

# 一种改进 SURF 算法的图像配准

周军太<sup>1</sup>, 龙永红<sup>2</sup>

(1. 湖南工业大学 计算机与通信学院, 湖南 株洲 412008; 2. 湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412008)

**摘要:** SURF (speed-up robust features, 即加速健壮特征) 算法是一种尺度不变、旋转不变且性能较好的算法, 但其稳定性和时间复杂度不足, 不稳定的特征点被检测出来, 会导致多余的计算。为此, 提出用信息量扩展 SURF 检测算子和分特征集匹配方法, 提高算法性能和配准速度, 即先检测周围 Hessian 值最大的特征点, 再用 SURF 算法计算特征点的信息量, 然后根据尺度分解特征集成亚集, 再根据亚集匹配, 最后根据 RANSAC 和最小二乘法配准。实验结果证明, 改进算法的配准性能与 SURF 算法相当, 配准速度比 SURF 算法更快。

**关键词:** SURF 算法; 改进 SURF 算法; 信息量; 图像配准

**中图分类号:** TP391.41

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-9833(2011)02-0095-05

## Image Matching Based on Improved Speed-up Robust Features

Zhou Juntao<sup>1</sup>, Long Yonghong<sup>2</sup>

(1. College of Computer and Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China)

**Abstract:** SURF is a scale and in-plane rotation invariant detector and descriptor with better performance, but their stabilities and time complexity are not good enough and unstable features are often detected, which results in needless calculation. The method which extends the detector with information theory and divides the features into sub-collection is proposed to improve performance and matching speed of the algorithm. Firstly detects the maximum point of Hessian around, secondly calculates its information by SURF, then divides the features extracted from both the test and the model object image into several sub-collection, finally the mapping relationship between images is acquired using RANSAC and least squares techniques. The experimental results show that the improved algorithm has the same registration performance but faster speed than SURF.

**Keywords:** SURF algorithm; improved SURF algorithm; information quantity; image registration

## 0 引言

图像匹配是指对包含同一场景的 2 幅图像进行对准, 并确定彼此对应关系的图像分析和处理技术, 它广泛应用在导航、地图与地形匹配、生物特征识别、文字识别、医学影像分析、计算机视觉等领域<sup>[1]</sup>。

目前, 图像匹配算法的研究已经由基于像素的灰度相关向局部特征相关转变, 人们已经提出了各种各样的局部特征算法<sup>[2]</sup>。文献[3-5]通过各种实验对几种有代表性的局部特征算法进行了性能评估, 结论表明: SURF 算法是性能最为鲁棒的局部特征算法。

**收稿日期:** 2010-12-31

**基金项目:** 湖南省自然科学基金资助项目 (09JJ3115)

**作者简介:** 周军太 (1975-), 男, 江西余江人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为数字图象处理,

E-mail: zhoujuntai200801@163.com

SURF算法由 Bay 等人提出,它主要分成3部分:

1) 特征点提取。即在积分图像的基础上,利用方框滤波近似代替二阶高斯滤波,计算待选特征点及其周围点的 Hessian 值,如果最大,则为特征点。2) 特征点描述。即在特征点周围小区域上计算 Haar 小波,并计算其4种和以构成特征描述。3) 利用特征点描述向量进行配准<sup>[6]</sup>。

对大量的图像数据进行研究发现,当特征区域像素分布简单时,图像旋转、光照变化等会使图像特征点检测率下降。产生这种情况的原因是:1) 特征点信息量小。若特征点所包含的信息量越多,在另一幅图像中被检测出来的概率就越高。2) 特征点匹配不精确。即参考图像中用某种尺度检测出来的特征集中的2个特征点,可能分别与配准图像中用不同尺度检测出来的2个特征集中的特征点对应。

针对以上问题,本文先用 SURF 算法检测出某一特征点,称为初始特征点,再计算初始特征点的信息量,当其信息量大于某一阈值时,即将它作为匹配特征点,以提高特征点的鲁棒性,然后采用特征子集配准方法<sup>[7]</sup>,进一步提高配准速度。实验表明,本文配准策略可使配准速度比 SURF 算法的配准速度更快,同时还提高了配准精度。

## 1 SURF 算法的改进

### 1.1 特征点检测算法的改进

采用 SURF 算法提取特征点进行匹配时,发现有大量的特征点未进行匹配,对这些特征点进行分析,发现其所含的信息量较低。因此,本文用原 SURF 算法检测特征点,然后计算检测出来的特征点的信息量,去掉信息量低的特征点,减少特征点匹配时间,以提高配准速度。

衡量信息量大小的标准很多,如梯度、熵、配准度(registrability)等。据文献[8-9]分析知,采用香农熵是较好的信息量大小的衡量标准,然而,香农熵也有其局限性,因它只考虑了像素值离散的情况,而本文中还需考虑特征区域像素值的分布情况。因此,笔者对香农熵作了如下2个方面的改进:1) 在一幅图像中,由于待选特征点是比周围点 hessian 值大的像素点,特征点邻域是凸邻域,所以特征点邻域中由外向中心方向,离特征点越近,像素值应该越大。2) 为使算法更好地适应图像的旋转,特征点应具有旋转不变性。

根据以上分析,本文改进原有特征点信息量的计算方法如下:

1) 计算某种尺度下初始特征点(初始特征点记为  $x_i, i=1, 2, 3, \dots, n$ ) 领域内每一点的香农熵,计算方法参考文献[10]。

2) 计算初始特征点邻域内每一像素点(邻域内的像素点记为  $y_j, j=1, 2, 3, \dots, m$ ) 的差值贡献率。其计算方法是:对邻域内某一像素点  $y_j$ , 找到  $y_j$  与初始特征点的连接线段  $L$ , 并找到线段上与  $y_j$  相距1个单位像素的点(记为  $z_k, k=1, 2, 3, \dots, m$ )。如果  $z_k$  点与图像上的像素点重合,则以该点的像素值  $f_{z_k}$  减去  $y_j$  点的像素值  $f_{y_j}$  得到差值;如果不是,采用 pV 插值法计算出  $z_k$  点的像素值  $f_{z_k}$ , 再用计算出来的像素值减去  $y_j$  点的像素值  $f_{y_j}$  得到差值。然后,把所有差值的绝对值相加,得和值为  $f_{\text{sum}}$ , 即  $f_{\text{sum}} = \sum_{j=1}^m |f_{y_j} - f_{z_k}|$ ; 以  $y_j$

点像素值的差值除以  $f_{\text{sum}}$ , 商即为这点 ( $y_j$ ) 的差值贡献率。

3) 计算某种尺度下  $x_i$  周围区域内每一点  $y_j$  的旋转不变度。先以中心点  $x_i$  为圆心找到多个同心圆,计算每一个圆的圆周上所有点像素值的均值,然后,计算区域内每一点  $y_j$  的像素值和它所在圆周像素均值的差的绝对值,如果绝对值为0,这点 ( $y_j$ ) 的旋转不变度为1,否则,旋转不变度为绝对值的倒数。计算公式为

$$n(y_j) = \begin{cases} 1, & \text{if } |f_{y_j} - \overline{f_{y_j}}| = 0; \\ 1/|f_{y_j} - \overline{f_{y_j}}|, & \text{if } |f_{y_j} - \overline{f_{y_j}}| \neq 0. \end{cases}$$

式中:  $\overline{f_{y_j}}$  为  $y_j$  所在圆的圆周上像素值的均值。

然后,在特征点  $x_i$  邻域中,将前面计算得到的每一点的3个值相乘,作为  $y_j$  的信息量,把每一点的信息量相加,就得到特征点  $x_i$  的信息量,计算公式为

$$I(x_i) = - \sum_{j=1}^m \frac{f_{y_j} - f_{z_k}}{f_{\text{sum}}} n(y_j) \rho(y_j) \lg \rho(y_j), \quad (1)$$

式中:  $\rho(y_j)$  为  $y_j$  点在尺度空间出现的频率;

$\rho(y_j) \lg \rho(y_j)$  为  $y_j$  点的香农熵。

为了平衡尺度因子带来的影响,把  $n(y_j)$  与二阶高斯函数作卷积,所得结果再与  $\rho(y_j)$  相乘以去掉尺度带来的影响。

### 1.2 特征点匹配算法的改进

SURF 匹配算法中判断参考图像(假设有  $N_1$  个特征点)中第  $i$  个特征点是否与配准图像(假设有  $N_2$  个特征点)中某个特征点匹配,要计算参考图像中第  $i$  点与配准图像中所有  $N_2$  个特征点的欧氏距离并排

序, 这需要计算  $1 \times 64$  向量和  $64 \times N_2$  向量的乘积得到  $1 \times N_2$  维向量, 并对该向量排序。当计算参考图像中所有  $N_1$  个特征点的匹配关系时, 需要重复如上操作  $N_1$  次, 当  $N_1$  和  $N_2$  都很大时, 计算很耗时, 算法效率低。

为了提高图像配准精度, 就不能存在以下情况, 即在参考图像中用某种尺度检测出来的特征集中的 2 个特征点, 其中一个对应配准图像中用某种尺度检测出来的特征集中的某一特征点, 而另一个则对应配准图像中用另一种尺度检测出来的特征集中的某一特征点。因此, 本文提出以下匹配算法:

1) 先考虑参考图像, 根据尺度空间理论, 假设形成  $n_1$  个特征集; 在配准图像中, 同理假设形成  $n_2$  个特征集。分别将 2 幅图像中的特征集各自按尺度空间从小到大的顺序排列, 并分别编号。固定参考图像的排序不动, 而配准图像的排序可以沿参考图像的排列方向移动, 参见图 1~3。

2) 让参考图像的 1 号特征集对应配准图像的  $n_2$  号特征集, 计算此时特征集的对应个数, 即参考图像 1 号特征集和配准图像  $n_2$  号特征集匹配特征点个数。

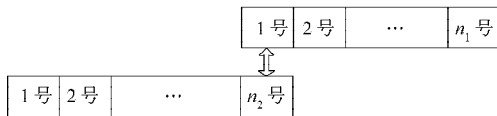


图1 第一步特征集对应关系

Fig. 1 Feature set mapped relations of the first step

3) 将配准图像特征集向右移动 1 位, 即参考图像 1 号特征集对应配准图像  $n_2-1$  号特征集, 参考图像 2 号特征集对应配准图像  $n_2$  号特征集, 计算参考图像 1 号特征集和配准图像的  $n_2-1$  号特征集对应的特征个数, 再计算参考图像 2 号特征集和配准图像的  $n_2$  号特征集的对应特征个数, 并求它们的和作为此种特征集对应关系的对应特征点个数。

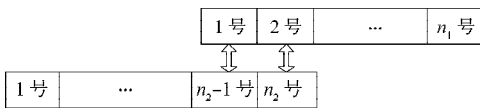


图2 第二步特征集对应关系

Fig. 2 Feature set mapped relations of the second step

4) 以此类推, 直到参考图像的  $n_1$  号特征集对应配准图像的 1 号特征集, 计算参考图像  $n_1$  号特征集和配准图像 1 号特征集的匹配特征点个数。

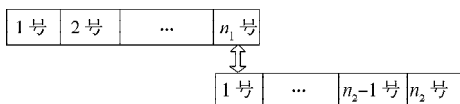


图3 最后一步特征集对应关系

Fig. 3 Feature set mapped relations of the last step

5) 最后比较各种特征集对应组中特征点的匹配个数, 找到特征点匹配个数最大的特征集对应组, 并把这种特征集对应的特征点匹配关系作为图像的特征点匹配关系, 计算配准转换矩阵, 实现配准。用这种方法可减少特征搜索区域, 增加正确匹配数, 减少匹配计算时间。

接下来再考虑新匹配算法的时间特性: 为了计算方便, 设 2 幅图像各有  $n$  个特征集, 各个特征集有特征点数为  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  和  $y_1, y_2, y_3, \dots, y_n$ 。如用原方法匹配, 则所需时间关系如下:

$$F(x) = (x_1 + x_2 + \dots + x_n)(y_1 + y_2 + \dots + y_n), \quad (2)$$

若用新方法匹配, 则新的时间复杂性为:

$$F(x) = (x_1y_1 + x_2y_2 + \dots + x_ny_n + x_1y_2 + x_2y_3 + \dots + x_{n-2}y_n + \dots + x_1y_{n-1} + x_2y_n + x_1y_n), \quad (3)$$

式 (2) 减式 (3) 可看出本算法节约时间约 50%<sup>[7]</sup>。

## 2 图像配准流程

改进的 SURF 算法配准步骤如下:

1) 分别计算配准图像和参考图像的面积图像, 然后构建各自的图像金字塔, 在每一层中使用 SURF 算法计算特征点。

2) 每计算出 1 个特征点, 用本文改进的新算法计算该特征点的信息量, 只有大于信息量阈值的特征点才保留下来, 再计算保留下来的特征描述子。

3) 在计算描述子时, 同 SURF 算法一样, 得到 64 维的描述向量。

4) 分特征匹配, 得到 2 幅图像的每一个尺度的特征集, 按尺度大小排列特征集, 按 1.2 节的方法计算尺度对应关系, 找出相应特征集对。

5) 用 RANSAC<sup>[11]</sup> 和最小二乘法去除伪匹配对。

实际配准流程如图 4 所示。

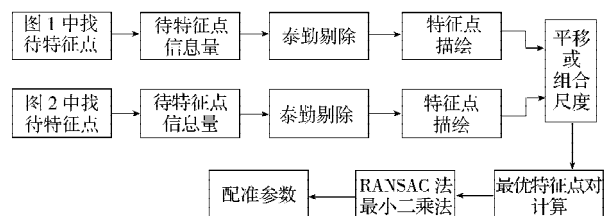


图4 配准流程图

Fig. 4 Registration flowchart

## 3 实验结果及分析

本实验的目的是比较本文算法与其它算法的匹配效率和匹配速度。实验环境为: matlab2009, 系统

windows XP sp3, cpu 奔腾双核 E2200。

评价基于关键点的图像匹配算法性能最常用的方法是使用 recall 曲线和 1-precision 曲线<sup>[10-11]</sup>。recall 和 1-precision 分别定义为：

recall 为找到的匹配点对中正确的匹配数目与 2 幅图像中存在的正确匹配数目的比值；

1-precision 为找出来的匹配对中错误匹配的数目与找出来的特征对数目的比值。

好的基于关键点的图像匹配算法能在找到尽可能多的匹配关键点对的同时还能保证高的正确率，即 1-precision 同样的情况下 recall 值越大越好，在图像匹配的实际情况下，图像中存在的实际匹配数目往往事先未知，所以本文只用 1-precision 比较算法性能。

对图 5 所示大小为 173 像素 × 319 像素的图像进行旋转和平移变化，采用本文改进的 SURF 算法、SURF 算法和 SIFT 算法提取特征点，将最终得到的计算值与真实值比较，结果如表 1 所示。

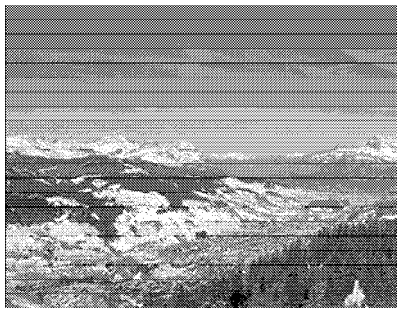


图 5 实验图像

Fig. 5 Experimental image

表 1 图像旋转、平移参数计算结果

Table 1 Calculation of image rotating and translating parameters

组号	算法	旋转度 / (°)	X 平移量 / 像素	Y 平移量 / 像素
1	真实值	5	15	15
	改进 SURF	5.001 0	15.001 0	14.998 7
	SIFT	5.969 0	14.999 1	15.017 8
	SURF	5.007 1	14.995 3	15.120 9
2	真实值	10	25	26
	改进 SURF	10.050 1	24.990 1	26.001 1
	SIFT	9.386 0	24.920 3	25.684 4
	SURF	10.270 1	24.925 6	24.554 2
3	真实值	15	30	36
	改进 SURF	15.002 1	30.101 0	35.001 0
	SIFT	15.973 8	28.265 3	34.434 6
	SURF	15.412 2	30.576 1	36.084 0

从表 1 可知，对图像进行旋转、平移时，采用本文改进后的图像配准算法可得出误差较小、精度更高的参数计算结果。

对图 5 进行平移和旋转试验，比较传统的 SURF

算法和改进后的 SURF 算法在进行特征点匹配时的正确率和所用时间。如表 2 所示，平移实验所得数据为图像平移 1/9, 1/8, 1/7, 1/6, 1/5, 1/4, 1/3, 1/2 倍边长和 1 倍边长时各实验数据的平均值，旋转实验所得数据为图像旋转 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80 和 90° 时各实验数据的平均值。可以看出：1) 在正确匹配率（匹配效率）方面，改进的 SURF 匹配算法具有较强的优势；2) 在匹配时间方面：改进的 SURF 匹配算法使匹配时间有较大降低。

表 2 匹配数据

Table 2 Matching data

图像状态	特征点匹配数	匹配效率 / %		匹配时间 / s	
		SURF 算法	改进 SURF 算法	SURF 算法	改进 SURF 算法
平移	2 150	86.5	89.1	5.185	2.180
旋转	7 203	60.0	87.8	17.560	8.500

图 6 给出了图 5 检测特征点时信息量阈值与检测出来的特征对及其中正确特征对的关系。曲线 1 为检测出来的特征点个数，曲线 2 为 RANSAC 法去除错误的匹配特征点对之后的特征点个数。从图 6 可见信息量阈值取 0 ~ 0.1 时较好。

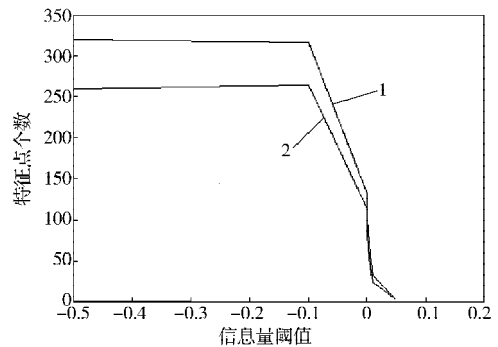
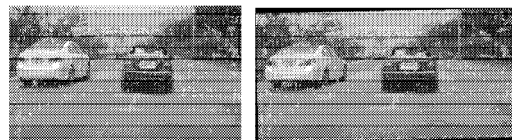


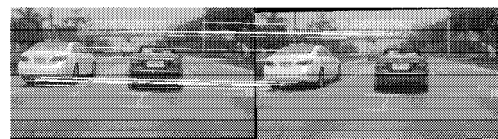
图 6 信息量阈值与匹配效率的关系

Fig. 6 The relationship of information threshold and matching efficiency

图 7 为原 SURF 算法配准实例。



a) 特征点检测



b) 图像匹配

图 7 SURF 配准实例

Fig. 7 SURF registration examples

从图 7 的分图 a) 中可看出, 大量路面的点被检测出来, 而这些点不能找到对应的匹配点, 信息量小, 是多余的点, 在检测特征点时应剔除。

图 8 为改进 SURF 算法配准实例。分图 a) 显示已剔除了大量信息量小的待选特征点, 分图 b) 为配准结果。

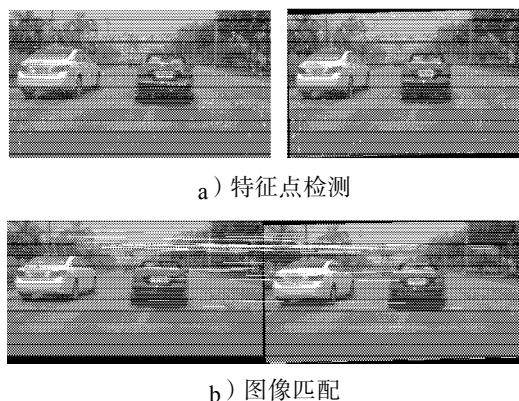


图 8 改进 SURF 配准实例

Fig. 8 Improved SURF registration examples

由于篇幅限制, 本文只简单介绍改进的 SURF 配准的其他特性。在同样的阈值条件下, 对于含噪声的图像, 匹配性能可提高 6%; 在光照变化强烈时, 匹配性能提高 2%。实验结果说明, 本文方法剔除了大量误匹配的特征点, 并提高了配准速度。

## 4 结语

本文根据图像配准的实际需要对 SURF 算法进行了改进, 用信息量衡量特征点的健壮性, 并采用特征子集匹配方法进行特征匹配。实验结果表明, 改进后的 SURF 算法减少了计算时间, 且提高了匹配的准确率, 更适用于实时性要求较高, 存在明显的尺度、旋转和亮暗差异大的图像配准。

### 参考文献:

- [1] Zitová Barbara, Flusser Jan. Image Registration Methods: A Survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000.
- [2] Li Jing, Allinson Nigel M. A Comprehensive Review of Current Local Features for Computer Vision[J]. Neurocomputing, 2008, 71(10/11/12): 1771-1787.
- [3] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A Comparison of Affine Region Detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 65(1/2): 43-72.
- [4] Mikolajczyk K, Schmid C. A Performance Evaluation of Local Descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [5] Valgren Christoffer, Lilienthal Achim. SIFT, SURF and Seasons: Long-Term Outdoor Localization Using Local Features[EB/OL]. [2010-08-10]. [http://www.aass.oru.se/Research/Learning/publications/Valgren\\_and\\_Lilienthal\\_2007-ECMR07-SIFT\\_SURF\\_and\\_Seasons.html](http://www.aass.oru.se/Research/Learning/publications/Valgren_and_Lilienthal_2007-ECMR07-SIFT_SURF_and_Seasons.html).
- [6] Bay Herbert, Tuytelaars Tinne, Gool Luc Van. SURF: Speeded Up Robust Features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [7] 孙文昌, 宋建社, 杨 檬, 等. 基于熵和独特性的角点提取算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(增刊 2): 225-227. Sun Wenchang, Song Jianshe, Yang Meng, et al. Corner Detection Algorithm Based on Entropy and Uniqueness[J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(S2): 225-227.
- [8] 郑明玲, 刘衡竹. 遥感图像配准中特征点选择的高性能算法研究及其实现[J]. 计算机学报, 2004, 27(9): 1284-1289. Zheng Mingling, Liu Hengzhu. High Performance Algorithm of Selecting Characteristic Points in the Remote Sensing Images Registration and Its Implementation[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(9): 1284-1289.
- [9] 时永刚, 邹谋炎. 图像配准中统计型相似性测度的比较与分析[J]. 计算机学报, 2004, 27(9): 1278-1283. Shi Yonggang, Zhou Mouyan. Performance Comparison of Statistics Based Similarity Measures for Image Registration[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(9): 1278-1283.
- [10] Fischler Martin A, Bolles Robert C. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Application to Image Analysis and Automated Cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [11] Ke Y, Sukt hankar R. PCA2SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors[EB/OL]. [2010-11-05]. <http://www.cs.cmu.edu/~yke/pcasift/>.

(责任编辑: 李玉珍)