

# 结合角点特征与 SIFT 特征的加速图像匹配

陈伟<sup>1,2</sup>, 刘丽<sup>1,2</sup>

(1. 山东师范大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250014;

2. 山东省分布式计算机软件新技术重点实验室, 山东 济南 250014)

**摘要:**利用关键点寻找不同图像之间的一致性是很多图像处理和计算机视觉应用中的一个关键步骤。由于图像中巨量的关键点,因此特征的快速匹配成为了一个瓶颈。文中提出了一种对特征点进行分类比较的方法来加速特征匹配。首先可将 SIFT 特征分为两类,极大值 SIFT 特征和极小值 SIFT 特征;其次是将 SIFT 特征和传统角点特征相结合提取特征点并按照角点特征进行分类。实验表明,这种方法在保持原有鲁棒性和精度的情况下,可以较大提高特征匹配速度。

**关键词:**尺度不变特征变换;角点特征;关键点提取;快速特征匹配

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)01-0098-05

## Combining Corner and SIFT Features to Accelerate Image Matching

CHEN Wei<sup>1,2</sup>, LIU Li<sup>1,2</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China;

2. Shandong Provincial Key Laboratory for Distributed Computer Software Novel Techn., Jinan 250014, China)

**Abstract:** The use of keypoints to find correspondences across multiple images is a key step in many image processing and computer vision applications. Due to the large numbers of keypoints in an image, the feature matching rapidly becomes a bottleneck. In this paper, a novel method is presented to accelerate features matching by making comparisons only between the features of the same types. The first one is based on splitting the SIFT features into two types, Maxima-SIFT and Minima-SIFT features. In the second one, the SIFT feature combines the traditional corner-like features which use moment-derived corner patterns to extract keypoints and split sift features into different types use corner patterns. The presented experimental results show that the method has a big acceleration in the features matching performance compared to the original one without lose a noticeable precision and robustness.

**Key words:** SIFT; corner feature; keypoints extraction; accelerated features matching

## 0 引言

基于局部特征的图像匹配是许多计算机视觉应用的关键步骤,像目标识别、图像融合以及三维目标重建等领域,而这些领域都有实时性要求。基于局部特征的匹配算法是首先提取图像中的关键点作为进行匹配的特征,然后对所提取的关键点计算特征描述并进行匹配。经典的关键点提取算子有 DoG (Difference of Gaussians) 算子<sup>[1]</sup>, Dom 算子<sup>[2]</sup>和 Harris 角点检测算子。对于关键点进行特征描述的描述子主要有 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)<sup>[1]</sup>, SURF (Speed Up Robust Features)<sup>[2]</sup>, GLOH (Gradient Location and Orientation Histogram)<sup>[3]</sup>以及 PCA-SIFT<sup>[4]</sup>等。

近年来,由 Lowe 提出的尺度不变特征变换 (Scale Invariant Feature Transform, SFIT) 是一种基于 DoG 的特征检测描述方法。SIFT 算法具有放缩、旋转以及仿射不变性,能够抗拒一定光照变化和视点变换<sup>[5]</sup>。同时,这种特征还具有较高的辨别能力,有利于后续的匹配。然而随着关键点数量的增加算法的计算复杂度也随之快速增加,尤其是在 128 维 SIFT 特征描述符的匹配阶段,这成了 SIFT 快速匹配的一缺点。为了克服这一缺点,提高 SIFT 算法的实时性,目前的各种算法改进主要集中在对 SIFT 描述的简化上,如 Ke 提出的 PCA-SIFT、Mikolajczyk 提出的 GLOH 以及刘力等提出的 SSIFT<sup>[6]</sup>算法,刘健等结合极坐标的 SIFT 算法改进<sup>[7]</sup>,都是为了减少 SIFT 向量的维数以简化 SIFT 描述符来对 SIFT 特征匹配算法进行改进 SIFT 特征匹配算法的改进。还有对于尺度空间的改进如张宇等人提出的基于 DoM 空间的 SIFT 改进算法<sup>[8]</sup>,以及 SIFT 结合其它算法进行匹配改进<sup>[9]</sup>。但这些算法在提高速度的同时会造成算法精度和鲁棒性不同程度的下降。而

收稿日期:2011-06-04;修回日期:2011-09-17

基金项目:国家自然科学基金项目(60873247)

作者简介:陈伟(1986-),男,山东人,硕士,CCF 会员,主要研究方向为图形图像处理、计算机辅助设计;刘丽,副教授,研究方向为计算机图形学、几何设计、图像处理和模式识别。

在数据搜索方面,热门从各个方面研究了特征数据的不同属性,提出了各种各样的特征数据索引结构(R-Tree<sup>[10]</sup>, Kd-tree<sup>[11]</sup>, RSVH<sup>[12]</sup>等),以提高特征数据相似性搜索的精度和效率。

文中提出一种新的结合 SIFT 特征与传统角点特征来提取关键点并进行分类匹配的方法。这种方法提取的关键点可以很好地区分本图像和待匹配图像提取出来的相似点,因此这可以改进匹配性能。首先结合角点特征提取 SIFT 特征点,剔除不符合角点特征的关键点,然后对这些特征点按角点模型进行分类;其次根据 DoG 算子的特点将特征点分为极大值和极小值两类;最后对分类的特征点进行同类间地匹配。这样可以在匹配性能没有明显降低的情况下,有效提高特征的匹配速度。

### 1 SIFT 算法

SIFT 算法由 D. G. Lowe 1999 年提出,2004 年完善总结,是一种在尺度空间中提取的图像局部特征。SIFT 特征在相当多领域得到应用,是目前一种很重要的局部特征。SIFT 特征提取主要通过以下三个步骤:

(1) 特征点的检测和定位。

首先构造高斯差尺度空间(DoG),然后通过尺度空间中搜索极值点即搜索特征候选点,包括极大值和极小值。对每个关键点通过拟和三维二次函数以精确确定关键点位置和尺度,同时去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点(因 DoG 算子会产生较强的边缘响应),以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力。

(2) 确定关键点主方向。

为了实现图像的实现旋转不变性,需要根据检测到的特征点局部图像结构求得一个方向基准。用图像梯度的方法求取该局部结构的稳定方向。在实际计算中,我们在以关键点为中心的邻域窗口内采样,并用直方图统计邻域像素的梯度方向。梯度直方图的范围是 -180 ~ 180 度,其中,每 10 度一个柱,共 36 个柱。直方图的峰值则代表了该关键点处邻域梯度的主方向,即作为该关键点的方向。

(3) 生成特征点描述子。

在此,图像的关键点已检测完毕。每个关键点的周围区域被分成 16 个方块,然后在每个小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图,绘制每个梯度方向的累加值,形成种子点。这样一个关键点就可以产生 128 个数据,即最终形成 128 维的 SIFT 特征向量。此时 SIFT 特征向量已经去除了尺度变化、旋转等几何变形因素的影响,再继续将特征向量的长度归一化,则可以进一步去除光照变化的影响。因此,每个 SIFT 描述子含有四个信息:位置  $P(x,y)$ 、方向  $\theta_{max}$ 、所处尺度  $\sigma$  和 128

维描述符向量  $V$ 。因此 SIFT 特征描述子可以写成:  $F(P, \theta_{max}, \sigma, V)$ 。

### 2 角点特征模型

由于角点具有良好的几何和光照不变性,受 SUSAN<sup>[12]</sup>算法的启发,根据 USAN 区域的描述。对于关键点邻域内在的角点类型归纳为 4 种,如图 1 所示。其中主要讨论的是(b)、(c)、(d)三种,其理论也适用于其它类型。

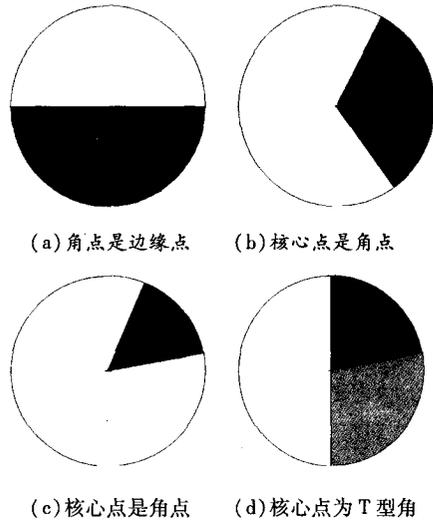


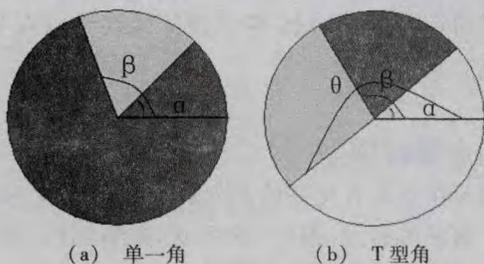
图 1 特征点邻域 4 种典型情况

角点特征模型的建立:

(1) 以特征点为中心做一个以半径为  $R$  的圆,以圆周上某一像素为起点,顺时针遍历圆周上所有点的灰度值至起点,记录圆周上灰度大幅度稳定变化的次数。如果只发生一次或不发生跳变,该点角度不可测;如果发生两次或两次以上跳变,则该点角度可能可测。以特征点为中心的内切圆上的某点为起始点,绕内切圆顺时针旋转检测灰度变化至起点,生成一个一维波形图,对该一维函数图与具有抗噪能力性能的高斯函数一阶导数进行卷积,则在灰度跳变幅度较大处会形成局部极值点,极值点个数即为较大幅度跳变次数。

(2) 设定圆半径的  $R$  值,将半径 3 等分,得到半径  $R_1, R_2, R_3$ 。分别以  $R_1, R_2, R_3$  为半径作圆并记录每个圆发生灰度跳变的点:  $R_1(P_{11}, P_{12}, P_{13}), R_2(P_{21}, P_{22}, P_{23}), R_3(P_{31}, P_{32}, P_{33})$ , 则这些点与特征点构成直线与水平方向的夹角为  $\alpha(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3), \beta(\beta_1, \beta_2, \beta_3), \theta(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$ 。如果  $\alpha_i \approx \beta_i \approx \theta_i$  且任意两角误差小于 5 度则认为两者近似相等,则表明该斜率对应的直线是该角点的某一边。如果有且仅有两条这样的边,则认为这是单一角(见图 2(a));如果有多条这样的边,则认为这是一个 T 型角(见图 2(b))。

(3) 对于某个角,由于只知道角两条边直线的斜率和偏移量而不知道边的起始点,因此无法判断两条



(a) 单一角 (b) T型角  
图 2 角点特征模型建立示意图

边的夹角是锐角还是钝角。这里借鉴 SUSAN 算法中的核值相似区 (Univalue Segment Assimilating Nucleus, USAN) 思想,核心点的邻域被划分成灰度值等于或相似于核心点的区域即核极值相似区和灰度值不相似于核心点的区域。它反应了局部区域中基于核心点灰度的结构信息。以特征点  $I(x,y)$  的中心点生成一个圆模板,利用以下公式计算该点的 USAN 区域值,模板内所有点与核灰度比较的和为:

$$n(r_0) = \sum_r c(r, r_0) \quad (1)$$

$$c(r, r_0) = e^{-\left(\frac{I(r) - I(r_0)}{t}\right)^6} \quad (2)$$

其中,  $r_0$  为模板中心点,  $r$  为模板其它点的坐标,  $c(r, r_0)$  为比较结果,  $I(r_0)$  为核的灰度值,  $I(r)$  为模板内其它点的灰度值,  $t$  为灰度差阈值。

如图 1, 计算 USAN 区域值  $S$  与模板面积值  $S_{max}$ , 判断特征点邻近区域属于那种模型:

如果  $S \approx \frac{1}{2} S_{max}$ , 它属于模型(a);

如果  $\frac{1}{4} S_{max} \leq S < \frac{1}{2} S_{max}$ , 它属于模型(b); (3)

如果  $S < \frac{1}{4} S_{max}$ , 它属于模型(c)。

### 3 特征点的分类及匹配

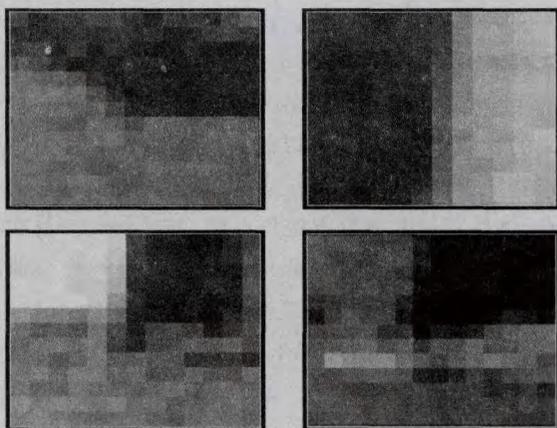
由于极值数量的巨大,因此一副图像中可能含有数以千记的关键点。为了加快匹配的速度及正确率,因此需要剔除不恰当关键点以及对特征点进行分类。假设这里有左右两幅图像的 SIFT 特征集  $L = \{F_j^l; j = 1, 2, \dots, l\}$ ,  $R = \{F_i^r; i = 1, 2, \dots, r\}$ , 分别包含  $r$  和  $l$  个特征,则匹配时间复杂度为  $O(r \cdot l)$ 。然而,这里面仅仅有一小部分是正确匹配的,这将浪费很大一部分计算时间。

下面部分中,将提出两种新的匹配算法,其主要方法是把 SIFT 特征点分成不同的类别,然后只进行相同类别特征点地匹配,这两种算法在保持匹配正确率的前提下,可以增加匹配的速度。

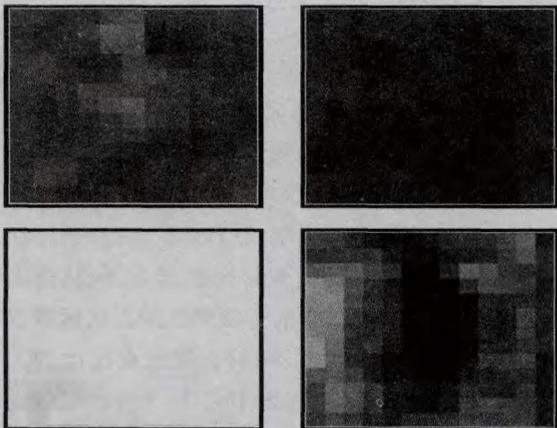
#### 3.1 结合角点特征的特征点提取及分类匹配

当 SIFT 算法通过 DoG 算子提取特征点时,由于极值点的数量巨大,可能产生数以千计的特征点,从而导

致匹配时间消耗巨大,因此需要对特征点进一步取出。首先在特征点为中心提取一个  $15 \times 15$  邻域窗口,这个窗口可能是角点模型窗口(如图 3(a))或者是非角点模型窗口(如图 3(b))。



(a) 角点模型



(b) 非角点模型

图 3 特征点邻域窗口所属类型

然后结合角点模型对这个窗口进行计算以确定其是否属于角点模型,如果不属于,则剔除这个特征点;如果属于则具体分析其属于哪种角点模型(边缘点模型  $F_{edg}$ ,钝角点模型  $F_{obt}$ ,锐角点模型  $F_{acu}$  还是 T 型角点模型  $F_T$ )。那么各种模型特征点的匹配时间为:

$$T_{ang} = r_{edg} \cdot l_{edg} + r_{obt} \cdot l_{obt} + r_{acu} \cdot l_{acu} + r_T \cdot l_T \quad (4)$$

在理想状态下  $r_{edg} \cong r_{obt} \cong r_{acu} \cong r_T \cong r/4$ ,  $l_{edg} \cong l_{obt} \cong l_{acu} \cong l_T \cong l/4$ 。带入公式(4)得:

$$T_{ang} = r \cdot l/4 = T/4 \quad (5)$$

由于特征点所属角点模型分布不像极值点那么有规律性,对 300 幅图像的 309584 个特征点进行通过概率密度统计分析,得钝角点模型占 23.13%、边缘点模型占 34.72%、锐角点模型占 23.37%、T 型角点模型占 14.78%。把它们带入公式(4)进行计算得

$$T_{ang} \cong 0.27T \cong T/4 \quad (6)$$

因此,结合特征点的极值属性和角点属性在不明显降低匹配正确率的情况下可以很大程度上提高匹配

速度。

### 3.2 按极值进行分类匹配

如第 1 节所讲,SIFT 特征点都是它所在尺度空间的极值,极值又分为极大值和极小值,因此 SIFT 特征可分为极大值 SIFT 和极小值 SIFT。根据对大量图像实验统计得出,在一副图像中极大值特征点数基本上等于极小值特征点数,并且这两种不同类型的特征点几乎不能进行正确匹配。将这两种特征点分别进行匹配,可降低 50% 的匹配时间。假设第一幅图像和第二幅图像 SIFT 特征点表达如下:

$$l = l_{\max} + l_{\min}$$

$$r = r_{\max} + r_{\min} \tag{7}$$

其中  $r_{\max}(l_{\max})$  和  $r_{\min}(l_{\min})$  分别代表图像的极大值和

极小值的数目。

当进行匹配不考虑特征类型时,其穷举时间为:

$$T = r \cdot l \tag{8}$$

当只对相同极值类型特征点进行匹配时,其匹配时间是两部分之和:

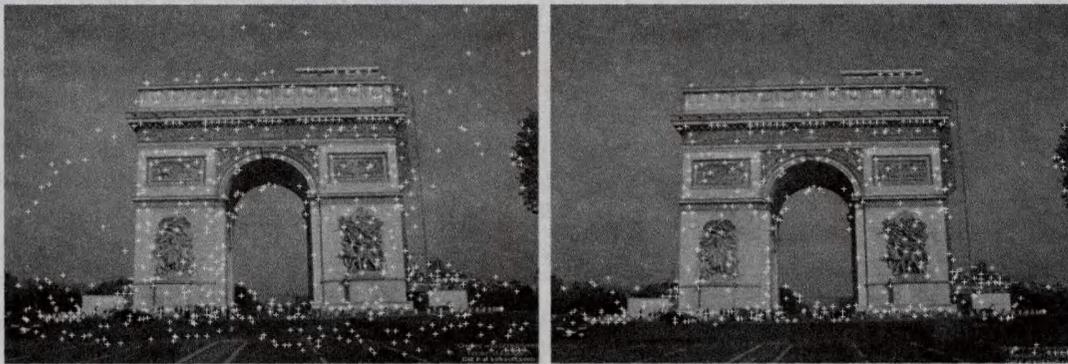
$$T_{\text{ext}} = r_{\max} \cdot l_{\max} + r_{\min} \cdot l_{\min} \tag{9}$$

由于已知  $r_{\max} \cong r_{\min} \cong r/2, l_{\max} \cong l_{\min} \cong l/2$ ,将其带入公式(9)得:

$$T_{\text{ext}} = r \cdot l/2 = T/2 \tag{10}$$

因此,在将特征点按极值类型进行分类后,匹配时间可以减少约 50%。

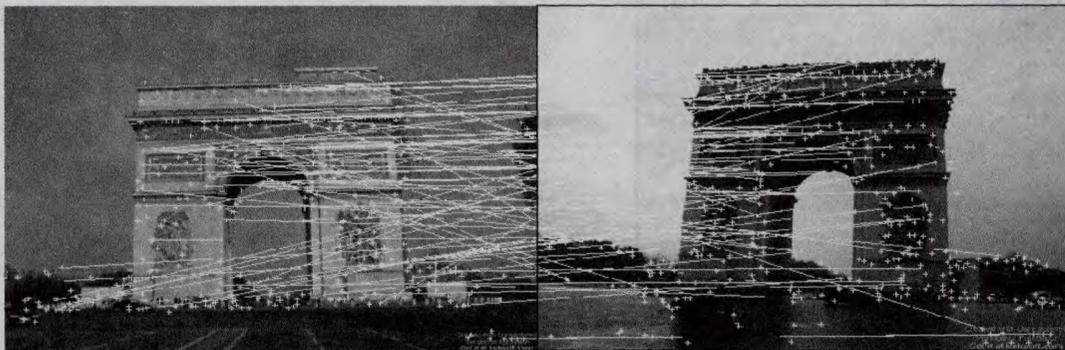
当特征点基于角点属性的分类结合基于极值的分类进行匹配时,其理论匹配速度大约为原来的 8 倍。



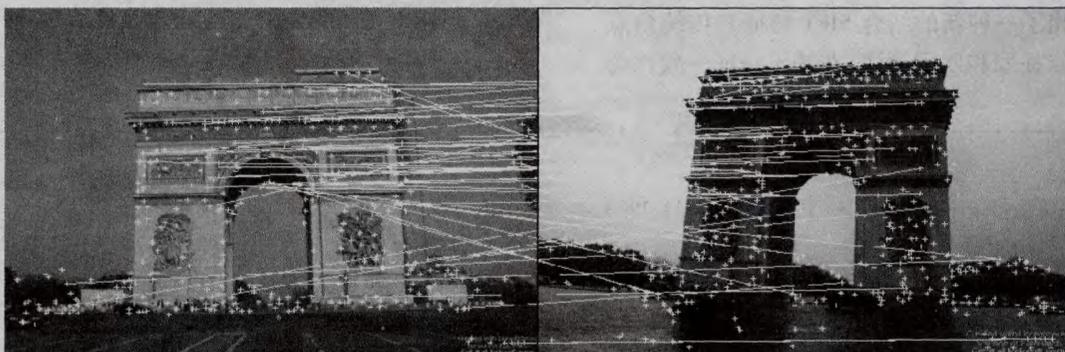
(a)全部 SIFT 特征点

(b)结合角点特征后的 SIFT 特征点

图 4 特征点的提取



(a)101 个相关匹配,其中 36 处错误匹配,65 处正确匹配



(b)73 个相关匹配,其中 13 处错误匹配,60 处正确匹配

图 5 结合特征点的角点属性和极值属性进行分类匹配

## 4 实验

文中选取 200 幅基准实验图像和 100 幅现实图像作为实验对象。首先对特征点进行提取(如 3.1 节所述),特征点的选取必须同时满足不变性和角点性这两个属性,这样可有效剔除大量非匹配必需特征点。如图 4 所示在图 a 中有 235 个 SIFT 特征点,其中一些不含角点特征,而这些不包含角点特征的关键点通常处于平滑区域;图 b 中是剔除不含角点特征的 154 个 SIFT 特征点。

其次,在基于特征一致性的 SIFT 特征点匹配过程中对于正确地匹配它们之间角点属性以及极值属性是一致的,而对于错误的匹配它们之间的两种属性基本不一致的。如图 5 所示,利用角点属性和极值属性对特征点进行分类匹配,这些匹配点对当所属角点模板不同时,它们基本上都是错误匹配需要被删除。从而可以在不明显降低匹配性能的前提下,减少匹配对数,加快匹配速度。

对经过对角点属性扩展的 SIFT 特征与原始 SIFT 特征进行实验对比(如图 6 所示),扩展的 SIFT 匹配速度明显快于原始 SIFT 匹配速度,约为 2~3 倍,而不是上文推导的 8 倍左右。这主要因为虽然通过特征的角点属性以及极值属性对特征点进行了剔除和分类,但是对特征点进行角点模板计算需要消耗一部分时间。

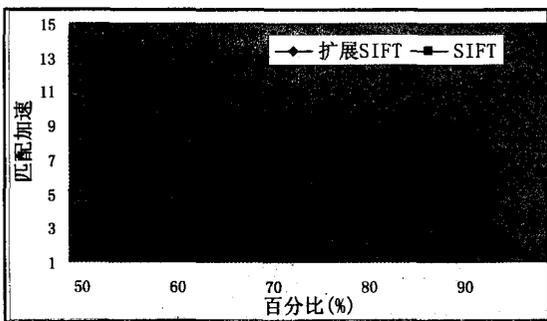


图 6 扩展 SIFT 与 SIFT 的匹配比照图

## 5 结束语

文中提出了一种新的结合 SIFT 特征和传统角点特征的特征点提取和匹配算法。在基于特征一致性的

SIFT 算法匹配过程中,文中研究了匹配关键点所属角点类型和极值的差异。通过将特征点按角点属性和极值属性进行分类匹配,该算法可以在匹配性能没有明显降低的情况下有效地加快匹配速度。

### 参考文献:

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints[J]. Int. Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. SURF: Speeded Up Robust Features[J]. Int. Journal of Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [3] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [4] Ke Y, Sukthankar R. PCA-sift: A more distinctive representation for local image descriptors[C]//Proc. CVPR. [s. l.]: [s. n.], 2004: 506-513.
- [5] 明安龙, 马华东. 多摄像机之间基于区域 SIFT 描述子的目标匹配[J]. 计算机学报, 2008, 31(4): 110-121.
- [6] 刘立, 彭复员, 赵坤, 等. 采用简化 SIFT 算法实现快速图像匹配[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(1): 186-189.
- [7] 刘健, 张国华, 黄琳琳. 基于改进 SIFT 的图像配准算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2010, 33(9): 1121-1124.
- [8] 张羽, 朱丹, 王玉良. 一种改进的快速 SIFT 特征匹配算法[J]. 微计算机信息, 2008, 24(33): 226-228.
- [9] 郑永斌, 黄新生, 丰松江. SIFT 和旋转不变 LBP 相结合的图像匹配算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(2): 286-292.
- [10] Beis J S, Lowe D G. Shape Indexing Using Approximate Nearest Neighbor Search in High Dimensional Spaces[C]// Proc Conf Computer Vision and Pattern Recognition. Puerto Rico: IEEE Computer Society, 1997: 1000-1006.
- [11] Nene S A, Nayar S K. A Simple Algorithm for Nearest Neighbor Search in High Dimensions[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(9): 989-1003.
- [12] 何周灿, 王庆, 杨恒. 图像特征匹配中一种快速关键帧过滤搜索算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2010, 37(3): 534-540.

(上接第 97 页)

- 化的改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(34): 192-194.
- [9] 周元峰, 张彩明, 贺平. 体积平方度量下的特征保持网格简化方法[J]. 计算机学报, 2009, 32(2): 203-212.
- [10] 刘晓利, 刘则毅, 高鹏东, 等. 基于尖特征度的边折叠简化算法[J]. 软件学报, 2005, 16(5): 660-675.
- [11] 董方敏, 刘勇, 肖人彬. 一种改进的基于形状特征保持的 QEM 简化算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(8): 2040-2045.
- [12] Meyer M, Schroder P, Alan H B. Discrete differential geometry operators for triangulated 2-manifolds[C]//Proceedings of Visualization and Mathematics. Berlin, Germany: [s. n.], 2002: 52-58.