

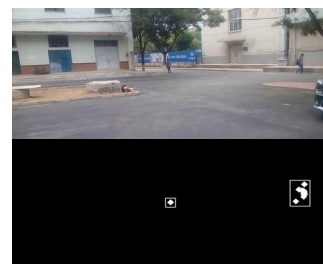


DOI: 10.12086/oe.2018.180008

复杂动态背景下的运动目标检测

王思明, 韩乐乐*

兰州交通大学自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730070



摘要: 为实现复杂动态背景下快速、准确地检测运动目标, 提出一种改进二进制鲁棒不变尺度特征(BRISK)算法的运动目标检测方法。首先对图像进行分块, 利用图像熵对图像块进行筛选; 然后针对特征匹配过程中存在大量误匹配的问题, 采用 k 近邻算法与欧氏距离进行特征匹配; 最后通过改进的顺序抽样一致性算法进行特征点提纯, 进一步完成背景运动补偿, 从而利用形态学处理分割运动目标。采用多组视频图像进行验证, 本文算法在原 BRISK 算法的基础上去除了 32.7% 的特征点, 并且匹配效率提高了 75%, 处理速度比以往算法快, 并且具有较强的抗噪性能。

关键词: 运动目标检测; BRISK 算法; 图像熵; 欧氏距离

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

引用格式: 王思明, 韩乐乐. 复杂动态背景下的运动目标检测[J]. 光电工程, 2018, 45(10): 180008

Moving object detection under complex dynamic background

Wang Siming, Han Lele*

School of Automation & Electrical Engineering, Lanzhou Jiao Tong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract: In order to realize fast and accurate detection of moving targets under complex dynamic background, a moving object detection method based on BRISK (binary robust invariant scalable keypoints) algorithm is proposed. Firstly, the image is divided into blocks, and the image blocks are filtered by using image entropy. Then, aiming at the problem of large number of mismatch in the process of feature matching, the k-nearest neighbor algorithm and Euclidean distance are used to perform feature matching. Finally, the improved sequential sampling consistency algorithm is used to refine the feature points and further completes the background motion compensation, and morphological processing is used to segment the moving target. Through the verification of multiple video images, the proposed algorithm removes 32.7% of the feature points based on the original BRISK algorithm and improves the matching efficiency by 75%. The proposed algorithm has faster processing speed than previous algorithms and strong anti-noise performance.

Keywords: moving object detection; BRISK algorithm; image entropy; Euclidean distance

Citation: Wang S M, Han L L. Moving object detection under complex dynamic background[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(10): 180008

收稿日期: 2018-01-06; 收到修改稿日期: 2018-05-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61263004)

作者简介: 王思明(1964-), 男, 硕士, 教授, 主要从事嵌入式系统开发与智能信息处理的研究。E-mail: 379256580@qq.com

通信作者: 韩乐乐(1992-), 男, 硕士研究生, 主要从事图像处理的研究。E-mail: hlldyx12@163.com

1 引言

运动目标检测是视频监控、视觉导航、智能交通等领域的重要研究内容^[1]。运动目标检测的目的是从视频图像序列中提取运动区域，从而为目标跟踪、识别、避障、导航做下一步的准备工作。复杂动态背景下的运动目标检测是目前研究的难点，主要原因有两点：第一，在移动平台下，由于摄像头的运动导致场景中存在全局运动矢量与局部运动矢量。第二，光线变化或者恶劣天气可能导致背景发生变化，从而影响检测效果。

动态背景运动目标检测主要分为光流法^[2-3]与背景运动补偿法，背景运动补偿法通过全局运动参数消除全局运动矢量，从而完成背景运动补偿，求出运动目标。常见的背景运动补偿法有块匹配法^[4]和特征点匹配法，特征点匹配法在处理摄像头旋转、伸缩等方面更具优势。文献[5]提出一种融合小波变换及自适应SIFT(scale-invariant feature transform)算法的运动补偿方案，但SIFT算法运行时间过长，不能满足算法快速性的要求。文献[6]采用改进的SURF(speeded up robust features)特征匹配与多帧差能量累积的运动目标检测算法，但选取的局部匹配区域不能适应复杂场景的变化。文献[7]提出一种改进后的ORB(oriented fast and rotated BRIEF)特征匹配和差分相乘融合的检测算法，改进后的ORB算法进一步减少了算法的运行时间，但基于PROSAC(progressive sample consensus)算法去除的错误匹配效果较差，检测精度无法满足实际要求。

针对上述问题，本文提出一种适应于复杂动态背景的运动目标检测算法，利用BRISK(binary robust invariant scalable keypoints)算法进行特征匹配，提升了算法的运行效率；同时为了避免复杂背景对检测效果的影响，采用图像熵对图像块进行筛选，去除背景中信息较为复杂的块；利用k近邻算法与欧氏距离提升特征匹配的准确性，最后采用改进PROSAC算法选取最优特征点对完成运动目标检测。

2 改进的BRISK特征匹配算法

2.1 特征点检测

BRISK算法为了解决尺度不变形问题，构建了图像金字塔多尺度空间进行特征点检测。

1) 构建 n 个 octave 层(用 c_i 表示)和 n 个 intra-octave 层(用 d_i 表示)，其中 c_0 为原图像，octave 层是由 c_0 层进行 2 倍下采样产生，intra-octave 层是由

c_0 层进行 1.5 倍下采样产生。 c_i 、 d_i 层与原图像 c_0 的关系用 w 表示，公式如下：

$$w(c_i) = 2^i, w(d_i) = 2^i \times 1.5 \quad (1)$$

2) 对每个 octave 和 intra-octave 层进行 FAST9-16 角点检测(作为原始特征点)，由于 $n=4$ ，从而得到 8 张具有角点信息的图。接着对原图 c_0 进行 FAST5-8 角点检测(作为 $d(-1)$ 层)，总计 9 张角点检测图。

3) 在空间上对 9 张角点检测图进行非极大值抑制，保证特征点在位置空间(8 邻域点)和尺度空间(上下两层 18 点)，总计 26 个点的 FAST 分值最大，否则不能作为特征点。

4) 由于特征点在图像和尺度维度上是连续的，因此对极值点所在层及上下两层的 3 个 FAST 分值进行二维二次函数插值，即可得到特征点所在的 FAST 分值及特征点位置；再对尺度方向进行一维插值，即可求出特征点所在的尺度。

2.2 特征描述

BRISK 特征描述符采用均匀采样模式，即以关键点为中心，构建 N 个不同半径的同心圆，对同心圆上的采样点进行高斯滤波。采样模式如图 1 所示。

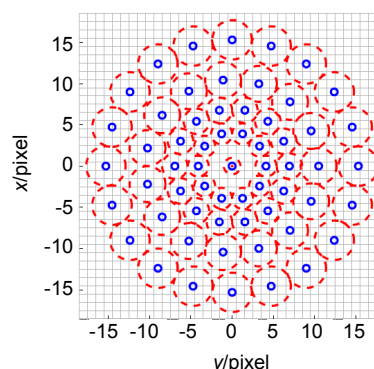


图 1 采样模式

Fig. 1 Sampling mode

利用 N 个采样点组成 $N(N-1)/2$ 个采样点对，用集合 A 表示：

$$A = \{(p_i, p_j) \in R^2 \times R^2 \mid i < N \cap j < i \cap i, j \in N\} \quad (2)$$

特征点平滑后像素值分别为 $I(p_i, \sigma_i)$ 和 $I(p_j, \sigma_j)$ ，其中 σ 为高斯平滑核的方差。利用以上信息，计算局部梯度：

$$g(p_i, p_j) = (p_j - p_i) \cdot \frac{I(p_j, \sigma_j) - I(p_i, \sigma_i)}{\|p_j - p_i\|^2} \quad (3)$$

定义 S 为短距离的特征点对欧氏距离集， L 为长距离特征点对欧氏距离集合^[8]：

$$S = \{(p_i, p_j) \in A \mid \|p_j - p_i\| < \delta_{\max}\} \subseteq A \quad (4)$$

$$L = \{(p_i, p_j) \in A \mid \|p_j - p_i\| > \delta_{\min}\} \subseteq A, \quad (5)$$

其中 $\delta_{\max} = 9.75t$, $\delta_{\min} = 13.67t$, δ 为欧氏距离阈值, t 为特征点所在尺度。特征点方向如下:

$$g = \begin{cases} g_x \\ g_y \end{cases} = \frac{1}{L} \cdot \sum_{(p_i, p_j) \in L} g(p_i, p_j) \quad (6)$$

为了解决旋转不变形问题, 计算特征描述子时, 选取 512 个短距离点对, 将特征点所在采样区域旋转角度 $\alpha = \arctan(g_y, g_x)$, 生成 512 bit 的二进制特征描述, 每个 bit 位定义为

$$b = \begin{cases} 1, & I(p_j^\alpha, \sigma_j) > I(p_i^\alpha, \sigma_i), \forall (p_i, p_j) \in S \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

BRISK 特征匹配采用汉明距离对特征描述符进行匹配, Str_1 和 Str_2 为 512 位的特征描述子, 定义如下:

$$D(Str_1, Str_2) = \sum_{i=1}^{512} x_i \oplus y_i \quad (8)$$

2.3 基于图像熵的图像块筛选

BRISK 算法在特征提取过程中, 主要针对图像角点局部信息, 忽视角点信息分布^[9]。在复杂动态背景下, 角点信息分布不均, 可能造成局部区域角点过于集中, 从而导致特征匹配存在较大的误差。文献[6]提出局部区域特征匹配方法, 选取图像的四个角落进行特征点提取, 但选取的角落可能出现角点过于密集, 从而导致局部特征点过多造成的错误匹配问题, 因此本文提出一种基于图像熵的图像块筛选方法, 图像的信息熵反映了图像所包含的信息量^[10]。令 f_i 为图像中灰度 i 的像素所占比例, 定义灰度图像一元灰度熵为

$$H = -\sum_{i=0}^{255} f_i \log_2 f_i \quad (9)$$

图像的一维熵表示图像灰度分布聚集特性, 熵值越大, 代表图像灰度越集中, 特征点的数目越多; 熵值越小, 特征点的数目越少。根据图像熵的意义, 将其应用到算法中, 具体步骤如下:

1) 图像分块。将图像分成大小相等的子块, 子块越小图像的信息越少, 但相对计算量会增大, 因此本文将图像分为 8 块。

2) 对每个子块求其图像熵。对于图像的每个子块, 计算图像熵, 然后对其进行排序, 选取中间的 4 个子块。子块的图像熵越大, 特征点越集中, 错误匹配率越大。因此去除图像熵最大的两个子块, 同样去除对于特征匹配贡献值最小的两个子块。

2.4 基于 k 近邻与欧氏距离的特征匹配算法

传统的特征匹配策略利用暴力匹配法, 将两个特

征点集中的最近汉明距离点对作为特征匹配对, 没有考虑匹配的特征点是否在同一区域, 或者多个特征点相近时出现误匹配。文献[7]利用 k 近邻算法进行特征匹配, 若特征点的最近邻与次近邻特征点之间的汉明距离比值小于设定阈值, 则认为匹配成功。虽然可以进一步滤除误匹配对, 但这种方法可能与出现前后两帧图像的匹配特征点的实际坐标位置相差过大, 只适合动态背景下的小运动目标, 不能适应复杂动态背景下的运动目标。为此, 本文提出一种新的特征匹配算法, 首先利用 k 近邻算法进行特征描述符的粗略匹配, 然后对匹配后的特征点对坐标采用欧氏距离进行进一步的筛选, 从而为下一步的背景运动参数估计做准备, 具体步骤如下:

1) 寻找最近邻点与次近邻点。通过 k 近邻算法寻找目标帧与参考帧特征点 P_1 汉明距离最近特征点 P_2 和次近特征点 P_3 , 并将 P_1 和 P_2 、 P_3 的汉明距离定义为 d_1 、 d_2 。

2) 匹配特征点对。设立阈值 r , 若 $d_1/d_2 < r$, P_2 为 P_1 的正确匹配点。

3) 通过上述两个步骤, 可得到粗略的特征点集 S_1 和 S_2 。计算特征点集 S_1 和 S_2 的坐标的欧氏距离, 即为特征点集 S_1 和 S_2 的欧氏距离集 S_3 , 并求出 S_3 的均值 m 。

4) 若特征点集 S_3 的值小于 m 则对应的特征点集 S_1 和 S_2 中的特征点 P_1 和 P_2 对为正确的特征匹配对, 否则认为匹配失败。

2.5 一种基于改进的 PRAOSAC 算法的特征点提纯

BRISK 算法完成特征匹配之后, 接下来选取几组最优特征点对进行背景运动估计。文献[11]采用基于随机抽样检测方法提纯特征点, 从匹配点对随机抽取点对, 产生最优内点集, 但并非最优特征点对; 因此文献[7]利用基于 PROSAC 算法去除误匹配, PROSAC 算法是 RANSAC(random sample consensus)算法的改进, 利用匹配对质量的好坏进行排序, 从而求出最优匹配点对。但这种方法求出最优内点集需要不断设置误差阈值, 否则会出现多组内点集中的内点数目相同, 从而无法选择最优内点集, 因此本文提出一种改进的 PROSAC 算法, 由于本文摄像机运动参数模型选择六参数仿射模型, 因此计算运动参数时只需要选择 3 个特征点对, 步骤如下:

1) 对于 2.4 节求出的匹配点集利用汉明距离进行排序。

2) 从样本集选取前 N 个特征点对, 从中取出 3 个特征点对计算模型参数, 并利用此模型参数求出剩余特征点对的误差累计值 e_s 。

3) 另外选取 3 个特征点对, 重复进行步骤 2), 直至计算出所有组合中的误差累计值。

4) 从以上步骤中求出的误差累计值中求出最小误差累计值, 即为最优的特征点集。

2.6 运动补偿

根据 2.5 节中求出的最优特征点对, 利用六参数仿射变换模型进行运动补偿, 将参考帧图像进行仿射变换即可得到参考帧运动补偿后的图像。仿射变换主要包括旋转、平移、缩放三种变换形式, 可以满足图像配准的要求^[12], 其矩阵形式表现为

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}, \quad (10)$$

式中: $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}$ 表示图像的旋转、缩放的过程, $\begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}$ 表示图像的平移过程。

2.7 运动目标提取

参考帧图像运动补偿完成后, 采用帧差法将当前帧与参考帧补偿后的图像进行差分处理, 得到帧差后的灰度化图像, 将灰度化图像进行二值化, 得到分离

后的运动目标。设 $I_{t-1}(x, y)$ 为配准后图像, $I_t(x, y)$ 为目标帧图像, 与阈值 T 进行比较即可得到帧差后的二值化图像:

$$d_{t-1,t}(x, y) = \begin{cases} 1 & |I_{t-1}(x, y) - I_t(x, y)| > T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (11)$$

阈值 T 采用 Otsu 算法计算, 首先设置前景与背景的区别阈值 q , 前景像素占帧差图像的比例为 ω_1 , 平均灰度为 μ_1 , 背景像素占帧差图像的比例为 ω_2 , 平均灰度为 μ_2 。类间方差 ε 的计算公式为

$$\varepsilon = \omega_1 \times \omega_2 \times (\mu_2 - \mu_1)^2. \quad (12)$$

Otsu 算法采用遍历法求取最佳阈值, 当类间方差 ε 最大时的阈值 q 即为所求阈值。理论上, q 的取值范围为 0~255, 实验中 q 的最佳阈值取值范围为 30~100。

理论上, 帧差后的二值化图像即可得到运动目标, 但在实际过程中, 由于复杂背景中的噪声以及图像配准误差等因素的影响, 图像中存在大量孤立的点, 因此必须通过形态学处理才可提取出正确的运动目标。本文的算法流程如图 2 所示。

3 实验结果与分析

实验平台采用 Intel core(TM) i3-3110M 主频 2.4 GHz 的 PC 机, 内存为 4 G, 利用 C++ 与 openCV2.4.13 在 Visio Studio2013 上进行调试, 验证算法的准确性与

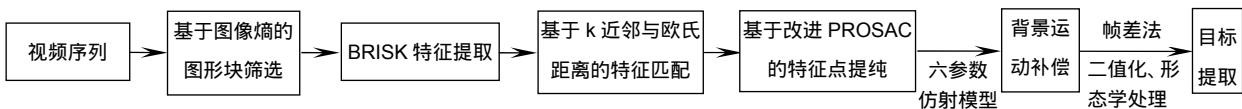


图 2 算法流程
Fig. 2 Algorithm flowchart



图 3 三组视频图像。(a) 第一组视频序列 V1; (b) 第二组视频序列 V2; (c) 第三组视频序列 V3

Fig. 3 Video images. (a) The first set of video sequences V1; (b) The second set of video sequences V2; (3) The third set of video sequences V3

实时性。实验采用 3 组实际拍摄视频,分别为 V1~V3, 图像大小为 1280 pixels×720 pixels, 如图 3 所示, 其中 k 近邻算法中的阈值 r 为 0.83。

3.1 特征点数目及算法实时性分析

为了验证本文算法的实时性, 利用本文算法与传统的 SIFT、SURF、BRISK 与文献[7]算法进行对比, 表 1 为四种算法对于 V1~V3 三组视频图像的特征点数目以及算法运行时间对比结果。由表 1 可知: 本文所提算法对于特征点的数目比原 BRISK 算法减少了 32.7%, 处理时间减少了 1.1 s; 同时本文算法处理速度是 SIFT 算法的 15 倍, SURF 的 4 倍。文献[7]的 ORB 算法在理论上所有特征点匹配算法中耗时最少, 本文算法对于 V1 和 V2 的耗时是基本一致的, 并且对于 V3 算法运行时间比 ORB 算法少 0.38 s。

3.2 算法匹配准确度分析

为了验证本文特征匹配算法的准确性, 选择 V1~V3 三组视频图像中的其中一帧图像, 通过暴力匹配算法和 RANSAC 法、k 近邻算法、本文匹配算法进

行对比试验, 实验结果表 2 所示。

由表 2 可知, 基于暴力匹配和 RANSAC 法之后, 去除的误匹配对只有 50%左右, 其中仍然存在着大量的错误匹配对; k 近邻算法可将匹配效率提高至 75% 以上, 本文算法进一步提升了匹配效率, 达到 84%, 为下一步的背景运动估计参数提供了可靠的数据。

3.3 算法检测效果对比

通过 V1~V3 组视频图像, 利用 SIFT、SURF、文献[7]以及本文算法对运动目标检测效果进行测试与对比, 检测效果如图 4、图 5 和图 6 所示, 图中的白色框为图像中的运动目标。图 4(a)、图 5(a)、图 6(a) 为 SIFT 算法检测效果, 图 4(b)、图 5(b)、图 6(b) 为 SURF 算法检测效果, 图 4(c)、图 5(c)、图 6(c) 为文献[7]所提的改进 ORB 算法检测效果, 图 4(d)、图 5(d)、图 6(d) 为本文提出的基于改进 BRISK 算法的运动目标检测效果图。由图 4 和表 1 可知, 本文算法检测速度不仅优于 SIFT 和 SURF 算法, 并且检测效果不比 SIFT 和 SURF 算法差; 同时由图 4(c)、图 6(c)、图 4(d)、图 6(d) 可知, 文献[7]的检测效果不如本文算法, 主要是

表 1 不同算法特征点数目及耗时对比结果

Table 1 Numbers of feature points and time-consuming of different algorithms

Video images	Feature points/(time-consuming/s)				
	SIFT	SURF	BRISK	Proposed method	Reference [7]
V1	3639/18.96	1266/5.01	1217/2.60	584/1.06	295/1.06
V2	2378/14.52	986/4.08	610/2.423	374/0.98	328/0.94
V3	488/10.18	401/3.20	95/1.67	64/0.57	262/0.95

表 2 特征匹配准确度对比结果

Table 2 Comparison of feature matching accuracy

Algorithms	V1	V2	V3
Original featurepoints	584	374	64
Brute-force +RANSAC	253/56.7%	181/51.6%	32/50%
KNNMatch	98/83.2%	90/75.9%	7/89.1%
Proposed method	83/85.8%	58/84.5%	5/92.2%

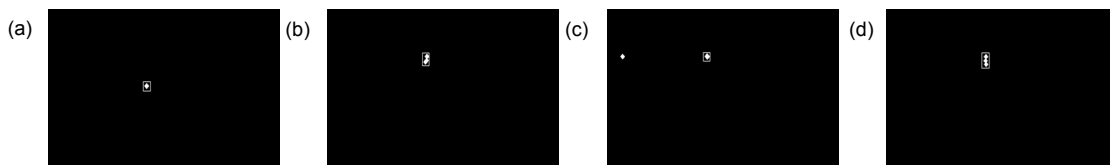


图 4 视频序列 V1 检测效果对比。(a) SIFT 算法; (b) SURF 算法; (c) 文献[7]算法; (d) 本文算法

Fig. 4 Comparison of video sequence V1 detection. (a) SIFT algorithm; (b) SURF algorithm; (c) Reference [7] algorithm; (d) Proposed algorithm paper

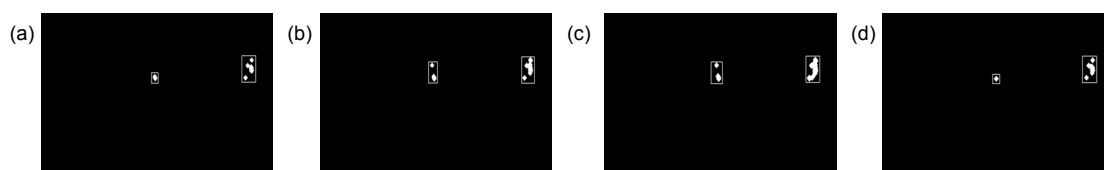


图5 视频序列 V2 检测效果对比。(a) SIFT 算法; (b) SURF 算法; (c) 文献[7]算法; (d) 本文算法
Fig. 5 Comparison of video sequence V2 detection. (a) SIFT algorithm; (b) SURF algorithm; (c) Reference [7] algorithm; (d) Proposed algorithm paper

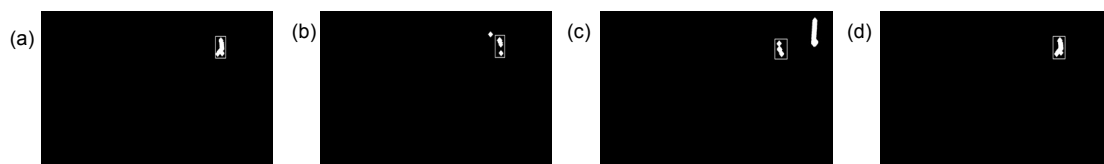


图6 视频序列 V3 检测效果对比。(a) SIFT 算法; (b) SURF 算法; (c) 文献[7]算法; (d) 本文算法
Fig. 6 Comparison of video sequence V3 detection. (a) SIFT algorithm; (b) SURF algorithm; (c) Reference [7] algorithm; (d) Proposed algorithm paper

因为文献[7]的 ORB 算法采用 FAST 算法检测特征点, 不如本文的 AGAST(图像金字塔多尺度空间特征点检测)算法检测的特征点可靠, 因此存在大量的噪声。

4 结论

针对复杂动态背景下的运动目标, 本文提出一种基于改进 BRISK 特征匹配的运动目标检测算法。该方法通过信息熵进行图像块筛选, 避免了 BRISK 算法检测的大量特征点导致的误匹配问题, 同时基于 k 近邻与欧氏距离的特征匹配算法进一步提升了匹配效率。实验利用三组视频图像对算法性能进行验证, 可以看出本文算法在提升检测速率的前提下同时满足了算法的抗噪性能。

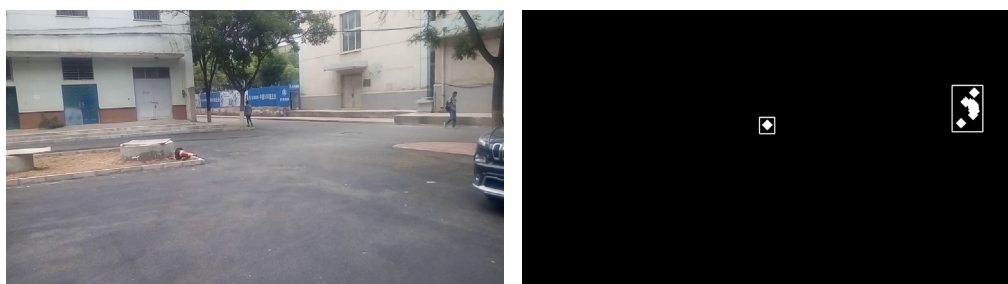
参考文献

- [1] Yang K W, Duan W W, Yang X Z. Infra-visible video fusion object tracking under rainy night condition[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **17**(5): 1131–1139.
吴克伟, 段伟伟, 杨学志. 雨夜条件下的红外可见光视频融合目标跟踪[J]. *仪器仪表学报*, 2016, **17**(5): 1131–1139.
- [2] Akshay S. Single moving object detection and tracking using Horn-Schunck optical flow method[J]. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2015, **10**(11): 30135–30152.
- [3] Liu H B, Chang F L. Moving object detection by optical flow method based on adaptive weight coefficient[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, **24**(2): 460–468.
刘洪彬, 常发亮. 权重系数自适应光流法运动目标检测[J]. *光学精密工程*, 2016, **24**(2): 460–468.
- [4] Yu H F, Liu W, Yuan H, et al. Moving object detection based on sub-block motion compensation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, **45**(1): 173–180.
于红绯, 刘威, 袁淮, 等. 基于子块运动补偿的运动目标检测[J]. *电子学报*, 2017, **45**(1): 173–180.
- [5] Ge H Y, Sun J H, Lin N, et al. A moving target detection approach to remove jitter by fusing wavelet transform and SIFT algorithm[J]. *Research and Exploration in Laboratory*, 2016, **35**(2): 119–123, 174.
葛鹤银, 孙建红, 林楠, 等. 融合小波变换及 SIFT 算法的去抖动运动目标检测[J]. *实验室研究与探索*, 2016, **35**(2): 119–123, 174.
- [6] Tang J L, Zheng J F, Li X Y, et al. Research on detecting algorithm of moving target in aerial video[J]. *Computer Science*, 2017, **44**(S2): 175–177, 183.
唐佳林, 郑杰锋, 李熙莹, 等. 航拍视频中运动目标检测算法研究[J]. *计算机科学*, 2017, **44**(S2): 175–177, 183.
- [7] Liu W, Zhao W J, Li C, et al. Detecting small moving target based on the improved ORB feature matching[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2015, **42**(10): 13–20.
刘威, 赵文杰, 李成, 等. 基于改进 ORB 特征匹配的运动小目标检测[J]. *光电工程*, 2015, **42**(10): 13–20.
- [8] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints[C]// *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision*, 2011: 2548–2555.
- [9] He L Y, Liu J H, Li G, et al. Fast image registration approach based on improved BRISK[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, **43**(8): 2722–2727.
何林阳, 刘晶红, 李刚, 等. 改进 BRISK 特征的快速图像配准算法[J]. *红外与激光工程*, 2014, **43**(8): 2722–2727.
- [10] Kriminger E, Cobb J T, Príncipe J C. Online active learning for automatic target recognition[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2015, **40**(3): 583–591.
- [11] Zhang W Y, Li Z, Wang Y J. UAV scene matching algorithm based on CenSurE-star feature[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, **38**(2): 462–470.
张闻宇, 李智, 王勇军. 基于 CenSurE-star 特征的无人机景象匹配算法[J]. *仪器仪表学报*, 2017, **38**(2): 462–470.
- [12] Cui S H, Xie Z, Wang G, et al. Feature matching electronic image stabilization based on binary robust invariant scalable keypoints[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, **23**(9): 2715–2723.
崔少辉, 谢征, 王刚, 等. 二进制鲁棒不变尺度特征匹配电子稳像[J]. *光学精密工程*, 2015, **23**(9): 2715–2723.

Moving object detection under complex dynamic background

Wang Siming, Han Lele*

School of Automation & Electrical Engineering, Lanzhou Jiao Tong University, Lanzhou, Gansu 730070, China



Moving object detection result under complex dynamic background

Overview: Moving object detection has been the focus of research in the field of machine vision and intelligent transportation. Its purpose is to segment the moving objects from the sequence of video images so as to make the next step for target recognition, tracking and navigation. However, under the complex dynamic background, many factors such as light changes, background interference, camera motion and so on, make the detection very poor. At present, the commonly used feature point detection algorithms include SIFT, SURF and ORB algorithm, but they cannot meet the requirements of moving target detection. BRISK algorithm has better rotation invariance, scale invariance and better robustness. BRISK algorithm is the best one in the image registration with larger blur, but the real-time performance of BRISK algorithm is worse than ORB algorithm. Aiming at the real-time and accuracy of moving object detection algorithm, this paper proposes a moving object detection algorithm based on improved BRISK feature matching. Firstly, the video frames are divided into blocks, the entropy of each sub-block is calculated. The sub-blocks are filtered by using the image entropy, so that sub-blocks whose local information is too concentrated can be removed so as to avoid the influence of excessive local feature points. Secondly, the AGAST algorithm is used to detect the feature points of the remaining sub-blocks and generates the corresponding feature descriptors. Then, the feature matching is performed according to the k-nearest neighbor algorithm, and the feature point pairs are further purified by the Euclidean distance. So as to achieve the purpose of further improving the accuracy of the algorithm, and provide reliable data for calculating the next motion parameters. An improved PROSAC method is used to extract the optimal feature points to estimate the background motion parameters, and the background motion compensation is completed by combining the six-parameter affine model. Finally, the frame difference method and morphological process to extract the moving target, and the Otsu method is used to obtain the optimal threshold to achieve a more complete segmentation of the moving target. In order to evaluate the detection effect of the algorithm, three groups of video images are used to verify the algorithm. The proposed algorithm removes 32.7% of the feature points and improves the running time of 1.1 s based on the original BRISK algorithm. The detection efficiency is better than the previous ORB algorithm to some extent, at the same time improves the matching efficiency to more than 75%, and enhances the anti-noise performance of the algorithm. The experimental results show that the proposed algorithm can improve the real-time performance and ensure the robustness of the proposed algorithm. Compared with the previous detection algorithms, this algorithm is more suitable for the detection of moving objects in the complex dynamic context.

Citation: Wang S M, Han L L. Moving object detection under complex dynamic background[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(10): 180008

Supported by National Nature Science Foundation of China (61263004)

* E-mail: hlldyx12@163.com