

基于特征点和泊松融合的红外序列图像拼接

李 亮, 顾国华, 钱惟贤, 陈 钱, 任建乐

(江苏省光谱成像与智能感知重点实验室, 南京理工大学, 江苏 南京 210094)

摘 要: 提出了一种基于特征点和重叠过渡泊松融合的红外序列图像无缝拼接方法。该方法首先采用简化的 SIFT 特征提取方法获得图像特征点, 然后利用双向互匹配的方法提高特征点的匹配精确度, 再通过引入随机抽样一致性(RANSAC)算法剔除误匹配点对并求出图像间的变换矩阵, 最后将改进的重叠过渡的泊松融合完成图像间的无缝拼接。该算法具有很好的鲁棒性, 允许图像有旋转变换和缩放变换, 且不受图像噪声影响。实验结果表明: 该方法简单有效, 可以在保持图像清晰度的前提下, 明显消除拼接缝隙, 提高拼接图像的质量。

关键词: 图像拼接; SIFT 特征; 双向互匹配; 泊松融合

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)09-2584-05

Infrared image sequence mosaic based on feature points and Poisson fusion

Li Liang, Gu Guohua, Qian Weixian, Chen Qian, Ren Jianle

(Nanjing University of Science and Technology, Jiangsu Key Laboratory of Spectral Imaging & Intelligent Sense, Nanjing 210094, China)

Abstract: A seamless IR image sequence mosaic method based on feature points and principle of overlap transition Poisson image fusion was proposed. Firstly, a simplified SIFT was used to extract invariant feature points from images. In order to improve the accuracy of matching, bidirectional and complementary matching method was used. Then, random sample consensus (RANSAC) was used to perform reliable matching parameters of the transformation between images which were obtained from the matched feature points. Finally, Poisson image fusion was used to accomplish seamless image mosaic. The feature points were invariant to affine transformation, noise contamination, leading to robustness of the method. Experimental results show that the image mosaic method is simple and effective, and eliminate the mosaic seams while keeping good image definition.

Key words: image mosaic; SIFT feature; bidirectional and complementary matching; Poisson fusion

收稿日期: 2013-01-05; 修订日期: 2013-02-15

基金项目: 国家自然科学基金(61101199); 江苏省自然科学基金(BK2011699)

作者简介: 李亮(1987-), 男, 硕士生, 主要从事红外图像处理和目标探测等方面的研究。Email: liliang0282@163.com

导师简介: 顾国华(1966-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事光电探测与图像处理、红外物理与红外工程等方面的研究。

Email: gghnust@163.com

0 引 言

红外成像具有抗干扰能力强,可夜间工作的优点,但是可观测的视场比较小,因此红外图像拼接成为解决这一缺陷的途径之一。红外图像拼接是指将同一场景相互有重叠部分的一系列图片合成为一幅大的宽视角全景图像技术^[1]。

近年来,国内外对于图像拼接各方面的研究已经取得了不少的成果,但仍存在一定的问题。李寒等人采用 SIFT 特征提取算法进行匹配再使用加权平均算法进行融合^[2],该方法优点是对亮度变化、旋转以及尺度的缩放保持不变性,对噪声、视角的变化以及仿射变换,也具有鲁棒性。但是由于加权平均算法只对重叠的区域进行加权平均,因此只在重叠区域实现了融合过渡,不能很好的消除鬼影,且对配准误差也很敏感。赵辉等人采用 Harris 角点检测算法进行匹配再使用多分辨率方法进行融合^[3],该方法对于旋转、尺度缩放比较大及边缘信息较少的图像配准效果不好。多分辨率方法原理是将图像分解成多幅尺度图像再合成,可以完成整图范围内的融合过渡,且对配准误差的敏感度降低。但是由于经过多次滤波造成了信号的减弱,最终合成的图像容易变暗和模糊,且计算量比较大,不利于实时性。O.L.Mangasarian 等人采用伯恩斯坦多项式渐入渐出的算法思想^[4],该方法优点是能在较少的计算量下,快速实现图像灰度或颜色的平滑过渡,由于只能实现一维方向上的过渡,当图像的位置关系复杂或者垂直方向错位比较严重时,该算法的效果不好。

鉴于以上不足,文中通过采用降维后的 SIFT 匹配算法并引入双向互匹配和 RANSAC 算法有效保证了配准的精度,最后通过基于重叠过渡的泊松融合完成序列图像的拼接,明显消除拼接缝隙,实现图像间的平滑过渡,提高了拼接图像的质量。

1 红外序列图像配准

1.1 简化的 SIFT 算法

SIFT 算法模拟人类在不同距离上观察事物的过程,在多尺度空间中充分利用特征点周边的邻域信息,构造其特征描述符,使该算法具有旋转尺度不变的特点^[5]。整个算法流程如图 1 所示。SIFT 特征提

取的步骤如下。

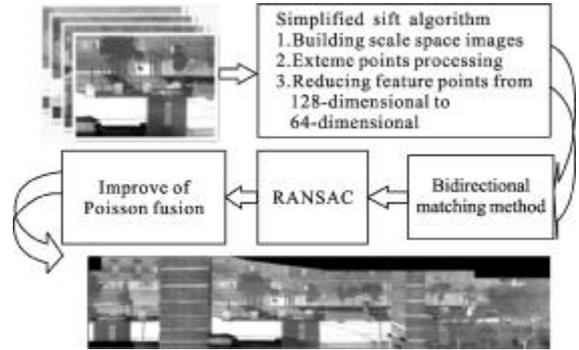


图 1 算法流程

Fig.1 Process of algorithm

(1) 形成尺度空间图像。采用唯一线性的高斯卷积核构造高斯差分方程(简称 DOG 算子),与原始图像 $I(x, y)$ 进行卷积运算,进而得到高斯差分图像:

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] \times I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (1)$$

式中: $G(x, y, \sigma)$ 为尺度可变的高斯函数; $L(x, y, \sigma)$ 为在原图像尺度空间下的高斯图像; k 为乘积因子。

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

基准图像与待配准图像分别通过不同尺度的高斯核函数进行连续滤波和下采样,得到多组不同尺寸大小的高斯模糊图像。由差分图像和高斯模糊图像分别构建高斯差分金字塔和高斯金字塔。如图 2(a)所示。

(2) 极值点的检测及定位。如图 2(b)所示,将检测点与其同尺度的邻域及相邻尺度共 26 个点相比较,如果此检测点为极小或者极大值点,就将该点选为候补特征点。通过剔除候补特征点中稳定性差及对比度低的边缘响应特征点,保证图像配准的稳定性及精度。

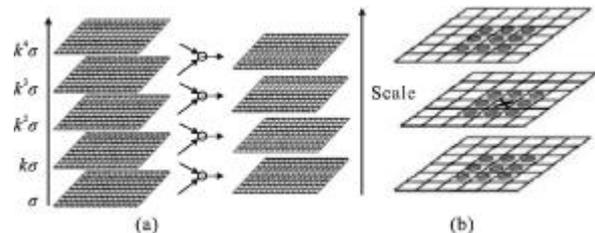


图 2 高斯尺度空间

Fig.2 Gaussian scale space

(3) 特征描述符的生成。特征描述符是通过统计特征点邻域的梯度信息得到的。Lowe 选取 $0, 1/4\pi,$

1/2π、4/3π、π、5/4π、3/2π 和 7/4π 这 8 个方向,可以看成是由 4 对相反的方向组成。每对相反的方向梯度间的差别在于一个表示的是减少量,另一个表示的是增加量。因此,可以像向量运算一样,对这 4 对相反的方向进行运算,从而得到每对的绝对值。通过这样的简单改进就能将 8 方向的描述减少到 4 方向,从而降低计算量。如图 3 所示。

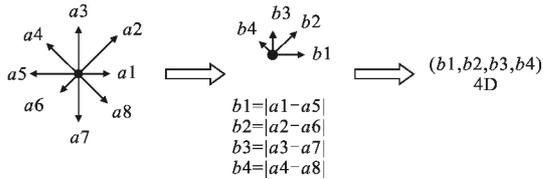


图 3 4 方向描述子生成示意图

Fig.3 Diagram of four direction descriptors

这样就可以用一个 4 维的向量表示每个区域。每个特征点,相比原始算法的 128 维(16×8=128)降为 64 维 (16×4=64),维数降了一半,计算量也有较大的缩减。该方法不但解决了原始 SIFT 描述子维数高的问题,还保留了其光照不变性及旋转不变性的优点。

在 CPU 主频为 2.5 GHz,内存为 4 G 的计算机上,对 30 组图片进行算法时间统计,降维后的算法较经典算法减少 16.8%的运算时间。表 1 给出了其中三组的具体运算时间。

生成特征点的描述子后,图像特征点的提取工作就完成了。接下来进行的是图像的配准工作,就是从以上图像中提取的特征点及其描述子中选择匹配的点对,从而得到两幅图像间的变换矩阵。

表 1 配准算法对比

Tab.1 Registration algorithm for contrast

No.	Image Size	Time/s		Match points	
		Classic SIFT	Simplify SIFT	Matching	Bidirectional matching
1	320×256	1.352	1.124	201	182
2	400×340	1.881	1.560	233	203
3	640×512	2.872	2.371	292	241

1.2 特征点双向互匹配及 RANSAC 算法

常用的 SIFT 的匹配算法通过计算两个特征点之间的欧氏距离来完成。就是通过计算出与特征点描述符 s_i 的最近的特征点描述符 t'_j 的欧氏距离 d' ,

以及次近的特征点描述符 t''_j 的欧氏距离 d'' 。计算两组描述符间欧氏距离的比值,即 $d'/d''=r$ 。若 r 值在设定的阈值范围内,则匹配成功,反之,匹配失败。该匹配方法简单便捷,但是误匹配率较高。文中采用双向互匹配的方法,首先从缩小特征点的搜索范围入手,通过相互映射的方法降低误匹配率。比如说,在进行匹配映射的过程中,对于点对 (s_i, t'_j) ,存在两点间相互的对应关系,即 $[s_i \rightarrow t'_j]$ 和 $[s_j \leftarrow t'_i]$,最终的匹配结果可以记为 (第一幅图像与第二幅图像匹配结果) 和 (第二幅图像与第一幅图像匹配的结果) 的交集。表 1 给出了其中三组的匹配对数。

以上得到的特征匹配点对,可用 RANSAC 算法剔除误匹配的特征点对,求得图像间的坐标变换关系。具体步骤如下。

(1) 从候选的匹配特征点对中任取 4 点对建立方程,解出它们间的变换矩阵。算出剩余特征点经该矩阵后得到的坐标,可得到与其他匹配点之间的欧氏距离,记为 dv 。

(2) 若 dv 小于指定阈值,则该特征点为正确的匹配点,反之为误匹配点。统计正确匹配点的数目。文中假设正确匹配点数占总匹配点数的比例大于 95%时,得到的匹配点对为最佳的匹配点对集合,反之执行(3)。

(3) 再随机选 4 对匹配点,重新执行(1)和(2),直到得到最佳的匹配点对集合为止。利用最小二乘法解出图像间的变换参数。

如图所示,图 4(a)为未经过 RANSAC 算法的特征匹配点对,通过观察可以发现有些匹配错误的点对。图 4(b)为经过 RANSAC 算法后的特征匹配点对,很好的剔除误匹配特征点对。

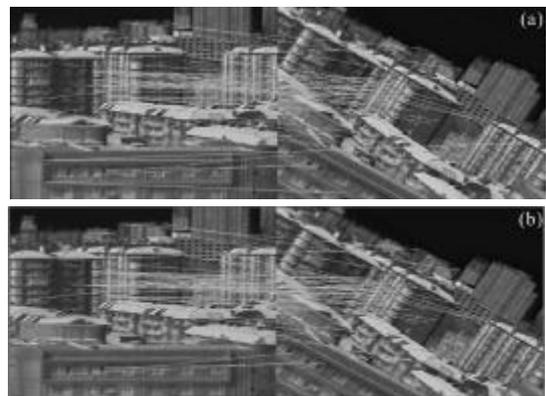


图 4 经过 RANSAC 算法前后特征匹配点对

Fig.4 Registration feature points before and after RANSAC algorithm

2 泊松图像融合

2003 年 Patrick Perez 等人提出了 Poisson 图像编辑方法^[6],该方法采用图像的梯度场对需要融合的区域进行引导性插值,从而把图像的融合问题转化为求函数的最小化问题。从而利用 Poisson 方程求解函数的变分问题。文中在此基础上提出了一种重叠过渡的泊松融合方法解决两幅图像之间的融合问题。

2.1 图像的离散表示

对于一幅图像而言,可以通过像素点把问题离散化。为此,可以定义如下的基本变量, \mathbf{p}, \mathbf{N}_p 表示由像素的上下左右 4 个像素组成的集合点, $\langle \mathbf{p}, \mathbf{q} \rangle$ 为像素对,其中 $\mathbf{q} \in \mathbf{N}_p$ 。

为求出 $f|_{\Omega} = \{f_p, \mathbf{p} \in \Omega\}$, 可以用 f_p 表示 \mathbf{p} 点的 f 值。为了求出梯度域的函数,设 $\mathbf{v} = \nabla I_{source}|_{\Omega}$, 则其离散表达式为:

$$v_{p,q} = I_p^{source} - I_q^{source}$$

化简后可得:

$$\nabla^2 f = I_{source} \text{ over } \Omega, \text{ with } f|_{\partial\Omega} = I_{target}|_{\partial\Omega} \quad (3)$$

由拉普拉斯有限差分公式,将公式(3)离散化为:

$$|\mathbf{N}_p|f_p - \sum_{q \in \mathbf{N}_p \cap \partial\Omega} f_q = \sum_{q \in \mathbf{N}_p \cap \partial\Omega} I_q^{target} + \sum_{q \in \mathbf{N}_p} v_{p,q}, \text{ for all } \mathbf{p} \in \Omega \quad (4)$$

如果 Ω 含有边缘的像素,则这些像素的邻域将由 4 降为 3 或者 2,即 $|\mathbf{N}_p| \leq 4$ 。对于 Ω 内部的像素点来说,由于公式(4)的右边区域不存在边界条件,可把(4)公式化简为:

$$|\mathbf{N}_p|f_p - \sum_{q \in \mathbf{N}_p} f_q = \sum_{q \in \mathbf{N}_p} v_{p,q} \quad (5)$$

边界条件一般具有任意性的特点,因此用公式(5)解整体线性方程组,具有一定难度,经典的线性迭代方法成为解决这一问题的的重要途径。

2.2 重叠过渡的泊松融合方法

如图 5 所示,该方法把重叠的区域分成两个彼此相邻的未知区域,把两幅图像上相应位置的像素强度均值作为相邻边的像素强度,对于与相邻边相对的边的像素强度,可以取一幅图像的像素强度,从而实现重叠过渡。

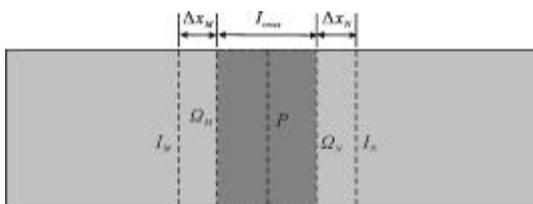


图 5 重叠过渡的泊松融合

Fig.5 Principle of overlap transition Poisson image fusion

具体细节如下。

(1) 未知区域划分:从重叠区域的边界处向左和右分别扩展 ΔX_M 和 ΔX_N , Ω_M 和 Ω_N 即为新得到的边界与重叠区域中线 \mathbf{p} 所构成的两个待泊松融合的未知区域,将 Ω_M 和 Ω_N 分别进行融合。

(2) 泊松融合参数初始化:取两幅源图像的对应区域的梯度作为 Ω_M 和 Ω_N 的指导场,重叠区域中线 \mathbf{p} 的两侧边界 $\partial\Omega$ 可以取边界图像 I_M 和 I_N 的像素均值。比如位于 Ω_M 边界 $\partial\Omega_M$ 上点 \mathbf{a} 的像素可以表示为:

$$\partial\Omega_M(\mathbf{a}) = \frac{I_M(\mathbf{a}) + I_N(\mathbf{a})}{2} \quad (6)$$

与上述邻边相对的边界,可以直接选取图像上的像素值,对于上下边界则直接取零。

(3) 未知区域的泊松融合求解:对所有未知区域用公式(4)进行求解,最后合成一幅融合过渡好的图像。为得到 $\mathbf{U}\mathbf{X}=\mathbf{V}$ 的形式,可将未知区域的每个像素点得到的公式(4)合在一起。采用高斯-赛德尔超松弛迭代方法求解,迭代过程如下:

$$x_i^{(k+1)} = x_i^k + \frac{w}{u_i} \left[v_i - \sum_{j=1}^{i-1} u_{i,j} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n u_{i,j} x_j^k \right] \quad (7)$$

由于每个像素最多拥有 4 个近邻,故公式(7)中的 n 个未知数中只有 4 个需要更新。假设图像坐标系原点位于图像左下角,则这 4 个未知数分别为左邻、下邻、右邻和上邻。设第 i 个像素的上邻和下邻的编号分别是 \mathbf{t} 和 \mathbf{s} ,根据公式(4)可以将公式(7)化简为:

$$x_i^{(k+1)} = x_i^k + \frac{w}{u_i} (v_i + x_{i-1}^{(k+1)} + x_s^{(k+1)} + x_{i+1}^k + x_t^k) \quad (8)$$

式中: u_i 为第 i 个像素的相邻像素个数,记为 $|\mathbf{N}_p|$ 。经过上述简化计算后,不但加快了计算速度,还节约了存储空间。

3 实验结果及分析

文中采用制冷型大小为 320×256 的红外热像仪输出视频流,经过视频采集后,直接使用计算机实时拼接,使用 C++ Builder2007 实现算法。经过仿真,得到如下的实验结果。

任选相邻帧序列图像,图 6(a)是用参考文献[2]即 SIFT 特征提取算法以及加权平均算法得到的,在融合部分有明显的带状感觉,拼接缝隙(标记 2)比较明显,用眼睛能够观察出区别。在标记 1 处,通过放大能发现拼接处出现了错位。这是由于加权平均算法只对重叠区进行加权平均,对配准误差很敏感。图 6(b)

是采用参考文献[3]即 Harris 角点检测及多分辨率算法的拼接效果,从图中可以看到拼接图像变得模糊、失真,在标记 1 处可以明显发现车轮变得模糊,这是由于多次滤波造成的信号减弱使画面明显的变暗。图 6(c)是采用文中的算法得到的。图 7 是用文中算法给出的学校大门的序列拼接序列图。

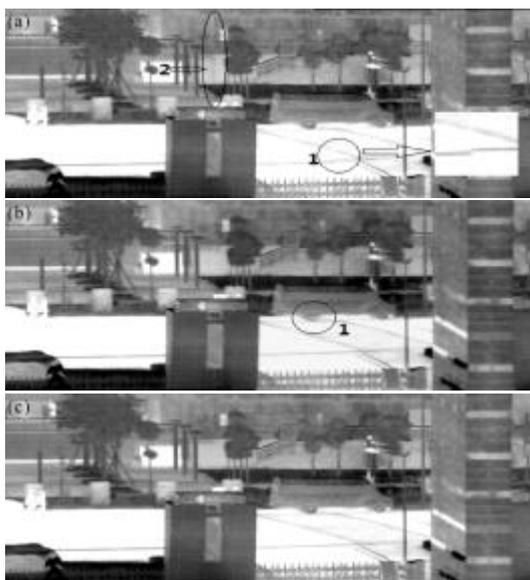


图 6 不同算法下实验结果图

Fig.6 Diagram of experimental results with different algorithms



图 7 采用文中方法得到的红外序列拼接图像

Fig.7 IR sequence mosaic image based on this method in the paper

以上结论都是从主观角度观察得到的,由于人的视觉特性、心理状态等因素的影响,评价尺度很难掌握。下面从定量角度分析。

文中采用参考文献 [7] 提到的评价图像融合拼接质量的几个指标,即相关度 R 、熵、空间频率和平均梯度。 R 表示拼接图像与原图像的相关度,理想状态下 R 为 1; 图像的熵是包含平均信息量多少的度量,熵值越大说明融合拼接的效果相对越好;空间频率反映图像的全面活跃水平,其值越大,图像越清晰;平均梯度越大,图像越清晰。

经过统计得到计算结果见表 2。从表中可以看到文中算法的 R 值最高,表明和原图的相关性最强,在熵、空间频率和平均梯度方面文中算法同样也有着显著的优势。

表 2 客观数据统计

Tab.2 Objective statistics

Fusion method	R	Entropy	Spatial frequency	Average gradient
Fig.6(a)	0.935	6.852	23.072	13.024
Fig.6(b)	0.951	6.953	22.676	12.932
Fig.6(c)	0.981	7.345	23.601	13.361

4 结论

文中提出了一种实现红外序列图像拼接的新方法,首先采用简化的 SIFT 算法,降低计算的复杂性,提高实时性,接下来采用双向互相关的匹配算法,提高配准精度,再通过 RANSAC 算法去除误匹配对,最后通过采用重叠过渡的泊松

融合实现图像的无缝拼接。实验表明该方法简单快速,可在保持图像清晰度的前提下,明显消除拼接缝隙,提高了拼接图像的质量。拼接后的图像能很好的应用于战场监测、场景建模、虚拟现实等领域。文中算法不仅适用于红外序列图像拼接,对其他成像系统的序列图像拼接也具有一定的参考价值。文中算法也有其他拼接算法类似的局限性,如当重叠部分场景信息不是很丰富或者重叠部分过小时,不能有效的提取特征点,因此这也是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] Liu Xiaojun, Yang Jie, Sun Jianwei, et al. Image registration approach based on SIFT [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2008, 37(1): 156-160. (in Chinese)
- [2] Li Han, Niu Jizhen, Guo He. Automatic seamless image mosaic method based on feature points [J]. *Computer Engineering and Design*, 2007, 28(9): 2083-2085. (in Chinese)
- [3] Zhao Hui, Chen Hui, Yu Hong. An improved fully-automatic image mosaic algorithm[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(2): 336-342. (in Chinese)
- [4] Mangasarian O L, Musicant D R. Lagrangian support vector machines[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(3): 161-177.
- [5] Lowe DG -distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [6] Perez P, Gangnet M, Blake A. Poisson image editing [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3): 313-318.
- [7] Ma Donghui, Xue Qun, Chai Qi, et al. Infrared and visible images fusion method based on image information[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(6): 1170-1171. (in Chinese)