

基于 SURF 算法和 SC-RANSAC 算法的图像配准*

杨海燕, 罗文超, 刘国栋

(江南大学 轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 提出了一种融合 SURF 算法和 SC-RANSAC 算法的图像配准方法。首先利用 SURF 算法提取待匹配图像的特征, 然后用最近邻方法找出匹配点, 最后运用 SC-RANSAC 算法剔除错误的匹配点, 实现图像的正确配准。实验结果表明, 该方法在保持较高的特征点正确匹配率的前提下, 配准速度高于 SURF 和 RANSAC 相结合的方法和 SIFT 和 RANSAC 相结合的方法。

关键词: SURF 算法; SC-RANSAC 算法; 特征提取; 图像配准

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2013)05-1586-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.05.080

Image registration based on SURF algorithm and SC-RANSAC algorithm

YANG Hai-yan, LUO Wen-chao, LIU Guo-dong

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

Abstract: This paper utilized a hybrid algorithm combined SURF and SC-RANSAC together. This algorithm could be utilized to do image registration. It utilized SURF algorithm to extract image features, and then utilized a nearest-neighbor-search method to find the matching points of two images. At last, it utilized SC-RANSAC algorithm to get rid of the error matches then the results were used to do image registration. Experiments show that the proposed algorithm has a higher matching feature points, and runs faster than algorithm combining SURF or SIFT with RANSAC.

Key words: SURF algorithm; SC-RANSAC algorithm; feature extraction; image registration

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、对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。在图像配准中,特征点的提取及匹配方法有很多,如 Forstner 算子、Harris 算子、Moravec 算子、SIFT 算子等都是比较常用的特征点提取算子。其中,SIFT 算法^[2,3]是 Lowe 提出的一种鲁棒性好的尺度不变特征描述方法。SIFT 算子提取的特征点比较稳定,具有抗几何变形和光照变化的能力,非常适用于局部目标匹配与识别,所以广泛应用于图像配准^[4,5]中。但是,SIFT 算法计算量大、耗时多、运算速度慢。针对这些不足,国内外学者先后提出了不同的改进方法,Yanke 等人提出了用 PCA-SIFT 方法对特征描述进行数据降维;Delponte 等人提出用 SVD 方法进行特征匹配;Grabnerl 等人用积分图像虽提高了 SIFT 的计算速度,但这些方法都不能全面地克服 SIFT 算法存在的不足。

SURF 算法^[6]是由 Bay 等人于 2006 提出的一种特征提取方法。SURF 算法与 SIFT 算法一样,都具有对于尺度和旋转的鲁棒性,但是因为 SURF 算法采用二维 Haar 小波响应、积分图像和 Hessian 矩阵相结合实现算法的加速,使得 SURF 算法的速度比 SIFT 算法快很多,所以本文采用 SURF 算法来提取特征。

特征点集进行匹配后,在匹配的对应对中会出现错误的

匹配点。当前,RANSAC 算法已经广泛应用于图像配准中剔除错误匹配点,提高图像匹配的精度^[7],但是原始 RANSAC 算法^[8]运算速度较慢。本文采用 SC-RANSAC 算法^[9],该算法利用空间一致性检查使匹配点对变成一个局内点所占的比例更高且对应的点变少的匹配点对,从而提高了算法的速度。

本文提出了融合 SURF 算法和 SC-RANSAC 算法的图像配准方法,运用 SURF 提取特征,用最近邻方法实现特征点的匹配,用 SC-RANSAC 算法剔除错误匹配点,实现图像的快速匹配。

1 SURF 算法^[6]:特征提取

1.1 特征点检测

SURF 算法对于兴趣点的检测是基于近似 Hessian 矩阵。

1) 积分图像

积分图像是计算的某一矩形区域的像素和。积分图像 I_2 (X) 在 $X = (x, y)^T$ 处的定义为

$$I_2(X) = \sum_{i=0}^{x-1} \sum_{j=0}^{y-1} I(i, j) \tag{1}$$

一旦一幅图像的积分图像计算好,那么这幅图像中任意矩形区域像素点的总和和只需要三个加减法就可以完成,如图 1 所示,因此计算的时间与矩形区域的大小无关,这是 SURF 算法中重要的一步。

2) Hessian 矩阵的应用

收稿日期: 2012-09-05; 修回日期: 2012-10-19 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60574051); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(JUSRP11022)

作者简介: 杨海燕(1989-),女,安徽砀山人,硕士研究生,主要研究方向为智能机器人、机器视觉(yhaiyan666@126.com); 罗文超(1989-),男,湖北红安人,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉; 刘国栋(1950-),男,教授,博导,中国自动化学会智能自动化专业委员会委员,中国自动化学会机器人竞赛工作委员会常务委员,清华大学智能技术与系统国家重点实验室客座研究人员。

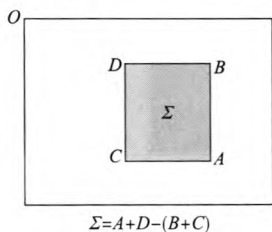


图1 积分图像计算

设 $X = (x, y)$ 为图像 I 上的一个点, Hessian 在点 $X = (x, y)$ 、尺度为 δ 处的定义为

$$H(X, \delta) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \delta) & L_{xy}(X, \delta) \\ L_{xy}(X, \delta) & L_{yy}(X, \delta) \end{bmatrix} \tag{2}$$

其中: $L_{xx}(X, \delta)$ 为高斯滤波二阶导数 $\frac{\partial^2 g(\delta)}{\partial x^2}$ 同图像 $I(x, y)$ 的卷积的结果, $g(\delta) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \exp(-(x^2 + y^2)/2\delta^2)$ 。 $L_{xy}(X, \delta), L_{yy}(X, \delta)$ 的含义类似。

Bay 等人提出用一种盒型滤波来近似地代替二阶高斯滤波, 然后利用积分图像来加速卷积速度, 降低计算量。图 2 为 9×9 大小的盒型滤波器模板, 其中第一行为不同方向的二阶高斯滤波, 第二行为近似的不同方向的盒型滤波。

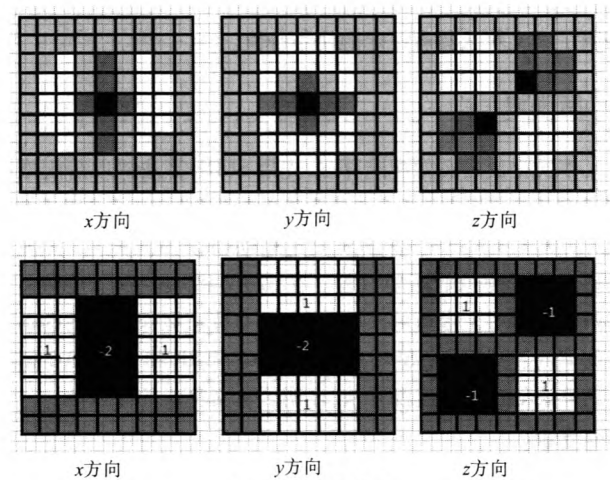


图2 盒型滤波器

图 2 中的盒型滤波是尺度 $\delta = 1.2$ 的高斯滤波器的近似, 盒型滤波的三个方向的卷积和分别为 D_{xx}, D_{yy}, D_{xy} 。

SURF 算法定量计算尺度空间的每一点的 Hessian 矩阵的 ΔH 的值, 其计算公式如下:

$$\Delta H = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \tag{3}$$

如果滤波模板大小为 $N \times N$, 则对应的尺度 $\delta = 1.2 \times N/9$; 用 Hessian 矩阵求出极值后, 在 $3 \times 3 \times 3$ 的立体邻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, 得到稳定的特征点位置及所在的尺度值。

1.2 确定主方向

为了使 SURF 算法的描述子具有旋转不变性, 构造以特征点为中心、半径为 6δ (δ 为特征点所在的尺度)、圆心角为 $\pi/3$ 的扇形区域。求出区域内各点的 x, y 方向的 Haar 小波响应系数, 其中 Haar 小波的边长为 4δ 、步长为 δ 。Haar 小波在 x, y 方向的响应如图 3 所示, 黑色区域的权重为 -1 , 白色区域的权重为 1 。通过计算得到 Haar 小波的响应系数, 以特征点为中

心进行高斯加权, 靠近特征点的响应权重重大, 远离特征点的响应权重小, 在 60° 的扇形区域内求 x 和 y 方向上的系数之和, 构建一个新向量。转动扇形遍历整个圆, 选择最长向量的方向为主方向。

1.3 构建描述子

确定特征点的主方向后, 构造一个以特征点为中心、边长为 20δ 、方向为主方向的正方形区域, 先把该区域分成 16 个子域, 对每个子域计算 $25(5 \times 5)$ 个空间归一化的采样点的 Haar 小波响应 d_x, d_y 。对于每一个子域分别计算四个量 $\Sigma d_x, \Sigma |d_x|, \Sigma d_y, \Sigma |d_y|$, 用 $V = (\Sigma d_x, \Sigma |d_x|, \Sigma d_y, \Sigma |d_y|)$ 表示每个子区域。把所有的 4×4 的子区域的矢量 V 连在一起就得到了一个 64 维的特征向量描述子。

2 特征匹配

利用 SURF 算法得到参考图像和待匹配图像的特征点后, 要进行特征匹配。特征匹配就是在高维向量空间中寻找最相似的特征向量, 而在大量的数据中寻找最近邻是一个复杂繁琐的计算过程。常用的特征匹配方法有各种距离法、Hausdorff 距离法、相关系数法、各种相似性度量法等。在本文中 SURF 算法的特征匹配采用基于欧式距离的最近邻法, 利用一种改进的 k-d trees 的 Best-bin-first 算法, 可以很好地减少计算量, 提高计算效率。利用上述方法在待匹配图像中搜索, 找到与基准图像中的特征点欧式距离最近的前两个特征点, 如果最近的距离除以次近的距离小于某个比例阈值, 则接受这一对匹配点, 实现匹配。

3 SC-RANSAC 算法

运用 SURF 算法提取图像的特征点, 然后利用最近邻方法进行特征匹配, 但是匹配过后的点会存在错误匹配的情况。剔除错误匹配的经典算法是 RANSAC (随机抽样一致性) 算法。经典的 RANSAC 算法的思想是: 首先随机地选取三个匹配点对, 并估计模型参数, 由得到的模型参数计算其他匹配点的误差; 当误差小于给定的阈值时, 则该匹配点支持当前的模型参数; 如果在候选匹配点中大于 $2/3$ 的匹配点支持当前模型参数, 则认为选择的三对匹配点是合理的; 然后通过所有支持参数的匹配点重新计算模型参数作为最后的模型参数, 否则需要另外再随机选择。

经典的 RANSAC 算法的计算量太大、计算时间长。本文运用的 SC-RANSAC (空间一致随机抽样一致性) 算法^[9], 通过空间一致性检查, 使匹配点集减少, 并且增加局内点在匹配点集中的比例, 使剩下的估计步骤更快收敛, 从而提高剔除错误匹配点的速度。此算法易于实现, 且不需要参数整定。

3.1 空间一致性检查

首先对在空间一致性检查中要用到的符号进行正式定义。设图像为 I_i , 提取的一组特征为 $F(I_i) = \{(x_j, y_j, \delta_j, d_j)\}$, 其中 (x_j, y_j) 为坐标中心, δ_j 为尺度, d_j 为描述子; f_j 为来自此组特征中的一个特征, 定义其邻域集为 $N_{f_i}(f_j)$, 用此邻域集去包含以 (x_j, y_j) 为圆心、半径为 $r\delta_j$ 的圆形邻域的所有特征, 尺度的范围为 $(S_{\min}\delta_j, S_{\max}\delta_j)$ 。

$$N_{f_i}(f_j) = \{f_k \in F(I_i) \setminus \{f_j\} \mid \|(x_k - x_j, y_k - y_j)\|_2 \leq$$

$$r\delta_j \wedge S_{\min} < \frac{\delta_k}{\delta_j} < S_{\max} \} \tag{4}$$

给定一个图像对 (I_1, I_2) ，通过 SURF 算法提取图像的特征，然后利用基于欧式距离的最近邻方法实现匹配，从而图像 1、2 就有一个最匹配的点，这样就形成了一个匹配点集 C ：

$$C = \{ (f^1, f^2) | f^1 \in F(I_1) \wedge f^2 \in F(I_2) \} \tag{5}$$

对于给定的图像对 (I_1, I_2) 和匹配点集 C ，定义一个匹配点集 $c = (f_j^1, f_k^2) \in C$ 的邻域集 $N(c)$ ：

$$N(c) = \{ (f^1, f^2) \in C | f^1 \in N_i(f_j^1) \wedge f^2 \in F(I_2) \} \tag{6}$$

如果

$$N(f_j^1) = 1 | \{ (f^1, f^2) \in C | f^1 \in N_i(f_j^1) \} | > 0 \wedge \frac{|N(c)|}{|N(f_j^1)|} \geq \theta \tag{7}$$

其中， $\theta \in [0, 1]$ 。这样就可以说这个匹配点集是空间一致性的。由此，匹配点集 C 可通过空间一致性减少为 C_{red} ， $C_{\text{red}} \subseteq C$ 。

3.2 SC-RANSAC 的算法实现

空间一致性检查可以很容易地整合到 RANSAC 算法中。具体的实现过程如下：

a) 计算被减小的匹配点集 C_{red} ， $N = |C_{\text{red}}|$ 。

b) RANSAC 的应用。 $k = 0, \varepsilon_{\text{red}} = \frac{m}{N}, I^* = 0$ ，当 $\eta = (1 - \varepsilon_{\text{red}}^m)^k \geq \eta_0$ 时， m 为来自 C_{red} 中的随机匹配点，计算样本模型 φ ，计算局内点的数目 I ，如果 $I > I^*$ ，则 $I^* = I, \varepsilon_{\text{red}} = \frac{I^*}{N}$ ，存储 φ 。其中 ε_{red} 表示在 C_{red} 中局内点所占的比例。

把空间一致性应用到 RANSAC 上的影响是把原来的匹配点集变为一个更小的更自信的匹配集。下面是 SC-RANSAC 算法更快的原因。

a) SC-RANSAC 算法仅仅只需要操作一个更小的匹配点集 C_{red} 去验证假设模型。

b) 空间一致性检查额外的约束，将会使匹配点集 C_{red} 中的局内点的比例 ε_{red} 增加。这样将会直接影响到 RANSAC 算法的迭代次数 k ，直到错误率 η 在常量 η_0 之下。

$$k = \log(\eta_0) / \log(1 - \varepsilon_{\text{red}}^m) \tag{7}$$

通过这些，SC-RANSAC 算法将会快速收敛到正确的情形。

4 实验结果与分析

本文的实验平台是 Intel Core i3-380M CPU，2 GB 内存，MATLAB 2009a 版本，Windows 7 旗舰版的系统。实验选用两幅不同视角拍摄的图片 A、B，如图 4 所示，两幅图片的大小都为 423×317 。

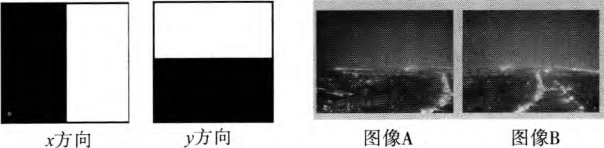


图3 Haar小波响应

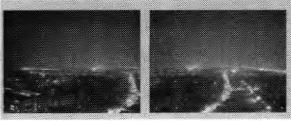


图4 待配准的两幅图像

本文实验的具体步骤为：a) 对待配准的图像进行预处理，图像的大小均化为 423×317 ；b) 运用 SURF 算法提取图像对的特征，得到图像对各自的特征点；c) 利用基于欧式距离的最近邻法实现特征点的匹配；d) 由于匹配中存在错误匹配的现象，本文用 SC-RANSAC 快速去除错误的匹配点。

图 5 为图像 A 和 B 经过本文实验后得到的含有 68 个匹配点的图像，图 6 为图像 A 和 B 最后得到的配准图像。

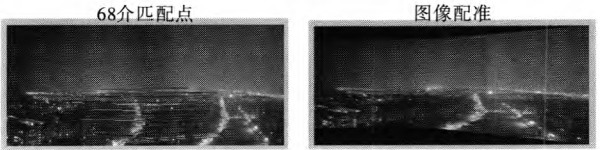


图5 两幅图像的匹配结果

图6 配准结果图

为了验证本文算法的优越性，实验选择大小分别为 320×480 、 480×640 的两组待匹配图像对各 30 对，通过对不同算法进行实验，得到不同的算法最后实现图像配准的时间，具体的结果如表 1 所示。

表 1 各种算法的配准时间和特征点正确匹配率

| 算法 | 320 × 480 图片 | | 480 × 640 图片 | |
|------------------|--------------|------------|--------------|------------|
| | 平均配准时间/s | 特征点正确匹配率/% | 平均配准时间/s | 特征点正确匹配率/% |
| SIFT + RANSAC | 2.15 | 91.6 | 2.81 | 92.1 |
| SURF + RANSAC | 1.76 | 90.3 | 2.36 | 90.4 |
| SIFT + SC-RANSAC | 1.59 | 91.0 | 2.13 | 91.5 |
| SURF + SC-RANSAC | 0.63 | 90.7 | 0.89 | 91.0 |

由表 1 可以看出，在同样的实验环境下一对 320×480 和 480×640 大小的图像，本文算法的平均配准时间最短；从特征点正确匹配率来看，本文算法的特征点正确匹配率虽然有所降低，但整体正确匹配率还是很高的，证明了本文算法的优越性，表明了本文算法具有一定的使用价值。

5 结束语

本文提出的图像配准算法，先用 SURF 算法提取待配准图像对的特征，然后用基于欧式距离的最近邻方法实现特征的匹配，并用 SC-RANSAC 算法来快速剔除错误的匹配点，实现了快速地完成图像的匹配过程。在 320×480 和 480×640 大小的两组图像对上进行的实验表明，本文算法在保持很高的正确匹配率的前提下，比 SIFT 和 RANSAC、SURF 和 RANSAC 相结合的算法的运行速度都要快，证明了本文算法的优越性。

参考文献：

[1] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000.

[2] LOWE D G. Object recognition from local scale invariant features [C]//Proc of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. 1999: 1150-1157.

[3] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[4] 周峰. 基于尺度不变特征变换 (SIFT) 的图像配准技术研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2010.

[5] 党建武, 宗岩, 王阳萍, 等. 基于 SIFT 特征检测的图像拼接优化算法研究[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(1): 329-332.

[6] BAY H, TUYTELAARS T, Van GOOL L. SURF: speeded up robust features [C]//Proc of ECCV. 2006.

[7] 曲天伟, 安波, 陈桂兰, 等. 改进的 RANSAC 算法在图像配准中的应用[J]. 计算机应用, 2010, 30(7): 1849-1851.

[8] INDRANIL M, MANTHIRA M S, DEBAJYOTI D, et al. An automatic satellite image registration technique based on Harris corner detection and random sample consensus (RANSAC) outlier rejection model [C]//Proc of the 1st International Conference on Recent Advances in Information Technology. 2012.

[9] SATTTLER T, LEIBE B, KOBELT L. Improving RANSAC's efficiency with a spatial consistency filter [C]//Proc of International Conference on Computer Vision. 2009: 2090-2097.