

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2018.01.012

基于稀疏转稠密机制的仿射不变特征匹配算法

李云天¹, 朱颖琪², 李 征¹, 孙晓雨¹

(1. 四川大学计算机学院, 成都 610065; 2. 贵州电网有限责任公司, 贵阳 550000)

摘要: 提出一种基于稀疏、稠密特征转换的仿射不变特征匹配算法, 其中稀疏特征包括坐标、尺度、仿射模拟参数等, 稠密特征指基于图像局部区域内光学属性的局部描述符. 本文算法在 Affine-SIFT 算法基础之上, 针对在特征提取阶段仅使用稀疏特征提取的缺陷做出了改进. 由于稠密信息只有在稀疏参数满足一定检测条件时才能提取到特征, 导致本可以匹配到的特征(包括稀疏、稠密参数)无法提取, 将通过使用稀疏特征构造新的模拟图像, 通过将稀疏特征重新稠密化, 并在模拟图像基础上进一步提取稀疏特征, 同时可检测到原始图像中检测不到的可匹配特征, 最终达到增大特征建立匹配的概率, 提升正确匹配数量的目标. 经实验验证, 本文提出的稠密特征转换算法相比于 ASIFT 算法能大量增加特征匹配的数量. 除针对 ASIFT 方法提供扩展外, 该方法也可用于扩展具有充分稀疏特征参数的其它特征提取和匹配方法, 并适用于目标识别、目标分类和三维重建等问题.

关键词: 稀疏特征; 稠密特征; 特征检测; 特征匹配

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2018)01-0067-06

Affine invariant feature matching algorithm based on sparse-to-dense mechanism

LI Yun-Tian¹, ZHU Ying-Qi², LI Zheng¹, SUN Xiao-Yu¹

(1. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Guizhou Power Grid Limited Liability Company, Guiyang 550000, China)

Abstract: In this paper, an affine invariant feature matching algorithm based on transforming sparse features into dense features is proposed. In the proposed method, the sparse features include coordinates, scale, affine parameters etc., and the dense features include information of Gaussian kernel, area descriptor. Based on the Affine-SIFT algorithm, the proposed algorithm improves the shortcomings of sparse feature extraction in the feature extraction phase. Because the dense feature can only be obtained if the sparse parameters satisfy some given conditions, some good features for matching schemes (including sparse and dense parameters) can not be obtained. In this paper, the authors construct the new simulation images by using the original sparse features obtained by ASIFT, and then extract the new sparse features from the simulated images, and thus the authors can obtain some new features which can not be detected by the original ASIFT method. By using this scheme, the correct match number in the matching scheme is improved. The effectiveness of the proposed method has been verified by experiments. Besides that it can be applied to extend ASIFT, the proposed method can also be applied to extend other feature extraction and matching methods with sufficiently parameters of sparse feature, and be applied to

收稿日期: 2017-03-19

基金项目: 国家自然科学基金(61471250)

作者简介: 李云天(1991-), 男, 硕士生, 研究方向为计算机视觉. E-mail: 539923839@qq.com

通讯作者: 李征. E-mail: 1340915@qq.com

precisely target recognition, target classification and 3D reconstruction etc.

Keywords: Sparse features; Dense features; Feature detection; Feature matching

1 引言

在现有的目标识别^[1]、目标分类^[2]、三维重建^[3]等实际应用中,提取到的特征点匹配数量越多、识别精度越高、分类则会越精细。

尺度不变模拟^[4,5]和仿射不变模拟^[6-8]等现有提升特征数量的方法虽然提升了特征点数量,但仍具有显著的特征点未提取到。现有的图像稀疏化方法一般是指对特征进行提取,而这些稀疏特征提取机制一般基于特定的显著度评判标准,由于图像中满足显著度评判标准的特征可能并不多,因此只能检测到有限的特征匹配数量。例如现有方法 ASIFT^[8]仅在初始匹配建立后进行特征的空间分布约束,因此导致特征点数量不够显著。本文方法在 ASIFT 算法提取稀疏特征基础上,使用稀疏特征构造新的模拟图像,将稀疏特征重新稠密化,在模拟图像基础上进一步提取稀疏特征,可检测到原始图像中检测不到的可匹配特征,达到增大特征建立匹配的概率,提升正确匹配数量的目标。与其它 ASIFT 的改进算法,如文献[9,10]具有本质上的区别,该文献方法只针对 ASIFT 特征匹配结果进行重点与错点的修正,而本文算法对于稀疏特征提取机制存在缺陷的特征匹配方法是具有通用性的,例如经典特征匹配算法 ASIFT, PSIFT^[11]等。

2 算法模型与方法

本章主要阐述通过特征点坐标与高斯核叠加生成图像,将图像中的稀疏特征转换为稠密特征的详细过程。文章通过 ASIFT 检测参考图像和测试图像上的特征点,并将检测到的特征点集中满足尺度与坐标条件的特征点进行高斯图像叠加,建立稀疏转稠密机制的金字塔,最后将参考图像和测试图像构成的稀疏转稠密金字塔逐层分别匹配。在本章的以下小节中分别详细地介绍稀疏转稠密金字塔的生成原理、步骤和充分仿射不变性的数学证明。

2.1 稀疏转稠密金字塔

假定参考图像 A 大小为 $M \times N$, 测试图像 B 大小为 $M' \times N'$ 。在 ASIFT 算法中,从 A 图像中提取的特征点集合为 $P_A = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_m\}$, 尺度集合为 $S_A = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_m\}$, 其中 s_i 特征点 p_i 的尺度。同理, B 图像中提取的特征点集合为 $P_B =$

$\{p'_1, p'_2, p'_3, \dots, p'_n\}$, 尺度集合为 $S_B = \{s'_1, s'_2, s'_3, \dots, s'_n\}$, s'_i 为特征点 p'_i 的尺度。

以参考图像 A 为例,图像大小为 $M \times N$, 其建立金字塔的尺度和 SIFT 算法建立的高斯金字塔^[5]尺度基本一致,其中金字塔分为 O 组,每组又分为 $S+3$ 层图像,尺度为 σ ,高斯函数为 G ,式(1)如下。

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

2.2 生成金字塔中的每层图像

对于稀疏转稠密金字塔第 O 组中第 S 层图像 I , 假设图像的大小为 $W \times H$, 尺度为 $\sigma(o, s)$, 取 S_A 中尺度大于 $\sigma(o, s)$ 的特征点,其特征点集合 $P_{\geq \sigma(o, s)} = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$, $n \in [0, m]$, $P_{\geq \sigma(o, s)} \subset P_A$ 。对于图像 I 上任一点 (x, y) , 其灰度值 $p(x, y)$ 可以这样计算得出:点 (x, y) 为中心, $3 \times \sigma(o, s) \times \frac{M}{W}$ 为边长(在实际计算高斯函数的离散近似时, 3σ 距离之外的像素计算可以忽略不计^[8], $\frac{M}{W}$ 代表图像缩小的倍数), 建立一个正方形观测窗口, 观测特征点集合 $P_{\geq \sigma(o, s)}$ 中坐标在正方形窗口内的特征点, 然后将观测到的特征点 q'_k 提取到集合 Q 中, 则 Q 和灰度值 $p(x, y)$ 如式(2)所示。

$$\begin{cases} Q = \{q'_1, q'_2, q'_3, \dots, q'_k\}, k \in [0, m] \\ p(x, y) = \begin{cases} 0, m = 0, \\ \sum_{i=1}^k G'(q'_i), m > 0 \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

$P_{\geq \sigma(o, s)}$ 中坐标满足条件的特征点保存在 Q 中, $p(x, y)$ 为点 (x, y) 处的灰度值。当 Q 中的特征点个数为 0 时, $p(x, y)$; 当 Q 中的特征点个数不为 0 时, $p(x, y)$ 由 Q 中各个特征点自身为中心, 尺度为标准差的高斯核的叠加。由于 Q 中特征点是在模拟图像中提取的, ASIFT 模拟图像的高斯函数为正高斯 $G(x, y, \sigma)$, 但是模拟图像和原图像的关系是仿射变换, 此时的高斯不是正高斯函数, 而是一些等高线为椭圆形的高斯函数 $G'(q'_i)$, 其中 G' 如式(3)所示。

$$G' = A_i^{-1}G \quad (3)$$

其中, 矩阵算子 A_i 表示原始图像到模拟图像的仿射变换; A_i^{-1} 则表示模拟图像到原始图像的逆变换; G 为正高斯函数。在图 1 中, M_1 为要生成的金字塔中的一帧图像; M_2 和 M_3 为 ASIFT 模拟生成的图像;

p_0 为图像中要得到的像素的灰度值, 在 p_0 的 $3 \times \sigma$ (σ, s) $\times \frac{M}{W}$ 的范围内包含 p_1 和 p_2 两个特征点, 其中 p_0 处的灰度值就特征点 p_2 和 p_1 在模拟图像上的高斯在此点的叠加. 由图 1 可知, 在模拟图像上的正高斯变换到原图像时发生了仿射形变, 所以高斯函数的等高线不再为圆形, 而是变成了椭圆形^[8]. 因此当 Q 中的特征点个数为 0 时, $p(x, y) = 0$, 当 Q 中的特征点个数不为 0 时, $p(x, y)$ 是一些仿射形变高斯核函数 $G'(q'_i)$ 的叠加. 如图 2 所示, 可直观观察到金字塔中不同尺寸高斯核叠加^[12] 生成的图像, 左图为生成稀转密金字塔的原始图像, 右图为稀转密金字塔中每组第一张图像. 生成的图像轮廓和原图像轮廓相同, 并且图像尺寸在逐层缩小.

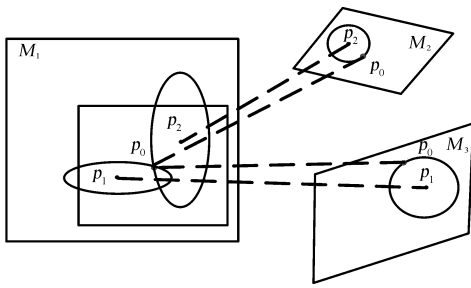


图 1 稀转密金字塔中图像上像素生成过程
Fig. 1 Pixel generation process in SD Pyramid

在稀转密金字塔每层图像构成过程中, 为剔除左右金字塔图像在对应尺度上特征点叠加个数不等, 导致左右两层模拟图像不匹配的情况, 选取了特征点必须满足特征点尺度大于要生成的模拟图像的尺度这个条件, 进行高斯核叠加. 当然, 由于噪声、光照、角度等对图像质量有影响的原因, 有的特征点在参考图像能检测到, 但在测试图像上检测不到, 这会造成左右金字塔中对应尺度模拟图像构成后的特征点高斯叠加个数不相等的问题. 本文通过以下两点可有效降低上述影响.

1) 基于局部特征的匹配, 针对局部而非全局, 只对图像某个局部区域匹配造成影响, 并不会对图像的整体匹配造成全局的影响.

2) 在提取特征点时检测稀转密金字塔中模拟图像上的特征点位置, 然后将特征点的坐标进行映射, 并匹配在相应模拟图像中提取到的对应特征点描述符.

并对图像质量达到有效的提升, 使得稀疏转稠密机制算法拥有良好的鲁棒性.

由上述可知, 通过 ASIFT 提取到的特征点的

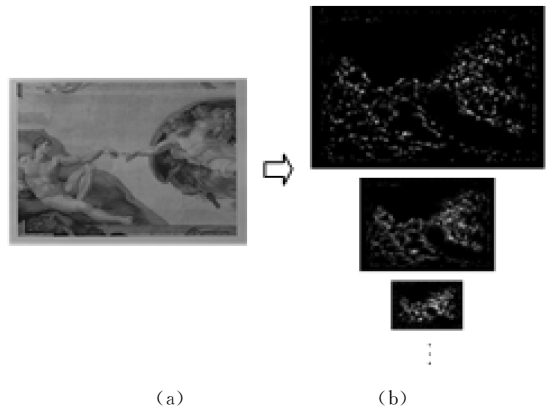


图 2 (a) 参考图像; (b) 由参考图像生成的稀转密金字塔中的每组的帧图像
Fig. 2 (a) The reference image; (b) The first image is generated by each of the reference image from SD Pyramid

坐标信息和特征点的高斯核信息生成稀转密金字塔, 将图像中的稀疏、稠密特征有效的结合在了一起.

2.3 生成稀转密金字塔

1) ASIFT 提取图像 A 中的特征点并保存在特征集合 P_A 中, $P_A = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_m\}$. 根据图像大小, 计算稀转密金字塔的组数 O , 每组有 $S + 3$ 层图像.

2) 参考金字塔中图像尺度, 将图像中检测到的特征点分类并存储于集合 P'_A , 其中 $P'_A = \{P_0^0, P_0^1, P_0^2, P_0^3, \dots, P_i^s, \dots, P_{O-1}^{S+2}\}$, P_i^s 表示不小于稀转密金字塔中第 i 组第 s 层的尺度 $\sigma(i, s)$ 特征点集合.

3) 遍历稀转密金字塔, 如果每层图像都生成, 则算法结束. 否则, 提取出 P'_A 中的 P_i^s 生成稀转密金字塔的第 i 组第 s 层图像. 图像上每个特征点 (x, y) 以考察像素为中心, $3 \times \sigma(i, s)$ 为边长的正方形观测窗口, 其位于观测窗口内, 且包含于 P_i^s 中的特征点. 以观测到的特征点坐标为中心与尺度为标准差构造高斯核, 像素的灰度值是这些高斯核在该位置的叠加值, 最终构成稀疏转稠密机制图像.

2.4 稀转密算法

设参考图像为 A , 测试图像为 B .

1) ASIFT 检测 A, B 两幅图中的特征点, 并提取 SIFT 描述符. 记录特征点的坐标、尺度和仿射矩阵等稀疏参数, 同时将提取的特征点存于特征点集.

2) 由 A, B 两幅图的特征点集, 生成左右两个稀转密金字塔.

3) 在 A, B 两幅图的稀转密金字塔中, 使用

ASIFT 在金字塔中各层图像中检测特征点的坐标位置信息,当使用 DOG 金字塔判断是否为极值点时,可使用阈值对“观测数量图像”做出限制,当且仅当观测到的特征数量高于一定限制时,才视为特征点。

4) 在提取特征点描述符阶段先使用金字塔中的图像来检测特征点的坐标,并在生成的模拟图像中提取描述符,根据提取到的描述符匹配稀疏转稠密金字塔中对应的图像,将匹配的特征点添加到匹配点集中。

2.5 稀疏转稠密仿射不变性数学证明

在这一小节中,我们将证明稀疏转稠密机制针对两幅原始图像生成的模拟图像可使用 ASIFT 方法建立匹配。

引理 1 假设两帧原始图像分别为 u 与 $v = A_1 u$, 其中算子 A_1 表示仿射变换,假设算子 A 表示一个模拟的仿射变换,如果特征点 P_i 在 u 的模拟图像 Au 上被检测到,则特征点 p_i 在 v 的模拟图像 $AA_1^{-1}v$ 上一定能被检测到。

证明 因为 $v = A_1 u$, 所以 $AA_1^{-1}v = AA_1^{-1}(A_1 u) = Au$. 因为特征点 p_i 在 u 的模拟图像 Au 上被检测到,所以,特征点 p_i 在模拟图像 $AA_1^{-1}v$ 上一定能被检测到。

定理 1 假设原像 u_0 是三维空间中平面物体的正视图像(成像平面平行于物体平面时获取的图像), B_1, B_2 为两个仿射变换,两帧原始图像分别为 $u = B_1 u_0, v = B_2 u_0$. 假设由 u, v 获取的稀疏转稠密机制图像分别为 u_s 与 v_s , 则 $v_s = B_2 B_1^{-1} u_s$.

证明 假设原像 u_0 生成的所有模拟图像上提取到的特征点,经过仿射变换映射到 u_0 上不重复的点的个数为 n ; 假设 A_i 为仿射变换,且原像 u_0 中第 i 个特征点 p_i 在模拟图像 $A_i u_0$ 上能被检测到,其在模拟图像下的坐标为 \vec{x}_i .

根据引理 1, 特征点 p_i 在 u 的模拟图像 $A_i B_1^{-1} u$ 上一定能检测到; 同理, 特征点 p_i 在 v 的模拟图像 $A_i B_2^{-1} v$ 上一定能检测到。

根据 2.1 节所述的“稀疏转稠密”图像生成原理,稀疏转稠密模拟图像在 u 所在平面内的表述为 $u_s = \sum_{i=0}^n (B_1 A_i^{-1} G)(\vec{x} - \vec{x}_i)$; 同理,稀疏转稠密模拟图像 v 在所在平面内的表述为 $v_s = \sum_{i=0}^n (B_2 A_i^{-1} G)(\vec{x} - \vec{x}_i)$.

令 $I_0 = \sum_{i=0}^n (A_i^{-1} G)(\vec{x} - \vec{x}_i)$, 由仿射变换的基本性质可知, $u_s = B_1 I_0$, 并且 $v_s = B_2 I_0$. 故 $v_s = B_2 B_1^{-1} u_s$.

根据 ASIFT 方法的基本理论,如果两帧原始图像间存在的几何变换为仿射变换(注:这里所指的“原始图像”即为“稀疏转稠密图像”),则可使用 ASIFT 方法建立匹配,具体数学证明请参见 ASIFT 论文中的定理 5.4 的证明。

3 实验

在绝对倾斜实验中,实验图集选用 ASIFT 图像集,测试图像由图 3 所示的油画和杂志图集,在焦距为 1 倍和 10 倍下,拍摄角度在 0° (正面)到 80° 之间生成两组图像,图 4(a)显示了绝对倾斜下相机的拍摄位置. 参考图像为相机在正投影情况下生成的图像. 筛除错点使用基于几何变换约束的特征匹配的 ORSA^[13] 算法,它使用的几何变换约束是外极线几何约束,其理论模型也被广泛应用于评估图像局部特征匹配算法的正确匹配率. 在绝对倾斜实验中,结果如表 1 所示(加粗数据表示较优结果),其中准确率比值如以下公式计算。

$$Accuracy = \frac{\text{正确匹配点对数量}}{\text{总匹配点对数量}}$$



图 3 实验图像
Fig. 3 Experimental image

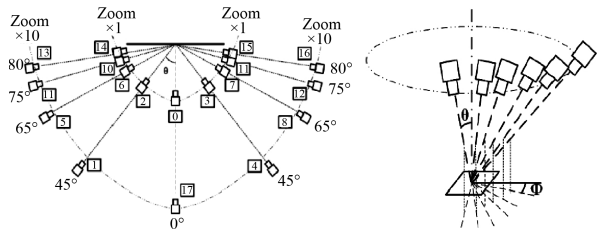


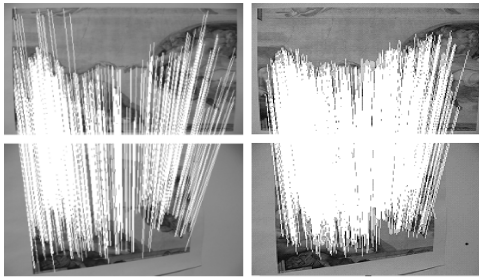
图 4 绝对倾斜和相对倾斜下相机的摆放位置
Fig. 4 Position of camera under absolute and relative tilt

由表 1 可知,稀疏转稠密机制仿射不变算法匹配特征点对数量大致为 ASIFT 算法的 5~10 倍,精确度处于同一水平. 可以看出,本文算法能够有效的提高特征点的匹配数量,即使在视角变化比较大的情况下,仍然有相当好的效果,图 5 给出了绝对倾斜下 $Z \times 1$ 中 45° 实验效果对比图(a)和 $Z \times 10$ 中 65° 实验效果对比图(b).

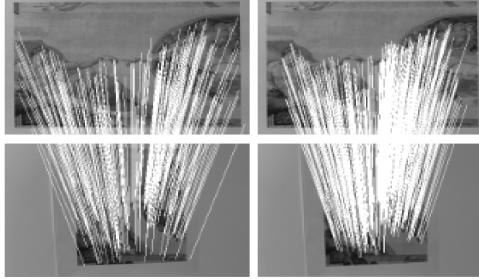
表 1 绝对倾斜实验结果比较(加粗效果较优)

Tab. 1 Comparison of experiment of absolute tilt

	$Z \times 1$			$Z \times 10$		
	ASIFT 正确 匹配点	SD-ASIFT 正确匹配点	正确率(ASIFT /SD-ASIFT)	ASIFT 正确 匹配点	SD-ASIFT 正确匹配点	正确率(ASIFT /SD-ASIFT)
80	74	447	0.80/0.81	30	176	0.62/0.69
75	161	958	0.93/0.94	88	326	0.91/0.90
65	330	1691	0.94/0.94	200	1529	0.91/0.91
45	427	3259	0.92/0.93	427	3267	0.93/0.93
45	572	3782	0.93/0.92	532	3244	0.91/0.93
65	292	1814	0.91/0.89	235	1753	0.92/0.92
75	144	644	0.85/0.85	103	396	0.90/0.91
80	79	451	0.86/0.85	41	184	0.79/0.83



(a)



(b)

图 5 绝对倾斜实验结果比较

Fig. 5 Comparison of experiment of absolute tilt

在相对倾斜实验中,选用 ASIFT 图集集中的相对倾斜图像集,图 4(b)显示相机的拍摄参数设置,测试图像来自图 3 所示的杂志图集改变相机的旋转角和倾斜角,其中倾斜角取 $t=2$ 和 $t=4$,旋转角 ϕ 的范围为 0° 到 90° 相机的焦距倍数为 4,对应的相对倾斜的取值 τ 来表示,可以知道 τ 的范围为 1 到 16. 表 2 中给出 ASIFT 和 SD-ASIFT 的匹配结果(加粗数据表示较优结果). 图 6 给出了相对倾斜下 $t=2$ 中 50° 实验效果对比图(a)和 $t=4$ 中 60° 实验效果对比图(b).

由表 2 可知,SD-ASIFT 匹配的特征点对数量是 ASIFT 的 5~10 倍. 在 $t=2$ 条件小,SD-ASIFT 算法的准确率略高于 ASIFT 算法,在经度角和纬度角都很大的情况下,ASIFT 算法只能匹配到很少的特征点对,但是 SD-ASIFT 算法依然能够匹配到足够多的特征点对,匹配准确率并且依然能达到相当高的标准.

表 2 相对倾斜实验结果比较(加粗效果较优)

Tab. 2 Comparison of experiment of relative tilt

ϕ_2/τ	$t_1=t_2=2$			$t_1=t_2=4$		
	ASIFT 正确 匹配点	SD-ASIFT 正确匹配点	正确率(ASIFT /SD-ASIFT)	ASIFT 正确 匹配点	SD-ASIFT 正确匹配点	正确率(ASIFT /SD-ASIFT)
$10^\circ/1.3$	871	5895	0.91/0.94	148	863	0.90/0.91
$20^\circ/1.5$	538	3132	0.87/0.91	94	594	0.92/0.93
$30^\circ/2.3$	408	2811	0.92/0.94	50	334	0.86/0.85
$40^\circ/2.5$	270	1848	0.87/0.86	29	662	0.75/0.75
$50^\circ/3.0$	258	1315	0.83/0.88	28	341	0.76/0.88
$60^\circ/3.4$	194	1183	0.85/0.85	23	433	0.62/0.98
$70^\circ/3.2$	166	733	0.83/0.82	30	650	1.00/0.96
$80^\circ/3.9$	170	625	0.82/0.83	23	512	0.78/0.94
$90^\circ/4.0$	148	531	0.79/0.76	29	598	1.00/0.96

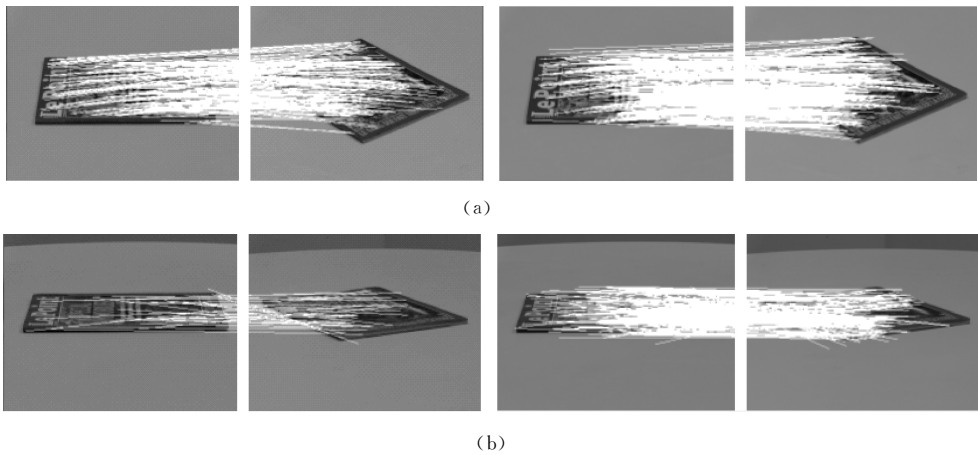


图 6 相对倾斜实验结果比较
Fig. 6 Comparison of experiment of relative tilt

4 结 论

本文主要研究基于稀疏转稠密机制的仿射不变特征匹配算法, 论文介绍了研究方向现状, 并对稀疏特征和稠密特征的定义做了归纳, 同时针对经典算法 ASIFT 在稀疏特征提取阶段的缺陷, 提出基于稀疏转稠密机制模型的仿射不变匹配算法, 并对其仿射不变性进行了详细的数学证明. 在实验阶段通过 ASIFT 图像集在不同的参数条件下进行实验求证, 得出本文提出算法的有效性, 并对实验结果做了详细的对比分析.

目前本文的研究重心在突破现有方法提取稀疏特征点的限制条件, 使用稀疏特征模拟构建新的模拟图像, 从而获取更多的可匹配特征. 随着研究的逐步深入, 发现稠密特征在经典算法中应得到更好的结果, 仅单独的利用特征点的稀疏或稠密特征进行匹配, 还未能达到我们的期望. 在今后的研究工作中, 我们的研究重心将放在稠密特征进一步的融合, 以及减少算法时间复杂度等.

参考文献:

- [1] He K, Zhang X, Ren S, *et al.* Deep residual learning for image recognition[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. Austin, TX, USA: IEEE, 2016.
- [2] Zeng X, Ouyang W, Wang M, *et al.* Deep learning of scene-specific classifier for pedestrian detection[C]// European Conference on Computer Vision. Zurich, Switzerland: Springer International Publishing, 2014.
- [3] Vergauwen M, Van Gool L. Web-based 3D reconstruction service[M]. New York: Springer-Verlag, 2006.
- [4] Se S, Lowe D, Little J. Vision-based mobile robot localization and mapping using scale-invariant fea-

- tures[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2001. Proceedings. Phoenix, USA: IEEE, 2001.
- [5] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]// International Conference on Computer Vision. Corfu, Greece: IEEE Computer Society, 1999.
- [6] Kadir T, Brady M. Scale, saliency and image description [J]. *Int J Comput Vision*, 2001, 45: 83.
- [7] Cui C, Ngan K N. Global propagation of affine invariant features for robust matching [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2013, 22: 2876.
- [8] Morel J M, Yu G. ASIFT: a new framework for fully affine invariant image comparison[J]. *Siam J Imag Sci*, 2009, 2: 438.
- [9] Noury N, Sur F, Berger M O. How to overcome perceptual aliasing in asifT [M]// *Advances in Visual Computing*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [10] 李文华, 李征. 基于双尺度 SIFT 描述符及搜索区域限制的图像匹配算法[J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2015, 52: 253.
- [11] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Washington, USA: IEEE Computer Society, 2004.
- [12] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[C]// *Proceedings of 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Madison, WI, USA: IEEE, 2003.
- [13] Moisan L, Stival B. A probabilistic criterion to detect rigid point matches between two images and estimate the fundamental matrix [J]. *Int J Comput Vision*, 2004, 57: 201.