

区域快速鲁棒特征跟踪电子稳像

王洪^{1,2}, 戴明¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033; 2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要:针对稳像过程中稳像精度易受光照变化、噪声、局部遮挡等因素的影响,提出了一种区域快速鲁棒性不变特征跟踪稳像算法。首先采用改进的快速鲁棒性特征(SURF)算法提取图像局部区域特征点及其描述,然后,采用动态平衡KD树(DBKD-Tree)快速搜索匹配算法,实现局部区域特征点跟踪匹配,最后利用配准的特征点对,根据均方差最小计算稳像的全局参数实现稳像。在不同光照条件、噪声环境下进行了稳像测试,加入20%的高斯噪声时均能100%地重复检测特征,达到亚像素定位精度,误匹配率低。

关键词: 计算机应用; 电子稳像; 特征提取; 快速鲁棒性不变特征; 运动估计; DBKD树
中图分类号: TP39 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2012)02-0451-08

Area speed up robust feature tracking for electric image stabilization

WANG Hong^{1,2}, DAI Ming¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China; 2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: An area Speed up Robust Feature (SURF) tracking algorithm for video stabilization is presented to improve the precision under the condition of illumination variation, noises, and partial occlusion. The improved SURF algorithm is used to extract the local area feature points and their descriptors. Then the fast search-matching Dynamic Balance KD Tree (DBKD-Tree) is used to get the matching double points. Finally, the matching double points are used to estimate the motion parameter by the principle of minimum average variance. Experiments under different illumination and noise environments and additional 20% random noise show that the invariant feature can be 100% detected repeatedly with sub-pixel precision and near zero estimation error.

Key words: computer application; electric image stabilization; feather extraction; speed-up robust feather (SURF); motion estimation; DBKD-Tree

稳像过程中,补偿参数的估计精度往往受到噪声、光照亮度变化和局部遮挡的影响,很难保证

最后用于补偿的参数精度。采用特征稳像,通常是提取感兴趣的特征,然后采用匹配技术,估计用

收稿日期: 2010-10-29.

基金项目: “973”国家发展规划项目(2009CB72400105); “863”国家高技术研究发展计划项目(2008AA121803).

作者简介: 王洪(1982-),男,博士研究生. 研究方向: 信号与图像处理,嵌入式设计.

E-mail: hongwang2012@yahoo.com.cn

通信作者: 戴明(1965-),男,研究员,博士生导师. 研究方向: 光电平台稳定技术和图像稳定技术及航空光电成像技术. E-mail: daim@vip.sina.com

于运动补偿的校正参数实现稳像。目前利用特征稳像的主要算法是在空域内^[1-5],通过对图像的某种变换,完成图像的边缘、轮廓、直线、角点等特征的提取,算法鲁棒性在噪声、光照变化、以及遮挡环境下很难保证,稳像质量也因此受到很大影响。

在多尺度空间下,通过选择不同的尺度,从原始图像数据中获得不同的图像结构,将该图像结构构造为金字塔,然后采用非线性扩散方法提取特征。快速鲁棒特征(Speed-up robust features, SURF)是在尺度不变特征变换(Scale invariant feature transform, SIFT)算法^[2-3]基础上发展而来的一种特征检测描述算法,具有平移、缩放、旋转和仿射不变性。与 SIFT 算法相比,除了具有更快的计算速度与浮点精度以外,还具有更强的压制噪声的能力。

本文利用 SURF 算法提取图像特征,并加以改进,提出一种基于区域特征预判、快速跟踪稳像方法,在充分保证算法性能的前提下,进一步提高了特征提取的计算速度。在 KDB(K-D balance tree)算法基础上提出动态平衡树(Dynamic balance K-D tree, DBKD)搜索匹配算法进行快速特征集匹配,使误匹配率大幅降低,高精度估计用于运动补偿的校正参数。

1 特征尺度自动选择

通过对图像结构在尺度空间上的细节行为分析,寻找图像显著而稳定的点状、线状与脊状等不变属性特征,可实现在不断变化的视觉环境中的图像识别、重建。传统的图像尺度分析是在不同的尺度下建立尺度空间描述,但没有强调如何选择局部近似尺度因子并作进一步的分析。Lindeberg 等^[6]通过理论分析以及大量实验论证,发现局部极大值特征在不同的尺度因子下具有不变性。极值行为在不同尺度下有不同的表现方式,并直接关系到特征提取的数量,对于任意多维信号的不同尺度响应 f 和 f' , 有

$$f(x) = f'(sx) \tag{1}$$

式中: s 为尺度因子, $x = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ 。

利用高斯核

$$g(x; t) = \frac{1}{(2\pi t)^{N/2}} e^{-(x_1^2 + \dots + x_D^2)/(2t)}$$

定义式(1)的尺度空间描述:

$$L(x; t) = g(x; t) * f \tag{2}$$

同理可以计算式(1)右边尺度描述 $L'(x'; t')$, 并

在空间域 m 阶导数满足如下关系:

$$\partial_x^m L(x; t) = s^m \partial_x'^m L'(x'; t') \tag{3}$$

为提取斑状特征(见图 1),在此定义 γ 归一化导数

$$\partial_x^\gamma = t^{\gamma/2} \partial_x \tag{4}$$

将其代入式(3)并满足:

$$\begin{cases} (\nabla_{\text{norm}}^2 L)(x_0, t_0) = 0 \\ (\partial_t (\nabla_{\text{norm}}^2 L))(x_0, t_0) = 0 \end{cases} \tag{5}$$

利用式(5)可以推导出尺度因子的大小,实现尺度因子的自动选择。



图 1 不同尺度因子下斑状特征提取
Fig. 1 Blob-features over different scale

2 快速鲁棒特征检测

本文通过自动选择不同的尺度获得特征点及其向量描述子,基于图像积分利用近似处理的 Hessian 矩阵定位不变特征,采用紧支撑箱小波紧框架与可调箱式卷积滤波器进行快速运算^[7],提取不变特征的描述子。

2.1 积分图像

积分图像可以实现与箱式卷积滤波器快速运算,对于图像 $I(x, y)$ 中的任意一点的积分:

$$I_\Sigma(X) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(i, j) \tag{6}$$

式中: $I_\Sigma(X)$ 为在点 $X = (x, y)^T$ 的积分函数,为原始图像某个矩形区域内所有像素之和,如图 2。

在计算出积分图像后,任意区域 D 的信号强度可以通过 4 个数组序列来计算,位置 1 的积分可以通过区域 A 内所有像素之和表示,同理可以计算位置 2、3、4 的积分。那么区域 D 内的信号强度可表示为 $4+1-(2+3)$ 。任意区域计算复杂度仅与图像大小相关。

2.2 特征尺度选择

特征点提取过程需要选择不同的尺度因子,

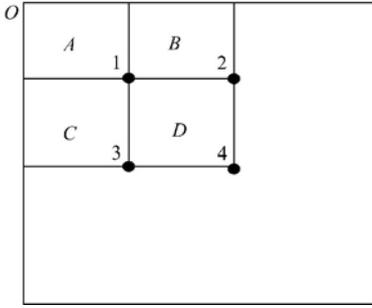


图 2 区域积分图像

Fig. 2 Regional image integral

尤其特征位置的搜索需要对不同尺度图像进行相互比较。SIFT 算法利用高斯平滑,并通过图像下采样获得更高级金字塔图像结构,效率较低。本文采用箱式滤波器与积分图像作卷积(见图 3),因此不再采用相同的滤波器迭代处理经过滤波后的图像,不以迭代方式改变图像尺寸,这将极大地提升计算效率。

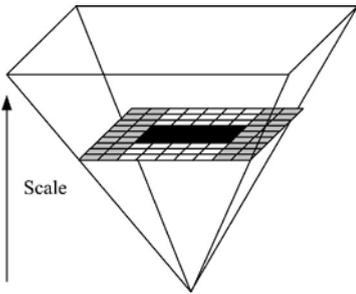


图 3 上采样滤波器用于积分图像

Fig. 3 Up-scaling of the filter used in integral images

在尺度空间分析过程中,以簇(octave)为单位,每一簇代表一系列不同滤波器与输入图像的卷积滤波响应。分析所有簇之间的关系,均包含有大小为 2 的采样因子。因此,每一簇间隔(interval)滤波器的大小为

$$\text{Size}_{\text{Filter}} = 3 * (2^{\text{octave}} * \text{interval} + 1) \quad (7)$$

根据式(5),可以推导出尺度选择因子:

$$\sigma_{\text{approx}} = \text{Size}_{\text{CurrentFilter}} * \frac{\text{Scale}_{\text{BaseFilter}}}{\text{Size}_{\text{BaseFilter}}} \quad (8)$$

在不同的视角图像下将自动选择与之对应的尺度因子,Hessian 矩阵行列式的 Frobenius 范数将表现出不同的响应,如图 4 所示。

2.3 特征定位

相比于 Hessian-Laplace 矩阵利用极值检测斑状特征,Hessian 矩阵仅与尺度因子选择的行列式值有关,且 Hessian 矩阵亦能保证浮点定位精度,本文的特征提取算子仍然采用 Hessian 矩

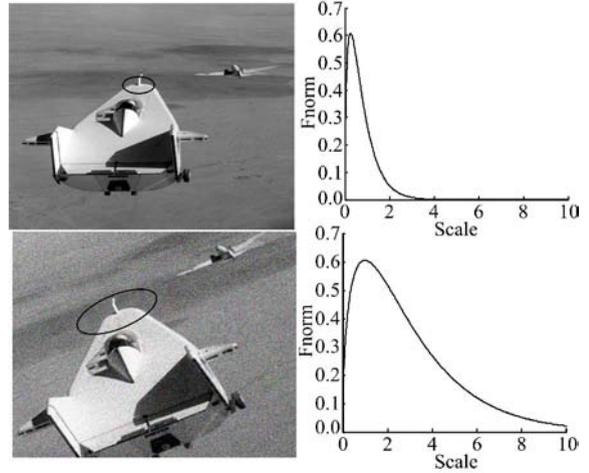


图 4 不同尺度因子下的 Frobenius 范数响应

Fig. 4 Response to Fnorm under different scale factors

阵。对于图像中给定点 $X = (x, y)^T$, Hessian 矩阵定义如下:

$$H(X, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \sigma) & L_{xy}(X, \sigma) \\ L_{xy}(X, \sigma) & L_{yy}(X, \sigma) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $L_{xx}(X, \sigma)$ 为 $L(X, \sigma)$ 的二阶导数; $L(X, \sigma)$ 为图像 I 与高斯函数的卷积;同理 $L_{xy}(X, \sigma)$, $L_{yy}(X, \sigma)$ 。

高斯函数作为分析尺度空间的非线性扩散函数,在图像实际应用中需离散化并截断。本文在 Lowe 的 LOG(Laplace-of-Gaussian)的基础上,采用箱式滤波器(即近似的二阶高斯导数)代替连续高斯函数计算 Hessian 矩阵,如图 5 所示。

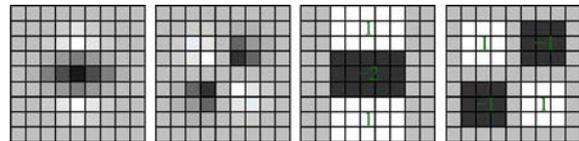


图 5 从左到右:在 $y(L_{yy})$ 和 $xy(L_{xy})$ 方向被离散化与截断的二阶高斯导数,近似的二阶高斯导数 $y(D_{yy})$ 和 $xy(D_{xy})$

Fig. 5 Left to right; the (discretised and cropped) Gaussian second order derivative in $y(L_{yy})$ and $xy(L_{xy})$ direction, approximation for the second order Gaussian derivative $y(D_{yy})$ and $xy(D_{xy})$

这种近似的二阶高斯导数在利用积分图像进行卷积运算过程中将很大程度上缩小计算量,计算复杂度仅与滤波窗口大小相关。那么经过箱式滤波器近似后得到的 Hessian 矩阵如下:

$$\det(H_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 \quad (10)$$

权值 ω 用来平衡近似处理后的 Hessian 矩阵行列

式值,确保高斯核与近似高斯核的能量守恒,其表达式为

$$\omega = \frac{|L_{xy}(1,2)|_F |D_{yy}(9)|_F}{|L_{yy}(1,2)|_F |D_{xy}(9)|_F} = 0.912 \quad (11)$$

式中: $|D_{yy}(9)|_F$ 为近似 9×9 高斯滤波器的 Frobenius 范数,该高斯滤波器的 $\sigma = 1.2$, 为最小尺度; ω 通常取 0.9。

在实际操作过程中,通常将滤波器常数化,特征点的定位方法与 SIFT 算法^[6]一致,能获得浮点精度,在此不再赘述。

2.4 特征描述

快速鲁棒性特征描述子主要是描述特征点(包括领域像素在内)强度信息的分布^[8]与赋予特征点方向,使得特征具有不变性。本算法主要采用紧支撑箱一阶导 Harr 小波作用于图像 x - y 两个方向上的响应来提取,利用积分图像计算 64 维空间描述向量,采用这种方式不仅能减少特征提取时间和匹配时间,而且还增强了算法的鲁棒性。除此以外,采用基于 Laplace 符号的索引方法可增强描述子的鲁棒性和匹配速度。

为保证图像旋转不变性,首先利用 Harr 小波函数 $\psi(t)$ 作用于以兴趣点为中心,半径为 $6s$ (s 为被提取特征点的尺度因子)的区域,为保持与区域以外的点一致,Harr 小波的宽度取决于尺度因子,取为固定 $4s$,因此可以再次利用积分图像进行快速滤波:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 < t < 2s \\ -1, & 2s < t < 4s \end{cases} \quad (12)$$

在完成 Harr 小波变换以及兴趣点高斯加权处理以后,此时该点在空间上就代表着在横坐标方向上的水平响应强度以及在纵坐标上的垂直响应强度,主方向可以通过计算窗口大小为 $\pi/3$ 的滑动窗内所有响应点之和取得(见图 6),即将水平方向与垂直方向响应值相加即分别得到描述子的方向向量,取最大方向作为主方向。接着以该兴趣点为中心,以该点的主方向为主轴,取窗口大小为 $20s$ 的区域,并将该区域划分为 4×4 的子区域,对每个子区域,计算 Harr 小波响应, dx 为水平方向响应, dy 为垂直方向响应。为防止强度极性改变,分别为水平、垂直方向响应建立符号索引,在计算 $\sum dx$ 与 $\sum dy$ 的同时,计算 $\sum |dx|$ 与 $\sum |dy|$,这样构成了 4 维描述子向量 $\mathbf{v} = (\sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy|)$ 。计算 4×4 子区域内的所有向量,最后将构成 64 维描述子。小波响应对

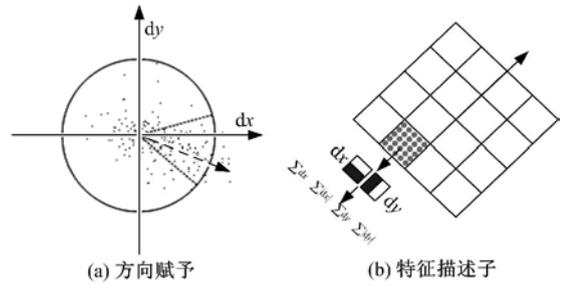


图 6 方向赋予和特征描述子

Fig. 6 Orientation assignment and feature descriptor

由亮度变化和对对比度变化引入的偏差具有不变性,通过计算 Harr 小波水平和垂直方向绝对值响应,相比于 SIFT 算法,小波响应对噪声具有更强的压制能力。

2.5 算法改进

对于图像的多尺度分析,利用非线性高斯核与图像数据做卷积运算提取不变特征,计算量通常很大,如用 SIFT 算法计算 640×480 pixels 需要 2515 ms,本文算法在未改进时需要 172 ms,在实际运用中尤其在需要实时处理时无法容忍。

在整个计算过程中,通过逐点计算 Hessian 矩阵,根据阈值判定确定当前点是否为特征点,而后提取该点的描述子确定特征不变性。分析图像纹理存在着巨大的计算冗余度。若某点为斑状特征,那么该点应该与周围的区域存在像素值差异,如图 7 所示,方形区域中有一明显斑状特征,以该点为中心,取内径 $r_1 = 9$ (与第一簇最小尺度因子选择的非线性高斯核大小一致),外径 $r_2 = 15$ (与第一簇次最小尺度因子选择的非线性高斯核大小一致)进行斑状特征预判断。

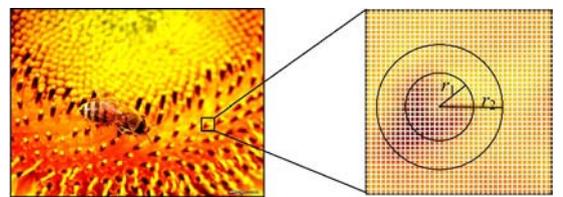


图 7 斑状特征预判断

Fig. 7 Blob-feature judge

若半径 r_1 内的点 I_{r_1} 与环形区域内的点 $I_{r_2 \rightarrow r_1}$ 满足式(13),认为是可能的斑状特征点。

$$blob_{i,j} = \begin{cases} \text{darker}, & I_{r_1} \geq I_{r_2 \rightarrow r_1} + t \\ \text{similar}, & I_{r_2 \rightarrow r_1} - t \geq I_{r_1} \geq I_{r_2 \rightarrow r_1} + t \\ \text{brighter}, & I_{r_1} \leq I_{r_2 \rightarrow r_1} - t \end{cases} \quad (13)$$

式中: t 为人为设定的阈值。

在提前提取可能的斑状特征后,再计算 Hessian 矩阵和描述子,剔除不必要的计算,毫不影响算法不变性与鲁棒性。对于 640×480 pixels 图像,计算时间将缩短为 46 ms,与改进前相比,计算时间缩短将近 4 倍。

3 区域特征跟踪稳像

图像序列斑状特征及其描述子通常构成较大的点向量集合,稳像参数可以通过当前帧与前一帧的特征匹配计算变换矩阵获取,再对当前帧图像进行运动补偿,输出高度稳定图像序列。由于图像具有相对丰富的点特征值,若要实现高精度稳像,需估计最优运动补偿参数。因此,本文通过提取图像中心区域特征,提出一种动态平衡 DBKD 树快速匹配算法对区域特征跟踪,实现帧间图像稳定。

3.1 DBKD 树快速搜索匹配算法

常用的特征点匹配算法有球形树算法,词汇树算法,K-D 树算法,在 K-D 树算法基础上发展的 BBF(Best bin first)算法,它们均以 KNN(K-Nearest-Neighbor)为基础,是一种静态非平衡树搜索匹配算法,在匹配过程中,计算复杂度和超平面划分联系很紧,空间利用率低,有时还会出现病态划分(如图 8(a)上的点),不仅会影响匹配效果,造成误匹配,同时超平面划分方式不合理将严重影响计算复杂度。DBKD 树搜索匹配算法是在 KDB 算法基础上改进的一种匹配算法,是一种动态变尺度算法,先对长度为 x ,宽度为 y ,点数为 M 的超平面进行网格划分,块数 $t = \Theta(\min\{M/B, \sqrt{M}\})$,其中 B 为网格内点数,每网格点集形成点块,每个块构成一棵高度为 $\Theta(\log_2 B)$ 的子树,拥有 $O(B/2 - 1)$ 个 I/O(用于点集查询、更新的输入输出端口),最后构建拥有 $\Theta[(B/2) \log_b(B/2)]$ 个 I/O 的近似二叉平衡树,与 K-D 树相比,多出 $\Theta(\log_2 B)$ 倍的 I/O。

在匹配过程中,采用加窗点集块深度优先匹配方法,即当待匹配点集块在 DBKD 树中利用 KNN 算法进行搜索匹配时,若在 DBKD 树中查找到与待匹配点集块中某点的匹配对象后,以该点为中心,形成宽度为 w 的矩形区域,在该矩形区域内找到待匹配点的其他匹配对象。因在矩形区域内进行搜索深度远小于整棵树的深度,因此,匹配复杂度仅为 $\Theta[\log_2(w^2 B/xy)]$,其中 $w \ll$

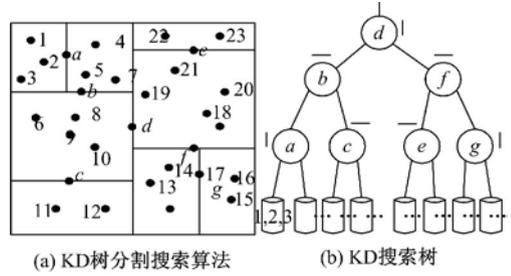


图 8 KD 树分割搜索算法和 KD 搜索树
Fig. 8 K-D tree segment and search algorithm and K-D search tree

x, y , 与基于置信度方式最优时间复杂度为 $\Theta(\log_2 M)$ 的点匹配算法相比,在很大程度上节省了匹配时间。算法采用网格分割,只要有一点落入网格内,按照所提出的算法进行特征点搜索,就能准确找到网格内相邻其他点的特征,相比于置信度算法,本文算法性能表现优异。

3.2 参数估计

参数估计的过程就是要估算用于运动补偿的变换参数,对于帧间图像存在如下仿射变换关系:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中:匹配点对 $(x_0, y_0)^T$ 和 $(x_1, y_1)^T$ 分别为前一帧特征点位置和当前帧特征点位置; $\begin{bmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix}$ 为仿射变换系数; $(T_x, T_y)^T$ 为平移向量。将式(14)整理后变换为

$$\begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ m_4 \\ T_x \\ T_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 & y_0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x_0 & y_0 & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (15)$$

缩写为 $Ax = b$ (16)

式中: x 为待估参数; A 为前一帧图像特征点数据; b 为当前帧特征点数据。

仅需 3 对特征点,即可求解当前仿射参数:

$$x = [A^T A]^{-1} A^T b \quad (17)$$

为获取最优估计结果,与滤波算法^[9]相比,利用 RANSAC(Random sample consensus)算法估计仿射矩阵是一种常用的计算方法,但是比较费时,不适合实时应用环境。

本文通过迭代求取最小估算运动补偿参数最小均方差 e :

$$e = \sqrt{\frac{2 \| \mathbf{Ax} - \mathbf{b} \|^2}{r - 6}} \quad (18)$$

式中: r 为行列式的行数,通过误差阈值设定。

针对实际应用,在很多情况下图像不稳定是因为平移抖动造成的,因此,对平移估计本文采用一种更加有效省时的方法:

$$\begin{cases} T_x = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (x_{1i} - x_{0i}) \\ T_y = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (y_{1i} - y_{0i}) \end{cases} \quad (19)$$

式中: n 为总匹配点对数。

当估计出校正参数时,可以对抖动图像进行运动补偿,实现稳像。由于获得的点特征具有浮点精度,经上述参数估计后,仍能保证足够的浮点精度属性。

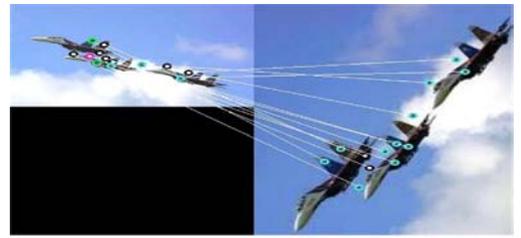
4 稳像实验与分析

稳像过程中,需要先提取图像斑状特征,然后采用 DBKD 树搜索匹配算法实现匹配点对的查找,最后利用匹配点对计算稳像需要的仿射参数。实验采用硬件平台为 Intel P4 3.0 GHz, Windows 环境 VS2010 分别对图像库中各种场景图像进行实验,检测改进后算法的时间性能、鲁棒性以及稳像精度。最后给出 132 帧灰度视频序列,分辨率为 320×240 pixels 的稳像实验结果。

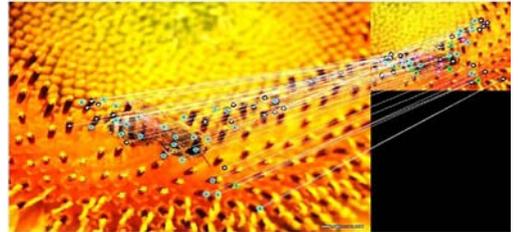
4.1 改进的快速鲁棒性特征算法性能测试

实验选择各种场景图片进行特征提取匹配,并以图 9 作为示例说明,计算仿射变换矩阵,在存在 20% 随机噪声、光照变化、遮挡环境下,实现旋转、偏移、缩放目标的匹配跟踪。

由图 9(a) 可知,右图比左图亮度低,表明算法在提取斑状特征时合成特征描述子主方向的水平强度与垂直响应强度对光照不敏感,能够抵挡一定的光照强度变化。图 9(b) 针对存在局部遮挡时的情况,由于所提取的点特征信息丰富,遮挡区域局部信息虽然无法真实提取,但是除遮挡外,其他地方仍然存在丰富的点特征信息,稳像参数估计中全局补偿参数估计只要有 3 对正确匹配的点就可无误估计。因此,丝毫不会影响整幅图像的匹配性能。图 9(c) 是对算法压制噪声能力的测试,在加入 20% 随机噪声后,因特征提取利用 Haar 小波计算水平与垂直的响应强度后,分别建立了符号索引,计算带符号和不带符号的强度响应,使得噪声在特征强度中所占比例可忽略,从根



(a) 不同亮度空中目标匹配



(b) 带遮挡(蜜蜂)太阳花特征提取匹配



(c) 地面目标匹配,右图加入了20%的随机噪声

图 9 各种场景的特征提取匹配

Fig. 9 Match of the scenes feature extraction

本上为提升压制噪声提供了理论基础。所以,算法在压制噪声方面表现较好。另外,匹配搜索算法利用信息丰富的不变点特征,通过动态分割的网格匹配,对网格内的所有点建立子树,而后进行加窗约束搜索匹配,能够防止特征的交叉串匹,保证一个点正确匹配的同时,周围的点也能得到快速正确的匹配,加快了匹配速度的同时,还保证了匹配的正确性,大幅降低了误配率。

在检测算法鲁棒性的同时,还验证了算法在不同大小图像(选择图 1 太阳花为例)时的时间性能,实验结果如表 1、表 2 所示。其中表 1 表示不同大小图像在加入 20% 随机噪声、有光照变化情况下,本文算法性仍能 100% 重复检测特征点,存在局部遮挡时,并不影响特征提取以及运动参数估计。表 2 表示对不同大小图像序列,利用特征预判改进后的斑状特征提取、匹配所需时间,对于图像尺寸为 320×240 pixels 时,特征的提取与匹配时间均很小,对稳像表现出较好的实时性,对于红外成像平台可以直接实现全帧特征定位提取,进行全帧图像稳定。虽然其他尺寸的图像耗时较高,但可以只对区域进行特征定位实现全局参数

估计。表 3 为利用 640×480 pixels 太阳花进行不同不变特征算法提取图像特征,提取特征所需时间、匹配时间以及误匹配率的对比,可见本文算法虽采用特征预判,但去掉的都是不明显特征,因此特征提取的数量不会受到影响,能够充分保证算法性能;在采用特征预判后,计算复杂度得到大幅降低,特征检测的时间性能得到很大改善;同时如图 9 的实验测试,误匹配率低,匹配时间缩短。

表 1 噪声、光照变化、遮挡对算法的影响

Table 1 Algorithm influenced by noise, light, occlusion

图像大小 /pixels	特征 点数	20%噪声 重复率	光照 变化	有无遮 挡影响
320×240	142	100%	142	无
640×480	416	100%	416	无
720×576	486	100%	486	无
$1K \times 1K$	758	100%	758	无

表 2 不同序列图像的单帧时间性能测试

Table 2 Time test of different image sequence

图像大小 /pixels	特征 点数	提取时间 /ms	匹配时间 /ms	稳像时间 /ms
320×240	142	15	7	2
640×480	416	46	19	4
720×576	486	71	29	5
$1K \times 1K$	758	114	42	7

表 3 不同算法单帧时间性能比较

Table 3 Time comparison of different algorithm

	SIFT 算法	Harris- Laplace	本文改进 前算法	本文改进 后算法
特征点数	433	405	416	416
提取时间/ms	2515	1800	172	46
匹配时间/ms	—	—	74	19
误匹配率/%	—	—	>4.5%	0

4.2 改进的区域快速鲁棒性特征算法稳像

由于特征计算精度为浮点精度,通过对算法时间性能分析,当图像大小为 320×240 pixels 时,满足算法实时性要求,为了实现不同大小图像序列的稳定,采用区域特征匹配跟踪。以图 10 为例,通过提取图像 $1/2$ 中心区域特征,进行特征匹配,利用匹配点对,采用第 3 节给出的计算全局运动参数方法,可以实现抖动序列的高精度稳定。

下面给出分辨率为 320×240 pixels, 132 帧灰度视频序列(RGB 彩色序列,抽取其中一种颜色信息数据即可)稳像实验结果,见图 11。

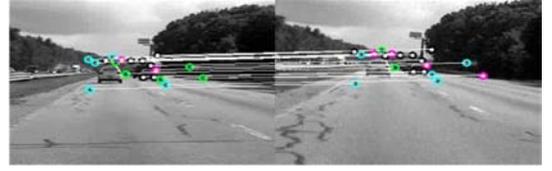


图 10 区域特征匹配计算运动参数估计

Fig. 10 Motion parameter estimation in local area



(a) 第15帧



(b) 第30帧



(c) 第51帧



(d) 第96帧

图 11 稳像实验结果

Fig. 11 Results of image stabilization

利用本文算法计算运动参数,通过估计参数与实际运动参数误差比较,估计误差在 0.1% 以内,具体运动估计曲线结果论证不再冗述。

5 结束语

提出了一种区域特征匹配跟踪算法,通过对某点是否为斑状点进行预先判定,改进算法性能,很大程度上提高了算法的鲁棒性以及时间性能;同时提出一种 DBKD 树快速搜索匹配算法,使得误匹配率大幅降低,并缩短了匹配时间,显著改善了稳像性能。通过对不同光照条件下存在随机噪声、遮挡的图像进行试验,很好地验证了算法对于抖动图像序列中存在缩放、平移、旋转具有很好的适应性。同时,算法具有较高精度,使得输出的稳

定图像具有更佳稳定性和平滑度。本文所提出的算法还可进一步运用到图像识别,目标跟踪等领域。

参考文献:

- [1] Cai J, Walker R. Robust motion estimation for camcorders mounted in mobile platforms[C]// The Conference of the Australian Pattern Recognition Society on Digital Image Computing: Techniques and Applications, 2008.
- [2] Battiato S, Gallo G, Puglisi G, et al. SIFT Features tracking for video stabilization[C]// International Conference on Image Analysis and Processing, Modena, 2007.
- [3] 杨晓敏, 吴炜, 卿颀波, 等. 图像特征点提取及匹配技术[J]. 光学精密工程, 2009, 17(9): 2276-2282. Yang Xiao-min, Wu Wei, Qing Lin-bo, et al. Image feature extraction and matching technology[J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(9): 2276-2282.
- [4] 高莹莹, 杨建峰, 马晓龙. 基于 Fourier-Mellin 算法的干涉图像配准[J]. 光学精密工程, 2007, 15(9): 1415-1420. Gao Ying-ying, Yang Jian-feng, Ma Xiao-long. Interference image registration based on Fourier-Mellin algorithm[J]. Optics and Precision Engineering, 2007, 15(9): 1415-1420.
- [5] 孙辉, 张葆, 刘晶红, 等. 航空光电成像电子稳像技术[J]. 光学精密工程, 2007, 15(8): 1280-1286. Sun Hui, Zhang Bao, Liu Jing-hong, et al. Electronic image stabilization for aerial E-O imaging system[J]. Optics and Precision Engineering, 2007, 15(8): 1280-1286.
- [6] Lindeberg Tony. Feature detection with automatic scale selection[J]. International Journal of Computer Visio, 1998, 30(2):79-116.
- [7] Simard P Y, Bottou L, Haffner P, et al. Boxlets: a fast convolution algorithm for signal processing and neural networks[C]// In NIPS, Cambridge, MA, USA, 1998.
- [8] Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaar, et al. Speeded up robust features(SURF) computer vision and image understanding (CVIU)[C]// Proc of the 9th European Conference on Computer Vision. Austria; Springer, 2006.
- [9] 孟勃, 朱明. 粒子滤波算法在非线性目标跟踪系统中的应用[J]. 光学精密工程, 2007, 15(9): 1421-1426.