

文章编号 1004-924X(2015)增-0466-06

## 利用单应约束实现结构化场景的匹配扩展

翟 优\*, 熊 伟, 曾 峦

(中国人民解放军装备学院, 北京 101416)

**摘要:**针对结构化场景图像纹理单一,宽基线情况下基于局部特征的匹配方法能够获取的匹配较少的问题,提出了一种基于初始匹配的匹配扩展方法。首先,依据单应约束将初始匹配划分为多个子类,每个子类对应于不同的局部平面,并采用 RANSAC 算法估计每个子类的单应矩阵,剔除不符合平面约束的外点。然后,依据平面单应搜索未匹配特征点的候选匹配以及改进 8 扇区 SURF 描述符的相似性剔除错误匹配。最后,在扩展后的匹配集合中更新单应估计,并剔除外点,实现匹配扩展。实验结果表明:当图像存在一定的尺度和视点变化以及明显的光照变化时,该方法能够有效地增加匹配的数目,匹配增长率均在 100% 以上,可为精确的极线几何估计和三维重建奠定良好的基础。

**关键词:**图像处理; 图像匹配; 匹配扩展; 单应约束; 结构化场景

**中图分类号:** TP751 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152313.0466

### Matching extension for structured scenes based on homography constraint

ZHAI You\*, XIONG Wei, ZENG Luan

(*Equipment Academy of the Chinese People's  
Liberation Army, Beijing 101416, China*)

\* *Corresponding author, E-mail: youyou1952@sina.com*

**Abstract:** Structured scenes have uniform texture and the matching method based on local features can get few matches in a wide baseline case. Therefore, a matching extension method based on homography constraint was presented. Firstly, initial matches were divided into several groups and each group was corresponded to different planes based on the homography constraints. The homography matrix for each group was estimated using RANSAC based strategy and the outliers out of the plane constraint were removed. Then, the nearest candidate correspondences for unmatched features such as corners and blobs were searched by homography transformation and the SURF descriptor was used to further reject outliers. Furthermore, the homography constraints were updated using extended matches and outliers are removed. Experiment results show that the proposed method can adapt to a certain degree of scale and viewpoint changes and obviously illumination change. The initial matches are greatly enriched, and matching growth rates all achieve to 100%, which lays a good foundation for accurate epipolar geometry estimation and three dimensional reconstruction.

**Key words:** image processing; image matching; matching extension; homography constraint; structure scene

收稿日期:2015-04-10;修订日期:2015-05-05.

基金项目:省部级试验技术研究项目(No. 411413903)

## 1 引言

当图像存在一定的视点和尺度以及光照变化时,一般采用基于局部特征的宽基线匹配方法,常见局部特征包括 MSER<sup>[1]</sup>、Hessian-affine<sup>[2-3]</sup>、SIFT<sup>[4]</sup>、SURF<sup>[5]</sup>等,可处理纹理丰富图像,具备一定的尺度和旋转、光照以及视点变化不变性。结构化场景(如建筑、家具等)图像纹理较为单一,无法提取足够的特征进行立体匹配。因而基于局部特征的匹配方法对结构化场景图像的匹配效果较差,匹配对数较少,降低了极线几何估计和三维重建的精度。为了解决结构化场景图像的立体匹配问题,已提出了多种基于直线特征的宽基线匹配方法<sup>[6-9]</sup>,稳定性好、鲁棒性高,对噪声不敏感,但受线段端点检测误差和图像透视畸变的影响较大,无法直接估计极线几何,需要通过共面直线聚类,求取共面直线交点,匹配数目通常较少,极线几何估计精度较低。结构化场景通常由多个平面或局部近似平面组成,如室内建筑、书架等,每个平面在不同视点间由单应矩阵相关联,位于同一平面上的匹配对对应相同的单应矩阵,为一一映射。因此,当不同图像间局部区域的单应矩阵已知时,可以利用该矩阵进行匹配扩展,增加初始匹配的数目。与极线约束相比,单应性约束是一种更强的约束,在单应约束下,匹配对是一一对应的。因此,利用单应约束可以极大地降低匹配的歧义性,实现初始匹配的扩展。

本文提出了利用单应约束的匹配扩展方法,适用于包含多个平面或者局部近似平面的结构化场景图像的匹配,能够在初始匹配的基础上实现匹配扩展。扩展匹配时,以低阈值的加速的分割测试特征(Features from Accelerated Segment Test, FAST)为候选匹配特征,而不是逐像素进行匹配传播。FAST 算法计算速度快、特征的重复性高,是计算机视觉中最为流行的角点检测算法之一。

## 2 单应矩阵估计

结构化场景通常包含多个平面或者局部近似平面,这些平面在不同视点间的图像符合单应变换关系,如图 1 所示。两侧图像地面与地面之间、箱子的多个平面之间、墙面与墙面之间均符合单应变换关系,其中墙面上的空调遥控器部分因其

深度起伏与整个场景深度相比较小,因而可以认为其与墙面满足相同的单应变换。

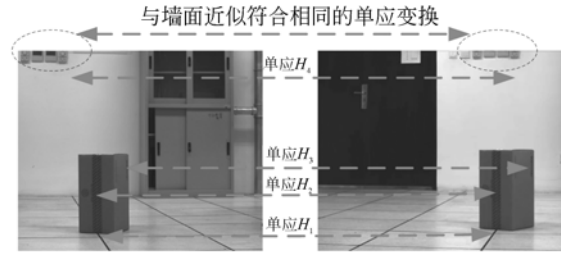


图 1 多平面结构化场景立体像对

Fig. 1 Stereo images of structured scenes with multiple planes

单应变换是由场景平面诱导的图像间的一一变换,其可以将二维的匹配搜索问题,简化为搜索图像间的变换问题,在立体匹配(特别是景物深度变化与场景整体深度相比可忽略时,如遥感影像拼接)中具有广泛应用。单应变换  $H$  是属于二维射影变换,为  $3 \times 3$ 、秩 3 的矩阵,对应匹配满足:

$$\mathbf{x}_i = H\mathbf{x}_r, \quad (1)$$

其中:  $\mathbf{x}_r$  和  $\mathbf{x}_i$  分别为参考图像和匹配图像上的对应点,对应于同一空间点。估计单应变换至少需要 4 对匹配,并且任意 3 点不共线。

给定匹配对集合  $\Omega_g = \{(x_1^i, y_1^i), (x_2^i, y_2^i), i=1, 2, \dots, m, m > 10\}$ , 通常正确匹配较多,但仍存在许多错误匹配。为此采用基于 RANSAC 的单应矩阵的估计算法,同时剔除外点,提纯匹配集合  $\Omega_g$ 。采用 RANSAC 算法需要确定 3 个参数: 随机采样次数  $N$ 、内外点判定的阈值以及终止阈值,详见文献[10]。

内外点判定的阈值取与所采用的误差模型有关,利用单应变换后,变换点与匹配点的欧式距离来作为误差函数,如式(2)所示,采用了对称变换模型。这里选取内外点判定阈值为 1 像素,当误差  $e < 1$  时,匹配点判定为内点,否则为外点:

$$e = \|\mathbf{x}_i - H\mathbf{x}_r\|_2 + \|\mathbf{x}_r - H^{-1}\mathbf{x}_i\|_2. \quad (2)$$

## 3 匹配扩展

假设初始匹配集合为  $\Omega_{\text{initial}} = \{\text{match}^i((x_1^i, y_1^i), (x_2^i, y_2^i)) \mid i=1, 2, \dots, q\}$ , 参考图像和待匹配图像的未匹配特征集合分别为  $F_r = \{p_r^i(x_1^i, y_1^i), i=1, 2, \dots, m\}$  和  $F_t = \{p_t^j(x_2^j, y_2^j), j=1,$

$2, \dots, n\}$ , 本节将依据单应变换, 搜索集合  $F_r$  和集合  $F_l$  中的匹配对, 进一步扩展初始匹配集合, 并剔除错误匹配, 令  $\Omega_{iter} = \Omega_{initial}$ , 算法详细描述如下:

(1) 依据单应约束, 将初始匹配  $\Omega_{initial}$  分类。

① 从集合  $\Omega_{iter}$  中随机选取 10 对匹配  $\Omega_{seed} = \{\text{match}^i((x_1^i, y_1^i), (x_2^i, y_2^i)) \mid i = k_1, k_2, \dots, k_{10}\}$ , 采用前节所述基于 RANSAC 的单应矩阵估计算法求取单应矩阵  $\mathbf{H}_{seed}$ 。如果随机选取的匹配共面, 则所有匹配点均为内点, 而事实上很难同时选取 10 对共面匹配。此外, 还要考虑了到错误匹配会导致单应矩阵估计存在误差。因此, 对单应矩阵估计进行限制:

a) RANSAC 估计时, 存在任意 3 点均不共线的 4 对匹配, 否则单应矩阵接近奇异。

b) 单应矩阵估计与多数匹配相符, 即内点概率要大于 50%, 内点数目至少要高于 5。

如果符合以上两个条件, 则保留单应矩阵估计  $\mathbf{H}_{seed}$ , 并将与单应矩阵  $\mathbf{H}_{seed}$  相符的种子匹配  $\Omega_{seed}$  中的内点  $\Omega_{seed0} = \{x \mid x \in \Omega_{seed} \text{ 且为 } \mathbf{H}_{seed} \text{ 内点}\}$  从初始匹配集合中剔除, 得到更新后的初始匹配集合  $\Omega_{iter} = \Omega_{iter} - \Omega_{seed0} = \{x \mid x \in \Omega_{iter} \text{ 且 } x \notin \Omega_{seed0}\}$ , 转至②。否则, 重新进行①, 直至迭代次数达到上限为止, 取迭代上限为  $\text{MaxIter} = 500$ 。通过实验观测, 多数情况下不超过 30 次迭代即可将初始匹配完全分类, 极端情况下迭代次数也不超过 100。

② 遍历匹配集合  $\Omega_{iter}$  中的所有匹配对, 利用单应矩阵估计  $\mathbf{H}_{seed}$ , 判断是否为内点, 具体方法如式(2)所示。将  $\Omega_{iter}$  集合中匹配对划分为内点和外点, 内点即为与  $\Omega_{seed0}$  集合中匹配对共面的点  $\Omega_{group} = \{x \mid x \in \Omega_{iter} \text{ 且为 } \mathbf{H}_{seed} \text{ 内点}\}$ 。如果单应矩阵  $\mathbf{H}_{seed}$  正确, 对应于实际平面诱导的变换, 那么集合  $\Omega_{group}$  中的内点匹配对数目应较多, 这里选取数目的阈值为 5, 如果集合  $\Omega_{group}$  中匹配对数目大于 5, 则认为单应矩阵  $\mathbf{H}_{seed}$  正确, 将集合  $\Omega_{group}$  从匹配集合  $\Omega_{iter}$  中剔除, 更新匹配集合  $\Omega_{iter} = \Omega_{iter} - \Omega_{group}$ , 得到共面匹配对集合  $\Omega_{coplanar} = \Omega_{seed0} \cup \Omega_{group}$ , 转至③。否则, 认为单应矩阵估计  $\mathbf{H}_{seed}$  不正确, 将种子匹配集合  $\Omega_{seed0}$  并入  $\Omega_{iter}$ , 更新匹配集合  $\Omega_{iter} = \Omega_{iter} \cup \Omega_{seed0}$ , 转至①, 重新估计单应矩阵。

③ 判断是否满足迭代终止条件, 如果满足则

终止迭代, 输出分类结果, 否则转至①。如前所述, 迭代时集合  $\Omega_{iter}$  中匹配对的数目不断减少, 因此除了设定最大迭代次数  $\text{MaxIter}$  外, 当集合  $\Omega_{iter}$  中匹配对的数目低于给定阈值  $\text{MinNumQ}_{iter}$  时, 也终止迭代, 随机取样至少需要 10 对匹配, 因此这里阈值设定为 10。

经过①至③的迭代, 可以将初始匹配集合  $\Omega_{initial}$  分为  $N$  类  $\{\Omega_{coplanar}^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ , 每个子类  $\Omega_{coplanar}^i$  对应于场景中的同一平面或者同一局部近似平面  $\gamma^i$ , 子类  $\Omega_{coplanar}^i$  中的匹配对满足相同的单应变换  $\mathbf{H}^i$ 。

(2) 根据  $\Gamma = \{\gamma^i, \Omega_{coplanar}^i, \mathbf{H}^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ , 搜索待匹配特征集合  $F_r$  和  $F_l$  中的对应点。

传统的匹配扩展算法以种子邻域内的像素作为匹配基元进行传播<sup>[11]</sup>, 能够获得较为稠密的匹配, 但是在结构化场景下, 一方面单纯的局部邻域像素可能与种子点具有较高相似性, 因而其独特性较差, 容易产生错误匹配, 另一方面图像的局部邻域灰度可能纹理单一, 无法进行匹配传播。因此采用从参考图像和匹配图像中检测的特征  $F_r$  和  $F_l$  作为匹配基元, 进行传播。考虑了到结构化场景中, 包含丰富的直线和角点, 因此可以采用低阈值的 FAST 特征进行传播。采用低阈值 FAST 特征可以解决特征的多量性问题, 虽然特征的鲁棒性会降低, 但由于单应约束是一一映射, 能够很好的保证匹配的正确性, 特征的检测阈值设置为 15 个像素, 一般图像能够获取数千至数万的特征点。

采用 FAST 算法对参考图像和待匹配图像进行特征检测, 获得特征集合  $F_r = \{p_r^i(x_1^i, y_1^i), i = 1, 2, \dots, m\}$  和  $F_l = \{p_l^j(x_2^j, y_2^j), j = 1, 2, \dots, n\}$ 。令  $\Gamma_{iter} = \Gamma$ , 初始化  $F_{iter1} = F_r$  和  $F_{iter2} = F_l$ , 搜索算法具体如下:

① 选取单应  $\mathbf{H}^i \in \Gamma_{iter}$ , 并令扩展匹配集合  $\Omega_{extended}^i$  为空集, 在集合  $F_r$  和  $F_l$  中搜索与集合  $\Omega_{coplanar}^i$  属于同一空间平面  $\gamma^i$  的匹配对。

② 判断  $F_{iter1}$  是否为空集, 若是, 转至步骤③。否则, 选取  $p_r^k \in F_{iter1}$ , 根据式(1)进行变换, 得到  ${}^H p_r^k$ , 将集合  $F_{iter2}$  中的特征点按照与  ${}^H p_r^k$  欧式距离进行排序, 确定候选  $p_r^k$  匹配点, 如式(3)所示。

$$\begin{cases} {}^H p_r^k = \mathbf{H} p_r^k \\ \min(\|{}^H p_r^k - p_l^l\|_2, l = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (3)$$

判断最邻近点 ${}^k p_t^{nst}$ 与 ${}^H p_r^k$ 欧式距离是否小于给定阈值 $T_e$ ,这里选取阈值为 1 个像素。

a) 当最邻近点 ${}^k p_t^{nst}$ 满足给定阈值 $T_e$ 时,依据 ${}^k p_t^{nst}$ 与 ${}^k p_r^k$ 的改进 8 扇区 SURF 描述符<sup>[12]</sup>的相似性,判断 ${}^k p_t^{nst}$ 与 ${}^k p_r^k$ 是否为真正的匹配点,如式(4)所示。当二者描述符的欧式距离小于阈值 $T_{des}$ 时,认为 ${}^k p_t^{nst}$ 与 ${}^k p_r^k$ 匹配,将 ${}^k p_r^k$ 和 ${}^k p_t^{nst}$ 从特征集合 $F_{iter1}$ 与 $F_{iter2}$ 中剔除,更新特征集合: $F_{iter1} = F_{iter1} - \{p_r^k\}$ 和 $F_{iter2} = F_{iter2} - \{p_t^{nst}\}$ ,并令 $\Omega_{extended}^i = \Omega_{extended}^i \cup \{p_r^k, p_t^{nst}\}$ ;否则, ${}^k p_r^k$ 不存在匹配点,将其从特征集合 $F_{iter1}$ 中剔除,更新集合 $F_{iter1} = F_{iter1} - \{p_r^k\}$ 转至②,重新从集合 $F_r$ 选取特征。其中阈值 $T_{des}$ 为经验参数,通过多次实验观测,取值为 0.8。

$$diff\_descriptor = \| des_t^{nst} - des_r^k \|_2, \quad (4)$$

b) 当最邻近点 ${}^k p_t^{nst}$ 不满足给定阈值 $T_e$ 时, ${}^k p_r^k$ 不存在匹配点,将其从特征集合 $F_{iter1}$ 中剔除,更新集合 $F_{iter1} = F_{iter1} - \{p_r^k\}$ 转至②,重新从集合 $F_r$ 选取特征。

③ 将 $\Omega_{coplanar}^i$ 和 $H^i$ 从集合 $\Gamma_{iter}$ 中删除,更新集合 $\Gamma_{iter} = \Gamma_{iter} - \{\Omega_{coplanar}^i, H^i\}$ ,判断扩展匹配集合 $\Omega_{extended}^i$ 是否为空集,若是,则转至④;否则,将 $\Omega_{coplanar}^i$ 和 $H^i$ 从集合 $\Gamma_{iter}$ 中删除,并更新原集合 $\Gamma = \Gamma \cup \{\Omega_{extended}^i, H^i\}$ ,转至④。

④ 判断 $\Gamma_{iter}$ 是否为空集,若是,停止迭代,否则,重新选择 $H^i \in \Gamma_{iter}$ ,转至步骤②。

经过以上步骤①至④的扩展迭代,得到更新后的共面匹配和单应集合 $\Gamma$ ,其中包含了多个共面的特征匹配分组。后续实验结果表明:经过平面约束下的匹配扩展后,将极大地提高匹配对的密度,能够获得更加稠密且精确的匹配。

## 4 实 验

采用基于直线交点特征(Line Intersection Features, LIFS)的匹配算法<sup>[13]</sup>获取初始匹配,LIFS特征将直线特征的鲁棒性与点特征的独特性相结合,能够实现结构化场景图像的匹配。采用最邻近匹配策略获取初始匹配,将最邻近匹配阈值设为 0.8,并利用 RANSAC 算法估计极线几何,剔除错误匹配。测试图片如图 2 所示,考虑了光照变化、尺度变化以及视角变化等多种情况,均

为结构化场景图像。第一组图像和第二组图像考虑了明显的光照变化;第三组图像和第四组图像考虑了一定的视点变化,第三组图像为三维场景图像,第四组图像为平面场景图像;第五组和第六组图像考虑了不同的尺度变化。

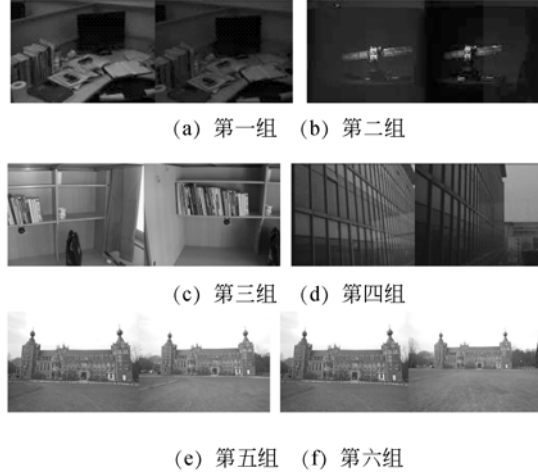


图 2 测试图片

Fig. 2 Testing images

详细实验结果如表 1 所示,根据该表的实验结果可知,所有 6 幅测试图片均实现了较大的匹配增长,扩展匹配增长率最小为 149.73%,最大为 1116.53%。从极线误差来看,虽然匹配扩展后,极限误差有所增大,但是在合理范围内。

表 1 详细实验结果

Tab. 1 Detailed experiment results

图序	初始匹配 (内点,极线误差)	扩展匹配 (内点,极线误差)	增长率
1	548,0.71	2939,1.35	436.31%
2	100,0.26	253,0.58	153%
3	364,0.57	909,1.24	149.73%
4	1568,0.40	4008,2.00	155.61%
5	236,0.24	2871,0.98	1116.53%
6	112,1.40	727,1.61	549.11%

匹配扩展后的实验结果如图 3 所示,所有测试图片均取得了良好的效果。匹配扩展后,增加了大量的扩展匹配,并且扩展匹配几乎均为正确匹配。平面约束下匹配扩展几乎全部位于目标上,这主要是由于采用了平面约束,而目标多由平面组成,因此在目标上扩展出了许多正确匹配。

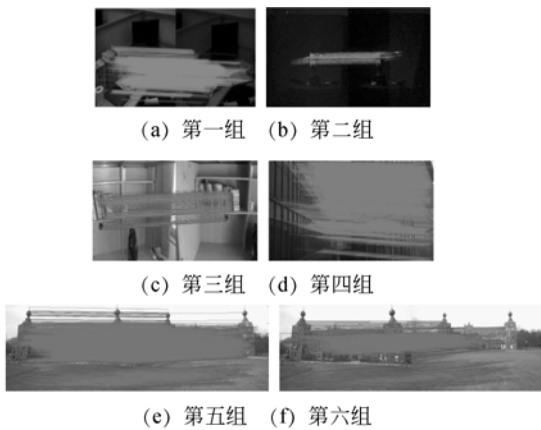


图 3 本文方法实验结果

Fig. 3 Experiment results with proposed method

从以上实验结果可知,平面约束下的匹配扩展效果较好,这主要是由于:1 单应约束是一一对映射,降低了匹配的歧义性;2 测试图片由结构化场景组成,存在许多平面特征,这些平面为匹配的扩展提供了良好的初始条件。经过平面约束下的匹配扩展后,将匹配按照不同的单应划分为不同的类型,可以进一步通过平面单应获取更稠密的

匹配。以上实验结果的取得,是以自适应阈值 FAST 算法为基础,单幅图像提取的特征数目在 10 000 左右,如果进一步放松自适应阈值,可以推测能够获得更加稠密的匹配对。

## 5 结 论

针对结构化场景图像的匹配问题,本文提出了基于单应约束的初始匹配扩展方法。首先,依据单应变换约束,将初始匹配进行划分为不同的小组,每组匹配对应于同一空间平面,由同一单应矩阵相关联,利用分组结果估计单应矩阵。然后,利用单应矩阵搜索未匹配特征的候选匹配点,并采用改进 SURF 描述符剔除错误匹配,实现匹配的扩展。实验结果表明:该方法能够有效的增加初始匹配的数目,所有测试图片均实现了 100% 以上的匹配增长率,为精确极线几何估计和三维重建奠定了良好基础。该方法的不足是受初始匹配影响较大,当初始匹配不足时无法采用,并且应用场合受限,适合于结构化场景图像的匹配扩展。

## 参考文献:

- [1] MATAS J, CHUM O, URBAN M, *et al.*. Robust Wide Baseline Stereo from Maximally Stable Extremal Regions[J]. *Image and Vision Computing*, 2004, 22(10): 761-767.
- [2] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. An affine invariant interest point detector[C]. *Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision, Denmark, Springer, 2002*: 128-142.
- [3] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. *International Journal on Computer Vision*, 2004, 60(1): 63-86.
- [4] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [5] HERBERT B, ANDREAS E, TINNE T, *et al.*. Speeded up robust features[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [6] WANG Z H, ZHI S S, LIU H M. Mshs: The mean-standard deviation curve matching algorithm in hsv space[C]. *Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Xian, IEEE, 2012*, 3: 1064-1069.
- [7] ZHANG L, KOCH R. Line matching using appearance similarities and geometric constraints [C]. *Proceedings of DAGM/OAGM Symposium, Austria, Springer, 2012*: 236-245.
- [8] VERHAGEN B, TIMOFTE R, GOOL L V. Scale-Invariant Line Descriptors for Wide Baseline Matching[C]. *Proceedings of IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, Colorado, IEEE, 2014*: 493-500.
- [9] LU W, ULRICH N, SUYA Y. Wide-baseline image matching using Line Signatures[C]. *Proceedings of IEEE 12th International Conference on Computer Vision, Kyoto, IEEE, 2009*: 1311-1318.
- [10] 曾雷, 王元钦, 谭久彬. 改进的 SIFT 特征提取和匹配算法[J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(6): 1391-1397.
- ZENG L, WANG Y Q, TANG J B. Improved algorithm for SIFT feature extraction and matching [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6): 1391-1397.

- [11] KANNALA J, BRANDT S. Quasi-dense wide baseline matching using match propagation [C]. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis*: IEEE, 2007: 1-8.
- [12] 翟优, 曾峦, 熊伟. 不同局部邻域划分加速鲁棒特征描述符的性能分析[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(9): 2395-2404.
- ZENG Y, ZENG L, XIONG W. Performance analysis of SURF descriptor with different local region partition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(9): 2395-2404.
- [13] 翟优, 熊伟, 曾峦. 利用直线交点特征实现宽基线匹配. (外审)
- ZENG Y, XIONG W, ZENG L. Wide-baseline Matching Based on Line Intersection Features. (Under review)

#### 作者简介:



翟 优(1986—),男,河北正定人,博士研究生,2009 年于北京航空航天大学获得学士学位,2011 年于中国人民解放军装备学院获得硕士学位,主要从事图像处理及计算机视觉方向的研究。  
E-mail: youyou1952@sina.com

#### 导师简介:



熊 伟(1971—),男,新疆库尔勒人,研究员,博士生导师,1992 年于中国人民解放军国防科技大学获得学士学位,1998 年和 2005 年于中国人民解放军装备学院分别获得硕士和博士学位,主要从事信息系统设计及系统集成方向的研究。E-mail: 13331094335@189.cn