

基于改进的尺度不变特征变换特征点匹配的电子稳像算法

孟 勃^{1*}, 韩广良²

(1. 东北电力大学 信息工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

(* 通信作者电子邮箱 mengbo_nannan@163.com)

摘 要: 针对传统尺度不变特征变换(SIFT)算法运算量大的问题, 提出了一种改进的 SIFT 特征点匹配算法。首先介绍了 SIFT 特征向量的提取过程, 并对算法进行了改进, 在单尺度空间内提取目标的关键点, 并形成 34 维特征向量, 来代替传统 SIFT 算法生成的 128 维特征向量, 使算法的实时性得到较大的提高, 同时又保持了配准精度, 最后将提出的改进 SIFT 特征应用于电子稳像中的全局运动估计中, 并通过实验验证了算法的性能。

关键词: 电子稳像; 全局运动估计; 尺度不变特征变换; 特征匹配; 准确性

中图分类号: TP393.41 **文献标志码:** A

Electronic image stabilization algorithm using improved scale invariant feature transform

MENG Bo^{1*}, HAN Guang-liang²

(1. Academy of Information Engineer, Northeast Dianli University, Jilin Jilin 132012, China;

2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun Jilin 130033, China)

Abstract: In order to satisfy the real-time requirement of image stabilization, this paper proposed a new matching method based on the improved Scale Invariant Feature Transform (SIFT) features. The presented method extract the key points of the target within the space of a single scale, and the formation of 34-dimensional feature vector, instead of the traditional SIFT algorithm to generate the 128-dimensional feature vector, so that the real-time of the algorithm was greatly improved, while maintaining the registration accuracy. At last, the improved SIFT features were used in the global motion estimation of the electronic image stabilization. The experiments verified the performance of the algorithm.

Key words: electronic image stabilization; global motion estimation; Scale Invariant Feature Transform (SIFT); image matching; accuracy

0 引言

近年来,随着计算机技术和大规模集成电路技术的迅猛发展,摄像平台越来越朝着多样化的方向发展,通过手持、车载、机载以及舰船等摄像平台所得到的视频序列往往由于摄像机的运动而造成抖动^[1]。抖动的视频是因摄像机受外界环境影响及其载体振动而产生的,不稳定的图像序列会使观察者产生视觉疲劳,不利于对图像序列的后期分析和处理(如增强、拼接、跟踪等)。如何将这些抖动的视频序列转变为高质量的稳定视频具有重要的理论意义和实际价值^[2]。

电子稳像算法是集电子学、计算机、图像识别等技术于一体,直接确定图像序列帧间映射关系并进行补偿的新一代序列图像稳定技术^[3],对它的研究始于 20 世纪 80 年代。电子稳像算法旨在消除视频序列中的随机运动,与传统的机械和光学稳像系统相比,电子稳像系统具有易于操作、稳像精度高、灵活性强、体积小、重量轻、能耗低以及高智能化的实时处理等特点。利用电子稳像技术实现视频图像序列稳定是现代稳像技术的发展方向之一。

典型的电子稳像处理算法大致需要经历运动估计、运动滤波以及运动补偿几个过程。运动估计过程是通过图像处理 and 提取的方法,得到视频图像的局部运动估计和全局运动估计,得到由于摄像平台抖动带来的帧间全局运动矢量以及目标物体的运动矢量,是整个电子稳像算法的核心;运动滤波是

通过滤波器滤除图像序列的抖动分量,而保留摄像机本身的主运动分量,即将帧间的运动分量分离成有意运动分量和无意运动分量;运动补偿是补偿视频图像的无意运动分量,使图像序列以稳定的有意运动的方式输出,从而达到图像补偿稳定的目的,最终得到清晰稳定的视频图像。

运动估计的准确与否将直接影响了电子稳像算法的效果,因此在算法中占据非常重要的地位。归纳起来,目前的运动估计算法大致可以分为:块匹配法、灰度投影法、位平面匹配法以及特征量匹配法几种。块匹配法是最常见的一种运动矢量估计法,它的原理是:假设某图像块中的所有像素都具有相同的运动矢量,运动矢量的估计是通过像素域进行块的搜索与匹配,它的特点是计算简单、耗时少,缺点是匹配精度不高且速度较慢^[4];灰度投影法是基于像素灰度信息的方法,主要利用像素灰度之间的关系来进行目标运动矢量的估计,方法的特点是比较简单,不足是无法识别图像间的旋转运动变化,匹配精度低^[5];位平面匹配法^[6]的主要思想是图像的每一个像素只用一个比特来表示,将参考帧与当前帧图像都经过变换成为二值化的帧图像,位平面匹配法的关键在于如何选取进行运算的位平面,由于算法需要借助最小绝对误差匹配准则进行位移的检测,因此速度略慢;基于特征量的匹配法^[7]是选取目标的特征量(比如:边缘、直线或特征点等)进行帧间的匹配和配准,由于算法适用于各种遮挡、干扰、背景及光线变化等复杂情况,因此目前被广泛应用于电子稳像系

收稿日期:2012-04-27;修回日期:2012-06-13。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61172111);东北电力大学博士科研启动基金资助项目(BSJXM-201111)。

作者简介:孟勃(1980-),女,吉林吉林人,副教授,博士,CCF 会员,主要研究方向:数字媒体内容的理解及应用、数字图像处理、视频目标特征提取、识别及跟踪;韩广良(1968-),男,山东嘉祥人,研究员,博士,主要研究方向:图像配准、导航制导、多源图像融合、模式识别。

统中。

图像特征点是图像中具有明显特性并能把图像中的物体标示出的点。由于其信息含量高,可以对视角处理提供足够的约束,数目相对于图像像素点总数来说很少,可以提高计算速度,使得实时处理成为可能。关于角点的提取和匹配方法很多,例如 SUSAN 算法, Hu 不变矩算法等^[8]。还有效果比较好的 Harris 算法。但是这些算法在图像发生平移、旋转、缩放等多种变化因素时很难取得较好的效果。针对这些不足,尤其是在尺度方面的不足, Lowe 于 1999 年提出了局部特征描述子^[9],并于 2004 年进行了更深入的发展和完善^[10],提出了一种基于尺度空间的特征匹配算法——尺度不变特征变换 (Scale Invariant Feature Transform, SIFT) 算法。SIFT 算法是一种具有尺度和旋转不变性的鲁棒性很高的局部特征提取算法。近年来,由于 SIFT 算法在特征识别与匹配方面的良好性能被广泛应用于很多领域,比如:遥感图像配准^[11]、序列图像匹配^[12]、全景图拼接、导航制导、运动估计等。SIFT 特征匹配算法的匹配能力虽强,但其计算量和复杂度却相当可观,算法的实时性应用受到了很大的限制。

本文针对 SIFT 算法运算量大、无法满足实时要求的特点,提出了一种改进的 SIFT 电子稳像方法。首先介绍了 SIFT 特征向量的提取过程,并对算法进行了改进,将在单尺度空间内提取目标的关键点,形成了 34 维特征向量,来代替用传统 SIFT 算法生成的 128 维特征向量,使算法的实时性得到较大的提高,同时又保持了配准精度,最后将提出的改进 SIFT 特征应用于电子稳像中的全局运动估计中,并通过实验验证了算法的性能。

1 改进的 SIFT 特征

1.1 SIFT 特征向量的提取

SIFT 特征匹配算法包括两个主要阶段:1) SIFT 特征向量的提取阶段;2) SIFT 特征向量的匹配阶段。而 SIFT 特征向量的提取主要包括:1) 建立图像的尺度空间;2) 在尺度空间中搜索图像的关键点;3) 由关键点建立特征描述向量。

1) 尺度空间关键点的提取。SIFT 算法引入多尺度空间概念,在不同的尺度下检测特征点,不但大大提高了特征点数量的有效性,同时特征点带有尺度信息,解决了匹配图像间的大尺度变化问题。为了有效地在尺度空间检测到稳定的特征点,提出了高斯差分尺度空间。利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成。

一幅二维图像在不同尺度下的尺度空间表示可由图像与高斯核卷积得到:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

其中: $L(x, y, \sigma)$ 表示图像的尺度空间,对应于图像发生的缩放变化; $I(x, y)$ 为待处理的图像, (x, y) 为图像中像素点的位置; $G(x, y, \sigma)$ 是尺度可变的高斯函数, σ 表示尺度空间的因子。如式(2)所示:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (2)$$

对尺度空间进行离散化采样,即取不同倍数的 σ 的高斯核与降采样图像卷积,所生成的一系列高斯图像,称为高斯金字塔。DoG 金字塔则是由高斯金字塔相邻尺度的高斯图像相减得到。DoG 算子定义为两个不同尺度高斯核的差分,DoG 空间则为:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

2) 空间极值点检测。为了寻找尺度空间的极值点,将相

邻三层 DoG 图像的极值点确定为特征点。即每个采样点需要与当前图像中它的 8 个邻域和相邻两个尺度图像的 9×2 个邻域共 26 个点相比较,为极大值或极小值时确定为特征点。这种检测过程的计算消耗很少,因为大多数采样点在开始的检测中会被剔除掉。所有这样的局部极值点的集合,就是 SIFT 算法所需要的候选特征点的集合。

精确确定关键点位置。通过对局部采样点拟和三维二次函数,精确确定特征点的位置和尺度,同时剔除不稳定的边缘响应点 (DoG 算子会产生较强的边缘响应) 和低对比度的特征点,以提高抗噪声能力,增强匹配稳定性。

高斯差分算子拟和值如果与实际存在很大偏差,它的极值在穿过边缘的方向上主曲率较大,而在垂直方向上很小。主曲率可以通过一个 2×2 的 Hessian 矩阵 H 在特征点的位置和尺度上计算:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (4)$$

导数通过采样点邻域差分估计得到。

D 的主曲率和 H 的特征值成正比,令 a 为最大特征值, b 为最小的特征值,则矩阵 H 的迹 $\text{Tr}(H)$ 为特征值的和,行列式 $\text{Det}(H)$ 为特征值的乘积。

$$\begin{cases} \text{Tr}(H) = D_{xx} + D_{yy} = a + b \\ \text{Det}(H) = D_{xx}D_{yy} - D_{xy}^2 = ab \end{cases} \quad (5)$$

令 $a = rb$, 则:

$$\frac{\text{Tr}(H)^2}{\text{Det}(H)} = \frac{(a+b)^2}{ab} = \frac{(rb+b)^2}{rb^2} = \frac{(r+1)^2}{r} \quad (6)$$

其中 $\frac{(r+1)^2}{r}$ 的值在两个特征值相等的时候最小,随着 r 的增大而增大,因此满足公式 $\frac{\text{Tr}(H)^2}{\text{Det}(H)} < \frac{(r+1)^2}{r}$ 的点予以保留, r 为经验值,实验中取 $r = 12$ 。

3) 特征点方向分配。通过基于局部图像的性质为每个特征点分配一个一致的方向,特征点描述符可以用这个方向描述,从而对于图像旋转保持不变。任意特征点 (x, y) 处梯度的模值记作 $m(x, y)$, 方向记作 $\theta(x, y)$, 使用像素差分计算公式如下:

$$\begin{cases} m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \\ \theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \end{cases} \quad (7)$$

其中 L 的尺度为该特征点所在空间的尺度。

在实际计算时,在特征点的周围区域对采样点统计梯度方向直方图。梯度方向直方图有 36 维,覆盖了 360° 范围的方向。每个加入直方图的采样使用它的梯度大小加权,并且通过一个高斯权重圆形窗口进行加权,使得离中心越近权值越大,梯度信息越重要;而远离中心的采样对应的权值小,减小背景对描述符的影响。直方图的峰值为该特征点梯度的主方向,即作为该特征点的方向。

检测到直方图最高的峰后,位于最高峰的 80% 区域内的其他局部的峰也可以用于建立一个带有那个方向的特征点。因此,对于局部带有多个峰值的情况,会在同一位置和尺度上产生多个带有不同方向的特征点,这可以增强匹配的鲁棒性。

至此,完成图像的特征点的检测,每个特征点有三个信息:位置、尺度、方向,由此可以确定一个 SIFT 特征区域。

接下来以特征点为中心取 16×16 的窗口。图 1(a) 中圆的圆心为当前特征点的位置,每个小格代表特征点邻域内的

一个像素,小格中的箭头长度表示梯度模值,箭头方向表示该像素的梯度方向。图 1 中的圈为高斯窗,代表高斯加权的范围,当窗口的位置发生小变化时,远离描述符中心的梯度容易受到匹配误差的影响,它们被赋予比较小的权值,可以使得特征向量受到配准误差的影响大大减小。然后在每 4×4 的小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图,即可形成一个种子点,如图 1(b)所示,一个特征点由 4×4 共 16 个种子点组成,每个种子点有 8 个方向的向量信息,这样就生成了特征点对应的 $16 \times 8 = 128$ 维 SIFT 特征向量。

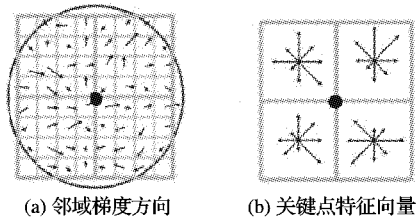


图 1 SIFT 特征向量的生成

1.2 改进的 SIFT 特征及对电子稳像中的全局运动估计

SIFT 算法虽然能够很好地描述目标的形状特征,但是算法的计算量很大,无法满足实时要求。在采用 SIFT 算法对图像进行配准的过程中发现,算法的运算量大多是消耗在各特征点之间的匹配上。一般情况下,SIFT 算法都会提取出几十甚至几百个特征点(依据图像大小及复杂程度而变),匹配的精度随着匹配点对的增加而增加,同时,计算量也会随之大幅度增加。而每个特征点又有 128 维向量参与计算,SIFT 匹配算法的计算复杂度大致在 $O(n^2)$ 左右。对于图像配准来说,最少只需要 3 对点能够准确匹配上就够了^[13]。因此,本文对算法进行了改进,在单尺度空间内提取目标的关键点,并形成 34 维特征向量,来代替传统 SIFT 算法生成的 128 维特征向量,并采用相关阈值法来去除冗余和误匹配点,使算法的实时性得到提高。

1) 特征点的提取。首先,选取一幅图像作为基准图,将其转为灰度图,采用 3×3 的中值滤波对图像进行平滑,记为 R_0 。在 R_0 内采用 SIFT 算法提取关键点,只是在这里不对图像进行尺度空间的划分,即在单尺度空间内提取图像的 SIFT 关键点,得到关键点集合 $F_0(n) (n = 0, \dots, N)$,在每个关键点 $F_0(n)$ 周围分为 4 个区域,每个区域求 8 方向的权值,对每个关键点均产生 $4 \times 8 + 2 = 34$ 维特征向量,并加入特征点和中心点的相对位置,得到特征向量 $C_0(n)$ 作为匹配的模板向量。对于后续读入的每一帧待匹配图像 R ,均采用相同的处理过程,得到对应的关键点集合 $F(n)$ 以及特征向量 $C(n)$ 。

2) 特征点的匹配及冗余点的去除。对于 R_0 和 R 内的每一个关键点,计算各相应对应的关键点之间的特征向量的欧氏距离,记为: $d(n)$ 。

$$d(n) = \sqrt{\sum (C(n) - C_0(n))^2} \quad (8)$$

如果距离最小的点的距离与第二小的点的距离之比小于阈值 ω ,就接受该配对,否则放弃该角点。在本文的实验中,阈值取为 $0.6 \sim 0.8$ 。

对于匹配上的特征点对(设共 M 对),计算两点之间的角度和距离:

1) 按角度归为 8 方向,对于每个方法,若关键点数小于 $M/4$,则剔除属于该方向的关键点对,重新计算 M ;

2) 按长度归为 8 段,对于每一段,若关键点数小于 $M/4$,则剔除属于该段的关键点对,重新计算 M 。

最后,计算匹配上的关键点对之间相对位置的差值,加入 R_0 的中心点位置,作为图像偏移后的位置参考值。

为了克服摄像机的平移、缩放和旋转变换,本文采用 Similarity 模型来描述摄像机的运动^[14]。在去除了误匹配点后,将获得的稳定的匹配点的作为模型参数估计的样本集合,通过最优化计算方法来求出最优解,得到全局运动参数。Similarity 模型描述为:

$$\begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中: (x_{k-1}, y_{k-1}) 和 (x_k, y_k) 分别为第 $k-1$ 和 k 帧的图像坐标, (d_1, d_2) 是在参考帧图像坐标系下所测得的平移向量, θ 为两帧图像的旋转角度, s 为变焦系数。

接下来,采用最小二乘法来求取图像的全局运动矢量^[15]。假设,图像中的特征点集合 $F(n)$ 满足:

$$\begin{cases} s \cdot x_k = x_{k-1} + \alpha_y + d_1 \\ s \cdot y_k = y_{k-1} - \alpha_x + d_2 \end{cases} \quad (10)$$

令 $s = 1$,将 $F(n)$ 中的特征点对带入式(9)中,得到:

$$\begin{bmatrix} x_{k-1,m} \\ y_{k-1,m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k,m} \\ y_{k,m} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$(x_{k,m}, y_{k,m})$ 为第 k 帧第 m 个特征点的坐标,将式(11)整理为:

$$B = AU = \begin{bmatrix} x_{1,m} & y_{1,m} & 1 & 0 \\ y_{1,m} & -x_{1,m} & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{k,m} & y_{k,m} & 1 & 0 \\ y_{k,m} & -x_{k,m} & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \\ d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

要求出运动矢量 u ,采用最小二乘法为:

$$u = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (13)$$

2 实验结果及分析

为了验证算法的匹配精度及稳像效果,本文首先分别对摄像机平移和旋转情况下的视频序列进行了实验及分析,然后在图像缩放的情况下将本文提出的改进算法与传统 SIFT 算法进行了比较,并给出了实验结果。实验采用分辨率为 768×576 的视频序列,在 PC 机(Pentium4 CPU 2.00 GHz, 3 GB 内存)使用 VC6.0 进行实验。

图 2 是摄像机平移的情况下进行的实验结果,共得到了 18 个匹配特征点,1 对误匹配点,配准率为 94%。采用传统 SIFT 算法进行计算的运行时间约为 408 ms,而采用本文算法的运行时间为 30 ms,计算速度得到了较大程度的提高。

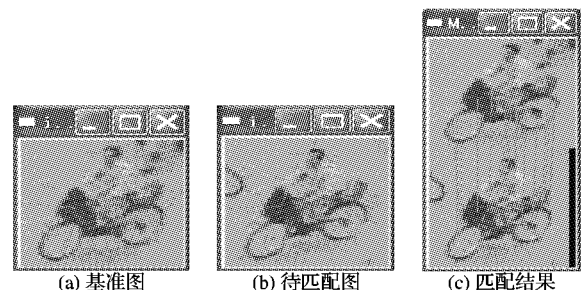


图 2 改进的 SIFT 算法在平移情况下的图像配准结果

图 3 是在摄像机运动的情况下进行的实验结果,大小为 352×288 ,共得到了 181 个匹配特征点,3 对误匹配点,配准率为 98%。采用传统 SIFT 算法进行计算的运行时间约为 2237 ms,而采用本文算法的运行时间为 507 ms。

图 4 是在摄像机发生较大旋转的情况下进行的实验结果,图像大小为 180×200 ,共得到了 83 个匹配特征点,2 对误匹配点,配准率为 98%。采用传统 SIFT 算法进行计算的运行

时间约为 1391 ms,而采用本文算法的运行时间为 266 ms。图 5 为传统 SIFT 算法与本文的改进算法进行比较的结果。

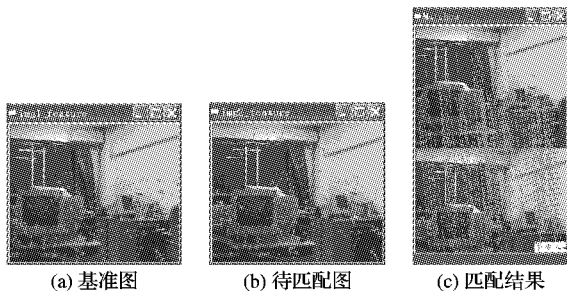


图 3 改进的 SIFT 算法在旋转情况下的室内图像配准结果

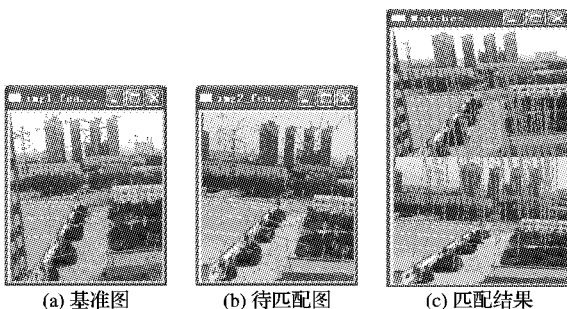


图 4 改进的 SIFT 算法在旋转情况下的室外图像配准结果



图 5 在缩放情况下传统 SIFT 与改进 SIFT 算法的比较

本文提出的改进 SIFT 算法共得到了 30 个匹配特征点,2 对误匹配点,配准率为 93%。采用传统 SIFT 算法进行计算的运行时间约为 988 ms,而采用本文算法的运行时间为 47 ms。

表 1 是对传统 SIFT 与本文提出的改进 SIFT 算法在运算时间及匹配准确率方面的性能比较。

表 1 传统 SIFT 与改进 SIFT 的性能比较

特征点个数	传统 SIFT 算法		改进 SIFT 算法	
	运算时间/ms	准确率/%	运算时间/ms	准确率/%
图像平移(18)	408	95	30	94
图像旋转(181)	2237	98	507	98
较大旋转(83)	1391	96	266	98
图像缩放(30)	988	95	47	93

从上述实验表明,提出的算法在改进运动量的同时能够保持比较好的匹配准确率,因此所提出的算法均具有比较好的匹配性能,能够很好地应用在电子稳像中。

3 结语

本文针对 SIFT 算法运算量大的特点,提出了一种改进的

SIFT 电子稳像方法。首先介绍了 SIFT 特征向量的提取过程,并对算法进行了改进,将在单尺度空间内提取目标的关键点,形成了 34 维特征向量,来代替用传统 SIFT 算法生成的 128 维特征向量,使算法的实时性得到较大的提高,同时又保持了配准精度,最后将提出的改进 SIFT 特征应用于电子稳像中的全局运动估计中。实验结果表明,本文提出的改进 SIFT 特征能够很大程度上减小算法的运算量,同时能保持比较准确的匹配结果。

参考文献:

- [1] BROWN L G. A survey of image registration techniques[J]. ACM Computing Surveys, 1992, 24(4): 325-376
- [2] ZITTOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: A survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000.
- [3] 钟平,于前洋,金光. 基于特征点匹配技术的运动估计及补偿方法[J]. 光电子·激光,2004,15(1):73-77.
- [4] ERTURK S. Digital image stabilization with sub-image phase correlation based global motion estimation[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics. 2003, 49(4):1320-1325.
- [5] 汪小勇. 基于灰度投影的实时电子稳像算法研究[D]. 杭州: 浙江大学,2006.
- [6] 张博,任广辉. 采用下采样和位平面匹配的局部运动估计[J]. 光电工程,2005,32(2):75-79.
- [7] 罗诗途,张珂. 一种基于特征匹配的实时电子稳像算法[J]. 国防科技大学学报,2005,27(3):45-48.
- [8] ISGRO F, PILU M. A fast and robust image registration method based on an early consensus paradigm[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(8): 943-954.
- [9] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant feature [C]// ICCV'99: Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1999, 2:1150-1157.
- [10] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91.
- [11] 李晓明,郑链,胡占义. 基于 SIFT 特征的遥感图像自动配准[J]. 遥感学报,2006,10(6): 885-892.
- [12] 管学伟,刘先志,杜天军. 一种基于 SIFT 算法的目标匹配方法 [C]// 第 14 届全国图象图形学学术会议. 北京: 中国图象图形学会,2008:533-536.
- [13] 李静. 基于不变特征的宽基线图像配准及应用研究[D]. 西安: 西北工业大学,2008.
- [14] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C]// Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. [S. l.]: IEEE, 1988: 147-151.
- [15] 延伟东,田铮,温金环. 基于偏最小二乘的 SIFT 误匹配校正方法[J]. 计算机应用,2012, 32(5): 1255-1257.

(上接第 2816 页)

- [8] ALLEN J G, XU R Y D, JIN J S. Object tracking using Camshift algorithm and multiple quantized feature spaces[C] // Proceedings of the Pan-Sydney Area Workshop on Visual Information Processing. Darlinghurst, Australia: ACM Press, 2003: 3-7.
- [9] 李巍,赵英凯,钱厚亮. 一种基于颜色和纹理的运动目标跟踪方法[J]. 计算机仿真,2011, 28(1): 273-276.
- [10] COLLINS R T, LIU YANXI, LEORDEANU M. Online selection of discriminative tracking features[J]. IEEE Transactions on Pattern

- Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1631-1643.
- [11] TAN XIAOYANG, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[C] // Analysis and Modeling of Face and Gestures. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 168-182.
- [12] BROX T, ROUSSON M, DERICHE R, et al. Colour, texture, and motion in level set based segmentation and tracking[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(3): 376-390.