

基于 SIFT 的图像匹配方法改进^①

易 飞, 许珊珊

(湘潭大学 信息工程学院, 湘潭 411105)

通讯作者: 易 飞, E-mail: 1540351645@qq.com

摘 要: SIFT 算法是一种经典的图像匹配方法, 但也存在计算量大、时间复杂度高的问题. 针对这些问题, 本文提出了一种改进的 SIFT 算法, 将 SIFT 算法中表示关键点的特征信息结构进行改造, 重新生成了一种新的有序结构. 此结构将 128 维向量描述子根据关键点的 8 个梯度索引方向分成 8 组, 产生新的有序描述子. 重构之后的算法, 减少了关键点匹配的计算量, 从而提高算法的效率. 实验表明, 改进的算法, 保持了原算法的优点以及在不降低原算法匹配精度的情况下, 算法效率有明显提升.

关键词: SIFT 算法; 图像匹配; 关键点匹配; 描述子

引用格式: 易飞, 许珊珊. 基于 SIFT 的图像匹配方法改进. 计算机系统应用, 2018, 27(10): 261-267. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6565.html>

Improvement of Image Matching Method Based on SIFT

YI Fei, XU Shan-Shan

(College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

Abstract: SIFT algorithm is a classic method of image matching, but there are large amount of calculation and high time complexity. To solve these problems, we put forward an improved SIFT algorithm in this study. According to the eight gradient directions, we divided the 128 dimensional data of the SIFT algorithm into eight groups, and redefined the key point information. According to the new key point information, it generates new order descriptors. In this way, it will reduce the amount of calculated quantities, so as to improve the efficiency of the algorithm. The experiment shows that the improved algorithm keeps the advantages of the original algorithm, and greatly improves the efficiency of the algorithm without reducing the precision of the original algorithm.

Key words: SIFT algorithm; image matching; key point matching; descriptor

1 引言

图像配准是图像处理中的一种重要的处理技术, 一般指将不同时间、不同传感器(成像设备)或不同条件下(天候、照度、摄像位置和角度等)获取的两幅或多幅图像进行匹配、叠加的过程, 它已经被广泛地应用于计算机视觉、遥感图像处理等领域. 其中, 图像之间的特征匹配是图像配准的重要研究内容.

Lowe^[1]在 1999 年提出的 SIFT 算法是图像匹配算

法中鲁棒性比较好的一种算法, 也是目前比较成功的一种算法, 该算法具有良好的平移特性, 并且对光照、尺度变化保持不变性. 但是 SIFT 算法对每个关键点形成一个 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的描述子, 计算量大; 同时, 对于边缘点较少的图像, 提取的关键点较少. 因此, 国内外许多学者针对 SIFT 算法进行了深入的研究, 并提出了许多改进算法^[2-15]. 例如, Bay 等^[2]提出了 SURF 算法, 其通过计算积分图像和 Fast-Hessian 矩阵, 大大提高了

① 基金项目: 湖南省十二五重点实验室开放课题 (2015IM05)

Foundation item: Key Lab Open Fund of Hunan Province during 12th "Five-Year Plan" (2015IM05)

收稿时间: 2018-02-24; 修改时间: 2018-03-14; 采用时间: 2018-03-21; csa 在线出版时间: 2018-09-28

关键点检测速度, 但它的旋转不变性比 SIFT 算法差. YanKe^[3]在 2004 年提出了 PCA-SIFT 算法, 其对 SIFT 特征描述符采用 PCA 降维, 大幅减少了运算时间, 但角点的检测精度有所降低, 在实际应用中效果不太理想. 林晓帆^[4]提出了基于 SURF 描述子的遥感图像配准, 在算法匹配效率上得到了极大的改进, 但该算法重点关注遥感图像的配准. 芮挺^[5]等提出了基于 SIFT 描述的 Harris 角点多源图像配准, 在匹配效率和精度两方面都有很好的改进. 张少敏^[6]提出了融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性匹配, 实现了具有良好鲁棒性的医学图像配准. 这些都是基于某个领域内对匹配算法的改进, 适用范围有一定的局限性. 还有学者^[7-10]提出对数据进行分组处理, 但是没有对分组进行规则限制, 导致匹配率降低.

本文将 SIFT 算法的 128 维数据根据 8 个梯度方向分成 8 组, 并根据梯度模值的大小对这 8 个梯度方向建立索引, 将索引添加入关键点的信息结构中. 重新定义每个关键点的信息, 产生新的有序描述子, 进而提出一种改进的 SIFT 算法.

2 SIFT 算法简介

2.1 尺度空间极值检测

为了进行图像尺度空间极值检测, 首先要对图像建立尺度空间; 尺度空间理论目的是模拟图像数据的多尺度特征. 采用高斯卷积核是实现尺度变换, 将一副二维图像的尺度空间定义为;

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

其中, $G(x, y, \delta)$ 是尺度可变高斯函数;

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

式 (1)(2) 中 δ 大小决定图像的平滑程度, δ 值越大图像分辨率越低, I 为图像, L 为尺度空间. 为了有效的在尺度空间检测到稳定的关键点, 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, 公式如下;

$$\begin{aligned} D(x, y, \delta) &= (G(x, y, k\delta) - G(x, y, \delta)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\delta) - L(x, y, \delta) \end{aligned} \quad (3)$$

对于任意图像, 建立其高斯差分尺度空间, 即图像金字塔, 如图 1 所示.

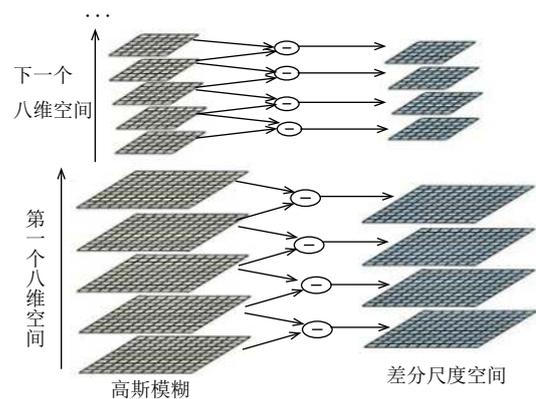


图 1 高斯差分尺度空间

2.2 关键点生成

(1) 关键点检测; 为了寻找尺度空间的极值点, 每一个采样点要和它所有的相邻尺度对应的 26 个点进行比较, 如果它是其中的最大或最小值时, 就认为该点是图像在该尺度下的一个关键点, 图 2 所示为尺度空间寻找到极值点.

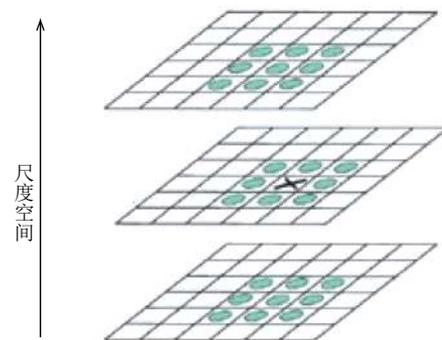


图 2 关键点

在极值比较的过程中, 每一组图像的首末两层是无法进行极值比较的, 为了满足尺度变化的连续性, 在每一组图像的顶层继续用高斯模糊生成了 3 幅图像.

(2) 不合格关键点的剔除; 利用泰勒二次展开式 (公式 (4)) 拟合曲线, 然后通过该点尺度位置 2×2 的 Hessian 矩阵 (公式 (5)) 计算其主曲率, 来去掉高斯差分尺度空间局部曲率不对称的关键点.

$$D(x) = D + \frac{\delta D^T}{\delta x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\delta^2 D}{\delta x^2} x \quad (4)$$

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (5)$$

2.3 关键点特征信息的建立

(1) 确定关键点主方向; 关键点邻域像素的梯度方

向分布特性为每个关键点指定方向参数,使算子具备旋转不变性.利用梯度直方图统计邻域像素的梯度方向,梯度直方图的范围是0~360度,其中每45度一个柱,总共8个柱,或者每10度一个柱,总共36个柱,计算时一般采用8个柱的方式.公式(6)和公式(7)为幅值和梯度方向计算方法.

$$m(x,y) = \frac{1}{\sqrt{(L(x+1,y)-L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1)-L(x,y-1))^2}} \quad (6)$$

$$\theta(x,y) = \alpha \tan 2((L(x,y+1)-L(x,y-1))/(L(x+1,y)-L(x-1,y))) \quad (7)$$

(2) 直方图中的峰值就是主方向,其他达到最大值80%的可作为辅助方向.这时,每个关键点有三个特征信息;位置、所处尺度、方向.

(3) 建立描述子;确立好主方向后,将坐标轴旋转为关键点的方向,以确保图像旋转不变性.以关键点为中心取4×4的像素点区域,如图3所示. Lowe^[1]建议描述子使用在关键点尺度空间内4×4的像素点区域中计算的8个方向的梯度信息,共4×4×8=128维向量表征.

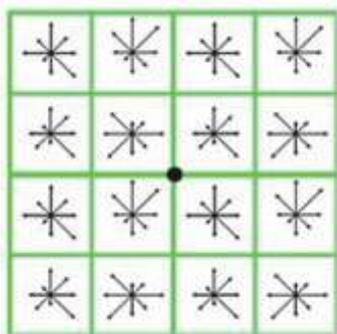


图3 关键点的4×4像素点区域

3 算法的改进

通过以上对SIFT算法的理解与分析,本文将从两个方面进行改进.

(1) 关键点特征信息的改造;原算法每个关键点包含三个特征信息;位置、所处尺度、方向.由于梯度模值越大,即箭头越长,所表示该方向所占关键点方向比重越大.因此,本文根据梯度模值即箭头长度大小,由大到小建立索引(如图4所示),若大小相同,则按照逆时针方向顺序设置.加入索引后,并不改变该关键点的主方向.加入索引后,方便在进行匹配时的检索处理,提高运行效率.因此,本文每个关键点包含四个特征信

息;位置、所处尺度、方向、索引.

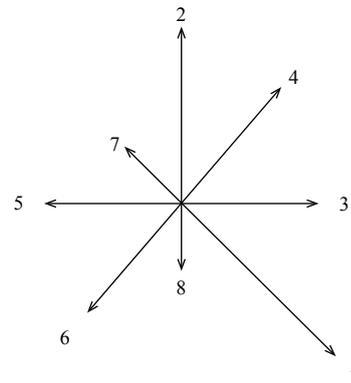


图4 关键点梯度方向的索引

(2) 关键点描述子的分解;原SIFT算法表征描述子的是128维向量.根据关键点梯度方向的8个索引方向,可将原描述子的128维向量分成8组16维的向量.每组数据可以单独计算,也可以并行处理,提高效率.这样,得到关键点的8组16维向量的描述子.

4 算法的实现

原SIFT算法在图像关键点进行匹配时,基准图像中关键点描述子表示为向量; $S_i = (s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{i128})$, 待匹配图像中关键点描述子表示为向量; $R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{i128})$, 任意两描述子相似性度量用 $d(R_i, S_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{128} (r_{ij} - s_{ij})^2}$ 来计算.而本文算法的基准图像中关键点描述子用8组不同的向量 $T_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{i16})$ 来表示,待匹配图像中关键点描述子也用8组不同的 $H_i = (h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{i16})$ 来表示,描述子相似性度量可以用 $d(T_i, H_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{16} (t_{ij} - h_{ij})^2}$ 进行计算,计算复杂度明显降低.

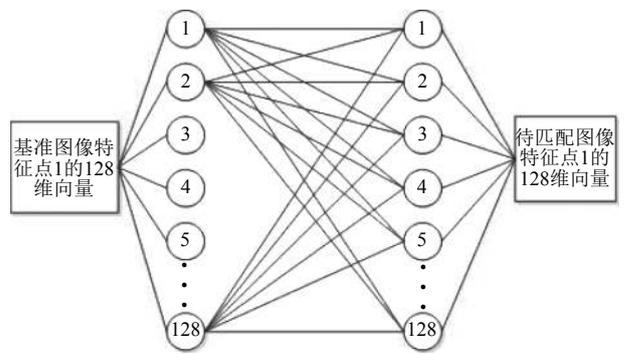


图5 原SIFT算法的匹配方式

从原 SIFT 算法的匹配方式 (图 5) 和本文算法的匹配方式 (图 6) 可以看出, 原算法采用的是全匹配方式, 对两个 SIFT 特征向量采用 1NN 的匹配方式, 这样在关键点较多情况下, 会大大增加运行负担. 而在加入索引后, 根据索引不同, 只需要计算其索引相同的 16 维数据, 这样大大提高了运行效率. 实验表明, 在关键点达到 2000 时, 匹配速度提高了大约 57.1% 左右.

在图像匹配过程中, 本文算法在原 SIFT 算法的基础上进行了删除匹配成功的关键点处理, 这样可以减少循环匹配次数.

当两幅图像进行图像匹配时, 其处理步骤如下:

- 1) 建立尺度空间, 得到极值点, 根据 Hessian 矩阵得到图像的关键点;
- 2) 根据关键点邻域梯度方向, 利用梯度直方图, 得到关键点的梯度方向;
- 3) 根据关键点的梯度方向建立索引, 构建关键点的四个特征信息; 位置、所处尺度、方向、索引;
- 4) 根据索引号, 建立关键点的 8 组 16 维向量的描述子;
- 5) 根据关键点的描述子进行匹配.

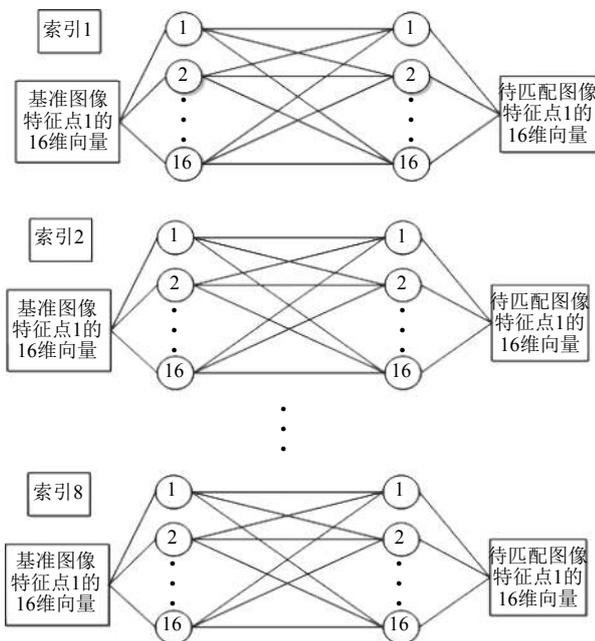


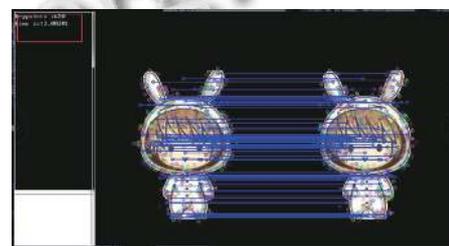
图 6 本文算法的匹配方式

5 实验结果及分析

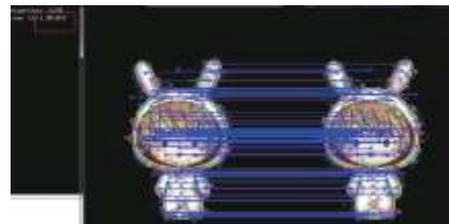
本文实验平台为 64 位 Windows 8 操作系统, 酷睿 i5-4210U 处理器, 4G 内存, 采用 VS2010+OPENCV 2.4.9 的编译环境, 保证实验环境一致.

5.1 不同关键点数量测试

本组实验为图片不做变动, 但是图像关键点不一致, 将匹配点数设置为 100 进行测试, 计算原 SIFT 算法和本文的改进 SIFT 算法图像匹配所需运行时间, 实验结果如图 7 至图 9 和表 1 所示. 图 7(a) 表示为原算法运行时间, (b) 表示为改进后关键点数在 600 左右时算法的运行时间; 图 8(a) 表示为原算法运行时间, (b) 表示为改进后关键点数在 1700 左右时算法的运行时间; 图 9(a) 表示为原算法运行时间, (b) 表示为改进后关键点数在 2100 左右时算法的运行时间.

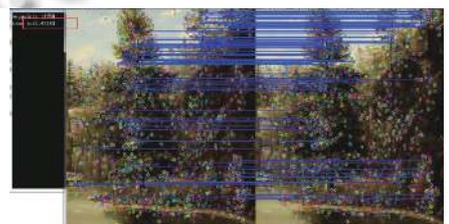


(a) 原算法实验图

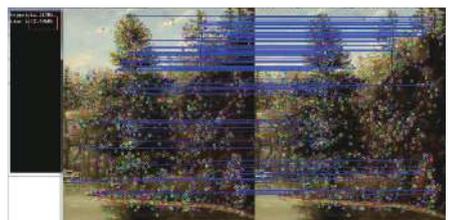


(b) 改进算法实验图

图 7 A 组实验对比图



(a) 原算法实验图



(b) 改进算法实验图

图 8 B 组实验对比图



(a) 原算法实验图



(b) 改进算法实验图

图9 C组实验对比图

表1 关键点不一致时的匹配数据

组别	关键点数	匹配点数	算法	误匹配数	匹配时间(s)
组A	622	100	原算法	1	3.233
		100	改进后	1	1.464
组B	1788	100	原算法	0	5.223
		100	改进后	0	2.512
组C	2022	100	原算法	0	7.206
		100	改进后	0	3.221

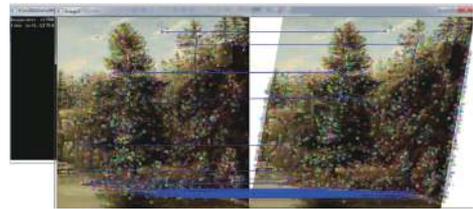
实验数据表明,当关键点为600左右时,改进后算法运算时间大概减少了2秒,运算速度提高了66.7%,当关键点在1500左右时,算法运行时间提高了2.8秒左右,运算速度提高了51.9%,当关键点在2000以上时,算法运行时间提高了4.02秒左右,运算速度提高了57.1%左右。

5.2 像尺度变换后的配准测试

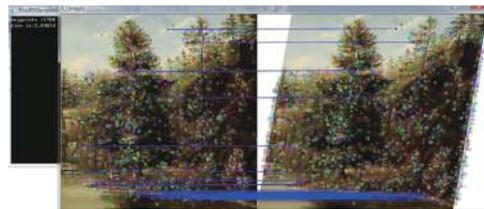
本组实验将图片旋转之后进行测试.其中A组为原图向右旋转10度,设置匹配点数为100得到的匹配结果.B组为原图向左旋转30度,设置匹配点数为20得到的匹配结果.实验结果如图10,图11和表2所示.

图10第一幅图表示原图向右旋转10度,设置匹配点数为100后,原算法得到的匹配结果,第二幅图表示改进后算法所得到的匹配结果.图11第一幅图表示原图向左旋转30度,设置匹配点数为20后原算法得到的匹配结果,第二幅图表示改进后算法所得到的匹配结果.本组实验表明,改进后的算法依旧对图像旋转,拉伸具备良好的鲁棒性,但当匹配数据不大时,所获得的时间提升没有太过明显.当数据量越来越大时,算法

在运算速度上的优势才能得到体现.



(a) 原算法实验图



(b) 改进算法实验图

图10 A组原算法与改进后算法的对比



(a) 原算法实验图



(b) 改进算法实验图

图11 B组原算法与改进后算法的对比

表2 图像尺度变换后的配准测试数据

组别	关键点数	匹配点数	算法	误匹配数	匹配时间(s)
组A	1788	100	原算法	1	5.981
		100	改进后	1	2.848
组B	2022	20	原算法	0	3.728
		20	改进后	0	2.448

5.3 光照、遮蔽测试

本组实验目的是测试改进算法对于光照变化和遮蔽是否仍然具备鲁棒性,其中A组实验为光照变换之后,改进后算法是否依然具备鲁棒性,以及与原算法之

间的对比, B组实验为当有遮蔽物时的测试. 实验结果如图12至图15和表3所示. 图12表示为原算法在光照变化情况下的匹配结果; 图13表示为改进后算法在光照变化情况下的匹配结果; 图14表示为原算法在遮蔽情况下的匹配结果; 图15表示为改进后算法在遮蔽情况下的匹配结果.



图12 A组原算法光照



图13 A组改进后算法光照

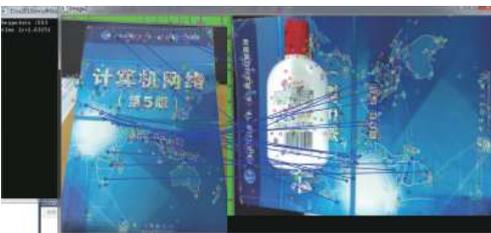


图14 B组原算法遮蔽

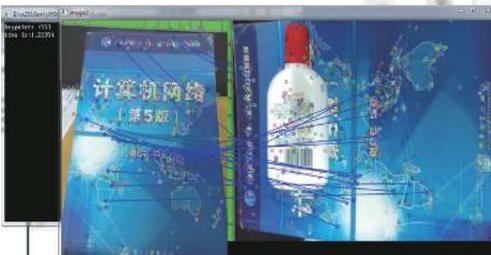


图15 B组改进后算法遮蔽

A组实验表明, 改进后算法对光照变换依然具备较好鲁棒性, 同时, 在关键点大概在500左右时, 相较于原算法运行时间提高了大约0.5秒. B组实验证明了改进后算法对于图像在有遮蔽情况下, 依然具备良好的鲁棒性, 相较于原算法运行时间缩短了大约0.4秒,

验证了改进后算法确实加快了运行速度, 降低了时间复杂度, 表明了采用本文降维的方式能提高算法的效率.

表3 光照、遮蔽测试数据

组别	关键点数	匹配点数	算法	误匹配数	匹配时间(s)
组 A 553(原图)782(暗图)	20	原算法	0	1.239	
	20	改进后	0	0.773	
组 B 553(原图)462(遮蔽)	20	原算法	0	1.632	
	20	改进后	0	1.224	

5.4 加入椒盐噪声测试

本文利用 opencv 在图像中加入椒盐噪声, 来测试改进算法是否具备鲁棒性. 实验结果如图16和表4所示. 图16第一幅图表示加入噪声后原算法得到的匹配结果, 第二幅图表示改进后算法所得到的匹配结果.



(a) 原算法实验图



(b) 改进算法实验图

图16 A组实验对比图

表4 加入噪声测试数据

组别	关键点数	匹配点数	算法	误匹配数	匹配时间(s)
组 A 648(原图)745(噪声图)	20	原算法	0	4.199	
	30	改进后	0	1.275	

从表4可以看出, 改进后算法任然对噪声图像保持鲁棒性, 在配准时间上依然具备竞争力, 配合索引, 在效率方面得到了很大的提高.

6 结束语

本文针对图像配准经典算法-SIFT 算法中关键点的特征信息进行改造, 并将原描述子的128维数向量

据根据 8 个梯度方向分成 8 组, 建立分组的描述子向量, 提出了一种改进的 SIFT 算法. 数值实验表明, 本文改进后的算法能够在保持原算法的光照不变性、旋转不变性、以及关键点的匹配精度的情形下, 有效地提高了算法的效率.

参考文献

- 1 Lowe DG. Recognition from local scaleinvariant features. International Conference on Computer Vision. Corfu, Greece. 1999. 1150–1157.
- 2 Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. SURF: Speeded up robust features. In: Leonardis A, Bischof H, Pinz A, eds. Computer Vision–ECCV 2006. Berlin: Springer, 2006. 404–417. [doi: [10.1007/11744023_32](https://doi.org/10.1007/11744023_32)]
- 3 Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA. 2004. 511–517.
- 4 林晓帆, 林立文, 邓涛. 基于 SURF 描述子的遥感影像配准. 计算机工程, 2010, 36(12): 216–218. [doi: [10.3969/j.issn.1000-3428.2010.12.074](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3428.2010.12.074)]
- 5 芮挺, 张升昇, 周游, 等. 具有 SIFT 描述的 Harris 角点多源图像配准. 光电工程, 2012, 39(8): 26–31. [doi: [10.3969/j.issn.1003-501X.2012.08.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-501X.2012.08.004)]
- 6 张少敏, 支力佳, 赵大哲, 等. 融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性配准. 中国图像图形学报, 2012, 17(3): 412–418.
- 7 谢宜婷, 王爱平, 邹海. 基于局部近邻图的特征描述与特征匹配算法研究. 计算机应用与软件, 2017, 34(8): 185–190, 196. [doi: [10.3969/j.issn.1000-386x.2017.08.033](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-386x.2017.08.033)]
- 8 Ge S, Fan G, Ding M. Non-rigid point set registration with global-local topology preservation. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Columbus, OH, USA. 2014. 245–251. [doi: [10.1109/CVPRW.2014.45](https://doi.org/10.1109/CVPRW.2014.45)]
- 9 Yu TS, Wang RS. Enhancing scene parsing by transferring structures via efficient low-rank graph matching. Proceedings of the 24th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. Burlingame, CA, USA. 2016. [doi: [10.1145/2996913.2996956](https://doi.org/10.1145/2996913.2996956)]
- 10 涂秋洁, 王暄. 基于 PCA-SIFT 特征与贝叶斯决策的图像分类算法. 计算机应用与软件, 2016, 33(6): 215–219. [doi: [10.3969/j.issn.1000-386X.2016.06.052](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-386X.2016.06.052)]
- 11 Zhang XH, Wang XQ, Yuan XX, *et al.* An improved SIFT algorithm in the application of close-range stereo image matching. IOP Conference Series Earth and Environmental Science, 2016, 46(1): 012009. [doi: [10.1088/1755-1315/46/1/012009](https://doi.org/10.1088/1755-1315/46/1/012009)]
- 12 Lei H, Xu ZH, Feng HJ, *et al.* Template-based image registration in an optical butting system. Journal of Optoelectronics·Laser, 2010, 21(11): 1725–1729.
- 13 Kumar RRP, Muknahallipatna S, McInroy J. An approach to parallelization of sift algorithm on GPUS for real-time applications. Journal of Computer and Communications, 2016, 4(17): 18–50. [doi: [10.4236/jcc.2016.417002](https://doi.org/10.4236/jcc.2016.417002)]
- 14 Koenderink JJ. The structure of images. Biological Cybernetics, 1984, 50(5): 363–396. [doi: [10.1007/BF00336961](https://doi.org/10.1007/BF00336961)]
- 15 Lindeberg T. Scale-space theory: A basic tool for analyzing structures at different scales. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(1-2): 224–270.