

文章编号 1004-924X(2013)09-2452-12

# CenSurE 特征和时空信息相结合的运动目标检测

张红颖\*, 胡 正

(中国民航大学 航空自动化学学院, 天津 300300)

**摘要:**提出一种结合中心环绕极值特征(CenSurE)和时空信息的运动目标检测算法,用于提高动态场景中运动目标检测的速度和目标的完整性。首先,根据 CenSurE 特征点提取的快速性和精确性,使用该特征和单应性变换模型快速、准确地配准运动序列帧间图像,从而补偿摄像机运动引起帧间背景的平移、旋转和缩放量。然后,在时域对背景配准帧间帧差信息生成运动前景掩模,根据前景掩模的空域信息建立动态更新的实时背景,并使用空域背景减除和一种基于概率统计的自适应阈值分割方法提取较为完整的前景运动目标。最后,通过标准视频序列进行测试以验证算法的有效性。实验结果表明,该算法能够达到 15 frame/s 的处理速度,且在保证检测速度的同时可得到完整的运动目标,基本满足动态场景中运动目标检测的快速性、抗噪性、光照适应性以及目标完整性等指标。

**关键词:**运动目标检测;中心环绕极值特征;运动补偿;前景掩模;动态背景

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132109.2452

## Moving object detection in combination of CenSurE and spatial-temporal information

ZHANG Hong-ying\*, HU Zheng

(Aeronautical Automation College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

\* Corresponding author, E-mail: carole\_zhang0716@163.com

**Abstract:** An algorithm combining Center Surround Extremas(CenSurE) and spatial-temporal information was proposed to improve the detection speed and detection integrity for a moving object in dynamic scenes. Firstly, in terms of the rapidity and accuracy of CenSurE feature point extraction, an inter-frame image registration method for the motion sequence base on CenSurE and a homography transformation model was proposed to compensate the translation factors, rotation angles and scaling coefficients caused by a moving camera. Then, the foreground mask was generated according to the temporal inter-frame difference of the registered background in a time domain. Moreover, a dynamical updating background was established with spatial information of the foreground mask and a complete moving object was extracted through background subtraction and a self-adaptive threshold segmentation method based on probability and statics. Finally, the experiments on several standard video sequences were tested to evaluate the performance of this algorithm. Experiment results show that the operating speed of this proposed algorithm can be 15 frame/s, meanwhile, complete moving objects

收稿日期:2013-02-04;修订日期:2013-03-12.

基金项目:天津市自然科学基金资助项目(No. 12JCQNJC00600);中国民航局科技基金资助项目(No. MHRD201002);中央高校基本科研业务费中国民航大学专项基金资助项目(No. ZXH2009B004)

can be obtained with high detecton speeds. The proposed algorithm basically meets the demands of moving object detection in dynamic scenes for speeds, noise resistances, light adaptability, object integrity and so on.

**Key words:** moving object detection; CenSurE; movement compensation; foreground mask; dynamic background

## 1 引言

运动目标检测的目的是从视频序列图像中提取出运动物体,它是计算机视觉中目标识别、跟踪和行为分析等更高层处理的重要基础。根据摄像机的运动状态,运动目标检测可以分为静态场景中动态场景中运动目标检测两类。静态场景中运动目标检测技术相对比较成熟,在固定视频监控场所已经有了广泛的应用,常用算法有基于混合高斯模型<sup>[1]</sup>的背景减除法等。运动目标检测在军事目标打击、航拍地面目标的跟踪和旋转摄像机下的全景监控等领域有着广阔的应用前景。在动态场景中,摄像机和目标都在运动,从而增加了目标检测的难度,这也是目前运动目标检测研究的热点和难点问题。

目前动态背景下的运动目标检测算法主要有光流法和背景运动补偿法两大类。光流法<sup>[2-3]</sup>根据目标和背景运动速度不同会导致光流存在较大差异的思想来判别运动物体,但光流法计算量巨大,难以满足实时性的要求,而且容易受光照、噪声和目标遮挡等因素影响<sup>[4]</sup>,上述缺点限制了光流法的应用。背景运动补偿法<sup>[5-8]</sup>通过背景运动参数和变换模型对连续帧进行配准,将动态场景中运动目标检测问题转化为静态场景下的运动目标检测问题,采用帧差法或差分相乘等静态场景下的运动目标检测算法即可检测出运动目标。不足之处是检测到的目标存在“空洞”,目标的完整性不足。变块差分虽能在一定程度上减少“空洞”,但分块处理会使目标边缘有锯齿现象,而且该方法中背景块和前景块的判别阈值不易确定,受噪声影响较大。

背景图像配准问题可以理解为两幅图像像素坐标和灰度值的双重映射。由于摄像机运动引起的相邻帧间背景的运动可用刚体变换模型进行配准。通过特征点匹配的方法能准确地计算出待匹

配两图之间的变换参数,且具有抗噪性好的优点<sup>[9]</sup>。尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)<sup>[10]</sup>和加速鲁棒特征(Speeded-Up Robust Feature, SURF)<sup>[11]</sup>是目前最常见的两种局部不变特征提取算法,已成功应用在图像匹配<sup>[12]</sup>和目标跟踪<sup>[13]</sup>等领域。Agrawal 等人在分析和总结 SIFT 和 SURF 算法性能的基础上,于 2008 年提出中心环绕极值特征(Center Surround Extremas, CenSurE)<sup>[14]</sup>,CenSurE 特征具有计算效率高、特征点坐标精确等优点,对小尺度的旋转、缩放和平移具有很好的稳定性,对光照和噪声也具有较好的适应性,已在目标跟踪<sup>[15]</sup>、目标识别<sup>[16]</sup>等实时性要求较高的场合得到应用。

本文将 CenSurE 特征提取和平面单应性变换算法引入到运动图像序列帧间背景配准中,以提高背景配准的效率和精度。首先由 CenSurE 特征提取算法提取相邻两帧背景特征点,利用 U-SURF 描述子和特征分类策略快速得到特征点匹配集,并根据该匹配点对集准确地计算帧间单应性矩阵,通过单应性变换得到前一帧以当前帧作为参考的配准帧。

经过背景运动补偿后,帧间图像背景相对静止,此时利用时空信息相结合的方法提取到较为完整的运动目标。之后,通过时域帧差方法生成运动前景掩模,根据该前景掩模信息在空域实时更新动态背景,最后,用背景减除法得到运动目标。

本文针对序列图像的帧差图和背景减除图中前景与背景的分割阈值动态变化的问题,提出一种基于概率统计的方法来计算前景和背景的自适应分割阈值。该方法充分利用帧差图和背景减除图中灰度正态分布的特点,采用直方图统计每个灰度的概率密度,当某一灰度级的概率密度和大于  $2\varphi(k)-1$  时就是所求的自适应分割阈值,灰度值大于该阈值的像素点判为前景点,否则为背景点。与 Otsu 法<sup>[17]</sup>和假设检验法<sup>[18]</sup>相比,本文基

于概率统计的前景判别方法既准确又高效。

## 2 运动图像序列帧间背景配准

背景配准关键在于计算运动图像序列的帧间变换关系,然后根据该变换关系对由于摄像机运动引起的背景运动进行补偿。平面单应性定义为从一个平面到另一个平面的投影映射,它利用单应性矩阵把源图像平面上的点集位置与目标图像平面上的点集位置关联起来。

在实际工程中,相邻两帧之间通常只有几个像素的小范围距离变化,动态场景变化缓慢而不会发生突变。因此,求解单应性矩阵所需的特征点提取算法需要有较好的实时性;并且对小尺度平移、旋转和缩放变化具有很好的不变性;对于光照、噪声和一定程度的视角变化也具有适应性。CenSurE 算法能较好地满足上述要求。

图 1 给出了运动图像序列帧间配准流程图,背景配准步骤如下:首先提取前后相邻两帧的 CenSurE 特征点,并用 U-SURF 生成特征点描述符;然后以欧氏距离作为特征的相似性度量,并采用特征分类策略快速匹配相邻两帧的特征点集;再通过随机抽样一致算法(RANSAC)过滤掉部分外点得到准确的背景匹配点对;最后利用最小二乘法精确计算帧间单应性矩阵,根据该单应性矩阵对前一帧图像进行重采样得到当前帧的背景配准帧。

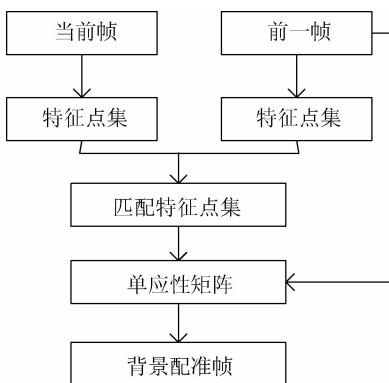


图 1 运动图像序列帧间配准流程图

Fig. 1 Flow chart of registration for inter-frame moving image sequences

### 2.1 CenSurE 特征点提取

CenSurE 是一种计算效率极高的局部不变

特征,主要思路是首先利用双层高斯拉普拉斯滤波器构建尺度空间,用积分图像加速计算每个像素点的中心环绕哈尔小波响应值,然后采用非极大值抑制方法检测局部极值,最后滤除响应值较小和分布在边缘或线上的不稳定点。

受 Lowe 等人利用 DoG 算子近似代替 LoG 算子的启发,Agrawal 等人提出利用更为简单的中心环绕双层滤波器来简化计算,并根据对称程度的不同给出了 4 种滤波器核,如图 2 所示。

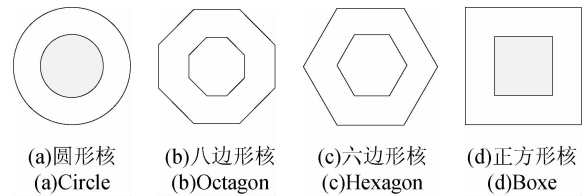


图 2 中心环绕双层滤波器

Fig. 2 Center-surround bi-level filters

圆形核近似 LoG 效果最好,但计算复杂度也最高;方形核计算效率最高,但其旋转不变性最差;八边形核和六边形核性能居中。考虑到相邻帧间背景的运动量通常较小,本文使用正方形核的 CenSurE-DOB 滤波器以更好地满足实时性的要求。

#### (1) 双层拉普拉斯滤波器构建尺度空间

设 CenSurE-DOB 滤波器的内核尺寸为  $(2n+1) \times (2n+1)$ ,外核尺寸为  $(4n+1) \times (4n+1)$ ,  $I_n$  为内核权重系数,  $O_n$  为外核权重系数。为了使滤波器的 DC 响应为零,权重系数需满足下式:

$$O_n(4n+1)^2 = I_n(2n+1)^2, \quad (1)$$

对尺度空间归一化:

$$I_n(2n+1)^2 = I_{n+1}(2(n+1)+1)^2. \quad (2)$$

Agrawal 使用 7 个线性采样的尺度层构建尺度空间,  $n = [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]$ ,考虑到相邻两帧之间尺度变化较小,本文采用 3 个尺度层以检测更多的背景特征点。取一定宽度的边界区域作为背景特征点提取区域,并计算该区域像素的中心环绕哈尔小波响应值,这一方面很大程度地避免了所提取特征点来自于前景目标上的情形,另一方面提高了特征点提取的速度。

#### (2) 尺度空间极值检测

采用非极大值抑制的方法检测尺度空间极值点作为候选特征点。具体来说就是,将尺度空间每个像素点与本尺度层的 8 个邻域点和上下相邻

两尺度层的 18 个邻域点进行响应值比较,记录极值点。

(3)滤除不稳定特征点

首先通过响应阈值过滤掉不稳定的弱响应点,然后根据边缘或线上特征点在平行方向上具有较大主曲率而在垂直方向上具有较小主曲率这一特点,利用尺度自适应的 Harris 方法计算主曲率比以滤除位于边缘或线上的不稳定特征点。主曲率比通过滤波器响应函数的二阶矩矩阵的迹与行列式比值计算得到。如式(3)所示:

$$H = \begin{bmatrix} \sum L_x^2 & \sum L_x L_y \\ \sum L_x L_y & \sum L_y^2 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中  $L_x, L_y$  为滤波器响应函数在  $x$  和  $y$  方向的偏导,文献[14]中建议主曲率比阈值取 10,二阶矩的求和窗口大小与该特征点所在尺度下的双层滤波器外核尺寸相同。

CenSurE 特征检测子使用简单的双层滤波器近似拉普拉斯算子,并使用积分图求取区域像素和,相比 SIFT 算法中的 DoG 算子和 SURF 算法中的 Fast-Hessian 算子,CenSurE-DOB 算子极大地提高了特征点检测效率。另外,由于 CenSurE 特征提取算法是在全尺度空间的每一个像素点上计算滤波器的响应值,没有进行采样和插值运算,所以特征点的定位更为精确。

2.2 U-SURF 特征描述符

考虑到相邻两帧之前的角度偏差并不大,而 Bay 等人在所提出的 SURF 算法中提到 U-SURF 特征描述子能很好地满足小角度旋转情况下特征点鲁棒性要求,并且运算速度较快。因此,本文采用 U-SURF 特征描述子描述特征区域。

本文 U-SURF 特征描述子生成过程如下:以 CenSurE 特征点为中心依次构建  $20s \times 20s$  窗口 ( $s$  为该特征点的尺度),将该窗口区域均分为 16 个子区域,在  $5s \times 5s$  的子区域内以  $s$  为采样步长分别计算  $x$  和  $y$  方向上的 Haar 小波响应  $d_x$  和  $d_y$ ,并分别赋以不同的权重系数,然后用四维向量  $\mathbf{V} = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$  描述该子区域,对 16 个子区域做同样的运算就可得到一个 64 维的特征描述向量,最后用归一化去除光照对描述符的影响。Haar 小波滤波器如图 3 所示。

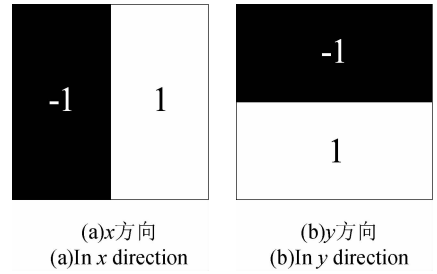


图 3 Haar 小波滤波器

Fig. 3 Haar wavelet filters

2.3 匹配特征点集

本文采用欧氏距离作为特征向量的相似性度量,对于当前帧特征点集中任一个特征点,在待配准的前一帧特征点集中找出欧式距离最近和次近的 2 个特征点对,若最近距离和次近距离比满足:

$$d_{\text{FirstNear}} / d_{\text{SecondNear}} < T. \quad (4)$$

则认为距离最近的 2 个特征点匹配成功。考虑到 CenSurE 特征点有极大值和极小值两类,本文将其加以分类,提高了匹配速度,同时也提高了匹配的准确率。此时匹配点对集中可能还有一些来自于运动前景目标上的点对,或者少数误匹配点对,用随机抽样一致算法(RANSAC)将其滤除。

2.4 平面单应性变换

平面单应性定义为从一个平面到另一个平面的投影映射,它将待匹配的上一帧特征点集的位置和当前帧特征点集的位置关联起来,单应性矩阵为:

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_1^T \\ \mathbf{h}_2^T \\ \mathbf{h}_3^T \end{bmatrix}, \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{h}_i^T = (h_{i1}, h_{i2}, h_{i3})^T, (i=1, 2, 3)$ , 平面单应性矩阵只有 8 个自由度,令  $h_{33} = 1$ 。

假设  $\mathbf{p} = (x, y, 1)^T$  和  $\mathbf{q} = (u, v, 1)^T$  是匹配点对的齐次坐标,则可通过单应性矩阵将  $\mathbf{p}$  变换到  $\mathbf{q}$ :

$$\mathbf{q} = H\mathbf{p}, \quad (6)$$

其中,  $H$  包含相邻两帧间的平移、旋转和缩放等变化。

将式(6)展开得到:

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{h}_1^T \mathbf{p} \\ \mathbf{h}_2^T \mathbf{p} \\ \mathbf{h}_3^T \mathbf{p} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{h}_1^T \mathbf{p} / \mathbf{h}_3^T \mathbf{p} \\ \mathbf{h}_2^T \mathbf{p} / \mathbf{h}_3^T \mathbf{p} \\ 1 \end{pmatrix},$$

即:  $\begin{cases} \mathbf{h}_1^T \mathbf{p} - u(\mathbf{h}_3^T \mathbf{p}) = 0 \\ \mathbf{h}_2^T \mathbf{p} - v(\mathbf{h}_3^T \mathbf{p}) = 0 \end{cases}$ , 将  $\mathbf{h}_i^T = (h_{i1}, h_{i2}, h_{i3})^T$  代入上式,整理得到关于  $h_{ij}$  的 8 元一次方程组:

$$\begin{cases} h_{11}x + h_{12}y + h_{13} - uh_{31}x - uh_{32}y = u \\ h_{21}x + h_{22}y + h_{23} - vh_{31}x - vh_{32}y = v \end{cases} \quad (7)$$

从式(7)可知,理论上计算 8 个自由度的平面单应性矩阵只需 4 个匹配点对。本文为了得到更精确和鲁棒性更好的变换参数,在背景区域提取足够多的匹配点对,并通过最小二乘法求出最优变换矩阵。矩阵表示如式(8)所示:

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{B}, \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{A}_{2n \times 8} =$

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_1u_1 & -y_1u_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ & & & x_1 & y_1 & 1 & -x_1v_1 & -y_1v_1 \end{bmatrix}_{2n \times 8}$$

$$\mathbf{X}_{8 \times 1} = (h_{11} \ h_{12} \ h_{13} \ h_{21} \ h_{22} \ h_{23} \ h_{31} \ h_{32})^T,$$

$$\mathbf{B}_{2n \times 1} = (x_1 \ \cdots \ u_1 \ \cdots)_{2n \times 1}^T, (x_i, y_i) \text{ 与 } (u_i, v_i)$$

分别为前一帧和当前帧中匹配的背景特征点对坐标,  $n \geq 4$ 。

利用帧间单应性矩阵,将上一帧图像映射到配准帧上。通过双线性插值得到非整数位置上的像素灰度值,用于补偿由于摄像机运动引起的背景旋转、缩放和平移等变化。六参数的仿射变换模型也可以描述平面图像的平移、旋转和缩放等线性变换,并可用于动摄像机下背景的全局运动估计<sup>[19]</sup>,但该模型只能对平面图像进行平行映射,这就需要目标场景距离摄像机足够远,从而使目标场景可视为一平面。事实上,仿射变换可以理解为平面单应性变换中单应性矩阵元素  $h_{31} = h_{32} = 0$  时的一种特例,本文的配准模型能够描述 3D 空间中的平面到平面之间映射关系,较仿射变换模型更具一般性。

### 3 时空相关算法

帧间配准后相邻两帧之间的背景相对静止,用帧差法检测出的两帧差异像素就是前景运动目标。但对于整体灰度分布均匀的运动目标,帧差法的检测结果会有较大的空洞,目标不完整并且有重影现象。差分相乘的方法能消除目标重影,

$$B(x, y, t) = \begin{cases} B'(x, y, t-1), & M(x, y, t) = 1 \text{ 且 } t > 1 \\ \partial f(x, y, t) + (1 - \partial)B'(x, y, t-1), & M(x, y, t) = 0 \text{ 且 } t > 1 \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $B'(x, y, t-1)$  表示  $t-1$  时刻的背景图像经单应性变换后所得到的当前帧的背景配准图像:

但差分相乘会减少前景信息,造成更大的空洞。变块差分能在一定程度上消除空洞,但分块处理会使目标边缘有锯齿现象。基于此,本文采用时空相关算法,检测到相对完整的运动前景目标。首先在时域用差分法获取运动前景掩模,然后根据前景掩模的空间信息构建动态更新的实时背景并用背景差法得到空域运动前景。

#### 3.1 时域生成运动前景掩模

设  $f(x, y, t)$  为运动图像序列的第  $t$  帧,  $f'(x, y, t-1)$  为将序列第  $t$  帧作为参考帧时的第  $t-1$  帧图像的配准结果,用帧差法得到帧差图为:

$$dif(x, y, t) = |f(x, y, t) - f'(x, y, t-1)|. \quad (9)$$

将上述帧差图像进行二值分割:

$$difB(x, y, t) = \begin{cases} 1, & dif(x, y, t) \geq Th_1 \\ 0, & dif(x, y, t) < Th_1 \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $Th_1$  为帧差图前景和背景的自适应分割阈值。

用轮廓检测法检测二值化帧差图中的运动目标块,去除面积较小的噪声块,将运动目标块用最小外接矩阵算法标定,并将该区域内的像素灰度值设为 1,其他像素点的灰度值则置零。由此得到时域运动目标前景掩模  $M(x, y, t)$ :

$$M(x, y, t) = \begin{cases} 1, & \text{ForegroundArea} \\ 0, & \text{BackgroundArea} \end{cases} \quad (11)$$

它包含了运动目标最大的可能区域。

#### 3.2 空域提取运动前景目标

背景差法比帧间差分提取到的运动前景目标更完整,本文创建了一个实时更新的动态背景  $B(x, y, t)$ :

(1)首先取运动图像序列的第一帧作为第一帧背景  $B(x, y, t) = f(x, y, t), t = 1$ 。

(2)根据前景掩模的空间分布信息,实时地更新背景图像,背景更新原则是:运动前景掩模区域用前一背景帧以当前帧作为参考,经单应性变换配准后的帧替代,其它区域用当前运动图像序列的对应区域来更新,

$$B'(x, y, t-1) = T(B(x, y, t-1)), \quad (13)$$

$T(\cdot)$  表示前一帧与当前帧之间的单应性变换,  $\partial$

为背景更新速率因子,  $\partial \in (0, 1)$ 。

用背景减法检测运动前景目标:

$$Dif(x, y, t) = f(x, y, t) - B(x, y, t), \quad (14)$$

进行二值化分割,得到:

$$F(x, y, t) = \begin{cases} 255, & Dif(x, y, t) \geq Th_2 \\ 0, & Dif(x, y, t) < Th_2 \end{cases}, \quad (15)$$

其中,  $Th_2$  为背景差图像的前景和背景的自适应分割阈值。

### 3.3 自适应分割阈值

背景和前景的分割阈值不能太小,否则会引入过多的噪声,也不能太大,否则会漏检很多运动目标前景点。Otsu 算法根据最大类间方差原则确定分割阈值,但对于像灰度直方图这种不存在明显的峰、谷的帧差图和背景差分图来说,Otsu 的二值分割效果不好。假设检验法通过计算每个像素点邻域窗口内方差变化的大小来判别该像素点是否为运动目标前景点,运算量较大,计算费时。本文基于混合高斯背景建模算法中背景点  $|\mathbf{X} - \mu| \leq 2.5\sigma$  的判别思想,结合帧差图和背景差分图的灰度正态分布规律,提出一种基于概率统计法的快速自适应分割阈值计算方法。

混合高斯模型统计每一像素与该帧所有像素均值的差值大小,若该差值小于一定阈值,则判为背景点,否则为前景点:

$$d(x, y, t) = \begin{cases} \text{foreground}, & |d(x, y, t) - u_i| \geq k\delta_i \\ \text{background}, & |d(x, y, t) - u_i| < k\delta_i \end{cases}, \quad (16)$$

而根据随机变量的正态分布规律有:

$$P\{|d(x, y, t) - u_i| < k\delta_i\} = P\{-k\delta_i < d(x, y, t) - u_i < k\delta_i\} = P\{u_i - k\delta_i < d(x, y, t) < u_i + k\delta_i\} = \varphi(k) - \varphi(-k) = 2\varphi(k) - 1, \quad (17)$$

其中,  $\varphi(\cdot)$  表示标准正态分布函数,本文采用直方图统计帧差图和背景差分图中的灰度分布,当某一灰度级的概率密度和大于  $2\varphi(k) - 1$  时,该灰度级就是所求的自适应分割阈值。本文前景和背景的自适应分割阈值方法不需要显式地计算每帧像素具体的均值和方差,大大简化了运算,具有简单高效的特点。

## 4 实验结果与分析

实验条件:配置为 Pentium (R) Dual-Core 2.70 GHz CPU, 2 GB RAM 的 PC 机一台; Visual

Studio 2010; OpenCV 2.3.1。

实验用图:大小为  $352 \times 288$  的 Coastguard 标准测试序列;大小为  $352 \times 288$  的 Stefan 标准测试序列;大小为  $320 \times 240$  的室内机器人跟拍序列 (<http://www.ces.clemson.edu/~stb/images/>)。

### 4.1 实验参数的选择与分析

为了避免前景目标上的特征点对帧间背景参数变换时造成影响,同时为了进一步减少特征提取的耗时,考虑到前景目标大多位于序列图像的中间,本文取一定宽度的边界区域作为背景特征点的提取区域,经过多次试验,综合考虑了特征提取耗时和特征点数量两因素,取  $1/5$  的帧宽。

在特征点匹配阶段,最近距离与次近距离比阈值  $T$  取值越小,则表示最近距离的匹配点对相似度越大,从而匹配更准确,但正确匹配点对的数量也会减少。本文根据文献[10]中 SIFT 特征点对匹配时阈值的选取经验,综合考虑匹配点对的数量和准确率因素,取阈值  $T=0.5$ 。

在构建动态更新背景图像时,公式(12)中的背景更新速率因子  $\partial$  决定了非前景区域灰度值更新的快慢,  $\partial$  越趋近于零则背景与上一时刻图像的相关性越大,从而对光照变化的鲁棒性更强,但对于经过单应性变换的运动背景而言,  $\partial$  越趋近于 1 则历史帧带来的累积误差将越小,综合考虑这些因素并经过多次试验,本文取  $\partial=0.7$ 。

前景分割方法借鉴于文献[1]中混合高斯模型中的前景和背景用式  $|\mathbf{X} - \mu| \leq 2.5\sigma$  进行判别的思想,将公式(16)中参数  $k$  取 2.5,即统计当前灰度直方图中概率密度和大于  $2\varphi(2.5) - 1 = 98.76\%$  时的灰度值作为前景和背景的自适应分割阈值。由正态分布规律知,  $k$  越小,则  $2\varphi(k) - 1$  越小,从而能分割出更多的前景点,但噪声点也会随之增多。反之,  $k$  越大,则分割到的前景点越少,噪声点也减少。图 4 为参数  $k$  取值在 1.5~3.0 时,前景分割得到的正确前景点和误判的噪声点的比例(试验发现  $k < 1.5$  时将会引入过多的噪声,  $k > 3.0$  时分割到的前景点数会过少),最终试验结果由本文三组数据的试验结果取均值得到。

从图 4 可以看出,当  $k=2.0$  时,前景点的分割正确率已经较高,再增大  $k$  值不能明显提高正确率。本文为了进一步降低前景点被漏检的风险,取  $k=2.0$  以检测到更多的前景点,即统计灰度直方图中概率密度和大于  $2\varphi(2.0) - 1 = 95.44\%$  时的

灰度值作为前景和背景的自适应分割阈值。

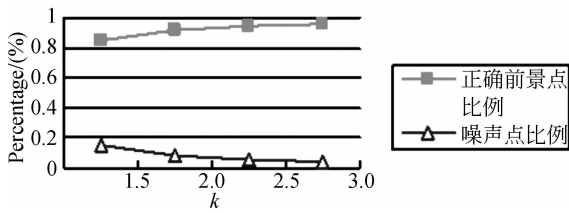


图 4 参数  $k$  对前景分割的影响

Fig. 4 Influence of  $k$  on foreground segmentation

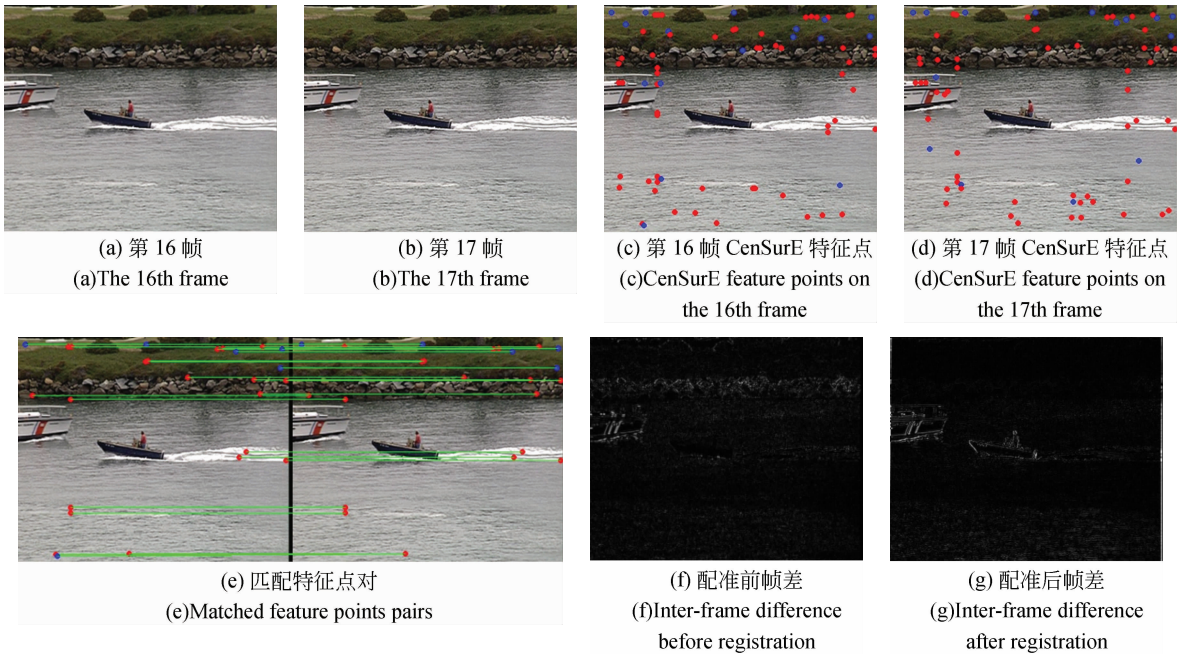
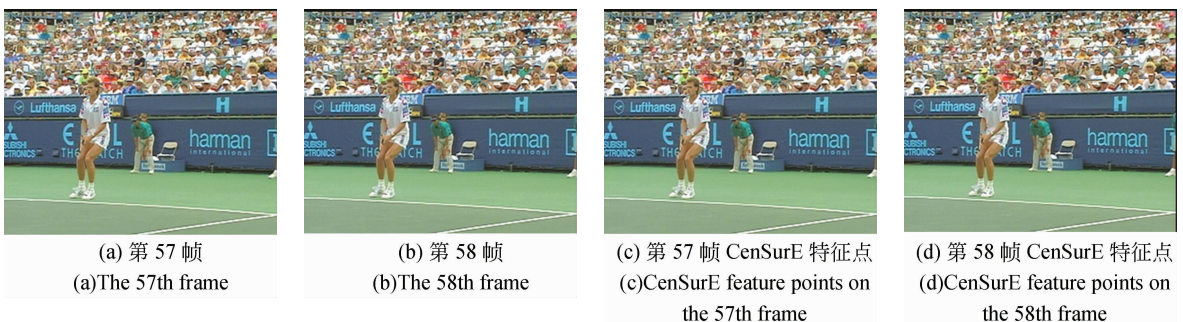


图 5 Coastguard 序列

Fig. 5 Coastguard sequences

Stefan 序列中,由于摄像机运动导致背景存在旋转、缩放等变化。图 6(a)、6(b)为序列的第 57 帧和第 58 帧,6(c)和 6(d)为背景区域提取到的 CenSurE 特征点,红色为极大值点,蓝色为极小值特征点(彩图见期刊电子版),图 6(e)为特征点集的匹配结果。图 6(f)、6(g)给出了为背景配准前后的帧差对比。



## 4.2 帧间背景配准结果及分析

Coastguard 序列中,目标在有较大平移、一定尺度缩放以及随机抖动等变化的背景中运动,图 5(a)、5(b)分别为序列的第 16 帧和第 17 帧,5(c)和 5(d)为背景区域提取到的 CenSurE 特征点,红色为极大值点,蓝色为极小值特征点(彩图见期刊电子版),图 5(e)为特征点集的匹配结果。根据匹配点对求帧间单应性矩阵,将前一帧以当前帧作为参考帧进行配准,图 5(f)、5(g)为背景配准前后的帧差对比。

图 7 为室内跟拍的运动机器人序列,背景存在着平移和光照等变化。图 7(a)、7(b)为序列的第 163 和第 164 帧,7(c)和 7(d)为背景区域提取到的 CenSurE 特征点,红色为极大值点,蓝色为极小值特征点(彩图见期刊电子版),图 7(e)为特征点集匹配结果。7(f)、7(g)为背景配准前后帧差对比。

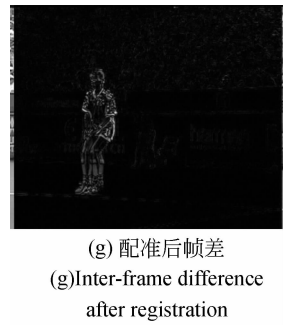
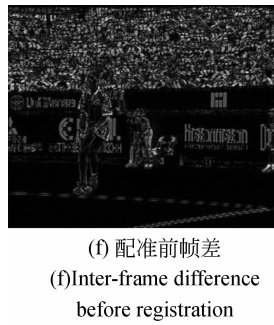
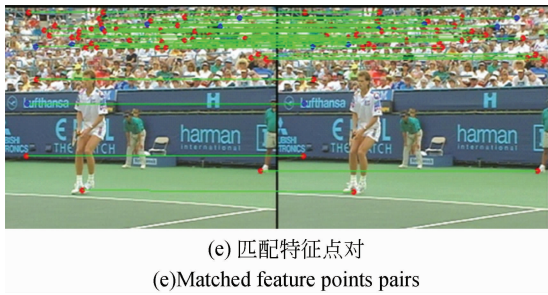


图 6 Stefan 序列

Fig. 6 Stefan sequences

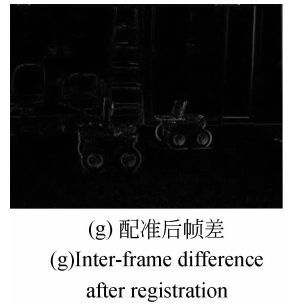
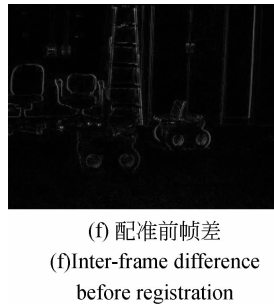
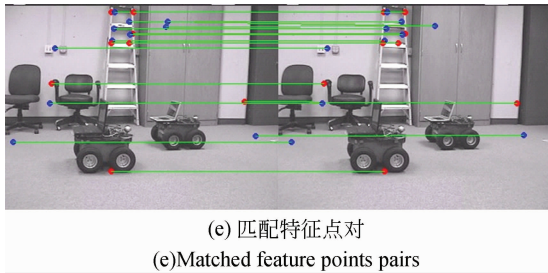
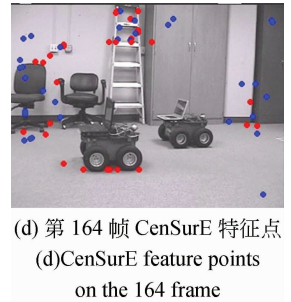
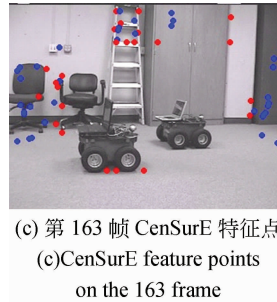
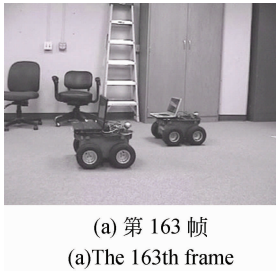


图 7 Robots 序列

Fig. 7 Robots sequences

CenSurE 特征点检测算法在所有像素点的全尺度空间进行极值点检测,特征点位置没有经过插值运算,较 SIFT 和 SURF 算法提取到的特征点位置更为精确,理论上能得到更为精确的帧间背景运动参数。从配准前后的帧差实验效果来看,经过单应性变换后,帧间背景基本对齐,消除了由于摄像机运动引起的帧间背景变化。

### 4.3 运动目标检测结果对比与分析

图 8 为 Coastguard 序列第 17 帧的运动目标的检测结果,图 8(a)为第 17 帧的背景减除结果,图 8(b)、8(c)、8(d)分别为使用 Otsu 法、假设检验法和本文概率统计方法对背景减除帧进行前景与背景

背景的自适应二值分割的结果。

图 9 为 Stefan 序列第 58 帧的运动目标检测结果,图 9(a)为第 58 帧的背景减除结果,图 9(b)、9(c)、9(d)分别为使用 Otsu 法、假设检验法和本文概率统计方法对背景减除帧进行前景与背景的自适应二值分割的结果。

图 10 为 Robots 序列第 164 帧的运动目标检测结果,图 10(a)为第 164 帧的背景减除结果,图 10(b)、10(c)、10(d)分别为使用 Otsu 法、假设检验法和本文概率统计方法对背景减除帧进行前景与背景的自适应二值分割的结果。

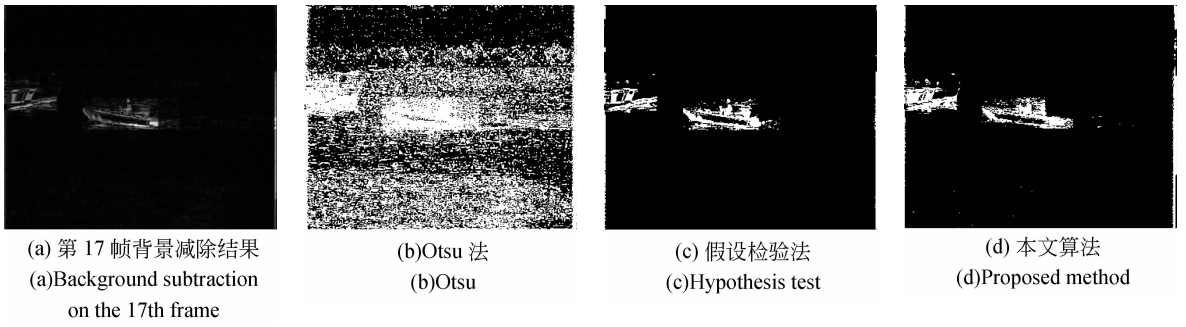


图 8 Coastguard 序列第 17 帧运动目标

Fig. 8 Moving object of 17th frame on Coastguard sequences

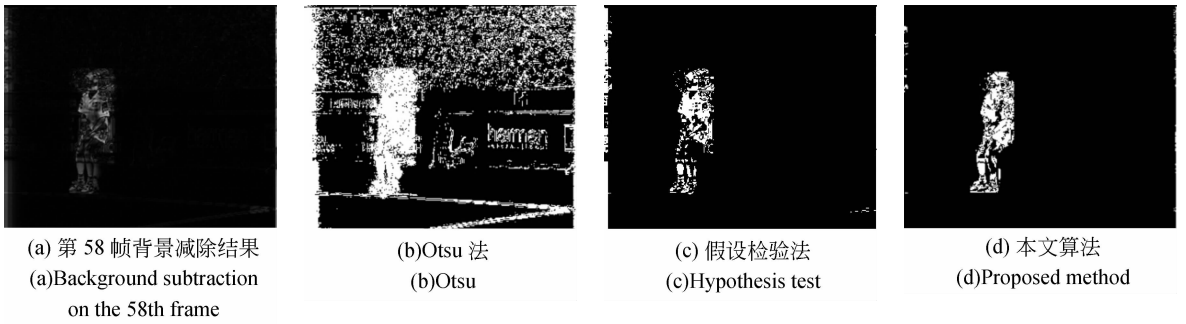


图 9 Stefan 序列的第 58 帧运动目标

Fig. 9 Moving object of 58th frame on Stefan sequences

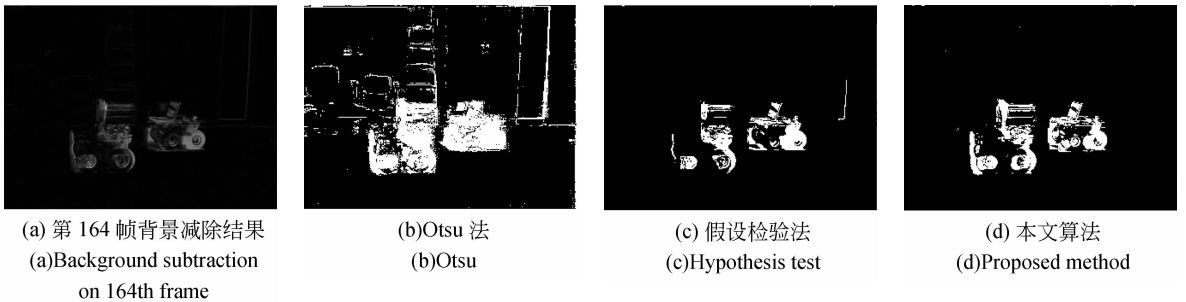


图 10 Robots 序列的第 164 帧运动目标

Fig. 10 Moving object of 164th frame on Robots sequences

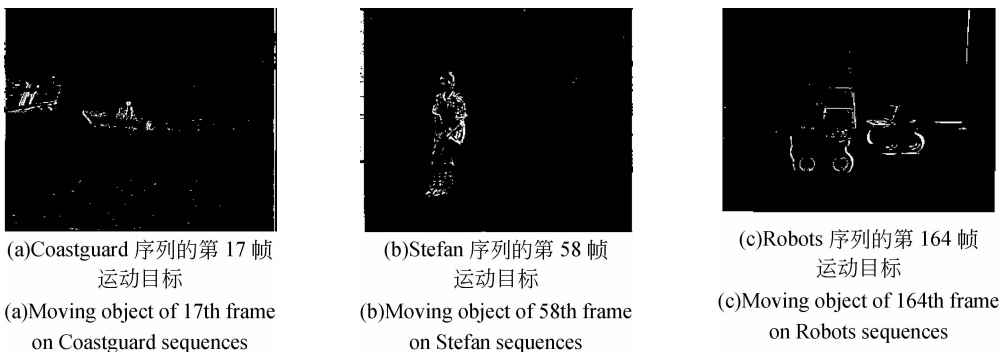


图 11 SIFT 特征匹配的差分相乘法检测结果

Fig. 11 Detection results of differential multiplication based on SIFT

对 Otsu 法、假设检验法和本文方法在前景和背景的自适应二值分割进行了耗时比较,如表 1 所示。

表 1 3 种前景判别方法耗时比较

Tab. 1 Comparison of time-consuming for foreground recognition (ms/frame)

测试序列	Otsu	假设检验法	本文方法
Coastguard	1	8	<1
Stefan	2	9	1
Robots	1	7	<1

从图 8,图 9 和图 10 可以看出,在进行前景和背景的自适应二值分割时,Otsu 法会引入过多

的噪声;假设检验法虽能较正确检测出前景像素,但从表 1 中可以看出,其时间复杂度高;本文提出的分割方法能够准确、快速的检测出目标。

为了验证本文算法的性能,将本文算法与基于 SIFT 特征匹配的差分相乘算法<sup>[7]</sup>进行对比。对 3 组实验图像进行运动目标的检测结果如图 11 所示。

将图 8、图 9 和图 10 中本文算法的检测结果与图 11 进行对比,可以看出,本文提出的时空相关方法能检测到更多的运动目标上的前景像素点,检测到的目标更为完整,大大降低了目标漏检的风险。

表 2 给出了本文运动目标检测算法和基于 SIFT 特征匹配的差分相乘法的耗时情况比较。

表 2 算法耗时比较

Tab. 2 Comparison of time-consuming for several algorithms

(s)

测试序列	本文算法			SIFT 差分相乘法		
	耗时	帧数	平均每帧耗时	耗时	帧数	平均每帧耗时
Coastguard	22.834	300	0.076	195.928	300	0.653
Stefan	7.476	90	0.083	71.553	90	0.795
Robots	11.441	208	0.055	106.912	208	0.514

从表 2 可以看出本文算法的平均运算速度达到 15 frame/s,较基于 SIFT 特征匹配的差分相乘算法,处理速度提高了近 10 倍。这是由于 CenSurE 特征点检测算法具有极高的计算效率,同时 U-SURF 特征点快速描述算法和特征点分类快速匹配策略等使得本文算法的处理能力得到了极大的提高。

## 5 结 论

针对运动摄像机下动目标检测的实时性和完整性的要求,本文提出一种 CenSurE 特征和时空信息相结合的运动目标检测方法。该方法充分利用了 CenSurE 特征对小尺度缩放、旋转和平移等变化的鲁棒性及其特征点位置的精确性,保证了帧间背景运动参数计算的精确性。由于单应性变换

模型比仿射变化模型更适用于一般摄像机运动场景中帧间背景的配准,CenSurE 算子具有极高计算效率,U-SURF 描述符的快速性以及本文采用的概率统计法前景分割的高效性,使得本文算法具有较快的运行速度,测试序列的实验结果达到 15 frame/s。在保证目标检测速度的同时,本文提出的时空相关算法比差分相乘算法能检测到更多的运动前景像素点,检测到的目标更为完整,大大降低了目标漏检的风险。

本文方法适用于复杂场景中摄像机缓慢运动时对运动目标的检测。不足之处在于单应性变换中插值运算使得背景配准图像边缘模糊,不利于后续检测。下一步研究将致力于进一步提高背景配准精度和速度,同时研究复杂动态场景下动目标检测的其它新方法。

## 参考文献:

- [1] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1999, 2:246-252.
- [2] KRAVCHONOK A. Detection of moving objects in video sequences by the computation of optical flow based on region growing [J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2011, 21(2):283-286.
- [3] KIM J, WANG X F, WANG H, *et al.*. Fast moving object detection with non-stationary background [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2012, 67(1):311-335.
- [4] YU X Q, CHEN X N, JIANG M Y. Motion detection in moving background using a novel algorithm based on image features guiding self-adaptive sequential similarity detection algorithm [J]. *Optik*, 2012, 123(22): 2031-2037.
- [5] SUHR J K, JUNG H G, 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.
- [6] 王会峰,刘上乾,汪大宝,等. 基于序列图像特征配准的摄像机旋转补偿算法[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(7):1330-1334.
- WANG H F, LIU SH Q, WANG D B, *et al.*. Video camera rotation compensation algorithm based on feature matching of sequence image frames [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(7):1330-1334. (in Chinese)
- [7] 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]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(4): 892-899. (in Chinese)
- [8] 朱娟娟,郭宝龙. 复杂场景中基于变块差分的运动目标检测[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(1): 183-191.
- ZHU J J, GUO B L. Moving object detection based on variant block difference in complex scenes [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(1): 183-191. (in Chinese)
- [9] EDUPUGANTI V G, AGARWAL V A, KOM-  
PALLI S. Registration of camera captured documents under non-rigid deformation [C]. 2011 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, 2011:385-392.
- [10] DAVID G LOWE. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(3):91-110.
- [11] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.*. Speeded-up Robust Features(SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3):346-359.
- [12] 丘文涛,赵建,刘杰. 结合区域分割的 SIFT 图像匹配方法[J]. *液晶与显示*, 2012, 27(6):827-831.
- QIU W T, ZHAO J, LIU J. Image matching algorithm combining SIFT with region segmentation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(6):827-831. (in Chinese)
- [13] 李英,李静宇,徐正平. 结合 SURF 与聚类分析方法实现运动目标的快速跟踪[J]. *液晶与显示*, 2011, 26(4):544-550.
- LI Y, LI J Y, XU ZH P. Moving target fast tracking using SURF and cluster analysis method [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(4):544-550. (in Chinese)
- [14] AGRAWAL M, KONOLIGE K, BLAS M R. CenSurE: Center Surround Extremas for Realtime Feature Detection and Matching [C]. *European Conference on Computer Vision*, 2008:102-115.
- [15] MICHAEL C Y, DAVID G L, SEPTIMIUM E S, *et al.*. Real-Time Methods for Long-Term Tissue Feature Tracking in Endoscopic Scenes [C]. *International Conference on Information Processing in Computer-Assisted Interventions*, 2012:33-43.
- [16] KWAK N, ARISUMI H, YOKOI K. Visual recognition of a door and its knob for a humanoid robot [C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2011:2079-2084.
- [17] OSTUN. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1979, 9(1):62-69.
- [18] 赖作镁,王敬儒,张启衡. 背景运动补偿和假设检验的目标检测算法[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(1):112-116.
- LAI Z M, WANG J R, ZHANG Q H. Object detection algorithm based on background motion compensation and hypothesis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1): 112-116. (in Chinese)

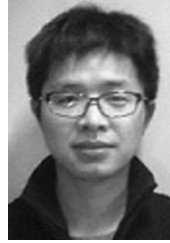
- [19] 王思珺,赵建,韩希珍. 基于仿射变换的快速全局运动估计算法[J]. 液晶与显示,2012,27(2): 263-266.  
WANG S J, ZHAO J, HAN X ZH. Fast global

motion estimation algorithm based on affine transformation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(2): 263-266. (in Chinese)

作者简介:



张红颖(1978—),女,天津人,博士,副教授,硕士生导师,2001年、2004年、2007年于天津大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事图像工程及人工视觉方面的研究。E-mail: carole\_zhang0716@163.com



胡正(1987—),男,湖北黄冈人,硕士研究生,2011年于湖北民族学院获得学士学位,主要从事数字图像处理及机器视觉方面的研究。E-mail: zhu\_cauc@hotmail.com

(版权所有 未经许可 不得转载)