

运动序列中动目标检测的稳健性方法

喻夏琼¹ 陈向宁²

(¹ 装备指挥技术学院研究生管理大队, 北京 101416; ² 装备指挥技术学院光电装备系, 北京 101416)

摘要 提出一种运动序列中动目标检测的稳健性方法。用尺度不变特征变换(SIFT)算法生成特征描述符, 基于最近邻距离比(NNDR)进行初始匹配, 增加对称性约束以获得稳健的匹配点集。随机抽样一致集算法(RANSAC)用于分离背景和运动目标对应特征点, 实现背景运动的稳健性估计。背景补偿后, 相邻帧差分法和数学形态学方法实现运动目标的分割。真实运动序列的实验结果表明, 该算法能够获得稳健的匹配点对, 检测出运动目标。

关键词 动目标检测; 尺度不变特征; 对称性约束; 随机抽样一致集算法; 运动估计

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP48.071001

Robust Method for Moving Object Detection in Dynamic Background

Yu Xiaqiong¹ Chen Xiangning²

(¹ Company of Postgraduate Management, Academy of Equipment Command and Technology, Beijing 101416, China)
(² Department of Photoelectric Equipment, Academy of Equipment Command and Technology, Beijing 101416, China)

Abstract A robust approach to detect moving object in dynamic background is proposed. The feature descriptions are generated by scale invariant feature transform (SIFT) algorithm. Initial match set is obtained according to nearest neighbor distance ratio (NNDR) strategy, and a robust match set is obtained by using the constraint of symmetry. Random sample consensus (RANSAC) algorithm is applied to distinguish features in moving object region from the background. Based on background compensation, the moving object region is segmented by inter-frame difference and morphology operations. Experimental results on real video sequences from moving cameras demonstrate that the proposed algorithm can obtain a set of robust feature correspondences and detect moving object.

Key words moving object detection; scale invariant feature transform; symmetry constraint; random sample consensus; motion estimation

OCIS codes 100.2000; 150.1135; 330.4150

1 引言

运动检测是计算机视觉系统的一项重要功能, 广泛应用于视频监控、车辆自主导航、视频压缩、动目标智能跟踪和自动目标识别等方面。然而, 背景运动、光照变化以及目标的结构尺寸及形状变化等因素使得运动检测十分困难。若将目标运动视为刚体运动, 则这些因素主要由摄像机和目标运动引起。按照摄像机及目标相对于真实世界的运动状况, 可以将目标检测问题分成静止摄像机静止目标(SCSO)、静止摄像机运动目标(SCMO)、运动摄像机静止目标(MCSO)和运动摄像机运动目标(MCMO)4种类型^[1]。当前对于SCMO的研究较多且技术成熟, 常用的有帧间差分法和背景减除法^[2, 3], 而MCMO属于动态背景分析中最为复杂, 也是应用最为广泛的模式。

当前MCMO模式下的运动检测方法如基于图像块的目标检测方法通过分割图像并跟踪图像块获得位移矢量, 设定阈值判断运动区域^[4], 虽然计算简便, 但稳定性主要依赖于图像分割技术; 基于模板匹配的运动

收稿日期: 2010-11-23; **收到修改稿日期**: 2011-03-14; **网络出版日期**: 2011-06-02

基金项目: 国家 863 计划(2007AA701516-1)资助课题。

作者简介: 喻夏琼(1985-), 女, 博士研究生, 主要从事摄影测量与遥感和计算机视觉等方面的研究。

E-mail: yxq720@126.com

导师简介: 陈向宁(1962-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事摄影测量与遥感等方面的研究。

E-mail: gds115@126.com

检测方法^[5],适用于已知先验条件的对象分割,并需要人工设定门限,不具有自适应性;灰度投影方法采用一个全局运动矢量来近似所有背景点的运动模式^[6],只考虑了摄像机的简单平移运动。而无先验信息且摄像头做复合运动情况下的动目标检测仍是个难题,目前解决这一问题的思路主要有两种:光流估计和背景补偿后转化为静态场景中动目标检测的一般问题^[7]。光流法将由于观察者和场景之间相对运动导致的目标、表面和边缘的表面运动模式定义为光流,通过估计并分割光流场检测运动目标。稠密光流场需估计每个像素的运动矢量,运算量很大^[8]。并且光流法的假设前提为像素灰度值的时间恒定性,加上孔径问题需引入额外条件,实际应用常受到限制^[9]。基于背景估计和补偿的方法计算量较小,有望实现实时检测,而受到更多关注。该方法根据摄像机运动的实际情况,建立合理的摄像机运动模型,如6参数模型^[10]和8参数模型^[11],利用背景特征点的对应关系估计摄像机运动模型参数,实现背景运动的补偿和相邻帧的配准。存在的问题是,特征提取和匹配在整个图像范围进行,匹配的特征点中同时包含目标特征点和背景特征点,若不剔除目标特征点对,估计出的背景运动参数可能误差很大。此外,背景估计的准确性很大程度上受到特征提取和匹配算法性能的影响。

本文基于背景补偿提出一种新的动目标检测方法,主要从两方面增强运动检测的稳健性:1)提高特征匹配的稳健性,选择尺度不变特征(SIFT)作为兴趣点,基于最邻近距离比(NNDR)进行初始匹配,通过增加对称性约束改进匹配策略,有效地剔除了错误及稳健性不高的匹配点对,获得正确的匹配点集;2)采用稳健的参数估计方法,将目标对应匹配点对视为观测值中的外点,利用随机抽样一致集方法(RANSAC)实现运动目标特征点和背景特征点的分离,从而实现稳健的背景估计。在相邻帧背景补偿的基础上,利用帧间差分及形态学操作实现运动目标的正确检测。

2 背景运动模型

无穷远摄像机下,三维空间的运动目标在图像上的投影运动可用仿射运动模型来描述。虽然实际应用中这种情况并不存在,但当摄像机和场景间的距离相对于投影运动的速度足够大时,仍可以用仿射运动模型近似表示^[12]。因此,相邻帧间运动模式相同的对应点之间的坐标关系可用仿射模型表达:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & t_{13} \\ t_{21} & t_{22} & t_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ \omega \end{bmatrix}. \quad (1)$$

式中 $(x', y', \omega)^T$ 和 $(x, y, \omega)^T$ 为相邻帧间对应点 p' 和 p 的齐次坐标, $T = \{t_{ij} | i = 1, 2; j = 1, 2, 3\}$ 为仿射变换矩阵,包含了旋转、缩放以及平移变换。(1)式的矩阵表达式为

$$p' = T \cdot p. \quad (2)$$

若忽略图像背景的深度差异,则(2)式是对背景运动的合理描述,该模型记为M。仿射变换矩阵的自由度为6,至少需要3对背景区域的匹配点构成6个方程,从而唯一确定6个未知参数。当匹配点的对数大于3时,利用最小二乘估计方法求解参数,并根据估计的参数,利用逆投影重采样的方法实现相邻帧的背景配准。

3 背景运动估计及补偿

3.1 包含外点的最小二乘参数估计

因背景与动目标的运动模型不同,用于背景运动估计的匹配点对必须来自图像的背景区域,目标区域的匹配点对视为外点。当外点比例很小,或者与背景运动模式差别不大时,直接运用最小二乘估计的结果可能偏差不大。但当外点比例很大或与背景运动方式差别较大时,直接利用所有匹配点进行最小二乘估计,等效于用单一的运动模型表达所有的可视运动,其结果显然不合理。

图1(a)为交通视频序列中相邻两帧的特征点匹配关系,目标区域的匹配点对为5,即外点比例为16%。图1(b)为直接差分的结果,图1(c)为利用所有匹配点进行最小二乘估计和背景补偿后的差分结果。可见,由于外点的影响,使本来运动矢量为0的背景呈现出运动的假象。当动目标区域更大,特征更加丰富时,外点的比例可能更大,将导致更大的偏差或错误。因此,直接利用含目标特征点的匹配点集进行背景估计是不稳健的。

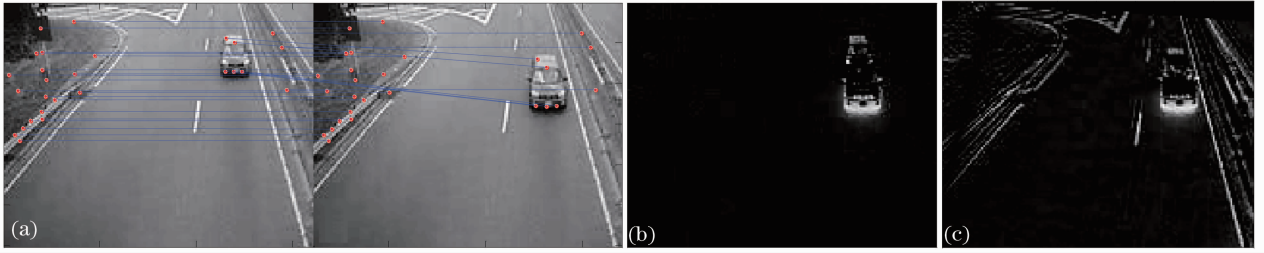


图1 包含外点的最小二乘背景运动估计

Fig. 1 Least-squares estimation with outliers

3.2 基本原理和步骤

为尽可能选取位于背景区域的特征点,有一种半自动的方法,在自动提取的特征对应点集中手动选择位于背景区域的对应特征点,以获得较为可靠的内点。或者假定目标位于图像的中部,在靠近图像外围的区域选取特征点,尽可能避开目标区域。或者生成金字塔图像,在低分辨率图像上选取特征对应点。显然,要实现动目标的自动检测,且目标在图像上的位置不可知,以及目标区域较大的情况下,需要更加稳健和快速的方法。因此提出一种稳健的背景估计和补偿方法,其原理及步骤如图2所示。

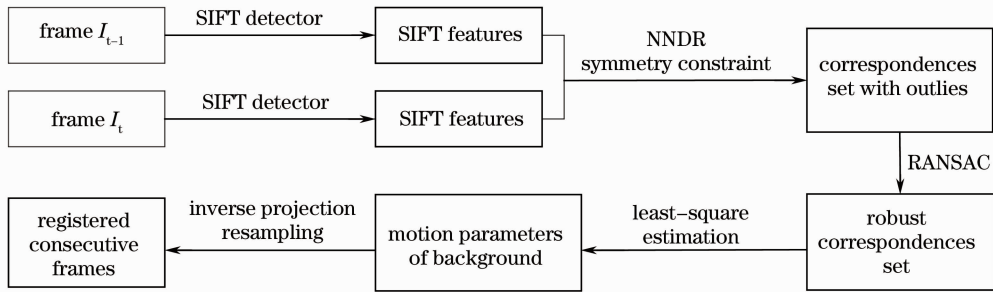


图2 背景运动估计及补偿基本原理

Fig. 2 Principle of background estimation and compensation

3.3 特征匹配

为克服背景运动、光照变化和视角变化等各种复杂因素的影响,希望提取的特征点具有对这些因素的不变性。经典的特征提取算子 Moravec, Harris, Shi-Tomasi 和 SUSAN 虽较为成熟,但不能满足各种不变性的要求,新兴的特征提取算子如 Harris-Laplace, Hessian-Laplace, Harris-Affine, Hessian-Affine 和 SIFT, 因其对图像的某些变化具有不变性的而被提出^[13]。因 SIFT 具有较好的稳健性和再现性^[14], 本文选择 SIFT 特征对应点作为参数估计的观测值。

SIFT 算法由 Lowe 于 1999 年提出,2004 年加以总结和完善^[15,16],它通过检测和定位尺度空间极值点去除尺度变化影响,通过曲面拟合获得亚像素级的坐标信息,通过为每个关键点指定方向去除旋转变化的影响。传统的点特征的位置信息为该点的像素坐标,而 SIFT 特征还包括了尺度和方向信息。因此,处于同一像素坐标的 SIFT 特征,可能处于不同的尺度,也可能被指定多个方向,有利于增强匹配的稳健性。根据关键点邻域的梯度方向分布特征形成 128 维的特征向量,从而将图像中特征点的对应问题转化为特征向量集中的向量间的相似性问题。

为去除光照变化的影响,将生成的 SIFT 特征向量进行归一化处理。采用欧氏距离作为向量间的相似性测度。设相邻帧 I_{t-1} 和 I_t 中提取的 SIFT 特征个数分别为 m 和 n , 对应的特征点的集合为 A 和 B 。对于 A 中的每一点 $p_i, i \in (1, 2, \dots, m)$, 与 B 中每一点 $p_j, j \in (1, 2, \dots, n)$ 的欧氏距离为

$$d(\mathbf{P}_i, \mathbf{P}_j) = \sqrt{(p_{i,1} - p_{j,1})^2 + (p_{i,2} - p_{j,2})^2 + \dots + (p_{i,128} - p_{j,128})^2}, \quad (3)$$

式中 $\mathbf{P}_i = [p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,128}]$, $i \in (1, 2, \dots, m)$ 和 $\mathbf{P}_j = [p_{j,1}, p_{j,2}, \dots, p_{j,128}]$, $j \in (1, 2, \dots, n)$ 分别为点 p_i 和点 p_j 对应的特征向量。由于特征向量经过了归一化,向量间的欧氏距离可以用向量间夹角的余弦值来表示,从而减小计算量。因此,对于 A 中的每一点 p_i , 对应一个距离矢量 D_i , 其元素为 p_i 到 B 中所有点的欧氏距

离的升序排列。选取 D_i 前两项的比值,即最近邻距离比,并设置相应的阈值,若比值低于阈值,则两个特征点视为匹配点对,否则视为不匹配。匹配的判定规则为

$$R_{\text{NND}} = \frac{D_{ik_1}}{D_{ik_2}} = \frac{d(\mathbf{P}_i, \mathbf{P}_{k_1})}{d(\mathbf{P}_i, \mathbf{P}_{k_2})} < T \Rightarrow \mathbf{P}_i \leftrightarrow \mathbf{P}_{k_1}, \quad (4)$$

式中 D_{ik_1} 和 D_{ik_2} 是距离矢量 $\mathbf{D}_i = (D_{ik_1}, D_{ik_2}, \dots, D_{ik_j})$ 的前两个元素, \mathbf{P}_{k_1} 与 \mathbf{P}_{k_2} 分别为点集 B 中距离点 p_i 最近的两个特征点的特征向量, $k_j \in (1, 2, \dots, n)$ 。显然,当阈值设得较低时,获得的匹配点对较少,但稳健性更高。

为提高 SIFT 特征匹配的稳健性,本文对原始的基于 NNDR 的匹配策略进行改进,通过增加对称性约束消除稳健性不高甚至错误的匹配对。所谓对称性约束,即对于 A 中的特征点 P_a, P_b 是 B 中与其最为匹配的点,反之,对于 B 中的 P_b, P_a 也恰好是 A 中与之最为匹配的点。

原始的 SIFT 算法,只包含了唯一性约束,即对于帧 I_{t-1} 中的每个 SIFT 特征,在帧 I_t 中至多选取一个与其对应的特征。实际上,对于特征点集 A 和 B ,仅对从 A 到 B 的匹配过程实行唯一性约束,会导致这种情况,即存在 A 中的两点 P_{a1} 和 P_{a2} ,均与 B 中的点 P_b 形成对应关系。对于集合 A 中的点 P_{a1} 和 P_{a2} ,这并不违背唯一性约束,但对 P_b 而言,则 A 中存在两点与之对应。若对 B 中的点也施加唯一性约束,即可实现特征之间的一一匹配。因此,对称性约束可视为唯一性约束的双向应用。

3.4 RANSAC 算法

RANSAC 算法是一种稳健的参数估计方法,可以处理外点比例大于 50% 的数据集^[17]。记对应点集,即算法的输入为 $C = \{p_i \leftrightarrow \hat{p}_i\}$,记 p_i 和 p_k 两点之间的欧氏距离为 $d(p_i, p_k)$ 。利用 RANSAC 算法估计背景运动模型 M 的主要步骤为:1)需要至少 3 对匹配点才能解算背景运动模型 M ,从对应点集 C 中抽取一个大小为 $|S| = 3$ 的子集 S ;2)利用 S 中的对应点,根据(2)式,计算模型 M 的仿射变换矩阵 \mathbf{T} ;3)确定内点集 $I = \{p_i \leftrightarrow \hat{p}_i \in C \mid d(\hat{p}_i, \mathbf{T}p_i) < \epsilon\}$,即与运动模型 M 相一致的对应点集,其中 ϵ 为设定的内点阈值。换言之,即利用当前的参数 \mathbf{T} ,将帧 I_{t-1} 的特征点 P_i 变换到帧 I_t 上,变换后的坐标为 $\mathbf{T}p_i$ 并比较其与 \hat{p}_i 间的欧氏距离。若距离小于 ϵ ,则将这对点视为与运动模型相一致的点对,并将其选为内点;4)若内点集的大小超过了预先设定的阈值 K ,则选取当前内点集 I 作为一致集。否则,重复 1)~4)步 N 次,并选取 $|I|$ 最大的内点集;5)根据(2)式,对最终获得的一致集进行最小二乘估计,从而解算出背景运动模型参数。

该算法有两个参数需要进行初始设置,即抽样次数 N 和内点阈值 ϵ 。内点阈值的取值可根据特征点提取算子精度来确定,特征点定位越准确,则阈值可以取得越小。本文算法取值为 1,表明特征点仿射变换后与匹配点基本重合,则视为一对内点。记 P_o 为输入匹配点集中的外点比例, P_f 为算法的失败概率,根据 RANSAC 原理,可推出 P_o, P_f 和所需抽样次数 N 的关系为

$$N = \frac{\lg P_f}{\lg[1 - (1 - P_o)^{|S|}]}, \quad (5)$$

式中 $|S|$ 取值为 3。通过设定算法的失败概率 P_f ,可以计算所需的抽样次数 N 。增大 N 有利于增强算法的稳健性,但同时也增大了计算量。分析可知,当外点比例为 30%,则仅需 15 次抽样就足以将算法的失败概率降低到 0.002。通常情况下,来自目标的特征点远低于 30%,因此本文算法 N 取值为 15,可以达到 99.8% 的成功率。

4 动目标分割

利用背景运动模型的参数,根据(2)式,经过逆投影和重采样,可实现相邻帧之间的配准,从而补偿背景的运动,将动态背景的目标检测转化为静止背景下的目标检测问题。图 3 为背景补偿后进行动目标分割的主要处理流程。

通过帧间差分去除相对静止的背景,利用自适应阈值法对差分后的图像进行二值化处理,从而提取出主要的运动区域。由于差分图像容易受噪声污染,使得差分后背景区域图像灰度值实际上并不全为零。噪声的存在直接影响运动目标的检测,需采用一种有效滤除噪声的方法。可采用中值滤波结合数学形态学的方法滤除检测图像中的噪声。

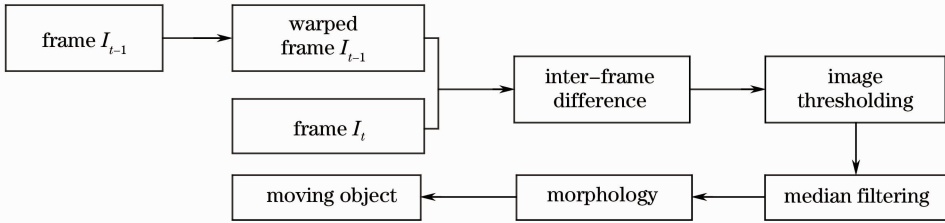


图3 动目标分割流程

Fig. 3 Process of moving object segmentation

5 实验及结果

为验证本文算法的有效性,利用动态背景下的运动目标序列图像进行测试。采用 Matlab 和 C++ 混合编程实现本文算法,程序运行在 Intel Pentium4 3.0 MHz,2 G 内存,NVIDIA Quadro FX 1400 显卡的计算机上,Matlab 的 profile 工具分析结果显示,总的运行时间为 1.894 s,其中 SIFT 特征提取所用时间为 1.427 s,约占总时间的 93.4%。随着各种改进的 SIFT 算法的提出,本文方法的速度可以得到进一步提升。

选取了相邻的两帧图像,帧 1 和帧 2,分别提取出 178 和 177 个 SIFT 特征,如图 4 所示。箭头的长度和方向分别表示该特征对应的尺度和方向,并用数字标注了各点的序号。图 5(b)为本文改进的 SIFT 算法匹配结果。通过增加对称性约束,获得从帧 2 向帧 1 的匹配对共 66 对。根据对称性约束,最终获得 59 对匹配点。图 5(a)中几处明显的错误匹配对被剔除,但位于运动目标小车上的一对错误匹配依然存在。

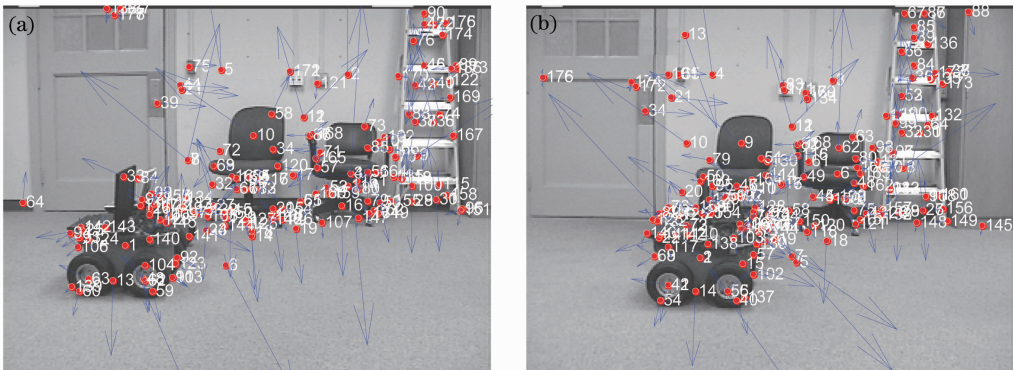


图4 提取的 SIFT 特征。(a) 帧 1, (b) 帧 2

Fig. 4 Detected SIFT features in consecutive frames. (a) frame 1, (b) frame 2

利用提取的 SIFT 特征,按照(4)式进行初始匹配,匹配方向为由帧 1 到帧 2,最近邻距离比的阈值选为 0.6,共获得 69 个匹配对,匹配结果如图 5 所示,图中可见几处明显的错误匹配。

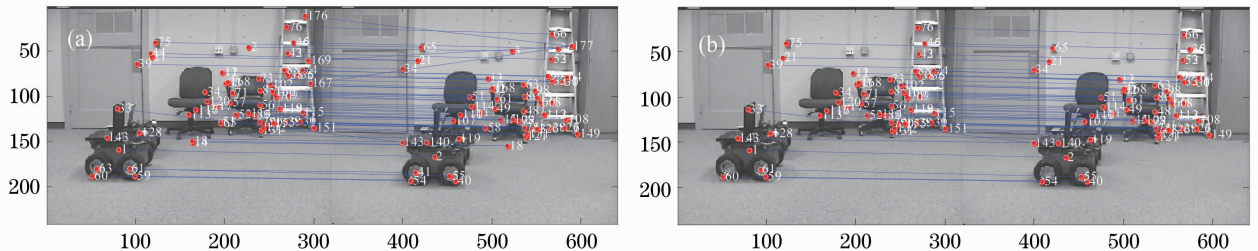


图5 由欧几里德距离(a),NNDR 和对称性约束(b)得到的特征点匹配结果

Fig. 5 SIFT features matched according to Euclidean distance (a), NNDR and symmetry constraint (b)

为显示清晰,将施加对称性约束后剔除的错误匹配点单独表示出来,如图 6(a)所示。实线表示从帧 1 到帧 2 的匹配关系,虚线表示从帧 2 到帧 1 的匹配关系,这些对应关系只满足单向的唯一性约束。图中有明显的错误匹配,如(176,177),也有一些看起来正确的匹配关系,如(63,41)。由于帧 2 中的点 41 在帧 1 中没

有满足 NNDR 阈值要求的对应点,因而被排除。可见,对称性约束可以排除部分错误以及稳健性不高的匹配。表 1 列出了这些匹配关系,注意到,帧 1 中的 14 和 18,51 和 65,118 和 119,以及帧 2 中的 93 和 94,104 和 105 距离很近,几乎重合,这是为了提高稳健性,将具有多个方向的 SIFT 特征视为不同的点。

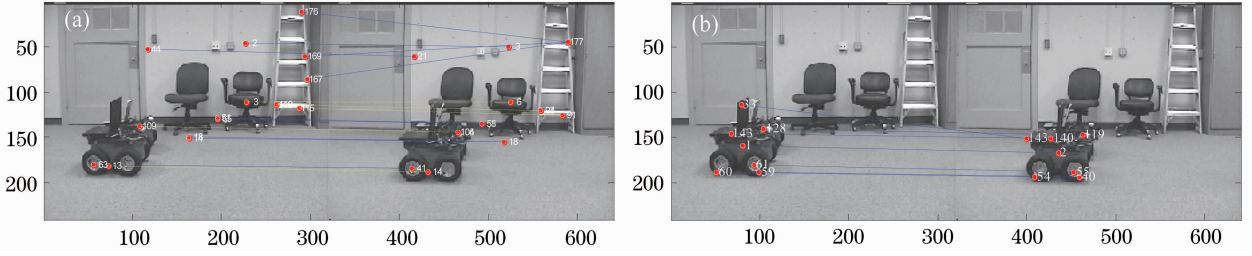


图 6 被对称约束(a)和 RANSAC (b)剔除的匹配点对

Fig. 6 Correspondences eliminated by symmetry constraint (a) and RANSAC (b)

表 1 基于对称性约束剔除的匹配点对

Table 1 Correspondences eliminated by symmetry constraint

Match orientation		Frame 1→Frame 2										Frame 2→Frame 1						
Feature	Frame 1	2	14	18	44	63	51	65	167	169	176	3	13	115	118	119	109	109
index	Frame 2	3	18	18	21	41	58	58	177	177	177	6	14	91	93	94	104	105

以上述获得的匹配点集作为 RANSAC 算法的输入,获得的一致集大小为 52,共剔除 7 对匹配点,图 6(b)所示为剔除的匹配点连线,可见位于运动目标上的 7 对特征点全部检测出来,其中包括一对在对称性约束阶段没有消除的明显错误匹配。利用一致集按照(2)式估计出的运动参数如表 2 所示。

表 2 背景运动模型参数

Table 2 Parameters of background motion model

t_{11}	t_{12}	t_{13}	t_{21}	t_{22}	t_{23}
0.9924	-0.0102	-20.7039	0.0136	0.9956	3.7529

利用估计的模型参数,对帧 1 进行仿射变换,从而实现背景运动的补偿。为了评价背景运动模型的精度,将帧 1 中的 SIFT 特征点 p_i 经上述背景运动模型参数变换后的像素坐标 Tp_i 与帧 2 中的匹配点的坐标 \hat{p}_i 进行对比,并定义最大偏差、平均偏差和标准偏差分别为^[18]

$$b_{\max} = \max_{i=1, \dots, |I|} |b_i|, \quad b_i = Tp_i - \hat{p}_i, \quad b_{\text{mean}} = \frac{1}{|I|} \sum_{i=1}^{|I|} |b_i|, \quad b_{\text{std}} = \sqrt{\frac{1}{|I|-1} \sum_{i=1}^{|I|} (b_{\text{mean}} - b_i)^2}, \quad (6)$$

式中 $I = \{p_i \leftrightarrow \hat{p}_i \mid i \in (1, \dots, |I|)\}$ 为获得的一致集, $|I|$ 表示一致集中的匹配点对数目,结果如表 3 所示,匹配点的位置偏差保持在亚像素级。这表明本文方法对于一般的运动目标,如尺寸范围为十几个到几十个像素,且在相邻帧间相对背景位移为几个像素的目标,均可检测。

表 3 配准精度

Table 3 Precision of registration

Coordinates	Maximum bias/pixel	Average bias/pixel	Standard bias/pixel
X-coordinate	0.634	0.2151	0.264
Y-coordinate	0.5721	0.2077	0.2635

图 7 所示分别为直接差分,包含外点的最小二乘运动估计后差分 and RANSAC 运动估计后差分的结果。显然,前两种方法得到的差分图像十分混乱,很难检测出正确的目标位置。而利用 RANSAC 估计的运动参数,背景补偿效果明显。图 8 为对图 7(b)和(c)进行图 3 所示的处理过程得到的结果。可见包含外点的最小二乘估计无法正确检测目标位置,而本文方法检测效果较好。

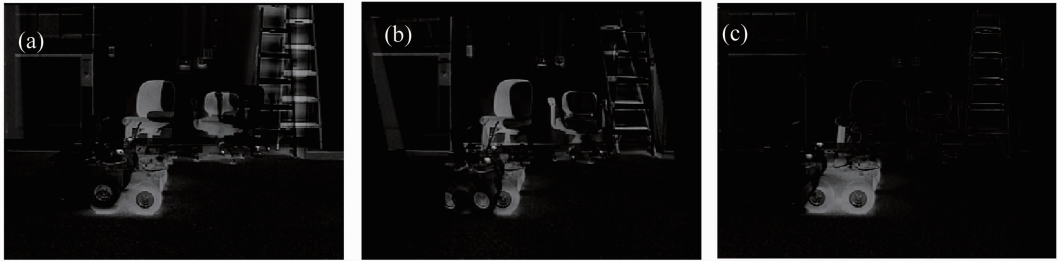


图7 差分结果的比较。(a) 直接差分, (b) LS, (c) RANSAC

Fig. 7 Difference results comparison. (a) direct difference, (b) LS, (c) RANSAC

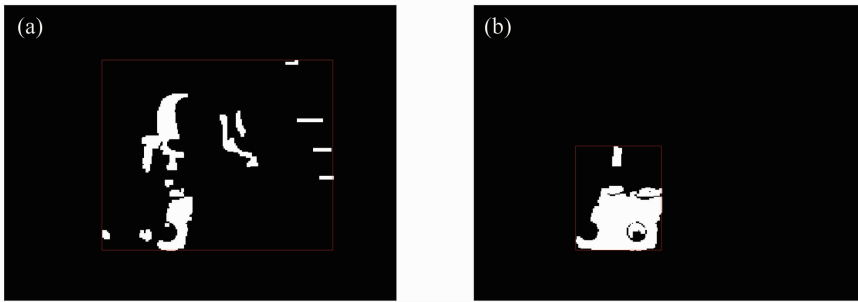


图8 运动目标定位结果。(a) LS, (b) RANSAC

Fig. 8 Location of moving object. (a) LS, (b) RANSAC

6 结 论

提出一种基于稳健性背景运动估计的动目标检测方法。对 SIFT 算法的匹配策略进行改进,提高了特征匹配的准确性和稳健性,利用 RANSAC 算法实现背景特征点和目标特征点的分离,增强了背景估计的稳健性,帧间差分 and 形态学方法简单快速,实现了目标的准确分割。实验结果表明,该方法背景补偿效果显著,可以达到亚像素级别,检测出的动目标位置准确,可应用在诸如视频监控,车辆导航,视频压缩,智能跟踪以及自动目标识别等各种领域。结合主动轮廓的跟踪方法,利用检测结果作为主动轮廓方法的初始值,可望得到更加精确的运动目标轮廓,实现动目标的精确跟踪。

参 考 文 献

- 1 S. Ribaric, G. Adrinek, S. Segvic. Real-time active visual tracking system[C]. 12th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference, 2004, **1**: 231~243
- 2 R. J. Radke, S. Andra, O. Al-Kofahi *et al.*. Image change detection algorithms: a systematic survey[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(3): 294~307
- 3 L. Li, W. Huang, I. Y. H. Gu *et al.*. Statistical modeling of complex backgrounds for foreground object detection[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2004, **13**(11): 1459~1472
- 4 B. Heisele, W. Ritter. Obstacle detection based on color blob flow[C]. Proceedings of Intelligent Vehicles Symposium, 1995, 282~286
- 5 Yu Chen, Liu Yu. Visual tracking of a moving target based on template matching[J]. *Techniques of Automation and Applications*, 2007, **26**(8): 68~70, 120
于 晨, 刘 宇. 基于模板匹配技术的运动物体跟踪方法研究[J]. *自动化技术与应用*, 2007, **26**(8): 68~70, 120
- 6 Luan Qinglei, Chen Zhengwei, He Yong. A method of moving objects detection based on non-stationary background[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2008, **36**(10): 165~169
栾庆磊, 陈正伟, 何 勇. 一种运动背景下移动目标的检测方法[J]. *计算机与数字工程*, 2008, **36**(10): 165~169
- 7 S. Araki, T. Matsuoaka, N. Yokoya *et al.*. Real-time tracking of multiple moving object contours in a moving camera image sequence[J]. *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, 2000, **83**(7): 1583~1591
- 8 Luo Huan, Wang Fang, Chen Zhongqi *et al.*. Infrared target detecting based on symmetrical displaced frame difference and optical flow estimation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(6): 1715~1720

- 罗 震, 王 芳, 陈中起 等. 基于对称差分和光流估计的红外弱小目标检测[J]. 光学学报, 2010, **30**(6): 1715~1720
- 9 T. Brox, J. Malik. Large displacement optical flow: descriptor matching in variational motion estimation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, **33**(3): 500~513
- 10 Hao Zhicheng, Zhu Ming. Serial image registration based on multiple restriction matching algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(3): 702~707
- 郝志成, 朱 明. 基于多约束准则匹配算法的序列图像配准[J]. 光学学报, 2010, **30**(3): 702~707
- 11 Yang Min. Research on image registration based on Levenberg-Marquardt algorithm[J]. *Electronic Engineer*, 2007, **33**(10): 43~45
- 杨 敏. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的图像拼图研究[J]. 电子工程师, 2007, **33**(10): 43~45
- 12 X. Peng, M. Bennamoun, Q. Ma *et al.*. Drift-correcting template update strategy for precision feature point tracking[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, **28**(8): 1280~1292
- 13 Zhang Chao, Wang Qionghua, Li Dahai *et al.*. Acquisition of parallax images for multi-view auto-stereoscopic display based on SIFT matching algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(7): 1989~1993
- 张 超, 王琼华, 李大海 等. 基于 SIFT 匹配算法的多视点自由立体显示视差图像的生成[J]. 光学学报, 2010, **30**(7): 1989~1993
- 14 He Jianwei, Yang Jianfeng, Xue Bin *et al.*. Reserch on the automatic stitching of panorama camera image based on system similarity matching principle[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(4): 989~993
- 何建伟, 杨建峰, 薛 彬 等. 基于系统论匹配准则的尺度不变特征变换的图像自动拼接研究[J]. 光学学报, 2010, **30**(4): 989~993
- 15 D. G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features[C]. International Conference on Computer Vision, 1999. 1150~1157
- 16 D. G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International J. Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91~110
- 17 H. Lee, Y. Seo, S. W. Lee. Removing outliers by minimizing the sum of infeasibilities[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, **28**(6): 881~889
- 18 Ye Nan, Zhang Liyang. Improved fractionized displacement transfer algorithm based on digital image correlation in large deformation applications[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(4): 976~983
- 叶 南, 张丽艳. 大变形下基于数字图像相关的改进分段位移传递法[J]. 光学学报, 2010, **30**(4): 976~983