

# 基于特征点的全自动无缝图像拼接方法

李 寒, 牛纪桢, 郭 禾

(大连理工大学 计算机科学与工程系, 辽宁 大连 116023)

**摘 要** :提出了一种基于特征点的全自动无缝图像拼接方法。该方法采用对于尺度具有鲁棒性的 SIFT 算法进行特征点的提取与匹配,并通过引导互匹配及投票过滤的方法提高特征点的匹配精确度,使用稳健的 RANSAC 算法求出图像间变换矩阵  $H$  的初值并使用 LM 非线性迭代算法精炼  $H$ ,最终使用加权平滑算法完成了图像的无缝拼接。整个处理过程完全自动地实现了对一组图像的无缝拼接,克服了传统图像拼接方法在尺度和光照变化条件下的局限性。实验结果验证了方法的有效性。

**关键词** :图像拼接; SIFT 特征点; 引导互匹配; 随机抽样一致算法; 变换矩阵

中图分类号 :TP391 文献标识码 :A 文章编号 :1000-7024 (2007) 09-2083-03

## Automatic seamless image mosaic method based on feature points

LI Han, NIU Ji-zhen, GUO He

(Department of Computer Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

**Abstract** : An automatic seamless image mosaic method based on feature points is proposed. First a scale-invariant feature extracting algorithm SIFT is used for feature extraction and matching. In order to improve the accuracy of matching, guided complementary matching and voting filter is used. Then, the transforming matrix  $H$  is computed with RANSAC algorithm and LM algorithm. And finally image mosaic is completed with smoothing algorithm. The method implements automatically and avoids the disadvantages of traditional image mosaic method under different scale and illumination conditions. Experimental results show that the image mosaic method is stable and effective.

**Key words** : image mosaic; SIFT features; guided complementary matching; RANSAC algorithm; transforming matrix

## 0 引 言

图像拼接是计算机视觉领域的一个重要分支。它是一种将多幅相关的重叠图像进行无缝拼接从而获得宽视角全景图像的技术。近年来,国内外对于图像拼接各细节的研究已取得了一些成果<sup>[1-3]</sup>,但对于尺度、视差及光照变化较大的图像序列的拼接效果还有待提高。此外,目前对于完整的全自动无缝图像拼接技术的研究还较少。针对以上现状,本文给出了一种基于特征点的全自动无缝图像拼接方法。该方法依据图像拼接过程中各阶段涉及的理论与技术,利用 RANSAC (random sample consensus) 算法、引导互匹配、加权平滑算法等技术克服了传统图像拼接技术中的局限性(如光照、尺度变化的影响等),实现了光照和尺度变化条件下的多视角无缝图像拼接。

## 1 拼接方法的总体设计

文中的图像拼接技术包括4大部分:图像获取;特征点提取与匹配;图像配准;图像融合。各部分均采用了当前图像处理领域的先进算法,并使用相应的精炼技术对各部分的处理结果进行优化,以达到较理想的拼接效果。整个技术的实现

流程如图1所示。

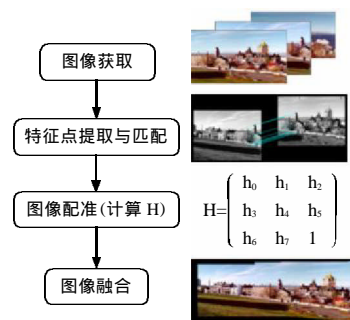


图1 图像拼接技术流程

## 2 图像获取

图像获取是实现图像拼接的前提条件。不同的图像获取方法会得到不同的输入图像序列,并产生不同的图像拼接效果。目前,获得图像序列的方法主要有3种<sup>[4]</sup>: 照相机被固定在三脚架上,通过旋转照相机获取图像数据; 照相机固定在可移动平台上,通过平行移动照相机获取图像数据; 手持

收稿日期:2006-04-20 E-mail: lihan409@hotmail.com

作者简介:李寒(1981-),女,辽宁沈阳人,硕士研究生,研究方向为数字图像处理;牛纪桢,女,副教授,研究方向为计算机应用;郭禾,男,副教授,研究方向为数字图像处理、计算机应用。

照相机,拍摄者采用定点旋转或沿垂直于照相机光轴的方向移动的拍摄方式获取图像数据。文中采用了第3种图像获取方法。该方法仅需一台普通手持照相机,方便实用。

### 3 特征点的提取与匹配

#### 3.1 特征点提取

输入的图像序列由于照相机的运动存在着视角和尺度上的噪声。为了克服上述干扰,本文采用了2004年Low改进的SIFT<sup>[4]</sup>算法完成图像序列特征点的提取。

SIFT算法又称尺度不变特征点提取方法,其实现主要包含4个步骤:检测尺度空间极值;精炼特征点位置;计算特征点的描述信息;生成本地特征描述符。即先使用高斯过滤器对原始图像进行若干次连续滤波建立第一个尺度组。再把图像减小到原来的一半,进行同样的高斯滤波形成第二个尺度组,之后,重复操作直到图像小于某一给定阈值为止。接下来对每个尺度组中的高斯图像进行差分,形成高斯差分尺度组(DoG图像)。然后,取这些高斯差分图像中的局部极值,便得到了尺度空间域上的图像特征点。最后,用128维的向量(包括位置、尺度、方向等信息)表示每个特征点,这样就生成了用于图像特征匹配的图像特征描述符。该算法是在空间域和尺度域上同时进行特征点的计算与提取的,因此得到的特征点具有尺度不变性,能够正确的提取尺度和视角变化较大的图像序列中存在的特征点,有效地克服了输入图像中的噪声干扰。

#### 3.2 特征点匹配

SIFT的匹配算法是通过计算两个特征点描述符之间的欧氏距离得到的。即找出与特征点描述符 $p_i$ 欧氏距离最近和次近的两个邻居特征点描述符 $q_i'$ 和 $q_i''$ ,然后计算 $p_i$ 与 $q_i'$ 以及 $p_i$ 与 $q_i''$ 两组描述符之间欧氏距离的比值 $r_i$ 。如比值 $r_i$ 小于规定阈值则视为匹配成功, $(p_i, q_i')$ 点对则为图像序列中的一对匹配点,否则匹配失败。这种匹配方法简便快捷,但会产生误匹配。因此本文中采用引导互匹配及投票过滤两种技术来提高匹配精度。

(1)引导互匹配法:该方法的思想是缩小特征点搜索范围,并采用互映射的方法减少错误匹配。假设图像变换矩阵的当前估计为 $H$ ,根据对极几何特性, $H$ 规定了第一幅图像中的点 $x$ 在第二幅图像中对极线 $Hx$ 周围的搜索范围。因此应在第二幅图像的对极线 $Hx$ 周围的一定区域内搜索点 $x$ 的匹配点。此外,根据互映射原理,即匹配点对之间的映射关系的对称性,对于匹配点对 $\{p_i, q_i'\}$ ,在进行匹配映射时,应存在这两点间的对应关系 $\{p_i, q_i'\}$ 和 $\{p_i', q_i\}$ 。因此,最终的匹配结果可表示为:(第一幅图像与第二幅图像进行引导匹配的结果)(第二幅图像与第一幅图像进行引导匹配的结果)。

(2)投票过滤法:使用投票过滤法消除误匹配的理论依据如下:在两幅相关的图像序列中,相机的旋转和尺度变化均相对稳定,因此连接图像中各组匹配点对所形成的向量之间的偏差应符合某一规律。如图2所示,假设图像1中的特征点 $p_i$ 和 $p_j$ 分别与图像2中的特征点 $q_i'$ 和 $q_j'$ 相对应,即 $\{p_i, q_i'\}$ 与 $\{p_j, q_j'\}$ 是正确的匹配点对,则向量 $Ei=q_i'-p_i$ 与 $Ej=q_j'-p_j$ 应具有相同特性(长度、方向)。本文综合考虑两方面因素,首先计算图像序列中所有匹配点对的横纵坐标距离差的平均值,并将其记为该图像序列组的标准匹配阈值。然后,删除图像序列

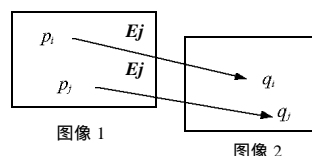


图2 消除误匹配

组中横纵坐标距离差与标准匹配阈值相差太远的匹配点对。即采用删除横纵坐标之差距离平均值太远的错误匹配点对的投票过滤方法来提高匹配精度。

### 4 图像配准

#### 4.1 图像配准的整体流程

图像配准是一种确定待拼接图像间的重叠区域以及重叠位置的技术,它是整个图像拼接的核心。本文采用的是基于特征点的图像配准方法,即通过匹配点对构建图像序列之间的变换矩阵,从而完成全景图像的拼接。为了提高图像配准的精度,本文采用了RANSAC<sup>[6]</sup>、LM等算法对图像变换矩阵进行求解与精炼,达到了较好的图像拼接效果。自动计算图像间变换矩阵 $H$ 的算法流程如下:

(1)在每幅图像中计算特征点。

(2)计算特征点之间的匹配。

(3)计算图像间变换矩阵的初始值 RANSAC鲁棒估计,重复 $N$ 次采样( $N$ 由自适应算法确定):选择4组对应点组成一个随机样本并计算变换矩阵 $H$ ;对假设的每组对应计算距离 $d$ ;计算与 $H$ 一致的点内数;(选择具有最多内点数的 $H$ ,在数目相等时,选择内点标准方差最小的那个解)。

(4)迭代精炼 $H$ 变换矩阵:由划分为内点的所有的匹配重新估计 $H$ ,使用LM算法来最小化代价函数。

(5)引导匹配:用估计的 $H$ 去定义对极线附近的搜索区域(本文定义与对极线的距离小于1.5像素的区域为搜索区域),进一步确定特征点的对应。

(6)反复迭代(4)、(5)直到对应点的数目稳定为止。

#### 4.2 计算图像间变换矩阵初始值

设图像序列之间的变换为投影变换<sup>[6]</sup>

$$H = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & 1 \end{bmatrix}$$

式中: $H$ 的自由度为8。设 $p=(x,y)$   $q=q(x',y')$ 是匹配的特征点对,则根据投影变换公式

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix}$$

可用4组最佳匹配计算出 $H$ 矩阵的8个自由度参数 $h_i$ ( $i=0,1,\dots,7$ ),并以此作为初始值。

为了得到较为精确的 $H$ 初始值,本文采用了鲁棒的RANSAC方法。该方法重复 $N$ 次随机采样,通过寻找匹配误差的最小值得到一组与 $H$ 一致的数目最多的内点,并从这些内点中重新计算出精确的 $H$ 初始值。

#### 4.3 精炼图像间变换矩阵

由初始 $H$ 值迭代精炼图像间变换矩阵的算法流程如下:

- (1)对图像 I 中每个特征点 $(x,y)$ : 计算图像 I'中的对应点 $(x',y')$ ; 计算对应点之间的误差 $e=I'(x',y')-I(x,y)$ ; 计算 H 各分量相对误差 $e$ 的偏导数; 构造 H 增量计算函数 $(A+\lambda I) \quad h=b$ ;
- (2)解 H 增量函数得到  $h$ ,修正 H;
- (3)判断误差值 $e$ ,若误差减小但未小于阈值,则继续计算新的  $h$ ,否则增大 $\lambda$ 值,重新计算  $h$ ;
- (4)当误差 $e$ 小于规定阈值时,停止计算,得到 H。

即使用迭代的方法计算所有点对间距离之和 $E=\sum_{i=1}^N e_i^2=\sum_{i=1}^N [I'(x',y')-I(x,y)]^2$ 的最小值。当距离和 $E$ 值小于规定阈值时,停止迭代,得到最终图像间变换矩阵 $H$ 。

为在较少步骤内迭代收敛到较为精确真实的图像间变换矩阵 $H$ ,本文使用了 Levenberg-Marquardt 非线性最小化迭代算法<sup>[7]</sup>。该算法主要是通过计算图像间变换矩阵 $H$ 各分量 $h_i(i=0,1,\dots,7)$ 相对于 $e_i$ 的偏导数 $\frac{\partial e}{\partial h_0}=\frac{x}{D}, \frac{\partial e}{\partial h_1}=\frac{y}{D}, \frac{\partial e}{\partial h_2}=\frac{\partial I'}{\partial x}, \dots, \frac{\partial e}{\partial h_7}=\frac{\partial I'}{\partial x'}+\frac{\partial I'}{\partial y'}$ 来构造计算 H 增量的函数 $(A+\lambda I) \quad h=b$ (其中 A 的分量为 $a_{ki}=-\sum \frac{\partial e}{\partial h_k} \frac{\partial e}{\partial h_i}$ , b 的分量为 $b_k=-\sum e \frac{\partial e}{\partial h_k}$ ),从而通过获得的 H 增量来逐步精炼 H。

## 5 图像融合

根据图像间变换矩阵 $H$ ,可以对相应图像进行变换以确定图像间的重叠区域,并将待融和图像注册到一幅新的空白图像中形成拼接图。需要注意的是,由于普通的手持照相机在拍摄照片时会自动选取曝光参数,这会使输入图像间存在亮度差异,导致拼接后的图像缝合线两端出现明显的明暗变化。因此,在融和过程中需要对缝合线进行处理。进行图像拼接缝合线处理的方法有很多种,如颜色插值和分分辨率样条技术等<sup>[8,9]</sup>,本文采用了快速简单的加权平滑算法处理拼接缝问题。该算法的主要思想是:图像重叠区域中像素点的灰度值 Pixel 由两幅图像中对应点的灰度值 Pixel\_L 和 Pixel\_R 加权平均得到,即  $\text{Pixel}=k \times \text{Pixel}_L+(1-k) \times \text{Pixel}_R$ ,其中 $k$ 是可调因子。图 3 为加权平滑算法图。



图3 加权平滑算法

通常情况下  $0 < k < 1$ ,即在重叠区域中,沿图像1向图像2的方向  $k$  由1渐变到0,从而实现重叠区域的平滑拼接。为使图像重叠区域中的点与两幅图像建立更大的相关性,令 $k=d1/(d1+d2)$ ,其中  $d1, d2$  分别表示重叠区域中的点到两幅图像重叠区域的左边界和右边界的距离。即使用公式  $\text{Pixel}=\frac{d1}{d1+d2} \times \text{Pixel}_L+\frac{d2}{d1+d2} \times \text{Pixel}_R$  进行缝合线处理。

## 6 实验结果

图4给出了使用本文方法实现的由4幅待拼接图像生成全景图的示例。实验结果表明该方法能够自动完成图像序列的拼接操作,效果较好。但在图像拼接缝的处理上还不够理



图4 原始图及拼接图像(大连理工主楼广场)

想,有待研究。

## 7 结束语

本文给出了一种基于特征点的全自动无缝图像拼接方法,该方法弥补了传统图像拼接方法在尺度、视角及光照变化较大情况下图像拼接效果较差的缺陷,具有如下特点:采用 SIFT 算法提取的特征点具有尺度不变性;采用引导互匹配和投票过滤方法降低了特征点的错误匹配率;使用 RANSAC 方法给出较为精确的图像间变换矩阵初值,从而避免了 LM 迭代算法收敛到局部最小值而不是全局最优结果。大量实验表明,本文方法对于输入图像尺度、视差变化较大的情况具有较好的处理效果,是一种稳定的高精度自动图像拼接方法,具有实用价值。

## 参考文献:

- [1] Su M S, Hwang W L, Cheng K Y. Analysis on multiresolution mosaic images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(7):952-959.
- [2] 谢凯,郭恒业,张田文. 图像 Mosaics 技术综述 [J]. 电子学报, 2004,32(7):630-634.
- [3] 唐璠,谭立球,宋文功,等. 全方位全景图像的生成[J]. 小型微型计算机系统, 2004,25(1):143-147.
- [4] Chen C Y, Klette R. Image stitching-comparisons and new techniques[C]. Lecture Notes in Computer Science, 1999.615-622.
- [5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91-110.
- [6] Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision[M]. London: 2nd Cambridge University Press, 2004.8-11.
- [7] 智平华,孙季丰. 真实场景的图像拼接方法[J]. 中国图象图形学报, 2003,(8):377-380.
- [8] 林诚凯,李惠,潘金贵. 一种全景生成的改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2004,35(3):69-71.
- [9] 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.