计算不同 ROC 曲线下的 AUC 面积,可得 DMI-AP 的 AUC 值为 0.9205, Adaboost 的 AUC 值为 0.871, Bagging 的 AUC 值为 0.7841, RF 的 AUC 值为 0.8928。由此可以看出, DMI-AP 方法的 AUC 值最大,分类性能相对较好。

结束语 为了提高人体日常行为的识别准确率,增加多 分类器集成系统的泛化性能,本文提出了基于 DMI-AP 的选 择性集成人体行为识别模型。针对 5 种日常行为动作,通过 手机传感器采集三轴加速度信息,提取时域、频域特征及时频 域特征,利用随机抽样方法训练基分类器,选择大于平均识别 率的基分类器;再计算这些基分类器的差异增量值,并将其作 为近邻传播聚类的输入值,从而得到基分类器的簇集合,选取 簇中心分类器构成多分类器集成模型;并根据均值概率方法 对分类器的输出进行融合,得到行为识别结果;此外,将所提 方法与 Bagging,Adaboost 集成方法及随机森林 RF 算法进行 了比较,其识别精度平均提高了8.11%;计算了 Bagging,Adaboost,RF 算法及 DMI-AP 选择性集成方法的 ROC 曲线面积 值,比较可得本文算法模型的 AUC 值较高。实验结果表明, 所提算法模型提高了分类性能且增加了多分类器集成系统的 泛化性能。

参考文献

- CAGATAY C, SELIN T, ELIF P, et al. On the use of ensemble of classifiers for accelerometer based activity recognition [J].
 ELS-EVIER Applied Soft Computing, 2015, 37 (C): 1018-1022.
- [2] CHETTY G, WHITE M, AKTHER F. Smart Phone Based Data Mining for Human Activity Recognition [J]. Procedia Computer Science, 2015, 46:1181-1187.
- [3] JUREK A, NUGENT C, BI Y, et al. Clustering-Based Ensemble Learning for Activity Recognition in Smart Homes[J]. Sensors, 2014,14(7):12285-12304.
- [4] HENG X, WANG Z M. Human Activity Recognition Based on Accelerometer Data from a Mobile Phone[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2014, 19(6); 76-79. (in Chinese)

衡霞,王忠民.基于手机加速度传感器的人体行为识别[J].西安 邮电大学学报,2014,19(6):76-79.

[5] WANG Z M, CAO D. A Feature Selection Method for Behavior Recognition Based on Ant Colony Algorithm [J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2014, 19 (1):73-77. (in Chinese)

王忠民,曹栋.基于蚁群算法的行为识别特征优选方法[J].西安 邮电大学学报,2014,19(1):73-77.

[6] TANG C, WANG W J, LI W, et al. Human Action Recognition

(上接第 284 页)

- [13] SONG C F, LIU F, HUANG Y Z, et al. Auto-encoder based Data clustering[C] // Proceeding, Part I, of the 18th Iberoamerican Congress on Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications. Springer-verlag: New York, 2013:117-124.
- [14] VINCENT P,LAROCHELLE H,BENGIO Y ,et al. Extracting and composing robust features with denoising autoeneoders[C]//

Algorithm Based on Selective Ensemble Rotation Forest[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2016,29(4):313-321. (in Chinese)

唐超,王文剑,李伟,等.基于选择性集成旋转森林的人体行为识 别算法[J].模式识别与人工智能,2016,29(4):313-321.

- [7] WANG Z M, WANG B. Feature Selection Method for Moblie User Behavior Recognition Based on Multiband Time Domain Decomposition[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(7):1956-1958. (in Chinese)
 王忠民,王斌. 多频段时域分解的行为识别特征优选方法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(7):1956-1958.
- [8] LI H, DING S F. AP Twice Clustering Based Neural Network Ensemble Algorithm[J]. Computer Science, 2015, 42(2): 224-227. (in Chinese)
 李辉,丁世飞.基于 AP 二次聚类的神经网络集成算法研究[J]. 计算机科学, 2015, 42(2): 224-227.
- [9] YUAN Y, WANG C, ZHANG J Z, et al. An Ensemble Approach for Activity Recognition with Accelerometer in Mobile-phone [C]//Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE). 2014:1469-1474.
- [10] ZHANG C X, ZHANG J S. A Review of the Selective Ensemble Learning Algorithm [J]. Journal of Computer Science, 2011, 34 (8):1399-1410. (in Chinese)
 张春霞,张讲社. 选择性集成学习算法综述[J]. 计算机学报, 2011, 34(8):1399-1407.
- [11] ROONEY N, PATTERSON D, NUGENT C. Non-strict heterogeneous Stacking[C]//International Workshop. 2009:478-487.
- [12] ZHANG C X, DUIN R P. An Empirical Study of a Linear Regression Combiner on Multi-class Data Sets[C] // International Workshop on Multiple Classifier Systems. 2009;478-487.
- [13] ZHOU Z H, CHEN S F. Neural Network Ensemble[J]. Chinese Journal of Computers, 2002, 25(1): 1-8.
- [14] LAZAREVIC A, OBRADOVIC Z. Effective pruning of neural network classifier ensembles[J]. International Joint Conference on Neural Networks, 2001(2):796-801.
- [15] FREY B J, DUECK D. Clustering by Passing Messages Between Data Points[J]. Science, 2007, 315(5814): 927-976.
- [16] KUNCHEVA L I, WHITAKER C J. Measures of Diversity in Classifier Ensembles and Their Relationship with Ensemble Accuray [J]. Machine Learning, 2003, 51(2):187-207.
- [17] DENG W Y, ZHENG Q H, WANG Z M. Cross-person activity recognition using reduced kernel extreme learning machine[J]. ELSEVIER Neural Networks, 2014, 53(5):1-7.

Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning. New York, NY, USA: ACM, 2008:1096-1103.

- [15] BENGIO Y,LAMBLIN P,LAROCHELLE H,et al. Greedy layerwise training of deep networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2007, 19:153-160.
- [16] GAN M T,HANMANDLU M,TAN A H. From a Gaussian mixture model to additive fuzzy systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems,2005,13(3):303-316.

基于改进相位相关与特征点配准的多图拼接算法

厉 丹 肖理庆 田 隽 孙金萍

(徐州工程学院信电工程学院江苏省智慧工业控制技术重点建设实验室 江苏 徐州 221000)

摘 要 针对拼接过程易受图像采集时曝光、尺度变化、旋转、环境噪声、光照等因素的影响,以及多图手动排序出错率高、耗时长等问题,提出了一种基于改进相位相关与特征点配准的多图拼接算法。首先,基于对数极坐标变换的改进相位相关算法来计算缩放、旋转和平移参数,根据冲激函数峰值实现多图自动排序;接着,在重叠位置提取 Harris 角点,改进的 Ransac 算法精确提纯匹配点对,优化变换矩阵以完成拼接;最后,通过利用 NSCT 变换算法多尺度分解 低频、高频子带来制定融合策略,从而解决接缝明显的问题。实验结果表明,新算法建立的模型参数准确且高效,拼接 融合效果过渡自然,能较好地解决复杂环境及乱序图像的拼接问题。 关键词 图像配准,拼接,相位相关,Harris 角点,NSCT 变换

中图法分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j. issn. 1002-137X. 2018. 01. 054

Multi-images Mosaic Algorithm Based on Improved Phase Correlation and Feature Point Registration

LI Dan XIAO Li-qing TIAN Jun SUN Jin-ping

(Key Laboratory of Intelligent Industrial Control Technology of Jiangsu Province, College of Information and Electrical Engineering, Xuzhou University of Technology, Xuzhou, Jiangsu 221000, China)

Abstract The result of image mosaic suffers from different exposure of the camera, scale change, rotation, ambient noise and light interference. Manual sorting images have problems of high error rate and poor efficiency. In this paper, a new algorithm of multi-images mosaic based on improved phase correlation and feature point registration was proposed. Firstly, the improved phase correlation algorithm based on log polar transformation is used to calculate parameters of scaling, rotation and translation. Sort rules are made according to the peak size of impulse function energy. Then, the Harris corner points are extracted in overlapping positions, the matching point pairs are purified by the improved Ransac algorithm, and the transformation matrix is optimized to complete mosaic . At last, according to the phenomenon of joint, images are processed by NSCT transform algorithm to decompose low frequency and high frequency sub-bands. The new fusion strategy can make the image joint seem smooth and natural. The results of the experiments confirm that the model parameters established by the new algorithm are accurate and efficient, and the mosaic has high robustness to complex environment and chaotic sequence images.

Keywords Image registration, Mosaic, Phase correlation, Harris corner, NSCT transform

1 引言

广角镜头在采集图像的过程中,虽可扩大成像范围,但受 拍摄角度制约,且成像存在镜头畸变^[1-2],失真明显;而利用专 门的硬件设备拍摄全景信息时操作复杂,且其造价昂贵。图 像拼接技术^[3-5]能够利用软件将多幅具有重叠区域的同场景 图像通过坐标变换后合成一幅大视野全景图像,且不影响图 像分辨率,是目前机器视觉领域研究的热点,可广泛应用于卫 星遥感、地质探测、场景三维重建、医疗成像等领域。 图像配准是图像拼接的核心,主要包括基于灰度的配准、 基于变换域的配准和基于特征的配准^[6-7]。基于灰度的配准 无需进行特征提取,但易受光照和噪声干扰,且计算量大;基 于变换域的配准将图像由空域变换到频域,有一定抗光照和 噪声的能力,且计算速度快,但互功率谱相位仅可获得图像位 移信息,不适用于图像发生旋转、缩放的情况;基于特征的配 准利用提取的图像如角点、尺度特征等局部特征,基于其几何 关系进行匹配,如何提高配准效率和特征搜索精度是目前的 研究重点。

到稿日期:2016-10-06 返修日期:2017-01-22 本文受江苏省高校自然科学研究面上项目(15KJB520033,16KJB510022),江苏省自然科学 青年基金(BK20160966),住房城乡建设部科学技术计划项目(2014-K5-027,2016-R2-060),徐州市科技计划项目(KC16SH009,KC16SH010), 江苏省智慧工业控制技术重点建设实验室资助。

厉 丹(1981-),女,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、视频监控,E-mail:lidanonline@163.com(通信作者);肖理庆(1981-),男,博士, 讲师,主要研究方向为机器视觉、分布式计算;**田** 隽(1981-),女,博士,副教授,主要研究方向为智能图像处理;**孙金萍**(1980-),女,硕士, 副教授,主要研究方向为智能计算。 拼接过程中易受图像采集方式及环境的干扰,如手持相 机拍摄与平行拍摄相比,图像间存在偏移、一定角度的旋转、 曝光不同、尺度变化等;此外,环境噪声、光照等复杂情况也会 干扰图像特征的提取和配准,直接多图配准拼接的效果并不 理想,且多图拼接通常需要人工参与选择,效率低,出错率高, 例如医学显微图像有时由上百幅图像拼接成一个目标,数据 量和工作量极大,且方向、重叠区域的位置难以把握。

针对以上问题,本文提出一种基于改进相位相关与特征 点配准的多图拼接算法。该算法利用对数极坐标变换改进的 相位相关算法互匹配,计算缩放、旋转和平移参数;粗估计图 像间的重叠区域,并根据冲激函数能量峰值的大小制定排序 规则;在重叠位置提取 Harris 角点并改进 Ransac 随机抽样 一致算法精确提纯匹配点对,优化模型参数,建立图像间的变 换矩阵,依次拼接序列图像;最后利用 NSCT 变换算法并制 定融合策略,以进一步对拼接图像作融合处理,解决了拼接接 缝现象。

2 图像粗匹配

2.1 相位相关方法

相位相关方法^[89]基于频率域,利用傅里叶变换将图像信息从空间域变换到频率域后,获取图像的变换关系。该方法 根据互功率谱相位信息求取图像间的相对偏移量,较少依赖 灰度信息,计算速度快。在精确配准前可以先通过相位相关 方法粗估计重叠位置,算法如下:

设图像 $I_1(x,y), I_2(x,y)$ 经过傅里叶变换后为 $I_1'(u, v), I_2'(u,v),$ 由位移特性可得:

$I_2(x,y) = \mathrm{e}^{-j2\pi(u\Delta x + v\Delta y)} \bullet I_1(x,y)$	(1)
其中,Δx和Δy是平移变量。归一化后,互功率谱表示如	下:
$\frac{I_1(u,v)I_2^*(u,v)}{ I_1(u,v)I_2^*(u,v) } = e^{-j2\pi(u\Delta x + v\Delta y)}$	(2)
反傅里叶变换后,冲激函数为:	
$F^{-1}\left[\mathrm{e}^{-j2\pi(u\Delta x+v\Delta y)}\right] = \delta(x-\Delta x, y-\Delta y)$	(3)
利用峰值位置,可以获得图像间的平移关系 Δx 和 Δ	y.

2.2 相位相关方法的改进

相位相关方法对图像间存在的平移情况有较好的抗噪、 抗光照能力,但不适用于图像发生旋转、缩放的情况。为了提 高不同环境的鲁棒性,本文用对数极坐标变换改进相位相关 算法,以适应旋转、缩放、位移的情况。具体改进算法如下:

Step1 $I_1(x,y), I_2(x,y)$ 经过傅里叶变换后为 $I_1'(u, v), I_2'(u,v), \exists I_1, I_2$ 存在平移、旋转和缩放时,两者的关系为:

$$I_{2}(x,y) = I_{1}(\lambda x \cos \theta_{0} + \lambda y \sin \theta_{0} - \Delta x, -\lambda x \sin \theta_{0} + \lambda y \cos \theta_{0} - \Delta y)$$

$$(4)$$

其中, λ 为缩放比例, θ 。为旋转角度, Δx 和 Δy 为平移距离,其 傅里叶变换满足下式:

$$I_{2}'(u,v) = \frac{e^{-j2\pi(u\Delta x + v\Delta y)}}{\lambda^{2}} I_{1}'(\frac{(u\cos\theta_{0} + v\sin\theta_{0})}{\lambda}, \frac{(-u\sin\theta_{0} + v\cos\theta_{0})}{\lambda})$$
(5)

Step2 $\rho = \sqrt{u^2 + v^2}, \theta = \arctan(\frac{u}{v}),$ 将图像所在空间变换到对数极坐标空间:

$$|I_{2}'(\rho\cos\theta,\rho\sin\theta)| = |I_{1}'(\frac{\rho\cos(\theta-\theta_{0})}{\lambda},\frac{\rho\sin(\theta-\theta_{0})}{\lambda})|$$
(6)

Step3 令 $\eta = \log \rho$, $\eta_0 = \log \lambda$, M_1 和 M_2 分别为 I_1' 和 I_2' 的模,则 $M_2(\eta, \theta) = M_1(\eta - \eta_0, \theta - \theta_0)$,即将缩放比例和旋转 角度转换为对数极坐标下的加减运算。 $M_2(u,v)$ 的共轭功率 谱为 $M_2^*(u,v)$,归一化后,图像的互功率谱表示如下:

$$\frac{M_{1}(u,v)M_{2}^{*}(u,v)}{|M_{1}(u,v)M_{2}^{*}(u,v)|} = e^{-j2\pi(u\eta_{0}+u\theta_{0})}$$
(7)
Step4 将上式进行反傅里叶变换后,得到冲激函数:

 $F^{-1}\left[\mathrm{e}^{-j2\pi(u\eta_0+v\theta_0)}\right] = \delta(\eta - \eta_0, \theta - \theta_0)$ (8)

其冲激函数峰值的位置即表示缩放比例 λ 和旋转角度 θ_0 的大小,将 I_2 按照缩放比例和旋转角度的大小反变换,之后和 I_1 再次进行相位相关法计算,即得平移距离(Δx , Δy)。

图 1(a)和图 1(b)为同一校园场景的图像,图 1(c)为图 1 (b)加噪、改变对比度的结果,图 1(d)为图 1(b)照度改变并旋 转一定角度的结果,图 1(e)为无重叠区域图像。图 1(f)一 图 1(h)分别是图 1(a)和图 1(b)、图 1(a)和图 1(c)、图 1(a)和 图 1(d)冲激函数能量分布的情况,最大峰值的大小表示两图 重叠区域的多少,最大峰值的位置表示旋转缩放及平移运动 情况,由于受噪声、照度等影响,出现了分散分布的小峰值,但 大峰值仍很显著,可以根据大峰值参数信息粗估计图像重叠 区域的位置,缩少精确配准时特征点的提取范围,提高匹配效 率。图 1(i)是图 1(a)和图 1(e)冲激函数的能量分布情况,由 于图 1(a)和图 1(e)两图无重叠区域,因此图 1(i)中并无最大 突出峰值。

|--|--|--|

(a)校园 1

(b)校园 2 (c)

(c)图 1(b)+噪声+对比度



图 1 冲激函数分布

Fig. 1 Distribution of impulse function

2.3 制定多图排序规则

利用相位相关算法及其冲激函数能量峰值的大小制定排 序规则,可以实现多图自动排序,解决手动排序易错、耗时的

云

问题,具体步骤如下:

Step1 根据 2.2 节所述内容计算两两图像的互功率谱, 反傅里叶变换后求得的冲激函数峰值的大小表示重叠区域的 多少,取值范围是[0,1],将其作为相关系数,则 N 幅图有 N-1个相关系数。

Step2 图像间的相关系数存入 N*N 大小的数组中,由 于仅求图像间的相关系数,因此数组的对角线不放数值。首 尾两幅图各自有一个相邻图像,中间图有两个相邻图像,从行 列两个方向分别选取相关系数最大的两个,图像均至少与其 中一幅相邻,若行列求交后有两个相关系数最大值,则该图为 中间图像,若行列求交后只有一个相关系数最大值,则为首图 或尾图。

Step3 对于首尾图像的区分,可以根据图像的平移量进行判断,平移量为正则为尾图像,平移量为负则为首图像。

Step4 根据首图可以确定与其相邻的下一幅图,继而逐步确定剩余图像的排序,平移量为负的图像排在右边,平移量为正的图像排在左边。

3 精确配准与特征点提纯

特征点检测是目前应用最为广泛的提取图像特征的方法,利用特征点建立图像间的变换模型后即可实现拼接。角点作为一种特征点,是描述图像局部曲率极大值或灰度变化急剧的点,具有丰富的图像信息。常用的角点检测算法包括Morave算法、SUSAN算法和 Harris算法^[10-12]。Morave算法速度快,实现简单,但对边缘响应敏感、抗噪能力差,且由于仅选取4个主方向灰度方差最小值,具有方向局限性;SU-SAN算法具有积分特性,效率高,局部区域抗噪能力较强,但阈值固定,适应性较差;Harris算法仅使用一阶差分和高斯滤波,计算简单可靠,具有一定的旋转不变性且光照变化稳定性高,抗噪能力强,但由于其不具有尺度不变性,因此对尺度变化情况敏感。

本文通过 Harris 角点对上文粗匹配后的重叠区域进行 配准,改善尺度不变性,并通过改进 Ransac 随机抽样一致性 算法来减少错误匹配对,建立拼接参数模型。

3.1 Harris 角点提取

Harris 算法^[13]利用局部滑动窗口移动后的灰度变化情况检测角点,令 I(x,y)为(x,y)处的灰度值,w(x,y)为高斯 滤波器,窗口水平、垂直位置的移动距离为u和v,E(u,v)为 任意方向的自相关函数即窗口内的灰度误差和。E(u,v)和 w(x,y)的表达式如下:

$$E(u,v) = \sum_{x,y} w(x,y) [I(x+u,y+v) - I(x,y)]^2$$
(9)

$$w(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$
(10)

其中,w(x,y)为高斯窗函数,距中心点越近的像素,其权重越大,I(x+u,y+v) - I(x,y)为图像梯度值, σ 为标准差。将式(9)进行泰勒展开并忽略高项后,E(u,v)的矩阵形式表示如式(11)所示:

$$E(u,v) \cong \begin{bmatrix} u,v \end{bmatrix} M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$
(11)

$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} = w(x,y) * \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$
(12)

其中, I_x , I_y 是x,y方向的偏导数, $I_x = \frac{\partial I}{\partial x} = I * (-1 \ 0 \ 1)$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y} = I * (-1 \ 0 \ 1)^{\mathsf{T}}$ 。M为自相关对称矩阵,可表示为:

$$M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix}$$
(13)

其中, $A = I_x^2 * w, B = I_y^2 * w, C = (I_x I_y) * w$ 。

角点响应函数如下式所示,其中 det *M* 为*M* 行列式, tr *M*为*M* 的迹,经验值 *k* 取值为 0.04~0.06。

 $R = \det M - k(\operatorname{tr} M)^2 = (AB - C^2)^2 - k(A + B)^2 \qquad (14)$

当某点位置上的角点响应函数值大于阈值且为局部极大 值时,该点即为角点。

传统 Harris 算法中当图像尺度改变后,角点检测位置由于算法对单尺度二阶矩阵 M 的计算位置有差异,本文采用文献[14]的方法,在 M 中增加尺度信息,获取多尺度空间信息。

令 σ_D 和 $s\sigma_D$ 分别为尺度空间积分和微分因子,图像在尺度空间的角点可以通过改变微分尺度获得。 $I(x, y, s\sigma_D) = I * w(x, y, s\sigma_D), s$ 为小于 1 的常数,矩阵 M 表示为:

 $M = s\sigma_D^2 w(x, y, \sigma_D) *$

$$\begin{bmatrix} I_x^2(x, y, s\sigma_D) & I_x(x, y, s\sigma_D)I_y(x, y, s\sigma_D)\\ I_x(x, y, s\sigma_D)I_y(x, y, s\sigma_D) & I_y^2(x, y, s\sigma_D) \end{bmatrix}$$
(15)

k 值的存在影响了角点提取的鲁棒性,可将 R 重新定义 为 $R = \frac{\det M}{\operatorname{tr} M} = \frac{AB - C^2}{A + B}$ 。此时角点对应响应函数的极小值 点,要注意避免 k 值选取的随机性。

3.2 特征点配准

角点提取后,通过归一化互相关系数(Normalised Cross Correlation, NCC)^[15]进行特征匹配,将以特征点为中心的方 形窗口 ω 的*NCC* 值作为匹配原则。令 $\overline{I}_1, \overline{I}_2$ 为待匹配图像 方形窗口像素的灰度均值,窗口大小为(2N+1)×(2N+1), 则 $\overline{I}_1, \overline{I}_2$ 及*NCC* 的表示如下:

$$\bar{I}_1 = \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{x,y \in \omega} I_1(x,y)$$
(16)

$$\bar{I}_{2} = \frac{1}{(2N+1)^{2}} \sum_{x,y \in \omega} I_{2}(x,y)$$
(17)

$$NCC = \frac{\sum\limits_{x,y\in\omega} [I_1(x,y) - \bar{I}_1] [I_2(x,y) - \bar{I}_2]}{\sqrt{\sum\limits_{x,y\in\omega} [I_1(x,y) - \bar{I}_1]^2} \sqrt{\sum\limits_{x,y\in\omega} [I_2(x,y) - \bar{I}_2]^2}}$$
(18)

其中,NCC的取值范围是[-1,1],其值大于设定阈值时认为特征点对匹配,但当基于 NCC 的匹配方法受到光照、尺度变换、噪声影响时,其匹配准确率会降低。因此本文进一步改进了 Ransac 随机抽样一致性算法,以对匹配点对精确提纯。

3.3 Ransac 算法改进与拼接

分辨率低、噪声大的图像在 Harris 算法特征匹配过程中 易出现误匹配问题,而错误匹配点的存在会影响变换矩阵的 准确度,从而造成拼接处模糊的现象。为了减少错误匹配对, Ransac 随机抽样一致性算法^[16-17]可以很大程度地消除误匹 配特征点,提纯模型参数,但其存在随机样本集选取过程中距 离过近的两个候选点被认为是一个点从而造成求取图像间变 换矩阵不准确,以及误差较多的观测数据集中寻找支撑点集 耗时长的问题。

针对原随机抽样一致性算法的缺陷,本文改进的具体步骤如下:

Step1 从参考图像 *I*1 选中取匹配点所在坐标的最大 值、最小值,将包含匹配特征点的区域平分成 *M* * *M* 块,本文 取*M*=6,并去掉块中不包含匹配点的块。

Step2 随机选取 I_1 中的9个不同块,并从9个块中各随 机选取一个匹配点,和与之对应的变换图像 I_2 中的9个相应 匹配点组成样本集,由其中8对点作为模型参数计算临时模 型基本矩阵 h,如下式所示,其中 h_{11} ,…, h_{32} 为8个自由度 参数。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = h \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix}$$
(19)

其中,矩阵h表达了复杂的图像空间运动信息,仿射因子为 h_{31}, h_{32} ,平移因子为 $h_{13}, h_{23},$ 旋转缩放因子为 $h_{11}, h_{12}, h_{21}, h_{22}$ 。

Step3 检测第9对匹配点是否为临时模型基本矩阵的 支撑集,若不是,则重新选择9对匹配点,重复Step2;若对于, 则将临时模型矩阵 h 作为候选矩阵 h,并检测所有匹配点是 否在候选矩阵上。

Step4 设共有 P 对匹配点在大于候选矩阵 h 上,即支撑 集为 P,检查 P 是否大于指定阈值,若大于,则得到目标矩阵 模型 h;否则,转到 Step2,重新选择 9 对匹配特征点。

Step5 通过 *P* 对匹配特征点优化候选模型矩阵 *h* 的参数,设 *P* 对匹配特征点中每一对(x_i , y_i)和对应点(x_i' , y_i')之间的误差为 $e_i = I_2(x_i', y_i') - I_1(x_i, y_i)$ 。迭代计算匹配点对的误差函数 *E* 的最小值,更新矩阵 *h*,其中 $E = \sum_{i=1}^{P} e_i^2 = \sum_{i=1}^{P} [I_2(x_i', y_i') - I_1(x_i, y_i)]^2$,当 *E* 小于指定阈值时,可取阈值为 0.08,从而得到最终的目标模型矩阵 *H*,并根据 *H* 变换图像 I_2 完成配准。

Step6 根据参考图像建立图像间的变换矩阵,依次拼接 序列图像。

上述步骤中,从不同的匹配点块中选择匹配点,可以使得 构建矩阵的匹配点分布更加均匀,使得到的矩阵更加稳定。 虽然随机抽样一致性算法本身确定模型矩阵参数时所需匹配 点对和样本集合中的点对数量相同,即只需要 8 个匹配点即 可,但改进方法中多选的第 9 个匹配点可方便验证是否属于 临时模型,还可以及时重新选择随机样本集,而不用像原方法 那样每选择一个随机样本集都要寻找其对应的支撑集。因 此,新方法可以节省时间开销,提高目标模型建立的效率。

4 接缝去除

图像拼接完成后,在重叠区域内,不同图像由于存在颜色 亮度差异,会出现明显接缝,需要融合处理。图像融合分为基 于空间域和基于变换域的图像融合。基于空间域的图像融合 方法利用像素灰度空间作融合处理,易于实现,简单直观,但 融合结果并不理想,仅适用于要求不高的场合;基于变换域的 融合方法对多个图像变换后得到分解后的系数表示,对其处 理组合后用新的变换系数进行反变换,从而获得融合后的图 像,处理效果具有更好的适用性。小波变换^[17]已被广泛应用 于图像融合领域,但小波基的各向同性无法准确表示图像边 缘的方向,且高频小波的模值取大的融合规则容易引入高频 噪声;Contourlet变换具有方向性、多尺度和时频局部特性, 边缘信息可以更好地获取,但变换时需要进行下采样、上采样 操作,缺乏平移不变性。为此,本文采用一种具有平移不变性 的 Contourlet 变换,即 NSCT (Nonsubsamped Contourlet Transofrm)算法^[18]。

NSCT 算法由非采样金字塔和非采样方向滤波器组构成,在保持平移不变性的同时具有良好的方向选择性、时频局域性和多分辨率的特性,将其用于拼接图像融合中对接缝、伪影有较好的消除效果,可以有效保留边缘和细节,使得融合后的图像更清晰,细节更丰富。本文将 NSCT 算法运用于图像融合中,其具体过程及制定的融合规则如下:

Stepl 设前两幅待匹配图 I_1 和 I_2 经变换矩阵 H 变换 后的重叠区域为 A(x,y) 和 B(x,y), 对其分别作 NSCT 变 换,进行多尺度分解,得到系列子带 A_l^k 和 B_l^k ,其中,l=1,2, 3,…,L,L 是分解的最大层数, $k=1,2,3,...,2^n$,2ⁿ 是每层分 解的方向数,分解后的低频子带为 A_l^k 和 B_l^k 。

Step2 对于低频子带,图像变化较为缓慢,采用直接平均融合方法,即 $AB_l^0 = \frac{(A_l^0 + B_l^0)}{2}$ 。

Step3 对于高频子带,它反映了人眼比较敏感的边缘、 细节特征,采用基于区域方差显著性的高频子带加权融合方 法,表达式如式(20)所示:

其中,区域方差匹配度为 M,匹配度阈值为 T,一般取 0.5 ≪ T≪1,图像 A 和 B 的区域方差显著性表示为G(A)和G(B)。 若匹配度 M 大于或等于阈值 T,则子带 A^t和 B^t根据G(A) 和G(B)的大小采用加权平均融合策略;若匹配度 M 小于阈 值 T,则选择区域方差显著性大的高频子带输出。

Step4 重构图像,输出融合后的拼接图像。

5 实验结果及分析

A Dk /

为了验证本文算法的有效性,分别对改进 Ransac 算法的 精确配准、自动排序以及融合拼接进行比较分析。实验环境 为 Windows XP SP4 操作系统、2GB 内存、CPU2.4GHz、 Matlab-R2012a。

图 2 和图 3 对 NCC 匹配 Harris 角点和本文改进算法的 精确匹配 Harris 角点进行了比较。图 2 为基于 NCC 匹配 Harris 角点的结果,图像分辨率较低,算法阈值取为 0.65,虽 然大部分匹配对都匹配成功,但存在很多误匹配点对,对拼接 变换矩阵造成了影响。图 3(a)为对图 2 中两幅图用本文改 进 Ransac 算法去除误匹配对后的匹配结果,图 3(b)为对图 2 中的左图增加缩放、噪声、亮度改变后用本文算法与图 2 中右 图匹配的结果,图 3(c)为对图 2 中左图增加光照、旋转和仿 射变换后用本文算法与图 2 中右图匹配的结果,可以看出,改 进算法匹配准确,对照度不均、相机镜头旋转、拍摄角度不同、 噪声大的环境具有良好的鲁棒性。



图 2 NCC 匹配 Harris 角点 Fig. 2 Matching Harris corners based on NCC



(a)本文改进后的配准



(b)本文增加缩放、噪声和改变亮度后的配准



(c)本文增加光照、旋转和仿射变换后的配准

图 3 本文改进算法精确配准

Fig. 3 Accurate registration in this paper improved algorithm

表 1 图 3 角点配准及变换矩阵信息

Table 1 Corner registration and transformation matrix of Fig. 3

	左图角 点个数	右图角 点个数	匹配对	变换射	E阵 H 自由)	度参数
				1.0016	-0.0027	57.0027
图 3(a)	360	381	113	0.0023	0.9971	46.9290
				0.0000	0.0000	1.0000
				0.7341	0.0024	42.1887
图 3(b)	263	381	45	-0.0088	0.7985	37.3558
				-0.0001	0.0000	1.0000
				0.8491	0.1547	60.3615
图 3(c)	393	381	57	-0.0965	1.0628	67.6700
				-0.0008	-0.0001	1.0000

图 4(a) 一图 4(f)为 6 幅局部排序前的图像,场景特点为曝 光度不同,部分图像对比度差,且存在旋转、尺度变化等情况。



图 4 局部排序前的图像 Fig. 4 Images before partial ordering

表 2、表 3 为根据制定的排序规则,找出首尾以及中间序 列图像的过程。表 2 的内容为通过上文改进的相位相关算法 两两互匹配后的相关系数值,选取每行每列最大两个相关系 数值后,放入表 3 中,相交后图 4(b)、图 4(c)两幅图仅有一个 值,根据规则,图 4(b)为首图,图 4(c)为尾图,其余为中间图 像,根据首图可判断出图 4(e)为图 4(b)的后续图像,同时判 断出图 4(f)为图 4(e)的后续图像,依次排序。最终排序结果 如图 5 所示,即(b)-(e)-(f)-(a)-(d)-(c)。可见,本文 方法在曝光度不同、对比度差等情况下有较好的抗干扰能力, 解决了多图手工排序困难、出错率高的问题。



图 5 局部排序后的图像

Fig. 5 Images after partial ordering

表 2 各图间的相关系数

Table 2 Correlation coefficient between each graph

	а	b	с	d	е	f
а	/	0.0531	0.1428	0.4843	0.2362	0.3150
b	0.0531	/	0.0237	0.0458	0.3217	0.2982
с	0,1428	0.0237	/	0.3057	0.2938	0.0061
d	0,4843	0.0458	0.3057	/	0.1502	0.0096
е	0,2362	0.3217	0.2938	0.1502	/	0.4245
f	0.3150	0.2982	0.0061	0.0096	0.4245	/

表 3 行列求交

Table 3 Row and column intersecting operation

	а	b	с	d	е	f
а	/			0.4843		0.3150
b		/			0.3217	
с			/	0.3057		
d	0.4843		0.3057	/		
е		0.3217			/	0.4245
f	0.3150				0.4245	/

变换矩阵自由度参数及建立变换模型的时间比较如表 4 所列,第一列为相邻图像;第二列为将排序后的多图采用本文 改进 Ransac 算法精确提纯后计算出的相邻图像模型的自由 度参数 h₁₁,...,h₃₂,其描述了相邻图像的变换矩阵中仿射、平 移、旋转缩放各因子的参数值;第三、四列为改进前、后的计算 时间,虽然原 Ransac 方法确定模型矩阵参数时需要 8 个匹配 点即可,但本文改进方法中增加的第 9 个匹配点可以及时重 新选择随机样本集,不用每选一个随机样本集都要寻找其对 应支撑集,因此降低了算法的时间复杂度,提高了目标模型建 立的效率。

表 4 变换矩阵自由度参数及建立变换模型的时间比较

Table 4	Fime comparison of matrix free degree parameters
trans	orming and transformation model' establishing

相邻图像		自由度参数	¢	原 Ransac 方法/s	本文方法/ s
(b)-(e)	0.9750 0.0062	-0.0064 0.9999	-108.2745 -76.1457	0.856	0.618
	-0.2217	-0.0003 -0.0133	1.0000 -233.8471		
(e)-(f)	0.0111	0.9987	107. 2102	0.974	0.657
	0.0441	0.0491 -0.0503	1.0000 -293.8412		
(f)-(a)	-0.0291	0.7982	31.0437	1.041	0.803
	0.1222	0.5993	1.0000 -134.4613		
(a) – (d)	0.0428	0.9424	4.0024	0.927	0.719
	-0.1566 0.9937	0.3330	<u> </u>		
(d) – (c)	-0.0811	0.9434	45.0284	1,152	0.824
	0.0771	0.3275	1.0000		

变换矩阵模型的建立解决了图像间的旋转、缩放、平移等 问题,为了避免存在接缝,需要进行图像融合。



(b)和图 6(c)分别为本文方法配准后通过常用的平均梯度、 小波变换融合拼接的结果,平均梯度方法的抗干扰能力差,融 合清晰度不够;基于小波分解的 Mallat 算法低维效果较好, 但不能稀疏表示高维特性,且缺乏平移不变性,接缝过渡仍不 够理想;图 6(d)为本文拼接结果,利用具有良好的方向选择 性、时频局域性和多分辨率的特性的 NSCT 变换算法制定融 合策略对分解后的低频、高频子带进行融合、重构,使得图像 接缝过渡平滑,对比清晰自然;图 6(e)为采用本文算法融合, 前期配准使用原 Ransac 提纯配准算法的结果,通过对 图 6(d)和图 6(e)的局部区域进行放大,得到图 6(f)和 图 6(g),可以看出,原提纯算法变换矩阵不够精确,出现了虚 影现象,而本文的改进增强了算法的抗干扰能力,提高了融合 清晰度,精确提纯了匹配点对,使得变换更加准确。

图 7(a)和图 7(b)为其他场景拼接前的图,场景特点为存 在噪声大、分辨率低、照度不均以及视角变换等。图 8 中分别 给出直接拼接、平均梯度融合拼接、小波变换融合拼接和本文 拼接的结果。表 5 为各场景拼接总时间的比较。基于空域的 图像融合利用像素灰度空间进行融合处理,时间复杂度低,易 于实现,因此拼接速度比基于变换域的小波变换融合和本文 NSCT 方法的速度快,但融合效果不如后两者。小波变换和 本文 NSCT 变换的时间复杂度一样,相比于小波变换,其在 对角、垂直、水平三方向进行分解。NSCT 变换有更多的分解 方向,能够更好地描述图像信息,且 NSCT 变换的非下采样 方向滤波器组将 l 层方向滤波器变为并行通道结构,运算速 度更快。可以看出,本文方法的融合效果最为自然,对不同场 景存在的分辨率低、照度不均、视角变换等复杂环境均具有较 好的鲁棒性。



(a)场景2



(b)场景 3

图 7 其他场景 Other scenes Fig. 7



(a)场景2直接拼接





(d)场景2本文拼接

(e)场景3直接拼接 (f)场景3平均梯度



融合拼接





(g)场景3小波变换融合拼接

(h)场景3本文拼接

图 8 其他场景拼接的比较 Fig. 8 Splicing results compared with other scenes