

基于 SURF 的图像配准方法研究

张锐娟, 张建奇, 杨 翠

(西安电子科技大学 技术物理学院, 陕西 西安 710071)

摘 要: 图像配准在计算机视觉、医学诊断与治疗、图像拼接等领域有广泛的应用。基于特征的方法具有压缩信息量、执行速度快、精度高等优点, 成为近年来研究的热点, SIFT 是其中之一。但传统的 SIFT 方法数据量大、计算耗时长, 提出了一种基于 SURF 的图像配准方法。首先用 SURF 方法提取特征点, 其次用最近邻匹配法找出对应匹配点对, 结合 RANSAC 和最小二乘法求出图像之间的映射关系, 最后利用所求的变换参数插值得到配准后的图像。实验表明: 该配准算法既满足参数估算准确的要求, 又具有比 SIFT 计算量小、速度快的优点, 有一定的理论和应用价值。

关键词: 图像配准; SURF; 特征提取

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2009)01-0160-06

Image registration approach based on SURF

ZHANG Rui-juan, ZHANG Jian-qi, YANG Cui

(Institute of Technology Physics, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Image registration technique has been widely used in many fields, such as computer vision, medical diagnosis, and treatment and image mosaic. Because of the advantages of supressing information, fast running speed, high accuracy, the method based on feature is a hotspot, SIFT is the typical one. With the shortcomings of large data and time consuming in conventional SIFT method, an image registration approach based on SURF was proposed. Firstly, the feature points were extracted using SURF and the corresponding matching points were found using nearest neighbor method; then the mapping relationship between images could be acquired using RANSAC and least squares techniques; finally registered image was obtained based on interpolation of transform parameters above. Experimental result shows that this algorithm meets the needs of accuracy of parameters estimation values and have smaller calculation and faster speed than SIFT as well. So, it has certain values in both theory and practice.

Key words: Image registration; Speeded Up Robust Features; Feature extraction

0 引 言

图像配准是对同一场景在不同条件下(如不同的时间、拍摄环境、视场角、传感器等)得到的两幅或多

幅图像进行对准、叠加的过程^[1];是源于多个应用领域的实际问题,如计算机视觉、不同传感器获得的图像进行融合、全景图像拼接、医学诊断与辅助治疗等。

配准方法大体分为基于灰度和基于特征两类,其

收稿日期:2008-06-05; 修订日期:2008-07-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60777042)

作者简介:张锐娟(1983-),女,陕西渭南人,硕士,主要研究方向为图像配准算法。Email:ruijuan_zhang1983@163.com

导师简介:张建奇(1960-),男,陕西西安人,教授,博士生导师,主要从事目标与环境光学特性、光电成像系统仿真、光电对抗等方面的研究。

Email:jqzhang@mail.xidian.edu.cn

中基于特征的配准方法研究较多。该方法的大体流程:先提取各个图像中的特征;再完成特征之间的匹配;通过匹配的特征建立图像间的映射变换;最后求出配准后的图像。常用到的图像特征有:特征点^[2]、边缘、区域和轮廓^[3]等。特征的选择跟图像的内容有很大的关系,一般而言,提取特征点相对容易,能对图像间的分辨率、旋转、平移、光照变化等保持不变,如 Harris^[4]、SUSAN^[5]、DOG^[6]、Harris-Laplace、Hessian-Laplace^[7]等方法提取的特征点。

Lowe 等人^[6,8]提出的 SIFT 算法是一种鲁棒性好的尺度不变特征描述方法,应用于人脸识别^[9]、家居用品分类^[10]、图像拼接^[11]、图像配准^[12]等领域。但 SIFT 算法计算数据量大、时间复杂度高、算法耗时长。针对

上述缺点,研究者做了不同的改进,Yanke 等人^[13]提出用 PCA-SIFT 方法对特征描述进行数据降维,但在没有任何先验知识的情况下,反而增加了计算量;Delponte 等人^[14]提出用 SVD 方法进行特征匹配,但匹配过程计算复杂,且不能用于宽基线匹配;Grabner^[15]等人用积分图像虽提高了 SIFT 的计算速度,但却降低了 SIFT 方法的优越性。这些方法只是在特征描述或者匹配阶段进行改进,而没有改变算法本身。

文中提出一种基于 SURF 的图像配准方法,首先用 Bay 等人^[16]提出的 SURF 方法提取特征点,用最近邻匹配得到两幅图像的匹配点对,再结合 RANSAC 和最小二乘法求出图像间的变换关系,最后得出配准后图像。该算法流程如图 1 所示。

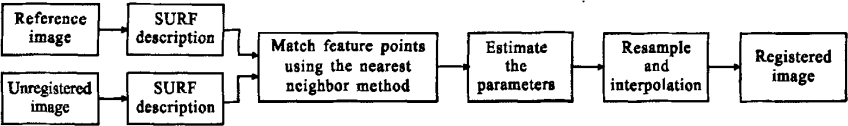


图1 基于 SURF 的图像配准算法流程图

Fig1.Block graph of image registration algorithm based on SURF

1 SURF 检测及描述

SURF 方法整体思想流程同 SIFT 类似,但在整个过程中采用了与 SIFT 不同的方法。两者关键技术的对比如表 1 所示。

1.1 特征检测

特征点的检测依然基于尺度空间理论。图像 1 中 $\hat{x}=(x,y)$ 处的点,在尺度 σ 上的 Hessian 矩阵定义为:

$$H=\begin{bmatrix} L_{xx}(\hat{x},\sigma) & L_{xy}(\hat{x},\sigma) \\ L_{xy}(\hat{x},\sigma) & L_{yy}(\hat{x},\sigma) \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中: L_{xx} 是高斯滤波二阶导 $\frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma)$ 同 $I=(x,y)$ 卷积的结果,其中 $g(\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$; L_{xy}, L_{yy} 的含义类似。

Bay 等人^[16]提出用方框滤波近似代替二阶高斯滤波,用积分图像^[17]来加速卷积以提高计算速度。在原始

表 1 SURF 同 SIFT 的关键技术对比
Tab.1 Comparison of SURF with SIFT

	SURF method	SIFT method
Detect feature points	Using the different box filters to convolve with the original image	Different scale image convolve with the Gaussian function
Orientation assignment	Calculate the Haar wavelet responses in x and y direction with in a circular of radius 6 s around the interest point	Using the gradient histogram in the neighbor area
Descriptor vector	20×20 region is spilt to smaller 4×4 sub-regions, compute Haar wavelet responses at 5×5 sampled points. Then responses and absolute values are summed up ,the each sub-region has a 4D descriptor vector. Thus totally 4×4×4=64 descriptor vector	20×20 region is spilt to smaller 4×4 sub-regions. In each sub -region, 8 gradient histograms is calculated. Thus totally 8×4×4=128 descriptor vector

图像上,通过扩大方框的大小形成不同尺度的图像金字塔,9×9 的方框滤波模板值见图 2,图中灰色部分模板值

为 0,对应二阶高斯滤波 $\sigma=1.2$ 、相应的尺度值 $s=\sigma=1.2$,方框滤波模板同图像卷积后的值分别为 D_{xx}, D_{xy}, D_{yy} ,

进一步求解得到 Hessian 矩阵的 Δ 表达式^[10]:

$$\Delta(H) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (2)$$

用类似 SIFT 的方法构建尺度图像金字塔,在每

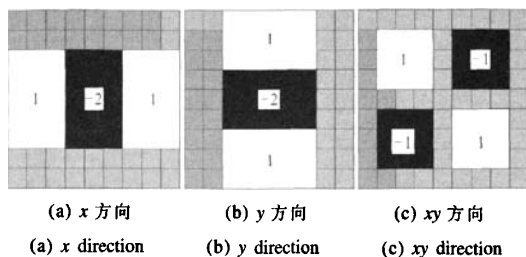


图2 9x9 方框滤波模板

Fig.2 Box filter with 9x9

一阶中,选择4层的尺度图像,4阶的构建参数如图3所示。灰色底的数字表示方框滤波模板的大小,如果图像尺寸远大于模板大小,还可继续增加阶数。如滤波模板大小为 $N \times N$,则对应的尺度 $s = 1.2 \times N/9$;用 Hessian 矩阵求出极值后,在 $3 \times 3 \times 3$ 的立体域内进行非极大值抑制,只有比上一尺度、下一尺度及本尺度周围的26个邻域值都大或者都小的极值点,才能作为候选特征点,然后在尺度空间和图像空间中进行插值运算^[18],得到稳定的特征点位置及所在的尺度值。

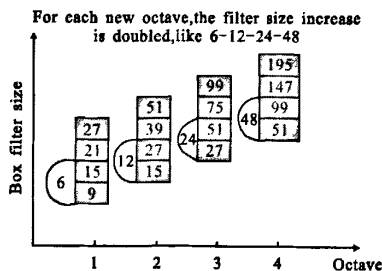


图3 尺度空间金字塔方框滤波的大小

Fig.3 Size of box filter in scale space

1.2 主方向确定

为保证旋转不变性,首先以特征点为中心,计算半径为 $6s$ (s 为特征点所在的尺度值)的邻域内的点在 x, y 方向的 Haar 小波 (Haar 小波边长取 $4s$) 响应,并给这些响应值赋高斯权重系数,使得靠近特征点的响应贡献大,而远离特征点的响应贡献小,更符合客观实际;其次将 60° 范围内的响应相加以形成新的矢量,遍历整个圆形区域,选择最长矢量的方向为该特征点的主方向。这样,通过对 1.1 节的特征点逐个进行计

算,得到每一个特征点的主方向。

1.3 描述子形成

以特征点为中心,首先将坐标轴旋转到主方向,按照主方向选取边长为 $20s$ 的正方形区域,将该窗口区域划分成 4×4 的子区域,在每一个子区域内,计算 $5s \times 5s$ (采样步长取 s) 范围内的小波响应,相对于主方向的水平、垂直方向的 Haar 小波响应分别记做 d_x, d_y ,同样赋予响应值以权值系数,以增加对几何变换的鲁棒性;然后将每个子区域的响应以及响应的绝对值相加形成 $\Sigma d_x, \Sigma d_y, \Sigma |d_x|, \Sigma |d_y|$ 。这样,在每个子区域形成四维分量的矢量 $V_{mb} = (\Sigma d_x, \Sigma |d_x|, \Sigma d_y, \Sigma |d_y|)$,因此,对每一特征点,则形成 $4 \times (4 \times 4) = 64$ 维的描述向量,再进行向量的归一化,从而对光照具有一定的鲁棒性。

2 特征的匹配

用 SURF 方法获得参考图像和待配准图像的特征点后,进行特征匹配,常用的方法有:相关系数法、各种相似性度量法、不变距、Hausdorff 距离^[19]、各种距离度量值等。在以上得到的特征点有关信息(位置、所在尺度、主方向及特征向量)中,特征向量包含了特征点邻域的信息,用向量的最近邻匹配法就可以找出潜在的匹配对而无需进行额外信息量的计算。文中采用最近邻向量匹配法,设 N_1, N_2 分别为两幅图像 I_1, I_2 用 SURF 方法提取的特征点集合,对 N_1 中的任一特征点 n_{1i} , N_2 中与 n_{1i} 的欧式距离最小的两个特征点分别为 n_{2j} , n'_{2j} , 对应距离分别为 d_{ij}, d'_{ij} , 如果 $d_{ij} \leq \alpha d'_{ij}$ (实验取 $\alpha = 0.7$), 则认为 n_{1i} 与 n_{2j} 为对应的匹配对,遍历 I_1 中的特征点,找出所有潜在的匹配对。

3 参数估计

获得图像间的匹配对后,就要估算图像间的变换关系,假设图像间存在仿射变换关系:

$$M = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 & m_3 \\ m_4 & m_5 & m_6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

设 $p = (x_1, y_1), q = (x_2, y_2)$ 是匹配的特征点对,则有:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 & m_3 \\ m_4 & m_5 & m_6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

上述最近邻匹配法得到的匹配对中,还可能误匹配。文中结合 RANSAC^[20]和最小二乘法来计算图像间的变换关系。基本思路如下:

(1) 重复采样 n 次(n 由采样自适应确定) 随机取出 3 组对应点对组成一个样本并计算矩阵 M ; 计算每组假设对应的距离 d ; 通过与门限值比较, 将与 M 一致的点对作为内点。

(2) 选取包含内点数目最多的一个点集 (内点数目相等时, 选择标准方差最小的点集)。

(3) 用所选取的点集中的匹配对重新计算 M , 用最小二乘法来最小化误差, 这样在求取最终解之前, 先去掉了不符合大多数点对所满足关系的“外点”, 去除了误匹配的影响, 得到多数匹配点对所满足的最终解。

4 插值重采样

确定模型参数后, 对待配准图像进行重采样, 得到同一坐标系下的配准结果。常用的插值方法有最近邻法、双线性法、双三次卷积法等。其中, 双线性插值法折衷精度和计算量是最常用的插值方法, 也是文中采用的方法。

5 实验结果及分析

采用 SURF 方法代替 SIFT 方法来提取特征点, 用最近邻匹配法得到潜在的匹配对, 再结合 RANSAC 和最小二乘法, 求出图像间的变换关系和配准后图像。实验中, 仿真平台硬件环境为: CPU AMD3000+, 1.81 GHz, 512 M 内存的 PC 机; 软件开发工具为 Windows XP 操作系统, MATLAB7.1, VC++6.0。

(1) 对图 4 所示 256×256 大小的 Lena 图像进行尺度、旋转和平移变化, 用 SURF 方法提取特征, 最终得到的计算值同实际值比较如表 2 所示。



图 4 实验 Lena 图
Fig.4 Image named Lena

表 2 实际值同计算值比较

Tab. 2 Comparison estimations with real values

No		Scale value	Rotate angle	Displacement in x	Displacement in y
No1	Real value	1.2	5	15	15
	Estimation	1.200 9	5.017 8	15.318 0	14.552 2
No2	Real value	1.5	15	20	30
	Estimation	1.500 2	15.323 3	18.753 6	31.239 0
No3	Real value	0.89	-10.2	-16	-15
	Estimation	0.879 6	-10.135 8	-15.426 1	-15.685 3
No4	Real value	1.5	-15.3	-20	-30
	Estimation	1.503 8	-15.152 4	-18.976 0	-31.854 9

对比实验值同真实值可知: 对图像进行尺度变化、旋转、平移时, 用基于 SURF 的图像配准方法可以得出误差小、精度高的计算值, 可用该方法来验证图像间的变换参数。

(2) 为说明 SURF 用在图像配准中的可行性和有效性, 对变换参数未知的图 5、图 6 中的参考图像和待配准图像, 首先将彩色图像转化为灰度图像, 然后再用 SURF 和 SIFT 方法分别提取各自的特征点, 配准结果及计算参数如图 5、图 6 及表 3 所示。图 5(a)为参考图 (635×480); (b)为待配准图 (635×480); (c)为 SURF 配准后图像; (d)为 SIFT 配准后图像。图 6(a)为参考图 (335×472); (b)为待配准图 (335×472); (c)为

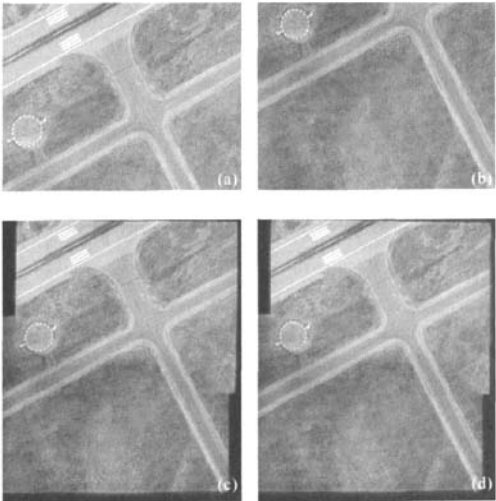


图 5 未知参数配准结果图
Fig.5 Registered image with unknown parameters

SURF 配准后图像;(d)为 SIFT 配准后图像。

由图 5、图 6 及表 3 可知: SURF 方法相对 SIFT 方法的计算参数的误差小,两种方法配准后的图像差别很小,几乎无法区分,没有明显的误配准存在,在两幅图像的连接处,完成了图像间的自然而平滑的过渡,从而表明了 SURF 算法用在图像配准中也具有可行性和有效性。

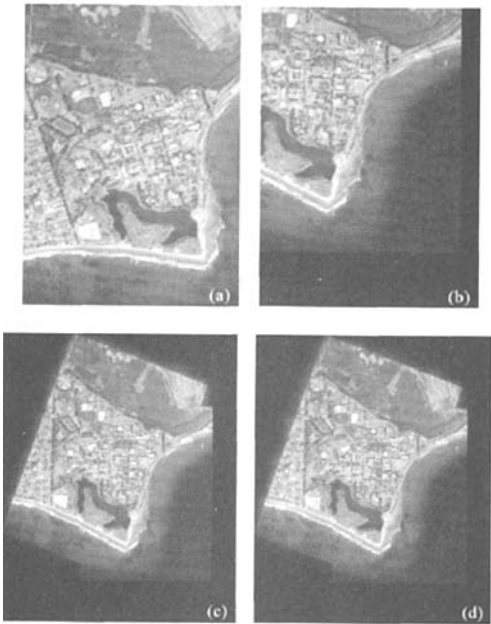


图 6 未知参数配准结果图
Fig.6 Registered image with unknown parameters

表 3 两种方法计算参数比较
Tab.3 Parameter results using two methods above

		m_1	m_2	m_3
Fig.5	SURF	1.025 8	0.003 6	-39.281 2
	SIFT	1.025 9	0.014 2	-39.691 5
Fig.6	SURF	0.939 2	0.342 2	74.713 9
	SIFT	0.939 9	0.342 0	74.342 2
		m_4	m_5	m_6
Fig.5	SURF	-0.022 8	1.033 2	269.364 5
	SIFT	-0.014 7	1.032 7	268.512 7
Fig.6	SURF	-0.340 7	0.940 1	144.780 0
	SIFT	-0.342 1	0.939 7	145.335 1

(3) 特征提取及匹配阶段时间比较

相对 SIFT 来说, SURF 方法用在图像配准中的优越性在于运算速度上,两种方法的特征检测及匹配过程的时间比较如表 4 和表 5 所示(matlab7.1 条件下)。

表 4 特征检测阶段的时间比较
Tab.4 Compari son of time at feature

		Fig.5		Fig.6	
		(a)	(b)	(a)	(b)
SURF method	Number of feature	100	34	486	269
	Needed time/s	0.094	0.062	0.218	0.125
SIFT method	Number of feature	1 220	634	2 354	1 503
	Needed time/s	2.75	2.31	2.56	1.89

表 5 匹配阶段所用时间比较
Tab.5 Comparison of time at feature match phase

Image	Matched time using SURF method/s	Matched time using SIFT method/s
Fig.5	0.03	8.11
Fig.6	0.37	35.46

比较表 4 特征点个数和所需时间以及表 5 匹配过程时间可知: 用 SURF 取得数量相对少的特征点, 但用最近邻匹配法仍能得到潜在的匹配点对, 进而求得图像间的变换关系; 方框滤波和积分图像的近似代替提高了 SURF 的运算速度。在整个配准过程中, 采用的基于 SURF 的图像配准方法运行速度快得多, 节约了整个配准过程的时间, 算法更具有实时性, 且能取得准确度较高的计算结果。

6 结束语

文中提出一种基于 SURF 的图像配准算法, 该算法能够满足图像配准准确度的要求, 节约了整个配准算法的运行时间, 为解决图像配准问题提供一种新的途径, 具有可行性和有效性。在处理彩色图像时, 忽略了其中的色彩信息, 且对参数准确度的衡量有一定的

主观性,今后可考虑在颜色量的特性和评价方法上对该算法进行改进。

参考文献:

- [1] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21: 977-1000.
- [2] WANG Xiang-jun, WANG Yan, LI Zhi. Fast target recognition and tracking method based on characteristic corner [J]. *Acta Optica Sinica* (王向军, 王研, 李智. 基于特征角点的目标跟踪和快速识别算法研究. 光学学报), 2007, 27(2): 360-364.
- [3] LEI Kai, LIU Yan-ying, WANG Yan-jie, et al. A new image registration algorithm based on main contour [J]. *Control & Automation* (雷凯, 刘艳莹, 王延杰, 等. 一种新的基于图像主轮廓的配准算法. 微计算机信息(管控一体化)), 2007, 23(2-3): 267-268.
- [4] HARRIS C G, STEPHENS M J. A combined corner and edge detector [C]// *Proceedings Fourth Alvey Vision Conference, Manchester*, 1988: 147-151.
- [5] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN-a new approach to low level image processing [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 23(1): 45-78.
- [6] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]// *International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece Sept*, 1999: 1150-1157.
- [7] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(1): 63-86.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] BICEGO M, LAGORIO A, GROSSO E, et al. On the use of SIFT features for face authentication [C]// *2006 IEEE Proceedings of the 2006 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, 2006: 1-7.
- [10] AYERS B, BOUTELL M. Home interior classification using sift keypoint histograms [J]. *IEEE*, 2007: 1-6.
- [11] LI Han, NIU Ji-zhen, GUO He. Automatic seamless image mosaic method based on feature points [J]. *Computer Engineering and Design* (李寒, 牛纪桢, 郭禾. 基于特征点的全自动无缝图像拼接方法. 计算机工程与设计), 2007, 28(9): 2083-2085.
- [12] LIU Xiao-jun, YANG Jie, SUN Jian-wei, et al. Image registration approach based on SIFT [J]. *Infrared and Laser Engineering* (刘小军, 杨杰, 孙坚伟, 等. 基于 SIFT 的图像配准方法. 红外与激光工程), 2008, 37(1): 156-160.
- [13] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors [C]// *Proceedings Conference Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004: 511-517.
- [14] Elisabetta Delponte, Francesco Isgro, Francesca Odone, et al. SVD-matching using SIFT features [J]. *Graphical Models*, 2006, 68(5-6): 415-431.
- [15] GRABNER M, GRABNER H, BISCHOF H. Fast approximated SIFT [C]// *Proceedings Asian Conference on Computer Vision*, 2006, 1: 918-927.
- [16] BAY H, TUVTELLARS T, GOOL L Van. SURF: speeded up robust features [C]// *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2006: 404-417.
- [17] VIOLA P, JONES M J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C]// *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001: 511-518.
- [18] BROWN M, LOWE D. Invariant features from interest point groups [C]// *BMVC*, 2002: 1-10.
- [19] NIU Li-pi, MAO Shi-yi, CHEN Wei. Image registration based on Hausdorff distance [J]. *Journal of Electronics & Information Technology* (牛力丕, 毛士艺, 陈伟. 基于 Hausdorff 距离的图像配准研究. 电子与信息学报), 2007, 29(1): 35-38.
- [20] YANG Min, SHEN Chun-lin. A random sampling algorithm for fundamental matrix robust estimation [J]. *Journal of Applied Sciences* (杨敏, 沈春林. 基本矩阵随机采样鲁棒估计. 应用科学学报), 2004, 22(2): 178-182.