

基于改进 SIFT 和 Contourlet 变换的图像拼接方法研究

张 勇^{1,2}, 王志锋¹, 马 忍¹

(1 重庆邮电大学 通信新技术应用研究中心, 重庆 400065; 2 重庆信科设计有限公司, 重庆 400065)

摘 要: 基于改进的 2DPCA-SIFT 算法, 提出了一种结合 Contourlet 变换的新的图像拼接方法. 用 Contourlet 变换进行图像融合的优势是, 它可以消除色差, 使融合之后的图像更清晰. 实验结果表明, 该方法能够提高图像配准的速度和精度, 增强图像拼接的效果.

关键词: 图像拼接; 图像配准; 融合; SIFT; Contourlet

中图分类号: TP31

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2016)10—0134—05

Image Mosaic Method Research Based on Improved SIFT and Contourlet Transform

ZHANG Yong^{1,2}, WANG Zhi-feng¹, MA Ren¹

(1 Research Centre for Application of New Communication Technologies,

Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2 Chongqing Information Technology Designing Co., Ltd, Chongqing 400065, China)

Abstract: Based on the improved 2DPCA-SIFT algorithm, this paper presents a new method of image mosaic based on Contourlet transform. The advantage of using Contourlet transform for image fusion is that it can eliminate the color difference and make the image more clear after fusion. Experimental results show that this method can improve the speed and precision of image registration, and enhance the effect of image mosaic.

Key words: image mosaic; image match; fusion; SIFT; Contourlet

1 引言

目前, 研究者广泛使用图像拼接技术将几幅有重叠部分的图像拼接成一幅宽视野、无缝的高分辨率图像. 其中, 图像配准和图像融合是图像拼接的两个重要步骤^[1].

SIFT 算法在图像配准算法中综合性能是最好的, 但是它也存在计算复杂、配准精度不高的问题, 因此本文设计一种改进的方法, 使用这个方法可以提高配准的速度和精度. 图像融合是图像拼接中的另一个重要步骤. 图像融合中最常用的方法是加权平均融合法. 虽然这个方法使用简单, 但是融合的效果并不理想, 因为两幅图像重叠部分的颜色差异无法正常的消除, 合并之后的图像通常是模糊的. 本文

将 Contourlet 变换理论应用在图像融合中. 它将小波变换扩展到更高的维度, 可以更准确地描述高维信息^[2]. 在图像融合过程中使用 Contourlet 变换可以使融合之后的图像更清晰.

2 基于改进 SIFT 算法的图像配准

2.1 SIFT 算法

SIFT 特征是一种基于尺度不变空间理论的局部特征描述子, 对图像的平移、尺度、旋转、视角、亮度等变换保持良好的不变性, 甚至对衍射变化、三维视点的变换也保持一定的稳定性^[3]. SIFT 算法的具体步骤包括建立多尺度空间、检测极值点、精确定位特征点、确定特征点方向以及生成 SIFT 特征描述符^[4]. SIFT 算法的流程图如图 1 所示.

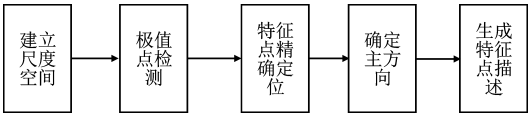


图 1 SIFT 算法流程

(1) 建立尺度空间

Koenderink 采用扩散方程对尺度空间的滤波过程进行描述,并使用精准的数学形式论证了高斯卷积核是实现尺度变化的唯一变换核,而 Lindeberg 采用不同方式进一步推导了高斯卷积核也是唯一的线性核^[4]. 二维高斯函数的定义如下:

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

式中,σ 为高斯正太分布的方差值,也称为尺度因子.

图像的尺度空间可以表示为一个函数 $L(x,y,\sigma)$,它是由原图像 $I(x,y)$ 与一个可变尺度的二维高斯核 $G(x,y,\sigma)$ 卷积运算获得:

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) \otimes I(x,y) \tag{2}$$

式中,⊗ 表示 x 和 y 两个方向上进行卷积操作, (x,y) 表示图像像素的位置.σ 尺度因子的大小决定图像平滑的程度,σ 的值越大,就说明图像边缘越清晰,而细节越模糊,平滑程度就越大.相反,如果 σ 的值越小,就说明图像的细节信息保留的越好,平滑程度也越小^[5].

极值点的检测是在尺度空间下进行的,为了加快在尺度空间中检测特征点的速度,Lowe 教授提出了 DOG 空间的概念.极值检测就是首先通过构建高斯差值 DOG 以及高斯金字塔,然后在 DOG 空间里对极值进行检测来确定特征点的尺度以及位置.相邻尺度空间的差值 DOG 用 $D(x,y,\sigma)$ 表示:

$$\begin{aligned} D(x,y,\sigma) &= [G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)] \otimes I(x,y) \\ &= L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \end{aligned} \tag{3}$$

DOG 金字塔的构建如图 2 所示.

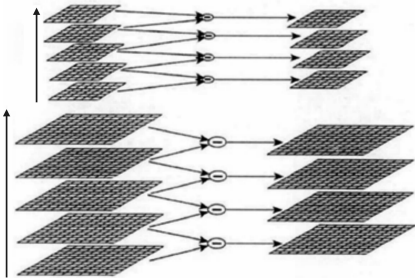


图 2 DoG 金字塔的构建过程

(2) 检测极值点

为了获得极值点,每一个检测点都要与周围点

的灰度值进行比较,同时,还要和该层的上下相邻层所对应的 9×2 个点的灰度值进行比较,即总共与 26 个点进行比较,如图 3 所示.假如该像素点的灰度值是这 26 个点中的最大值或者最小值,那么该点就被定义为候选极值点.

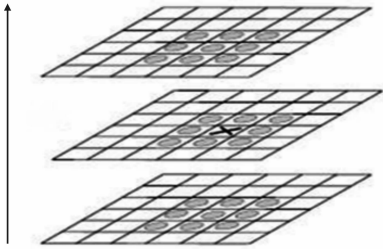


图 3 DOG 空间极值点检测

(3)精确定位特征点

对于检测到的候选极值点,通常还需要进一步进行筛选,因为大部分的极值点还存在噪声和边缘响应.首先利用尺度空间函数 $D(x,y,\sigma)$ 的 Taylor 二次展开式对曲线拟合,然后采用极值点尺度位置的 2×2 Hessian 矩阵计算其主曲率. 2×2 Hessian 矩阵如下:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \tag{4}$$

记 $\text{Tr}(H) = D_{xx} + D_{yy}$, $\text{Det}(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2$.

如果满足 $\frac{[\text{Tr}(H)]^2}{\text{Det}(H)} \leq \frac{(r+1)^2}{r}$ 其中 $r = 10$,则将该点保存下来,如果不满足条件,则去除改点.这样不稳定的边缘响应点也被剔除.经过一系列的计算,对比度较低的极值点以及不稳定的边缘点都被剔除,被保留下来的点就是所需要的图像特征点.

(4) 确定主方向

为了使最终生成的描述子在图像旋转的情况下依然保持很好的不变性,利用统计直方图信息的方式来为每一个特征点指定主方向.点 (x,y) 处的梯度幅值以及方向角度可以利用式(5),(6)来计算:

$$m(x,y) = ((L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2)^{\frac{1}{2}} \tag{5}$$

$$\theta(x,y) = \arctan \frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \tag{6}$$

式中, $m(x,y)$ 表示梯度幅值, $\theta(x,y)$ 表示梯度方向角度.

将梯度直方图从 $0^\circ \sim 360^\circ$ 的方向范围划分成 36 个柱,规定将梯度直方图中的峰值确定为特征点

的主方向. 为了增强算法的鲁棒性, SIFT 算法还给每一个特征点定义了辅方向, 即如果在直方图中有一个或多个大于主方向峰值 80% 能量的方向, 就把这些方向定义为此特征点的辅助方向. 因此, 一个特征点可以有两个以上的方向.

(5) 生成 SIFT 特征描述符

得到特征点的位置、尺度及方向信息之后, 就需要为每个特征点生成特征描述符, 换句话说, 就是采用一组向量将每个特征点描述出来, 使得特征向量能够适应不同的变换, 如尺度变换、平移变换、亮度变换、视角变换等^[6].

然后以特征点为中心取 8×8 的图像区域, 如图 4 所示, 在左图中, 中间的黑点代表特征点, 每一个小方格代表特征点邻域的一个像素点, 小箭头所指方向表示邻域内该像素的梯度方向, 其长度代表梯度的模值. 针对其中每一个 4×4 的子块分别计算 8 个梯度方向的直方图, 并对每一个梯度方向的值进行累加, 即可得到一个种子点. 如图 4 右边所示, 每一个种子点都有 8 个方向的梯度强度信息.

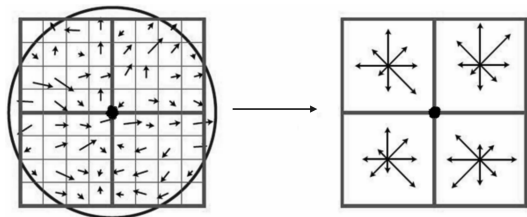


图 4 SIFT 特征描述子构成

2.2 改进的 SIFT 算法

2DPCA 算法与 PCA 算法相比, 协方差矩阵的计算更为容易, 并且其充分利用了图像的二维结构信息. 因此本文采用 2DPCA 算法对 SIFT 算法进行改进, 但是生成的特征描述符的维数仍然较大, 影响匹配的速度. 针对这一问题, 提出了采用双向 2DPCA 算法来对特征维数进行降维的方法. 双向 2DPCA 算法在水平方向投影的基础上又进行了一次垂直方向的投影, 使得两次投影之后的矩阵维数得到了进一步的降低.

与 PCA-SIFT 算法相同, 2DPCA-SIFT 提取特征点周围 41×41 的领域, 计算领域内每个像素点水平方向和垂直方向的梯度. 每一个像素点水平方向和垂直方向的梯度交替排列. 这样就将特征描述符转化为一个 39×78 维的矩阵. 之后利用双向 2DPCA 算法建立更为精简的特征描述符.

假设提取出有 M 个特征点, 则具体的改进步骤

如下:

(1) 将提取出的 39×78 维的 M 个特征点 $X_1, X_2, \dots, X_M$ 训练得到它们的均值矩阵:

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{X}_i$$

(2) 计算协方差矩阵 $\mathbf{G}_1$:

$$\mathbf{G}_1 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}})^T (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}})$$

(3) 计算协方差矩阵 $\mathbf{G}_2$:

$$\mathbf{G}_2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}}) (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}})^T$$

(4) 获得矩阵 $\mathbf{G}_1$ 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 和对应的特征向量 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$. 选取前 n_1 大的特征值所对应的特征向量构成投影矩阵 $\mathbf{W}_1$.

(5) 获得矩阵 $\mathbf{G}_2$ 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 和对应的特征向量 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$. 选取前 n_2 大的特征值所对应的特征向量构成投影矩阵 $\mathbf{W}_2$.

(6) 将 X_i 先在水平方向进行投影, 然后在垂直方向进行第二次投影, 最终得到特征矩阵 $\mathbf{Y} = \mathbf{W}_2 \mathbf{X}_i \mathbf{W}_1 (i = 1, 2, \dots, M)$

为了进行特征匹配, 本文将最终得到的特征矩阵 $\mathbf{Y}$ 转化成了向量的形式. 经过双向 2DPCA 变换后, 每一个特征点都有一个 $n_2 \times n_1$ 维的特征描述子. 本文选取 $n_1 = 8, n_2 = 4$, 最后组成 32 维的特征向量.

3 确定融合区域

本文在匹配阶段采用的是基于 k-d 树的 BBF 搜索策略. 经过配准之后, 我们可以通过这些匹配点来确定两幅图像的重叠部分.

本文通过计算单应性矩阵来确定两幅图像的重叠区域. 单应性矩阵是一个三阶矩阵, 它有 8 个未知的参数, 它可以反映两幅图像的变换关系^[6]. 假设匹配特征点有 N 个, 确定两幅图像重叠区域的流程如下:

(1) 从 N 个匹配点中随机选取 4 对 (8 个) 匹配点. 假设 (x, y) 是第一幅图像匹配点的坐标, (x', y') 是第二幅图像匹配点的坐标,

利用这 4 组匹配点, 可求出单应性矩阵中 $m_0 \sim m_7$ 的值.

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

(2) 求出单应性矩阵后, 我们可以用单应性矩阵求出匹配图像 1 在图像 2 对应的匹配特征点. 假设此时在图像 2 中求出的匹配点坐标为 (x'', y'') , 然

后我们计算真实的匹配特征点 (x', y') 和 (x'', y'') 的欧式距离。

(3) 设定一个阈值,如果在第二步中计算出来的欧式距离少于设定的阈值,我们定义这样的点为一个内点。否则定义这样的点为一个外点,记录内点的总数。

(4) 重复步骤 1 和步骤 3,找到内点最多的单应性矩阵。规定这个单应性矩阵为最后的单应性矩阵。

(5) 利用单应性矩阵,我们可以计算出第二幅图像的匹配点在第一幅图像中对应的位置。可以计算出第二幅图像的 4 个顶点相应的位置。如图 5 所示,然后就可以用它们的坐标来确定两幅图像的重叠区域。

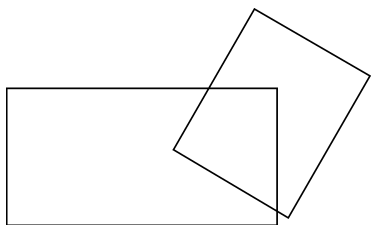


图 5 确定两幅图像的重叠区域

4 基于 Contourlet 变换的图像融合

两幅图像的重叠区域通常会有颜色的差异,为了使两幅图像能够无缝拼接,通常采用的方法是重叠区域线性过渡融合法。但是,这种方法会使拼接之后的图像变得模糊。在图像融合中引入小波变换可以解决上述的图像模糊问题^[7-9]。然而小波变换只能捕捉图像的水平、垂直、对角线方向的信息,无法精确表达图像的边缘方向信息。Contourlet 变换在方向性和各向异性方面要优于小波变换。针对上述缺点,本文采用 Contourlet 变换来对重叠区域采用不同的融合策略,来有效地捕捉图像的边缘信息。

4.1 Contourlet 变换理论

Contourlet 变换包含两个部分:拉普拉斯金字塔滤波器(LP)和方向滤波器组(DFB)。方向滤波器组只能处理图像中的高频分量信息,但是不能对图像中的低频信息进行处理。因此,在应用方向滤波器组之前,我们需要采用拉普拉斯金字塔滤波器去除低频信息^[10]。Contourlet 变换在分解时,通过 LP 会将原始图像分解为一个低频子带和一个高频子带,对低频子带继续进行上述过程,就可以形成一个迭代的计算过程,最终可以分解出图像的多尺度、多方向信息。图 6 为 Contourlet 变换的分解图。

4.2 基于 Contourlet 变换的图像融合算法

首先假设两幅需要融合的图像为 A 和 B。使用

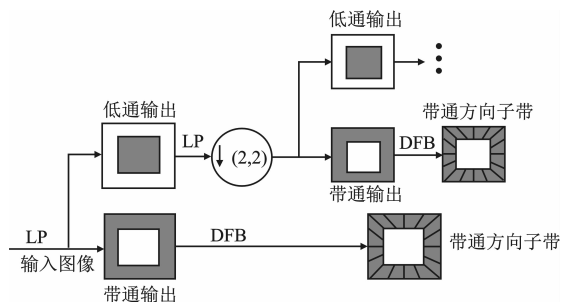


图 6 Contourlet 变换的分解图

上述改进的 SIFT 算法进行匹配筛选之后,可以找到两幅图像的重叠区域,重叠区域的合并使用下面的融合规则。

假设需要运用 Contourlet 变换的重叠区域是 AB。图像 a 是重叠区域在图像 A 中的部分,图像 b 是重叠区域在图像 B 中的部分。对图像 a 和 b 分别进行 Contourlet 变换分解,可以求得各自的 Contourlet 变换系数 Y_a 和 Y_b 。定义融合系数为 Y_f 。

对于低频信息,使用平均值融合法:

$$Y_f(i) = \frac{Y_a(i) + Y_b(i)}{2}$$

而对于高频信息,如果 DFB 分解参数 $l_j \neq 0$,则让 $Y_f(i) = \max\{|Y_a(i)|, |Y_b(i)|\}$ 。

如果 DFB 分解参数 $l_j = 0$,我们应该考虑这一层采用小波变换。然后利用小波变换技术对系数进行处理。

小波变换的低频信息:

$$Y_f(i) = \frac{Y_a(i) + Y_b(i)}{2}$$

高频信息: $Y_f(i) = \max\{|Y_a(i)|, |Y_b(i)|\}$ 。

计算出融合系数之后,进行 Contourlet 逆变换就可以求出融合图像。

5 结果分析

本文的实验平台是 Windows 7 操作系统,主频 2.6 GHz,内存是 4 GB,仿真平台采用 vs2010 + opencv2.4.4 平台进行实验。

如图 7 所示,(a)是原始的 SIFT 算法匹配之后的结果,有 177 对匹配对,其中正确的匹配对有 153 对,有 24 对误匹配对,匹配正确率为 86.4%,匹配耗时 5.3 s。(b)是本文采用 2DPCA-SIFT 算法的匹配结果,匹配对有 161 对,其中正确的匹配对有 148 对,有 13 对误匹配对,与图(a)相比,误匹配对减少了 11 对,匹配正确率为 91.9%,匹配耗时 3.4 秒。

可以看出本文改进的 SIFT 算法明显提高了匹配精度和匹配时间.



(a)SIFT 算法



(b)2DPCA-SIFT 算法

图 7 匹配结果

接下来,本文分别对 4 组不同类型的图像分别采用 SIFT 算法、PCA-SIFT^[8,9] 算法以及本文的 2DPAC-SIFT 算法,进行实验测试,并对实验结果进行统计,得到的数据如表 1 所示.

表 1 实验数据统计

类别		实验 1	实验 2	实验 3	实验 4
SIFT	匹配准确率/%	66.7	81.5	78.3	85.3
	匹配时间/s	7.4	4.3	7.3	6.4
PCA-SIFT	匹配准确率/%	74.7	87.6	88.2	91.3
	匹配时间/s	4.6	2.8	4.1	3.6
本文算法	匹配准确率/%	75.1	87.6	88.1	91.7
	匹配时间/s	3.7	1.9	3.3	2.3

由表 1 中的数据可以得到,PCA-SIFT 算法的匹配正确率要优于 SIFT 算法,本文方法在匹配方面的正确率与 PCA-SIFT 算法性能相当.在匹配效率方面,PCA-SIFT 算法的效率明显优于 SIFT 算法,本文算法在求解本征空间和投影计算的效率方面都要优于 PCA-SIFT 算法,因此匹配时间与 PCA-SIFT 算法相比,有所减少.

对特征点进行匹配,剔除误匹配点之后,就可以确定两幅图像的重叠区域,并对重叠区域采用本文改进的融合策略,达到无缝拼接的效果.

可以看出融合区域图像的质量更加清晰,效果更好,很好地保留了图像的边缘信息.

6 结束语

图像拼接技术的发展,在很大程度上取决于图

像配准和图像融合算法的创新.在配准阶段,本文将 2DPCA 算法引入到 SIFT 特征描述符的算法构造中,提出了 2DPCA-SIFT 算法,在匹配正确率方面优于 SIFT 算法,与 PCA-SIFT 算法性能相当.在匹配效率方面,本文 2DPCA-SIFT 算法效率要优于 PCA-SIFT 算法.在拼接阶段,本文结合了改进的 SIFT 算法和 Contourlet 变换进行图像融合,消除了融合重叠区域中的模糊现象,从实验结果可以看出,拼接的效果明显增强了很多.

参考文献:

[1] 瞿中,乔高元,林嗣鹏. 一种消除图像拼接缝和鬼影的快速拼接算法[J]. 计算机科学,2015,42(3):280-283.

[2] 杨舒,王玉德. 基于 Contourlet 变换和 Hu 不变矩的图像检索算法[J]. 红外与激光工程,2014, 43(1): 306-310.

[3] 宋佳乾,汪西原. 基于改进 SIFT 特征点匹配的图像拼接算法[J]. 计算机测量与控制,2015,23(2):512-515.

[4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariantkeypoints[J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2):91-110.

[5] 王田甲,刘国荣. SIFT 改进算法在图像配准中的应用[J]. 微电子学与计算机,2011,28(5):184-188

[6] 尚明姝. 基于改进 SIFT 特征匹配的快速图像拼接算法[J]. 微电子学与计算机,2014,31(1):64-67.

[7] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE,2004: 511-517.

[8] 王鹤,谢刚. 基于 PCA-SIFT 特征的目标识别算法[J]. 电视技术,2013,37(15):30-32.

[9] 左毅,陈勇,游华. 一种基于小波变换的快速 SIFT 图像拼接算法[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2014,31(3):77-81.

[10] 陈木生. 基于 Contourlet 变换和模糊理论的图像融合算法[J]. 激光与红外,2012,42(6):695-698.

作者简介:

张 勇 男,(1970-),正高级工程师,硕士生导师.研究方向为通信新技术应用.

王志锋(通讯作者) 男,(1988-),硕士研究生.研究方向为数字图像处理. E-mail:970138853@qq. com.

马 忍 男,(1990-),硕士研究生.研究方向为数字图像处理.