和相关风险。

巡检机器人系统上安装了云台可控制摄像机,其作用之一是在自主巡检中发现可运动目标,由于机器人云台的连续运动,导致图像背景在较大范围内发生变化,从而使得其运动目标分割的难度加大。将本文算法应用到项目组自主研制的巡检机器人中,即可实现动态背景下的运动目标分割,图6所示为应用本文算法进行目标分割的两组实验结果,其中图6(a1)、(b1)为原始图像,图6(a2)、(b2)为本文算法的目标分割结果,图中背景区域用暗色显示,运动目标区域则保持原有颜色。



图6 本文算法在巡检机器人上的分割结果

Fig.6 Segmentation results of the proposed algorithm in inspection robot

同样使用查准率、查全率和综合评价指标进行度量,结果如表3所示。由表3可以看出,本文算法在巡检机器人平台上的运动目标分割精度达到了90%以上,进一步验证了本文算法的有效性。

表3 图6所示视频序列的定量分割结果

Table 3 Quantitative segmentation results of the proposed method for the video sequence in Fig.6

Video	本文方法		
	查准率	查全率	综合评价指标
图6(a)	0.850	0.999	0.917
图6(b)	0.863	0.980	0.912

4 结论

本文针对动态背景下的运动目标分割问题,提出了一种基于运动显著图和光流矢量分析的目标分割算法。该算法将基于运动显著图获取的目标区域信息和基于光流矢量分析获取的目标边界信息统一考虑,并将上述两种信息纳入到点在多边形内部的方法框架中,从而实现了目标内部像素点的精确提取,在此基础上,以超像素为基本的分割单元,通过引入置信度的概念和建立包含多种信息的统计模型实现了最终像素级的目标分割。实验结果表明,本文算法相比于现有方法具有更准确的分割结果,并且算法性能稳定,适应于多种不同类型场景的运动目标分割。

参考文献

- [1] 朱奇光, 王佳, 张朋珍, 等. 基于高斯矩改进 SURF 算法的机器人定位研究 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(11): 2451-2457.
ZHU Q G, WANG J, ZHANG P ZH, et al. Research on mobile robot localization based on Gaussian moment improved SURF algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(11): 2451-2457.
- [2] 蒋一波, 陈琼, 王万良, 等. 视频传感器网络中多路径 K 级覆盖动态优化算法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(4): 830-840.
JIANG Y B, CHEN Q, WANG W L, et al. Multipath K level coverage dynamic optimization algorithm for video sensor networks [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(4): 830-840.
- [3] ZHOU X, YANG C, YU W. Moving object detection by detecting contiguous outliers in the low-rank representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(3): 597-610.
- [4] 王梅, 屠大维, 周许超. SIFT 特征匹配和差分相乘融合的运动目标检测 [J]. 光学精密工程, 2011, 19(4): 892-899.
WANG M, TU D W, ZHOU X CH. Moving object detection by combining SIFT and differential multiplication [J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(4): 892-899.
- [5] MOSCHENI F, BHATTACHARJEE S, KUNT M. Spatio-

- temporal segmentation based on region merging [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(9): 897-915.
- [6] STAUFFER C, GRIMSON W. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999: 246-252.
- [7] ELGAMMAL A, DURAISWAMI R, HARWOOD D, et al. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance [J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(7): 1151-1163.
- [8] KATO J, WATANABLE T, JOGA S, et al. An hmm-based segmentation method for traffic monitoring movies [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(9): 1291-1296.
- [9] 苑晶, 李阳, 董星亮, 等. 基于运动模式在线分类的移动机器人目标跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 568-577.
YUAN J, LI Y, DONG X L, et al. Target tracking with a mobile robot based on on-line classification for motion patterns [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 568-577.
- [10] DIMITRIOU N, DELOPOUSLOS A. Motion-based segmentation of objects using overlapping temporal windows [J]. Image and Vision Computing, 2013, 31(9): 593-602.
- [11] 张兆阳, 强祥, 陈琦玮, 等. 一种非静止背景下的运动目标检测方法[J]. 电子设计工程, 2016, 24(22): 127-130.
ZHANG ZH Y, QIANG X, CHEN Q W, et al. A method for moving objects detection in non-stationary background [J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(22): 127-130.
- [12] ARAKI S, MATSUOKA T, YOKOYA N, et al. Real-time tracking of multiple moving object contours in a moving camera image sequence [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2000, 83(7): 1583-1591.
- [13] SUHR J, JUNG H, LI G, et al. Background compensation for pan-tilt-zoom cameras using 1-D feature matching and outlier rejection [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(3): 371-377.
- [14] BROX T, MALIK J. Object segmentation by long term analysis of point trajectories [C]. Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2010: 282-295.
- [15] DEY S, REILLY V, SALEEMI I, et al. Detection of independently moving objects in non-planar scenes via multi-frame monocular epipolar constraint [C]. Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2012: 860-873.
- [16] CUI X, HUANG J, ZHANG S, et al. Background subtraction using low rank and group sparsity constraints [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2012: 612-625.
- [17] KWARK S, LIM T, NAM W, et al. Generalized background subtraction based on hybrid inference by belief propagation and bayesian filtering [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2011: 2174-2181.
- [18] CHEN C, LI S, QIN H, et al. Robust salient motion detection in non-stationary videos via novel integrated strategies of spatio-temporal coherency clues and low-rank analysis [J]. Pattern Recognition, 2016, 52(4): 410-432.
- [19] TSAI D, FLAGG M, REHG J. Motion coherent tracking using multi-label mrf optimization [J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 100(2): 190-202.
- [20] BROX T, MALIK J. Large displacement optical flow: Descriptor matching in variational motion estimation [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(3): 500-513.
- [21] PAPAOGLOU A, FERRARI V. Fast object segmentation in unconstrained video [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 1777-1784.
- [22] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [13] TRON R, VIDAL R. A benchmark for the comparison of 3-d motion segmentation algorithm [C]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [24] SAND P, TELLER S. Particle video: long-range motion estimation using point trajectories [J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 80(1): 72-91.

作者简介



Cui Zhigao (Corresponding author) received his B.Sc., M.Sc. and Ph. D. degrees all from Rocket Force University of Engineering in 2007, 2010, 2014, respectively. Now he is a lecturer in Rocket Force University of Engineering. His main research interest includes pattern recognition and computer vision.

崔智高(通讯作者),分别在2007年、2010年和2014年于火箭军工程大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为火箭军工程大学讲师,主要研究方向为模式识别与计算机视觉。

E-mail: cuizg10@126.com