

基于特征点及优化理论的图像自动拼接方法*

黄琼丹¹, 邱跃洪², 田小平¹

(1 西安邮电学院 电子与信息工程系, 西安 710121)

(2 中国科学院西安光学精密机械研究所, 西安 710119)

摘要:提出了一种新的图像拼接方法, 首先利用相位一致性(phase congruency)算法进行特征点检测, 利用本文提出的匹配点优选策略进行特征点对自动选取, 然后用 LM(Levenberg-Marquardt)算法进一步优化变换矩阵, 最后对拼接结果进行融合处理, 获得无缝拼接的图像. 该方法把基于特征点和基于优化理论的拼接方法有效相结合, 且能充分利用图像重叠部分的信息, 在一定程度上克服了噪声及光照不均的影响, 较传统方法具有更强的鲁棒性和更高的拼接精确度. 试验结果证明了该方法的有效性.

关键词:图像拼接; 相位一致性; 特征点提取; 匹配点优选

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2009)08-2139-5

0 引言

图像拼接(mosaics)技术是将一组重叠图像的集合拼接成一幅大型的无缝高分辨率图像的过程. 在图像压缩、计算机视觉以及遥感测量等领域, 有着广泛的应用. 目前图像拼接方法可分两类: 基于特征点检测^[1]的图像拼接方法和基于最优化理论的拼接方法^[2-3]. 前一类方法容易受噪声和光照条件的影响, 且拼接精度较低; 后一类方法尽管可以获得较高的拼接精度, 但其显著的缺点是对迭代初值十分敏感, 可能得不到全局最优解. 本文把这两类拼接方法有效相结合, 对摄像机光心固定不动情况下所获取图像进行拼接. 将基于相位一致性的特征点提取算法用于图像拼接领域, 和传统的基于 Harris 特征点检测方法^[4-5]相比, 具有不受亮度、对比度影响的优点, 同时还具有一定的抗噪性能, 因此能够更精确地提取特征点, 使算法具有较强的鲁棒性; 同时提出了一种适合于图像拼接的匹配点自动优选策略, 该策略能够充分利用图像重叠部分的信息; 将优选出来的匹配点作为非线性优化方法的迭代初值, 能够精确计算图像间的变换矩阵, 实现自动图像拼接且拼接精度达到亚像素级.

1 基于相位一致性的特征点提取

信号 $f(x)$ 展开为傅里叶级数为

$$f(x) = \sum_n A_n \cos(n\Omega x + \phi_n) \quad (1)$$

式中, $\cos(n\Omega x + \phi_n)$ 为第 n 次谐波分量, A_n 为第 n 次谐波分量的幅度. 对于图 1 方波和三角波, 进行

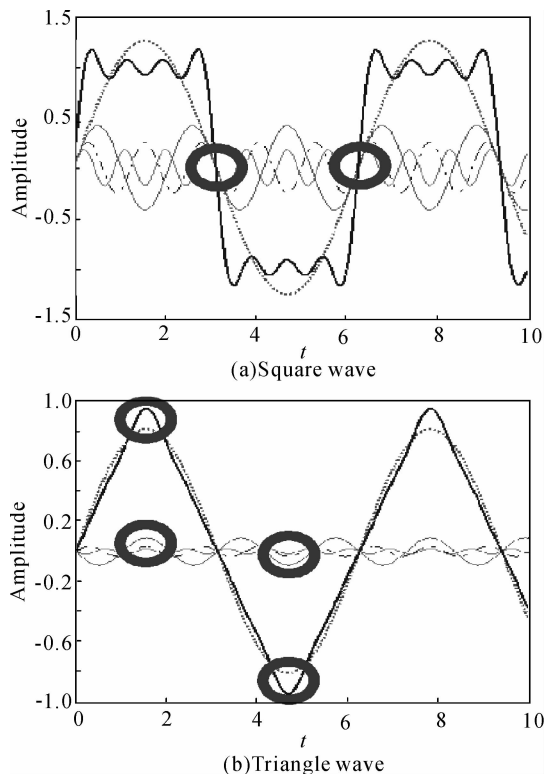


图 1 方波、三角波的谐波分量

Fig. 1 Harmonic components of square wave and triangle wave

Fourier 展开后, 在方波的阶跃处, 各频率分量的相位均为 0° (上升沿)或者 180° (下降沿); 在三角波的峰值处, 各频率分量的相位为 90° 或者 270° . 如果将方波和三角波分别看作图像中的阶跃型和屋脊型边缘, 说明特征点均出现在各频率分量相位一致性最大处. 相位信息的这一特点被 Openheim 和 Lim 证明^[6]. Morrone 和 Owens^[7]等人提出了相位一致性函数 $PC_1(x)$

* 国家重点高技术研究发展计划(2006AA12Z133)和西安邮电学院青年基金(ZL2008-1)资助

Tel: 029-688166274 Email: xuezhemail@163.com

收稿日期: 2009-01-11 修回日期: 2009-03-17

$$PC_1(x) = \max_{\bar{\phi}(x) \in [0, 2\pi]} \frac{\sum_n A_n \cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x))}{\sum_n A_n} \quad (2)$$

当且仅当 $\phi_n(x) = \bar{\phi}(x)$ 时, $PC_1(x)$ 取最大值 1. 这时所有分量相位达到一致. 为了提高定位精度和抗噪性能, Kovesi^[8] 提出了一种改进的相位一致函数 $PC_2(x)$

$$PC_2(x) = \{ \sum_n W(x) [A_n (\cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x)) - |\sin(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x))|) - T] \} / [\sum_n A_n(x) + \epsilon] \quad (3)$$

式中, $W(x)$ 为频率响应加权因子; 符号 $[\]$ 表示若符号中的值为正, 则为其本身, 其它为 0; T 为阈值.

根据文献[9], 可以根据如式(4)~(6)进行特征点检测

$$a = \sum(PC(\theta) \cos(\theta))^2 \quad (4)$$

$$b = 2 \sum(PC(\theta) \cos(\theta))(PC(\theta) \sin(\theta)) \quad (5)$$

$$c = \sum(PC(\theta) \sin(\theta))^2 \quad (6)$$

式中, $PC(\theta)$ 表示相位一致函数在方向为 θ 时的值. 该方向与坐标轴之间的夹角为

$$\Phi = 0.5 \operatorname{atan} 2 \left[\frac{b}{\sqrt{b^2 + (a-c)^2}}, \frac{a-c}{\sqrt{b^2 + (a-c)^2}} \right] \quad (7)$$

式中

$$\operatorname{atan} 2(y, x) = \begin{cases} \arctan(y/x) & x > 0 \\ \pi + \arctan(y/x) & y \geq 0, x < 0 \\ -\pi + \arctan(y/x) & y < 0, x < 0 \\ \pi/2 & y > 0, x = 0 \\ -\pi/2 & y < 0, x = 0 \end{cases} \quad (8)$$

定义 M 和 m 为

$$M = 0.5 [c + a + \sqrt{b^2 + (a-c)^2}] \quad (9)$$

$$m = 0.5 [c + a - \sqrt{b^2 + (a-c)^2}] \quad (10)$$

当 M 和 m 同时较大时, 对 m 进行非极大值抑制处理, 便可得到图像特征点.

2 RANSAC 算法进行特征点匹配

RANSAC(Random Sample Consensus)算法是鲁棒性较高的参量估计方法^[10], 其基本思想是: 首先根据具体问题设计出某种目标函数, 然后通过反复提取最小点集, 估计该函数中参量的初始值, 利用这些初始值把所有的数据分为满足估计参量的“内点”(Inliers)和不满足估计参量的“外点”(Outliers), 最后再用所有的“内点”重新计算函数的参量. RANSAC 算法和传统的优化方法的区别在于: 传统方法先把全部的数据点作为内点计算出初始参量值, 然后重新计算并统计内点和外点; 而 RANSAC 算法是利用部分数据作为内点得到初始

值, 然后寻找数据集中所有的内点. 文献^[11]以直线拟合为例说明了 RANSAC 算法的思想.

RANSAC 算法中要确定三个参量: 所需最少的随机采样的次数 N , 内点与外点的阈值 d , 以及恰当内点个数的确定.

一般情况下, 提取的特征点误差均符合 0 均值, δ 方差的 χ_m^2 分布, 则阈值满足

$$d^2 = F_m^{-1}(\alpha) \delta^2 \quad (11)$$

式中 α 是内点的先验概率, 一般取为 0.95. 根据 χ_m^2 分布的性质, 可以计算出阈值 d . 实际应用过程中, 一般内点概率达到 0.95 以上就可以满足要求.

如果需要匹配的点对为 s 对, 设 p_i 为任何一对匹配点是内点的概率, 则 $\epsilon = 1 - p_i$ 为任何一对匹配点是外点的概率. 那么采样到 N 次时有

$$(1 - p_i^s)^N = 1 - p \quad (12)$$

这样就可以确定采样次数 N

$$N = \log(1 - p) / \log(1 - (1 - \epsilon)^s) \quad (13)$$

若总的特征点对为 n , 则恰当的内点个数为 $(1 - \epsilon)n$. 根据以上公式可计算出随机采样次数 N , 内点与外点的阈值 d , 以及确定内点个数, 进而实现特征点匹配.

3 匹配点优选策略及变换矩阵优化

在摄像机光心固定不动的情况下, 两幅待拼接图像间有如式(14)的坐标变换关系, 式中 $u' = (x', y', 1)^T$, $u = (x, y, 1)^T$, 是实际景物中同一点在两幅图像中的坐标, 即匹配点. 实现图像拼接的目标就是求出满足式(14)中的待拼接两幅图像间的坐标变换矩阵 H ^[12]. 若不考虑两幅图像间的变形失真, 则 $m_6 = m_7 = 0$, 八参量缩减为六参量, 只要准确优选出三个匹配点对, 便可以精确计算出这六个参量, 再用 Levenberg-Marquardt 优化算法求出精确的变换矩阵 H .

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

或者

$$u' = Hu \quad (14)$$

因此如何准确优选匹配点是实现图像拼接的一项关键技术. 本文提出一种匹配点自动优选策略, 该策略充分利用图像重叠部分信息, 可达到较理想的拼接效果. 设两幅图像中的三对匹配点为: $(x'_0, y'_0, 1)^T \in I'$, $(x'_1, y'_1, 1)^T \in I'$, $(x'_2, y'_2, 1)^T \in I'$, $(x_0, y_0, 1)^T \in I$, $(x_1, y_1, 1)^T \in I$, $(x_2, y_2, 1)^T \in I$, 由式(14)得

$$\begin{bmatrix} x'_0 \\ y'_0 \\ x'_1 \\ y'_1 \\ x'_2 \\ y'_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 & y_0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_0 & y_0 & 1 \\ x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_2 & y_2 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} m_0 \\ m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ m_4 \\ m_5 \end{bmatrix} \quad (15)$$

令

$$B = (x'_0, y'_0, x'_1, y'_1, x'_2, y'_2)^T,$$

$$m = (m_0, m_1, m_2, m_3, m_4, m_5)^T,$$

A 为式(15)6×6 的方阵,则 m 的初始值可以通过下式得出 $m = A^{-1}B$ 图像中两个像素 $P(x_1, y_1), q(x_2, y_2)$ 的城区距离定义为

$$D = |x_1 - x_0| + |y_1 - y_0| = D_x + D_y \quad (16)$$

式中: $D_x = |x_1 - x_0|, D_y = |y_1 - y_0|$. A 矩阵中匹配点间的距离可表示成 D_x, D_y 的函数.

由于 RANSAC 特征点匹配算法可能存在误差,假设图像 I 中真实的匹配点为 $(x_t, y_t)^T \in I$,检测到的匹配点为 $(x, y)^T \in I$,它们之间的误差为 δ_x, δ_y ,有

$$|x - x_t| = \delta_x, |y - y_t| = \delta_y \quad (17)$$

A 矩阵中的匹配点的检测值坐标和真实值坐标的关系用匹配点间距离 D_x, D_y 及误差 δ_x, δ_y 表示为因为

$$|x_1 - x_0| = D_x, x_0 = x_{0t} \pm \delta_{x0}$$

所以

$$x_1 = x_{0t} - \delta_{x0} + D_x \quad (18)$$

同理

$$y_1 = y_{0t} \pm \delta_{y0} \pm D_y.$$

故 A 矩阵中的匹配点对都可以表示成某一匹配点对坐标、距离 D_x, D_y 、及误差 δ_x, δ_y 的函数.当 D 较大时,匹配误差 δ 的影响就较小,匹配精度就较高.故选取城区距离最大的两个匹配点,然后在两个匹配点中间区域寻找另外一个匹配点,使得它的城区距离同时距上两个匹配点较远.如图 2, A、D 为城区距离最远的两个匹配点,中间区域有 B、C 两

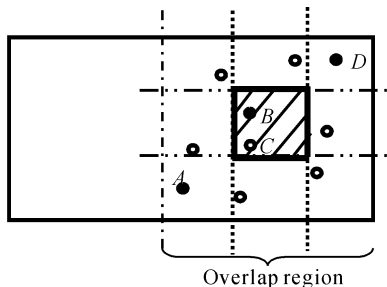


图 2 匹配点优选
Fig.2 Matching point optimum seeking

点,而 B 点同时离 A、D 点较远,故 A、B、D 三个匹配点为最优匹配点.该方法选取的匹配点,能够充分利用重叠部分的图像信息,尽可能减少映射变换的累积误差,提高了拼接的准确性.将 A、B、D 三个优选的匹配点作为 LM 算法的迭代初值,计算变换矩阵 H,可以有效减少算法的迭代次数,很快计算出 H 的最优解.最后对拼接结果进行融合处理,实现了图像的无缝拼接.

4 试验结果

本文分别利用相位一致特征点检测方法和传统的 Harris 特征点检测方法对试验图像进行特征点检测,结果如下图所示.图 3 为光照不均的图像检测结果.

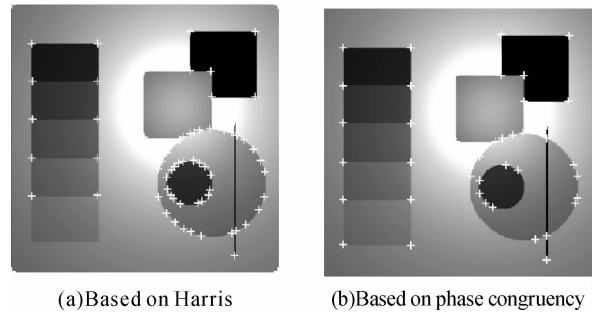


图 3 光照不均情况下两种方法的特征点检测结果对比
Fig.3 Results on the detection of feature points with different approaches under non-uniform illumination.

图 4 为受高斯噪声污染的图像检测结果,从图中可看出相位一致特征点检测不受光照变化影响,同时具有较好的抗噪性能.为了评价本文提出的拼接方法的性能,利用实测数据进行了拼接试验.图 5 (a)为待拼接的两幅图像.图 5(b)中,左图为 Harris 特征点结果,右图为相位一致特征点检测结果,从图中可看出,相位一致检测方法不易受噪声及边缘的影响,能更准确地提取角点信息.

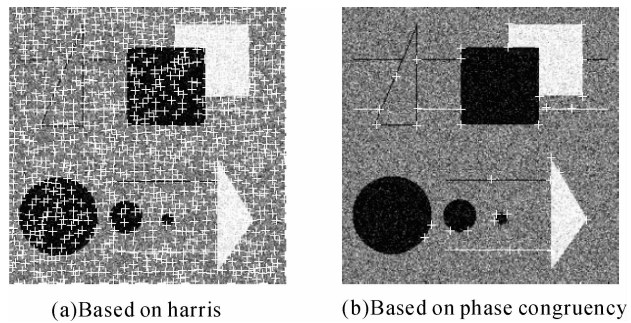


图 4 两种方法对加噪图像的特征点检测结果对比
Fig.4 Results on the detection of feature points with different approaches under in noise environment.

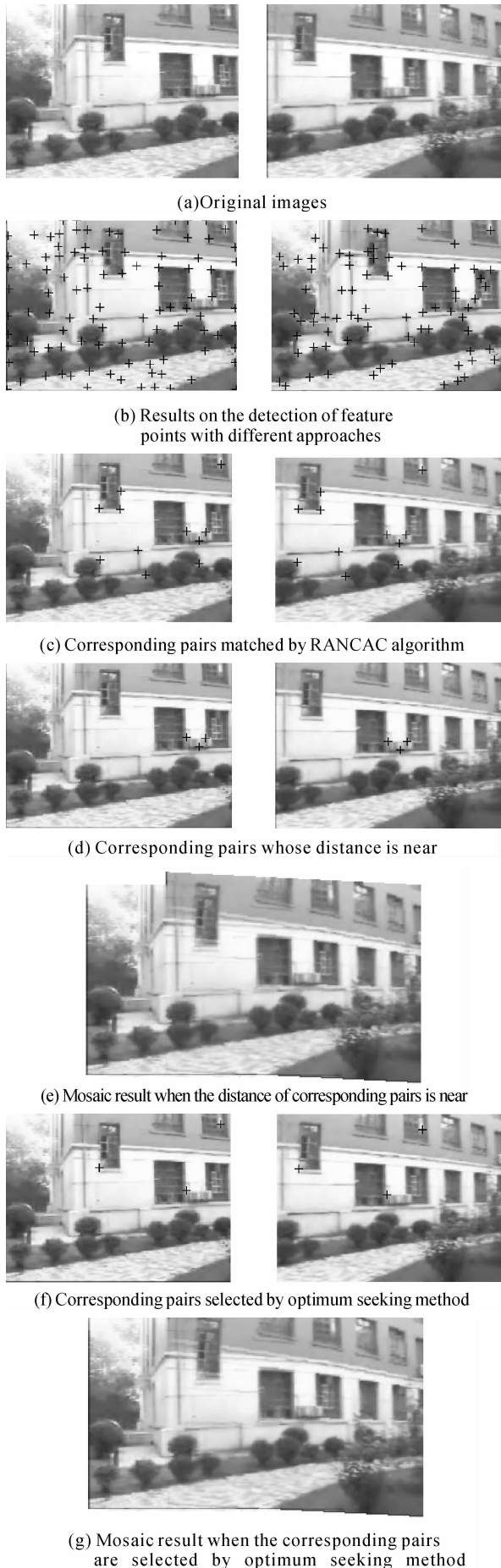
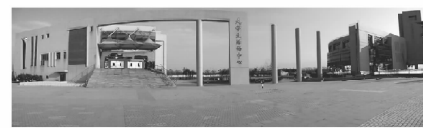
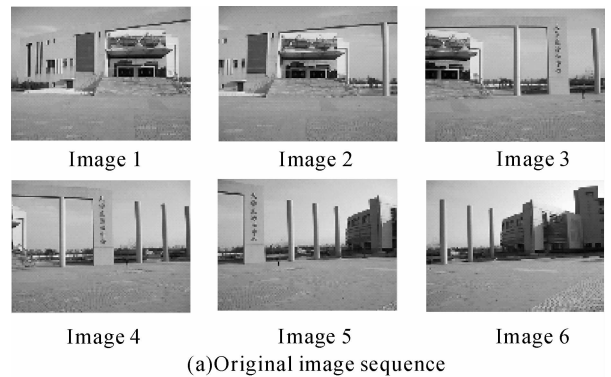


图5 两幅图像拼接结果

Fig. 5 Two image mosaic result

图 5(c)为 RANAC 算法特征点匹配结果. 图 5(d)选择了距离较近的三个匹配点作为 LM 算法的迭代初值,进行图像拼接,导致了错误的结果,如图 5(e). 图 5(f)是利用文中提出的特征点优选策略选出的匹配点,用这样的匹配点进行拼接,得到较好的拼接效果,如图 5(g). 图 6(a)是西安邮电学院大学生活动中心图像序列,图 6(b)是利用本文方法拼接后的效果.



(b) Image sequence mosaic result

图6 图像序列拼接结果

5 结论

传统的基于特征点的拼接方法,都不同程度的受噪声或者光照不均的影响而失效;基于优化理论的方法由于初始特征点的选取容易陷入局部鞍点,从而导致拼接失败. 本文通过利用相位相关性来进行特征点提取,一定程度上克服了噪声和光照带来的影响;采用文中提出的匹配策略,有效利用了重叠部分图像信息,可进一步提高匹配点的准确性. 并结合 LM 优化算法计算图像变换矩阵,使得本文所提出的拼接方法具有更好的鲁棒性,拼接精度可以达到亚像素级.

参考文献

- [1] JIAO Yu-long, LUO Xiu-juan, MA Jian-kang. An approach of extracting reliable feature points for image matching [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35**(2): 312-315.
焦玉龙, 罗秀娟, 马健康. 一种凹凸边界上特征点的提取方法[J]. *光子学报*, 2006, **35**(2): 312-315.
- [2] XIAO Fu, WU Hui-zhong, XIAO Liang, *et al.* Image mosaic based on stationary wavelet decomposition and energy function optimization [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(4): 763-767.
肖甫, 吴惠中, 肖亮, 等. 基于静态小波分解和能量函数优化的图像拼接[J]. *光子学报*, 2007, **36**(4): 763-767.
- [3] SZELISKI R, SHUM H Y. Creating full view panoramic image mosaics and environment maps [C]. *Proceedings Of*

- The 24 th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 1997:251-258.
- [4] Harris C Stephens M J. A combined corner and edge detector [C]. *Proceedings of the Fourth Alvey Vision Conference*, 1988:147-151.
- [5] ZOU Li-hui, CHEN-Jie, ZHANG Juan. The comparison of two typical corner detection algorithms[C]. *IITA'08 Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*, 2008:211-215.
- [6] OPPENHEIM A V, LIM J S. The importance of phase in signals [C]. *IEEE*, 1981, **69**(3): 529-541.
- [7] MORRONE M C, OWENS R A. Feature detection from local energy [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1987, **6**(5):303-313.
- [8] PETER K. Image features from phase congruency [J]. *Journal of Computer Vision Research*, 1999, **1**(3):1-26.
- [9] Peter Kovesi. Phase congruency detects corners and edges [A]. *Proceedings of DICTA'03: The Australian Pattern Recognition Society Conference*, 2003:309-318.
- [10] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with application to image analysis and automated cartography [J]. *Communication Association Machine*, 1981, **24**(6): 381-395.
- [11] ZHAO Xiang-yang, DU Li-min. An automatic and robust image mosaic 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].中国图像图形学报,2004, **9**(4):417-422.
- [12] RICHARD H, ANDREW Z. Multiple view geometry in computer vision [M]. *Cambridge: The Press Syndicate of The University of Cambridge*, UK, 2000.

Image Automatic Mosaic Method Based on Feature Points and Optimization Theory

HUANG Qiong-dan¹, QIU Yue-hong², TIAN Xiao-ping¹

(1 *Department of Electronic & Information Engineering, University of Post and Telecommunications, Xi'an 710121, China*)

(2 *Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China*)

Abstract: A new method for image mosaic is presented. Phase congruency algorithm is utilized to extract feature points. The proposed auto matching point optimizing method is used to realize the automatic selection of matching points. Levenberg-Marquardt optimization algorithm is used to estimate the transformation matrix between two images accurately. And, the seamless image mosaic is completed with smoothing algorithm. This method combines both feature points-based and optimization theory-based approach effectively, and it can make full use of image overlap information. This method can overcome the effect of noise and non-uniform illumination. Therefore it is more precise and robust than conventional algorithm. The experimental results illustrate that this method is very satisfied.

Key words: Image mosaic; Phase congruency; Extracting feature points; Matching points optimum seeking



HUANG Qiong-dan received the M. S. degree in 2006 from Xidian University. Her research interests focus on image processing and signal processing.