

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2015.0012.002

一种优化的图像拼接方法*

章 盛, 韩 超

(安徽工程大学 电气工程学院, 安徽 芜湖 241000)

摘 要:针对目前图像拼接过程中特征点提取速度慢和特征点匹配精度不高的问题,提出了一种图像拼接的优化算法,即首先对待拼接图像进行降采样处理、然后根据半图像区域提取特征点并采用 SSDA (Sequential Similarity Detection Algorithm) 算法进行特征点提纯,最后进行图像拼接;拼接结果表明:与传统的图像拼接方法相比,新的优化算法大大地降低了计算数据量,在图像拼接时间方面具有明显的优势.

关键词:图像拼接;图像配准;降采样;SURF 算法;SSDA 算法

中图分类号:TP201

文献标志码:A

文章编号:1672-058X(2015)12-0008-06

图像拼接广泛用于虚拟现实世界、自助导游和医学图像等多个领域.其中,图像预处理、图像配准和图像融合是拼接技术的 3 个重要环节.图像预处理阶段主要是对待拼接图像进行去噪、增益及畸变校正等处理.图像配准阶段包括待拼接图像特征的提取、匹配和提纯.常用的图像特征有:特征点、边缘、区域和轮廓等^[1,2],通常情况下,提取特征点比提取其它特征相对容易,Harris 算法^[3]是目前常用的特征点提取算法之一,但是算法对尺度和亮度敏感;针对 Harris 算法存在的问题,David Lowe 等人于 2004 年在总结了基于不变量的特征检测算法的基础上提出了 SIFT (scale invariant feature transform) 算法^[4,5],该算法对尺度、旋转、亮度和视角都具有一定的鲁棒性,广泛应用于图像拼接、人脸识别和计算机视觉等领域,但是该算法计算数据量大、耗时长;针对 SIFT 算法存在的问题,Yan Ke 等人于 2004 年提出了 PCA-SIFT 算法^[6],算法利用 SIFT 算法提取特征点并计算其描述符,再利用 PCA (principle component analysis) 算法^[7]对描述符进行降维,在特征点提取速度方面有了显著的提高;2006 年 Bay 等人对 PCA-SIFT 进一步优化,提出了 SURF (Speeded Up Robust Feature) 算法^[8],算法通过计算积分图像、Hessian 矩阵和二维 Haar 小波响应来提高特征点的检测速度.图像特征点的匹配算法主要有最近邻欧式距离和 Hamming 距离等方法^[9,10];图像特征点对的提纯算法主要有 RANSAC (random sample consensus) 和 NCC (normalized cross correlation) 等方法^[11,12],针对 NCC 算法数据量大的问题,Barnea 等人提出 SSDA 算法^[13],算法是一种目前经典的特征点对提纯算法,在提纯效果和提纯时间上具有显著的优势,广泛用于遥感图像、机器视觉等领域.图像融合阶段包括求取变换矩阵和重合区域均匀过渡,变换矩阵求取的算法主要采用最小二乘法^[14];重合区域均匀过渡的算法主要有直接平均法、加权平均法和寻找最佳缝合线等方法^[15-17],采用双线性插值法^[18].图像预处理和图像配准是图像拼接过程中两个最重要的阶段,对这两个阶段进行优化,以提高图像配准精度、减少图像拼接时间.

收稿日期:2015-02-30;修回日期:2015-04-16.

* 基金项目:安徽工程大学国家基金预研项目(ZRY1311).

作者简介:章盛(1989-),男,安徽芜湖人,硕士研究生,从事图像处理研究.

1 图像预处理与图像配准

为了解决图像拼接过程中的计算数据量大的问题,对待拼接图像进行了预处理,并且在其配准过程中进行了优化.即在图像预处理阶段,对待拼接图像进行降采样预处理,得到所需要的待拼接图像;在图像配准阶段,首先利用半图像区域特征点提取方法对降采样后的图像进行处理,再用 SURF 算法对特征点进行提取,然后对所提取的特征点利用插值算法进行恢复,并采用最近邻欧式距离算法对这些点进行匹配,最后采用 SSDA 算法剔除匹配错误点对,其拼接过程框图,如图 1 所示.

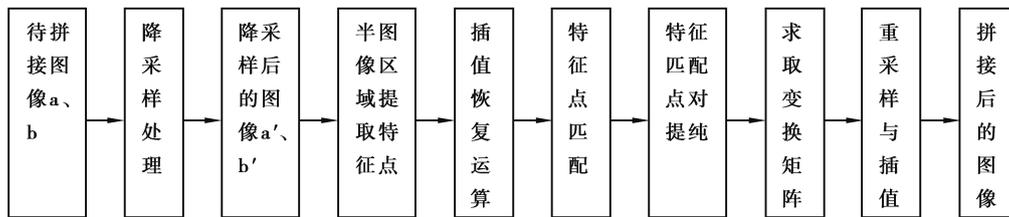


图 1 优化后的拼接算法框图

1.1 降采样预处理法

对于高分辨率待拼接图像,在图像拼接过程中会产生大量冗余特征点,大大增加了图像拼接的计算数据量,在文献[19]中对待拼接图像采用不同的降采样方法和不同的采样系数进行实验对比分析,发现图像降采样率为 80%~90%时,能相对传统的 SIFT 算法减少 20%~30%的时间花费.采用文献[19]的思想,以待拼接图像为基准,采用其行像素和列像素大小的平均值与其行像素和列像素大小的最大值和其最小值之和的比的方法对图像进行降采样处理,达到同比例缩小待拼接图像尺寸的作用.在特征点提取之后,利用插值恢复算法进行恢复运算或者在求取变换矩阵时利用采样前变换矩阵与采样后变换矩阵之间的关系性来进行恢复运算,采用插值恢复算法对提取的特征点进行恢复运算.

设两张待拼接图像的大小分别为 $a \times b$ 像素、 $c \times d$ 像素,则降采样比例 k 如式(1)所示:

$$k = \frac{\text{mean}(a, b, c, d)}{\min(a, b, c, d) + \max(a, b, c, d)} \quad (1)$$

1.2 半图像区域提取特征点法

对于待拼接图像,非重合区域提取出来的特征点是冗余点,在现有的条件下,只有通过目测和拍摄设备拍摄位置关系来估计,无法找到一种确定的方法来区分待拼接图像中重合区域和非重合区域,同时对于超过 50%重合区域的待拼接图像进行图像拼接操作的意义不是太大,结合前面所述的两个方面,采用半图像区域提取特征点法对降采样后的图像进行处理,方法是在满足图像拼接条件的情况下,找到图像的半图像区域,减少在图像拼接过程中的计算数据量,起到加快图像拼接的速度的作用.

对于图像拼接而言,有两种典型的拼接方式,分别为横向拼接和纵向拼接,对于横向拼接,半图像区域如图 2(a)、(b)所示,其中黑色区域为拼接时采用的半图像区域,图 2(a)是待拼接图像 a 半图像区域的示意图,图 2(b)是待拼接图像 b 半图像区域的示意图;对于纵向拼接,半图像区域如图 3(a)、(b)所示,其中黑色区域为拼接所采用的半图像区域,图 3(a)是待拼接图像 a 半图像区域的示意图,图 3(b)是待拼接图像 b 半图像区域的示意图.

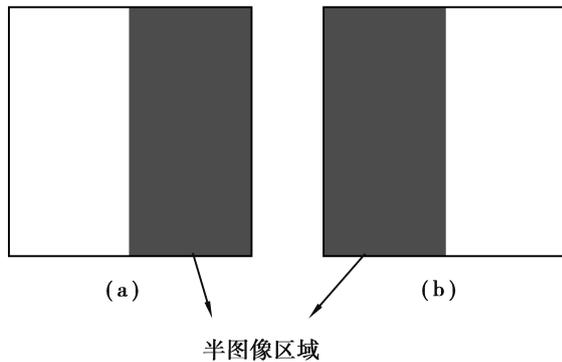


图 2 横向拼接示意图

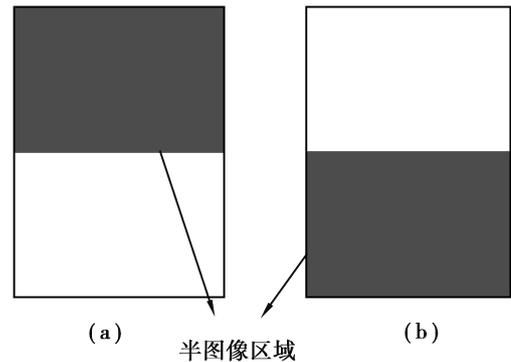


图 3 纵向拼接示意图

2 模拟实验

实验编程软件为 MATLAB R2012a, 操作系统为 Window 7, 计算机采用 Inter Pentium G2030T 双核处理器, 主频为 2.60 GHz, 内存为 4 G, 待拼接图像大小为 500×600 像素, 如图 4(a)、(b) 所示。

2.1 待拼接图像降采样预处理

针对传统的图像拼接中特征点数据量较大的问题, 在待拼接图像预处理阶段, 对待拼接图像进行降采样处理, 达到同比例缩小待拼接图像尺寸的作用, 同时利用插值恢复算法对降采样后的图像特征点进行插值恢复运算, 降低图像拼接的计算数据量, 减少图像拼接时间. 对图 4 中待拼接图像利用降采样预处理法处理, 得到的降采样后的图像如图 5(a)、(b) 所示。



(a) 待拼接图像a

(b) 待拼接图像b

图 4 待拼接图像



(a) 图像a'

(b) 图像b'

图 5 降采样后的图像

2.2 半图像区域特征点提取法

在待拼接图像特征点提取阶段, 图像特征点的提取时间与图像的纹理和图像的尺寸有关, 传统的基于 SURF 算法的图像拼接对整张待拼接图像提取特征点, 如图 6(a)、(b) 所示. 对于图像特征点匹配而言, 待拼接图像重合区域的特征点才是候选特征点, 其余特征点是冗余特征点, 采用整张待拼接图像提取特征点将增加图像拼接的计算数据量和图像拼接的时间. 结合前面所述, 提出了半图像区域特征点提取法, 对图 5(a) 取右边的 50% 图像区域和图 5(b) 取左边的 50% 图像区域进行处理, 再利用 SURF 算法提取特征点, 最后利用插值恢复算法进行恢复运算, 得到待拼接图像 a 和待拼接图像 b 的特征点, 如图 7(a)、(b) 所示。

2.3 SSDA 提纯法

对于图 6(a)、(b) 中的特征点, 传统的图像拼接采用最近邻欧式距离算法进行粗匹配, 在粗匹配的基础上采用 RANSAC 算法剔除错误匹配点对, 以提高配准的精度, 结果如图 8(a)、(b) 所示. 对于图 7(a)、(b) 中的特征点, 在最近邻欧式距离算法进行粗匹配的基础上采用 SSDA 提纯法进行精匹配, 结果如图 9(a)、(b) 所示。

所示.通过实验可知,SSDA 算法在提纯效率方面比 RANSAC 更好,相对于 RANSAC 算法具有明显的优势.

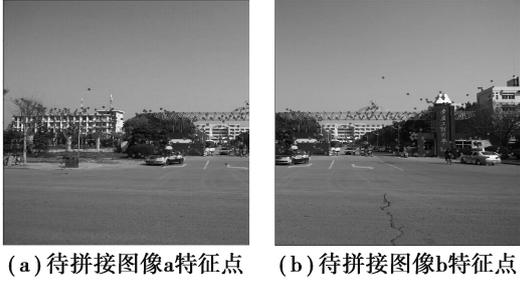


图 6 SURF 算法特征点结果

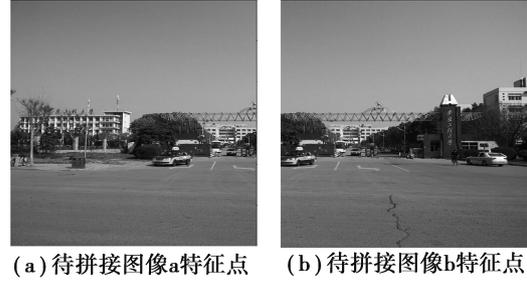


图 7 半图像区域特征点结果

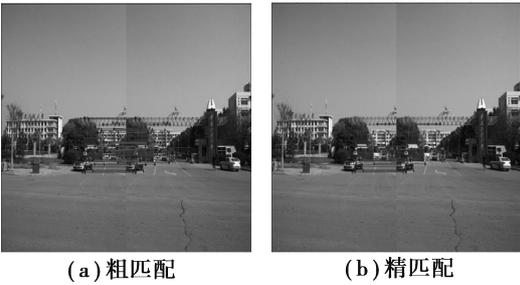


图 8 RANSAC 算法剔除粗匹配与精匹配结果

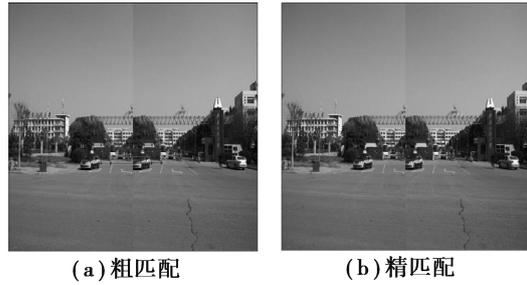


图 9 SSDA 提纯法粗匹配与精匹配结果

2.4 图像拼接实验

实验约定基于传统的 SIFT 算法和 RANSAC 提纯法的图像拼接^[20]为传统 SIFT 算法,基于传统的 SURF 算法和 RANSAC 提纯法的图像拼接^[21]为传统 SURF 算法,在传统 SURF 算法的基础上加上降采样预处理法、半图像区域特征点提取法和 SSDA 算法替代 RANSAC 算法为优化 SURF 算法,利用图 4 中待拼接图像分别进行基于传统 SIFT 算法、基于传统 SURF 算法与基于优化 SURF 算法的图像拼接实验,最终得到的拼接结果如图 10(a)、(b)、(c)所示.为了能够明确优化 SURF 算法和传统 SIFT 算法、传统 SURF 算法之间的效率,根据图像拼接的顺序,选择预处理时间、图像特征点提取时间、粗匹配时间、粗匹配率、精匹配时间、精匹配率、图像拼接总时间以及传统算法和优化算法拼接结果图的相关系数 NC ,一共 8 个指标进行比较,实验定量比较分析如表 1 所示,通过表 1 可知,优化 SURF 算法与传统 SIFT 算法、传统 SURT 算法拼接结果图的 NC 分别为 0.999 3、0.996 4,即结果图相差不大,优化 SURF 算法在图像拼接时间方面具有明显的优势.粗匹配率、精匹配率、以及归一化互相关系数 NC 的定义如式(2)、(3)、(4)所示.

$$\text{粗匹配率} = \frac{\text{粗匹配点数量}}{\text{提取的最小特征点数量}} \quad (2)$$

$$\text{精匹配率} = \frac{\text{精匹配点数量}}{\text{粗匹配点数量}} \quad (3)$$

$$NC = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n M(i,j)M'(i,j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n M(i,j)M(i,j)} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n M'(i,j)M'(i,j)}} \quad (4)$$

式(4)中, $M(i,j)$ 是传统算法得到拼接图像的像素, $M'(i,j)$ 是优化算法得到拼接图像的像素, m 、 n 是两张图片的行像素和列像素大小.



图 10 拼接结果图

表 1 实验定量对比分析表

类 型	参数类型	传统 SIFT 算法	传统 SURF 算法	优化 SURF 算法
图像预处理	时间/s	-	-	0.096 7
特征点提取	特征点数量	786	337	37
	总时间/s	9.574 7	3.350 6	0.701 4
	粗匹配点对数	136	72	13
粗匹配	时间/s	0.443 5	0.825 1	0.543 3
	粗匹配率/%	28.451 8	24.406 8	35.135 1
精匹配	精匹配点对数	115	30	6
	时间/s	0.736 0	1.782 1	0.315 4
	精匹配率/%	84.558 8	41.666 7	46.153 8
图像拼接总时间	时间/s	11.726 4	6.685 8	2.384 1
NC	-	0.999 3	0.996 4	-

3 结束语

提出了的优化图像拼接算法,在提高图像拼接质量的同时,缩短了图像拼接时间,为解决图像拼接问题提供了一种新的方法.采用半图像区域提取特征点的依据是非重合区域提取的特征点是冗余点,所以剔除非重合区域有助于减少图像拼接的计算数据量,方法对于大部分待拼接图像具有可行性,但是对重合区域大于 50%的待拼接图像具有一定的局限性,如何找到一种判定待拼接图像重合区域的自适应算法,有待于进一步地探讨.

参考文献:

- [1] 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[J].光学学报,2007,27(2):360-364
- [2] 雷凯,刘艳滢,王延杰,等.一种新的基于图像主轮廓的配准算法[J].微计算机信息(管控一体化),2007,23(2-3):267-268
- [3] HARRIS C, STEPHENS M. A Combined Corner and Edge Detector[C] // Proceedings of the Fourth Alvey Vision Conference, 1988:147-151
- [4] LOWE D G. Object Recognition from Local Scale-invariant Features[C] // Proceedings of the International Conference on Computer Vision, 1999:1150-1157
- [5] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110
- [6] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors[C] // Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004:511-517
- [7] JOLLIFFE I T. Principal Component Analysis [M]. New York: Springer-Verlag New York Inc, 2002
- [8] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: Speeded Up Robust Features[C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2006:404-417
- [9] 高全学,高菲菲,赫秀娟,等.基于图像欧氏距离的二维局部多样性保持投影[J].自动化学报,2013,39(7):1062-1070
- [10] 冯薪桦,丁晓青,吴佑寿.基于加权 Hamming 距离的虹膜匹配算法[J].清华大学学报:自然科学版,2009,49(4):514-517
- [11] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6):381-395
- [12] 黄真宝,陈阳.图像匹配中 NCC 算法的一种快速实现方法[J].信息化研究,2011,37(2):48-52
- [13] BARNEA D I, SILVERMAN H F. A Class of Algorithms for Fast Digital Image Registration [C] // IEEE Transactions on Computers, 1972:176-186
- [14] 赵秀影,王洪玉,杨子龙等.基于误差阈值和最小二乘图像拼接关系矩阵的实现[J].光电技术应用,2011,26(2):61-63
- [15] 丁小丽.图像拼接技术研究[D].东南大学硕士论文.2009
- [16] 叶晶,严卫,李志明.利用加权平均法进行多轨 MODIS 数据拼图[J].遥感应用,2007(1):41-43
- [17] EFROS A A, FREEMAN W T. Image Quilting for Texture Synthesis and Transfer Proceeding of Annual Conference Series on Computer Graphics Proceedings. 2007:227-239
- [18] 周前祥,敬忠良,姜世忠.遥感影像双线性插值小波融合方法[J].上海交通大学学报,2004,38(4):547-550
- [19] 王书民,张爱武,崔营营.基于降采样处理的低空遥感影像 SIFT 特征匹配分析[J].测绘通报,2011(9):18-20
- [20] 罗文超,刘国栋,杨海燕. SIFT 和改进的 RANSAC 算法在图像配准中的应用[J].计算机工程与应用,2013,49(15):147-149
- [21] 张锐娟,张建奇,杨翠.基于 SURF 的图像配准方法研究[J].红外与激光工程,2009,38(1):160-165

An Optimized Image Mosaic Method

ZHANG Sheng, HAN Chao

(School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Anhui Wuhu 241000, China)

Abstract: In view of the fact that feature point extraction speed is slow and that its matching accuracy is not high in the current image stitching process, an optimized image stitching algorithm is proposed. Firstly, the images to be spliced are carried by the down-sampling process; then extract the feature points on the half image area and use the Sequential Similarity Detection Algorithm (SSDA) to purify the feature points; finally, stitch the images. Stitching results show that compared with the traditional image matching method, the new optimization algorithm greatly reduces calculated data and has obvious advantages in image stitching time.

Key words: image stitching; image registration; down sampling; SURF algorithm; SSDA algorithm