

基于改进快速鲁棒特征的图像快速拼接算法

朱琳*, 王莹, 刘淑云, 赵博

(中国北方车辆研究所 信息与控制技术部, 北京 100072)

(*通信作者电子邮箱 zhuzhulin0320@163.com)

摘要:针对快速鲁棒特性(SURF)算法实时性、鲁棒性等无法满足实际应用需求的问题,提出了一种对SURF的改进算法,实现图像快速拼接。改进的算法采用机器学习的方法,建立一个二进制分类器,识别出SURF提取的特征点中的关键特征点,并剔除非关键特征点。此外,采用Relief-F算法将改进的SURF描述子降维简化来完成图像配准。图像融合阶段采用带阈值的加权融合算法,实现了图像无缝拼接。实验结果表明,改进的算法具有较强的实时性和鲁棒性,并且提高了图像配准的效率,加快了图像拼接的速度。

关键词:图像快速拼接;快速鲁棒特征算法;机器学习;Relief-F算法;图像融合

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Fast image stitching algorithm based on improved speeded up robust feature

ZHU Lin*, WANG Ying, LIU Shuyun, ZHAO Bo

(Department of Information and Control, China North Vehicle Research Institute, Beijing 100072, China)

Abstract: An fast image stitching algorithm based on improved Speeded Up Robust Feature (SURF) was proposed to overcome the real-time and robustness problems of the original SURF based stitching algorithms. The machine learning method was adopted to build a binary classifier, which identified the critical feature points obtained by SURF and removed the non-critical feature points. In addition, the Relief-F algorithm was used to reduce the dimension of the improved SURF descriptor to accomplish image registration. The weighted threshold fusion algorithm was adopted to achieve seamless image stitching. Several experiments were conducted to verify the real-time performance and robustness of the improved algorithm. Furthermore, the efficiency of image registration and the speed of image stitching were improved.

Key words: fast image stitching; Speeded Up Robust Feature (SURF) algorithm; machine learning; Relief-F algorithm; image fusion

0 引言

图像拼接技术是将相互间具有重叠区域的图像序列进行空间匹配对准,最终拼接为一幅具有较宽视角全景图像的技术,近几年广泛应用于军事、机器视觉、虚拟现实、医学等领域。图像拼接技术作为图像处理的热点问题吸引了许多国内外学者对其进行研究^[1]。

图像拼接主要包括图像配准和图像融合两个方面,其中图像配准是拼接的核心部分。常用的图像配准算法主要分为两大类^[2]:一是基于区域的配准;二是基于特征的配准。基于区域的配准运算量大,且不能解决图像旋转和尺度缩放的问题;而基于特征的图像配准算法因其较低的复杂度和较高的鲁棒性,近些年来得到了较为广泛的应用。Lowe^[3]提出了一种尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法。该算法对缩放、旋转等具有不变性且对噪声不敏感,但存在对视角变化较为敏感、检测和匹配速度慢等缺点。Bay等^[4]提出的快速鲁棒特征(Speeded Up Robust Feature, SURF)算法在可重复性、鲁棒性及计算速度上比SIFT有较大

的提升,算法已成功应用于图像检索、物体识别、图像拼接等方面。目前很多学者研究了对SURF算法的改进,进一步改善算法的性能。杨海燕等^[5]提出一种融合了SURF和空间一致随机抽样一致性(Space Consistency-RANdom Sample Consensus, SC-RANSAC)的图像配准方法,实现了图像的快速匹配;史露等^[6]提出了一种结合SIFT和SURF的图像配准方法,采用并行计算提高计算效率;周宇浩等^[7]从窗口滤波器权值、特征点周围子区域的选择以及子区域内Haar小波变换的采样点范围三方面对SURF算法进行参数配置优化,使算法在不同侧重点的应用中发挥最大优越性;高素青等^[8]以特征点的数量和特征点之间的距离作为判定条件,得到数量适当且分布相对均匀的特征点,为后续特征点描述和匹配节省了时间;尧思远等^[9]利用最邻近欧氏距离比率法对提取的SURF特征作粗匹配,然后获取特征点对应尺度的邻域灰度统计信息,进而得到鲁棒性较强的匹配对,提高了匹配准确率。虽然这些改进的算法能够可靠地描述图像序列在不同条件下的对应关系,实现图像拼接,但算法性能、实时性还无法满足实际应用的需求。

收稿日期:2014-05-13;修回日期:2014-06-22。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61305018,61273303)。

作者简介:朱琳(1990-),女,山东烟台人,硕士研究生,主要研究方向:机器学习、计算机视觉、图像拼接;王莹(1972-),女,湖北洪湖人,研究员,硕士,主要研究方向:计算机视觉、模式识别、目标探测与跟踪;刘淑云(1977-),女,河北唐山人,高级工程师,硕士,主要研究方向:图像处理、DSP算法实现;赵博(1984-),男,陕西延安人,工程师,博士,主要研究方向:计算机视觉、人工智能与机器学习、数字图像理解。

图像融合是图像拼接的又一重要步骤。在图像拍摄过程中,由于视差效应、拍摄环境变化等因素,待拼接图像在重叠区域有较大差异,如果对图像直接进行简单的拼合,得到的拼接图像重叠区域存在明显的接缝,因此对拼接图像进行融合处理是很必要的。常用的图像融合方法有平均值法、加权平均法、最大值法等^[10],但这些方法在融合效果和计算量上还有待改进。

针对以上问题,本文将研究基于改进 SURF 的图像快速拼接,提出基于机器学习方法对 SURF 算法进行改进,识别出关键特征点,并剔除非关键特征点。此外,采用 Relief-F 算法^[11]将改进的 SURF 描述子降维简化,并用它来训练特征点分类器。最后采用改进的加权融合算法^[12]对图像进行融合,有效解决了模糊和重影问题,实现了图像的无缝拼接。

1 SURF 算法基本原理

SURF 算法是由 Bay 等^[4]提出的基于特征信息的图像拼接算法,它的提出是针对 Lowe^[3]提出的 SIFT 算法数据量大、时间复杂度、时效性差等问题。SURF 继承了 SIFT 算法抗干扰能力强、区分度高等优点,同时在计算速度上提高了数倍^[4]。

SURF 算法分为特征点选取和特征点描述两部分:

1) 特征点提取。SURF 算法选择了基于 Hessian 矩阵的检测子。对输入图像 I 上的一点 (x, y) , 在尺度空间 σ 上的 Hessian 矩阵表示如式(1)所示:

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

然后计算 Hessian 矩阵的判别式,根据判别式取值正负,来判别该点是否为极值点。由于 Hessian 矩阵的判别式计算复杂度较高,故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,得到近似的判别值 $\det(H_{\text{approx}})$, 如式(2)所示:

$$\det(H_{\text{approx}}) = D_{xx} D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 \quad (2)$$

2) 特征点描述。SURF 算法特征点描述子首先以特征点为中心构造一个窗口区域,并将这个窗口划分为 4×4 个子窗口区域,每个子窗口中取 5×5 个采样点,分别计算每个子窗口区域水平和垂直方向的 Haar 小波响应,得到的小波系数记为 d_x 和 d_y 。把每个子区域的小波系数用高斯函数加权,得到 $\sum d_x$ 、 $\sum d_y$ 、 $\sum |d_x|$ 、 $\sum |d_y|$, 构成描述子中的四维。每个 4×4 个子窗口都有一个四维向量,因此一共得到一个 $4 \times 4 \times 4$ 的 64 维向量,就是 SURF 算法的描述子。描述子构造过程如图 1 所示。

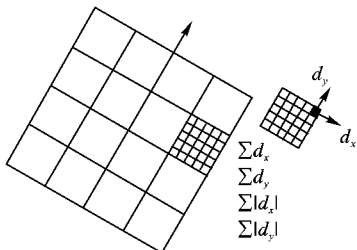


图1 SURF 算法生成 64 维描述子

SURF 算法为 SIFT 提供了一个类似的替代,大大地减少

了特征点检测和匹配的处理时间。但要进一步提高基于 SURF 的图像配准效率,就要研究不同的特征点对匹配速度的影响。

2 基于机器学习的 SURF 算法的改进

基于机器学习提取特征点的主要思想^[13]是通过将 SURF 算法提取的特征点分为两类:1) 关键特征点,即图像特征识别的关键区域,在待拼接的两幅图像中,这些特征点之间的对应关系更为重要;2) 非关键特征点,对特征点匹配影响不大,几乎可以排除在匹配过程之外。

在机器学习之前,需要去除 SURF 提取的特征点中的冗余信息,并建立一个可以区分这两类特征点的二进制分类器。用 SURF 算法在图像 I 中提取一组特征点 K , 其中每一个特征点 $k_i \in K$ 能够用一组特征 F 描述,特征 F 是从以 k_i 为中心的宽度为 ω 的特征图像片 $Q_{\omega}^F(k_i)$ 中提取的。此外,通过分类器 $Y(Q_{\omega}^F) \in L, L = \{-1, 1\}$ 根据特征图像片给每一个特征点一个标记,当 $Y(Q_{\omega}^F) = 1, k_i$ 被认为是关键特征点;当 $Y(Q_{\omega}^F) = -1$ 时该特征点被放弃。随后,用改进与简化后的 SURF 描述子进行特征点匹配,并用它训练特征点分类器,完成图像配准。改进 SURF 的图像配准算法流程如图 2 所示。

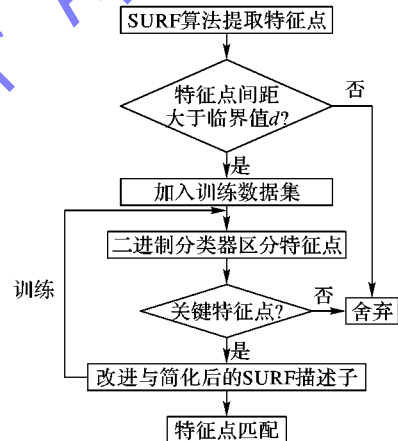


图2 改进 SURF 的图像配准流程

下面进一步探讨算法实现过程中的具体问题。

2.1 去除冗余信息

当建立训练数据集时,如果从图像中提取的特征点在空间位置距离较近,特征图像片可能会包含冗余信息,从而降低匹配效率。为了避免冗余,需要在所提取的特征点间加上距离约束。用 K 表示从图像 I 中提取的一组特征点。对于每一对相同标记(都标记为 1 或 -1)的特征点 $k_1, k_2 \in K$, 确保其之间的距离要大于临界值 d , 即 $\text{dist}(k_1, k_2) > d$, dist 是距离函数,在此使用欧氏距离, d 设置为 5 个像素。

2.2 训练数据集的均衡处理

上述方法提取的特征点可能会导致训练数据集的不均衡,即在数据集中,非关键特征点的数量会远远超过关键特征点的数量,基于不均衡数据集的分类无法得到准确的分类结果。

为了解决该问题,通过对原始数据集采样,创建一个均衡的训练数据集,并使用无替代随机采样来训练分类器^[14],这

个方法创建的数据集比原始数据集要小。无替代采样能确保训练的是真实实例,会使得分类器更准确。

2.3 SURF 描述子的改进与简化

在进入学习阶段之前,需要描述训练实例的特征。特征点的质量对于分类器的性能有直接影响。

SURF 描述子有 64 维,是通过计算 Haar 小波在以特征点为中心 4×4 子区域的响应生成的。文中采用 SURF 描述子来描述特征点,并加入以下四个属性:1) 特征点的强度,正值表示黑点,负值表示白点;2) 提取的特征点的高斯模型;3) 用来发现特征点的高斯矩阵的迹;4) 特征点的方向。随之得到 68 维的特征向量。

为了进一步简化计算,剔除冗余,采用 Relief-F 算法将上述 68 维 SURF 描述子降维简化为 48 维^[11],用简化的 SURF 描述子来描述分类时的关键特征点。Relief-F 算法基本思想是,从训练数据集中随机地选择实例,计算它们的邻域,调整特征权重向量把实例和与它不同类别的邻域内元素区分开来,并用它来训练特征点分类器。

3 图像融合

在图像采集过程中,由于拍摄光照、视野等不同,且图像配准时存在误差,若直接将图像拼合在一起,会出现明显的拼缝,因此要采取合理的融合策略。传统的加权平均方法虽然能够做到图像拼接处的平滑过渡,但图像的重叠区域可能出现模糊和失真现象,另外难以消除光照差异和鬼影^[15]。

该算法采用带阈值的加权平滑处理^[16],在算法中引入了一个阈值 N ,对于拼接后的图像先计算该点在平滑前的像素值和加权平均值的差值,与阈值 N 进行比较后再取值。此方法将图像重叠区域划分为三部分,对这三部分分别进行融合。

设两幅待拼接图像重叠部分为 I_1 和 I_2 ,其对应的像素点的值分别为 im_1 和 im_2 ,加权平均值表示为 $Mean = d_1 \times im_1 + d_2 \times im_2$ ($0 \leq d_1 \leq 1$, 且 $d_1 + d_2 = 1$), im_3 表示平滑后的像素值。将重叠区域从左到右划分后的三个部分表示为 L_1, L_2, L_3 。

在 L_1 中: 当 $|im_1 - Mean| < N$ 时, $im_3 = Mean$; 否则, $im_3 = im_1$ 。

在 L_2 中: 当 $|\max(im_1, im_2) - Mean| < N$ 时, $im_3 = Mean$; 否则, $im_3 = \max(im_1, im_2)$ 。

在 L_3 中: 当 $|im_2 - Mean| < N$ 时, $im_3 = Mean$; 否则, $im_3 = im_2$ 。

这种平滑方法充分地利用了不同区域图像的特性,从融合效果看,结果图像无明显拼缝,效果好,速度快。

4 实验结果与分析

实验环境: Intel i5 四核处理器,主频 3.1 GHz, 4 GB 内存, Windows 7 操作系统; 软件开发平台: Visual Studio 2010 + OpenCV 2.4.3。

实验选取两组图像展示本文提出拼接算法的拼接效果,并通过分析比较算法的运行时间,进一步说明算法的实时性。

图 3 为第一组实验图像的拼接过程,其中图 3(a) 和

图 3(b) 为拍摄得到的待拼接原图像 A 和 B, 两幅图像大小相等, 拍摄光照、视野不同, 图像之间有部分重叠区域。通过改进算法提取出原图像 A 和 B 的关键特征点对, 如图 3(c) 和图 3(d) 所示。原图像共提取出 13 对关键特征点, 耗时约 3.58 s。图 3(e) 为原始 A、B 图的拼接结果, 采用带阈值的加权平均进行融合处理, 其中配准时间约 0.63 s, 融合时间约 0.17 s。由结果可以看出, 本文算法拼接融合效果较好, 图像间无明显的拼接痕迹, 重叠区域有效地避免了模糊和失真现象。

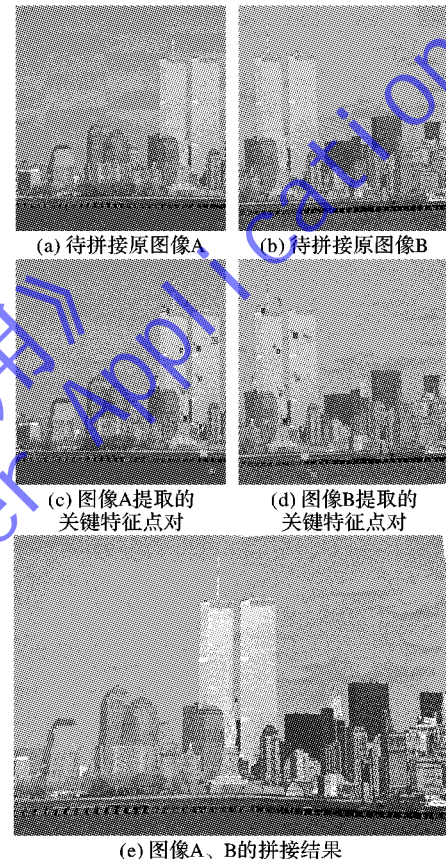


图 3 第一组图像拼接实验

第二组实验图像的拼接过程如图 4 所示。图 4(a) 和图 4(b) 为拍摄得到的待拼接原图像 C 和 D, 这两幅图像存在平移、旋转、尺度以及光照变化, 这些因素均为拼接难点。图 4(c) 和图 4(d) 所示为通过改进算法提取出原图像 C 和 D 的关键特征点对。原始图的拼接结果如图 4(e) 所示, 验证了本文采用的方法能以较高精度实现对具有平移、旋转及尺度变化图像的无缝拼合, 具有良好的鲁棒性与适应性。

为进一步验证算法的优越性, 表 1 显示了原始的 SURF 算法与本文改进算法的性能比较, 得到不同算法的特征点检测时间、特征点对数量和配准时间。通过表 1 看出, 由于改进的算法需要用分类器识别关键特征点, 因此特征点检测时间要长于原始 SURF 算法, 但本文算法提取的特征点远远少于 SURF 算法提取的特征点, 配准时间约为 SURF 算法的 1/3。由此可见, 本文算法提高了图像配准的效率, 加快了图像拼接的速度, 具有一定的实用价值。

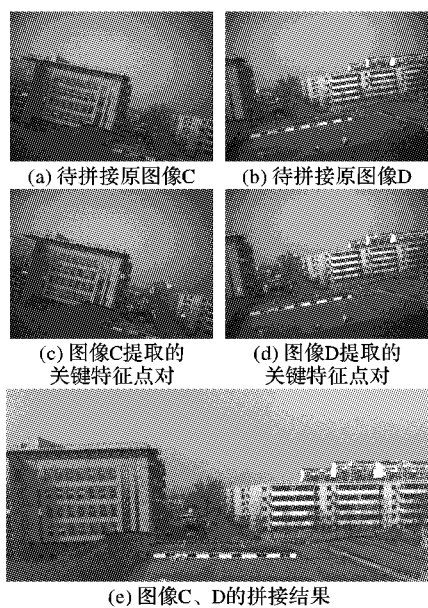


图4 第二组图像拼接实验

表1 SURF与本文改进算法性能比较

算法	特征点检测时间/s	特征点对数	配准时间/s
SURF	2.62	85	2.58
本文改进算法	3.37	11	0.75

5 结语

本文提出了一种基于改进 SURF 的图像快速拼接算法,采用机器学习的方法,建立一个能够区分两类特征点的二进制分类器,识别关键特征点和非关键特征点,对原始 SURF 进行改进。此外,采用 Relief-F 算法将改进的 SURF 描述子降维简化,并用它训练特征点分类器,完成图像配准。图像融合方面采用带阈值的加权融合算法,实现图像的无缝拼接。实验结果表明本文的算法拼接效果好,计算速度快,且对尺度、旋转以及光照变化具有很好的鲁棒性,满足图像拼接的实际应用的需求。

参考文献:

- [1] BAI Z, HE J, YUAN Q. Improving image stitching accuracy for double CCD [J]. *Journal of Applied Optics*, 2010, 31(6): 918 - 921. (白钊, 贺峻峰, 原琦. 一种提高双 CCD 图像拼接精度的方法[J]. *应用光学*, 2010, 31(6): 918 - 921.)
- [2] ZHONG L, HU X. Stitching algorithm for overlapping images [J]. *Journal of Image and Graphics*, 1998, 3(5): 367 - 370. (钟丽, 胡晓峰. 重叠图像拼接算法[J]. *中国图象图形学报*, 1998, 3(5): 367 - 370.)
- [3] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]// *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision*. Piscataway: IEEE Press, 1999: 1150 - 1157.
- [4] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.* SURF: speeded up robust features [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346 - 359.
- [5] YANG H, LUO W, LIU G. Image registration based on SURF algorithm and SC-RANSAC algorithm [J]. *Application Research of Computers*, 2013, 30(5): 1586 - 1588. (杨海燕, 罗文超, 刘国栋. 基于 SURF 算法和 SC-RANSAC 算法的图像配准[J]. *计算机应用研究*, 2013, 30(5): 1586 - 1588.)
- [6] SHI L, SU G, HAN F. An improved algorithm based on the SIFT and SURF image stitching algorithm [J]. *Computer Applications and Software*, 2013, 30(6): 72 - 75. (史露, 苏刚, 韩飞. 基于 SIFT 和 SURF 图像拼接算法的改进算法[J]. *计算机应用与软件*, 2013, 30(6): 72 - 75.)
- [7] ZHOU Y, YING R, JIANG L. Parameter setting optimization in SURF algorithm based on small scale image [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(19): 195 - 199. (周宇浩, 应忍冬, 蒋乐天. SURF 算法在小尺寸图像拼接中参数配置的优化[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(19): 195 - 199.)
- [8] GAO S, TAN X, HUANG C. Improved algorithm of image registration based on SURF [J]. *Journal of PLA University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2013, 14(4): 372 - 376. (高素青, 谭勋军, 黄承夏. 一种基于 SURF 的图像配准改进算法[J]. *解放军理工大学学报: 自然科学版*, 2013, 14(4): 372 - 376.)
- [9] YAO S, WANG X, ZUO S. Fast feature point matching algorithm based on SURF [J]. *Laser and Infrared*, 2014, 44(3): 347 - 350. (尧思远, 王晓明, 左帅. 基于 SURF 的特征点快速匹配算法[J]. *激光与红外*, 2014, 44(3): 347 - 350.)
- [10] ZHAO X, DU L. An automatic and robust image stitching algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2004, 9(4): 417 - 422. (赵向阳, 杜利民. 一种全自动稳健的图像拼接融合算法[J]. *中国图象图形学报*, 2004, 9(4): 417 - 422.)
- [11] LIU H, MOTODA H. Computational methods of feature selection [M]. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2007: 277 - 290.
- [12] ZHANG Y. Research on image and video stitching technology based on SURF features [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2013. (张亚娟. 基于 SURF 特征的图像与视频拼接技术的研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2013.)
- [13] SERGIEH H M, ELÖD EGYED-ZSIGMOND E, DOLLER M, *et al.* Improving SURF image matching using supervised learning [C]// *Proceedings of the 2012 8th International Conference on Signal Image Technology and Internet Based Systems*. Piscataway: IEEE Press, 2012: 230 - 237.
- [14] PROVOST F. Machine learning from imbalanced data sets 1 0 1 [C]// *Proceedings of the AAAI2000 Workshop on Imbalanced Data Sets*. Palo Alto: AAAI Press, 2000: 359 - 367.
- [15] ZHOU D, HE M, YANG Q. A robust seamless image stitching algorithm based on feature points [J]. *Measurement and Control Technology*, 2009, 28(6): 32 - 36. (周定富, 何明一, 杨青. 一种基于特征点的稳健无缝图像拼接算法[J]. *测控技术*, 2009, 28(6): 32 - 36.)
- [16] GUO J. A study on image-based cylinder panoramic image generation technology [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2010. (郭俊美. 基于图像的柱面全景图生成技术研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2010.)