

基于 SIFT 算法和 Contourlet 变换的图像拼接研究

李校林^{1,2}, 李 银¹, 杜 奎¹

(1 重庆邮电大学, 重庆 400065; 2 重庆信科设计有限公司, 重庆 400065)

摘 要: 利用“回”型采样窗口将邻域分割成四个子域, 并采用自适应量化策略进行梯度直方图和局部区域的划分, 最终建立 96 维的特征点描述符, 进一步提高 SIFT 匹配算法的鲁棒性和实时性. 基于改进的 SIFT 算法, 根据 Contourlet 变换理论提出了一种新的图像融合方法, 主要解决边缘信息和纹理信息的融合问题, 有效地消除色差使融合后的图像更清晰. 实验结果表明, 这种新方法可以加快图像配准中的 SIFT 过程, 增强图像拼接效果.

关键词: 配准; 融合; SIFT; 自适应量化; Contourlet 变换

中图分类号: TP317

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)08-0062-04

Image Stitching Based on SIFT Algorithm and Contourlet Transform

LI Xiao-lin^{1,2}, LI Yin¹, DU Kui¹

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

2 Chongqing Information Technology Designing CO. LTD, Chongqing 400065, China)

Abstract: In this paper, we use the "back" sampling window to divide the neighborhood into four sub-domains and use the adaptive quantization strategy to divide the gradient histogram and the local area. Finally, we construct 96-dimensional feature point descriptor, and further improve the SIFT matching algorithm Robustness and real-time. Based on the improved SIFT algorithm, this paper proposes a new image fusion method based on Contourlet transform theory, which solves the fusion problem of edge information and texture information, and eliminates chromatic aberration to make the fused image clearer. Experimental results show that this new method can speed up the SIFT process in image registration and enhance the image stitching effect.

Key words: registration; fusion; SIFT; adaptive quantization; Contourlet transform

1 引言

图像拼接技术^[1]主要是利用几幅具有重叠部分的图像(来自不同角度、不同时间或者不同传感器)来构建一幅大型的宽视角、高分辨率的无缝图像, 目前已经普遍应用于地形勘测、军事侦察、环境监测、灾害预警等多个领域. 其中图像配准和图像融合是两个主要步骤, 图像拼接技术的发展通常取决于这两个方面的创新.

图像配准作为图像融合的基础, 近年来出现了不同的图像配准算法^[2], 其中 SIFT 匹配算法^[3]是其中综合性能最好的, 具有旋转、缩放、平移、光照、

仿射不变性. 然而, SIFT 算法如此复杂, 以致于在处理中浪费了太多的时间. 因此, 需要寻求提高 SIFT 执行速度的方法^[4], 本文提出了一种新颖的改进方法, 使用这种方法可以提高 SIFT 算法的执行速度, 又缩小了匹配误差.

图像融合是图像拼接中的另一个重要过程. 图像融合最常用的方法是基本加权平均法, 该方法对两个图片的重叠部分的色差不能有效地消除, 同时不能有效地处理边缘和纹理信息, 所以合并的图片通常是模糊的. 本文将 Contourlet 变换理论^[5]应用于图像融合过程, 通过把小波变换扩展到更高的维度, 来准确地描述更高的维度信息, 从而有效地融合

边缘和纹理信息大的区域,使融合后的图像比其他常规融合方法得到的图像更清晰.

2 基于改进 SIFT 算法的图像配准

2.1 SIFT 算法原理

SIFT 特征提取算法^[6]的具体步骤是:建立 DOG 尺度空间、检测极值点、精确定位特征点、确定特征点主方向以及生成 SIFT 特征描述子. SIFT 算法的具体流程如图 1 所示.

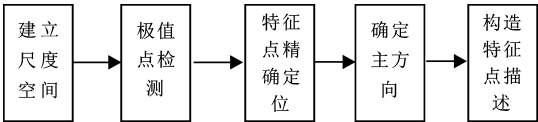


图 1 SIFT 算法流程

利用 SIFT 算法通过对大量图像进行实验统计各个阶段的所需时间占比,总结结果如表 1 所示.

表 1 SIFT 匹配算法各时间占比

各个阶段	所占比例/%
构造尺度空间	30~55
检测关键点	10
指定关键点方向	10
构造特征描述符	35~50

由表 1 可见在构造 SIFT 特征描述符的过程中耗时较多,因此优化该部分来减少整个算法所需的空间较大. 主要耗时原因在构造特征描述符时,以特征点为中心的 16×16 的采样窗口划分为 4×4 个子区域,每个子区域用 8 个直方图表示梯度方向,这就导致了 SIFT 的特征向量有 $4\times 4\times 8=128$ 维,计算很复杂.

2.2 改进 SIFT 匹配算法

根据距离特征点越近的邻域像素对特征点描述的影响越大这一特点,本文提出了一种基于自适应分级策略,以提高 SIFT 描述符的判别能力. 首先采用递减环数的方法对特征点邻域用“回”形窗口进行划分,其次代替使用常规的梯度直方图作为现有的局部描述符,根据距离局部特征中心的远近使用不同尺寸的多个梯度直方图. 具体做法如下.

(1) 以局部特征点为中心,把归一化的局部区域 S 根据不同的步长 $l=\{l_1,l_2,\cdots,l_m\}$ 分离成 m 个不重叠的回形子区域 $S(1),S(2),\cdots,S(m)$. 取 $l=\{3,2,2,1\}$,径向量化数 $m=4$;

(2) 采用自适应的梯度方向直方图数 $K=\{k_1,k_2,\cdots,k_m\}$,这是不同于其他基于分布的方法在每个局部区域生成一个常数直方图. 取 $k=\{8,6,4,4\}$;

(3) 对每个子区域 $S(m)$ 进行均匀的角度量化,量化数为 n ,由此就可以确定每个子区域 $S(i,j)$,其中 $i=\{1,2,\cdots,m\},j=\{1,2,\cdots,n\}$,子区域 $S(i)$ 角度量化数 $n=4$;

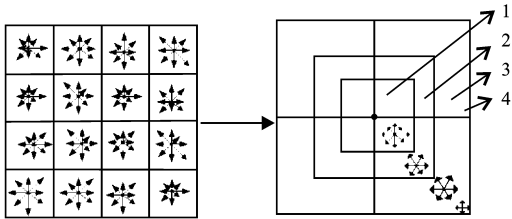
通过所有的子区域的梯度直方图的值组合成描述符 D ,定 D 如下:

$$D=\{H(1,1),\cdots H(i,j),\cdots,H(m,n)\}$$

$H(i,j)$ 是 $R(i,j)$ 的方向直方图,因此描述符的尺度计算如下:

$$d=\sum_{i=1}^m k_i\cdot n=8\times 4+6\times 4+6\times 4+4\times 4=96$$

采用不同的步长,即 3,2,2,1 的环数划分四个回形子区域,运用梯度直方图分别统计 4 个子区域内的不同梯度方向的梯度累加值. 总共得到 96 维的描述子向量. 考虑到越靠近中心特征点的像素对生成的描述子影响越大,将每个子区域生成的特征向量由内向外顺序排列. 最后统计各个子区域内的灰度累加值,并将其进行归一化处理,进一步去除光照、噪音等复杂因素的影响. SIFT 描述符构造图如图 2 所示.



SIFT 算法描述符采样图 改进 SIFT 算法描述符采样图

图 2 SIFT 描述符构造图

3 基于 Contourlet 变换的图像融合理论

两张图片的重叠区域通常有不同的颜色、光照,为了实现无缝拼接的图像,通常的解决方法是在重叠区域使用平滑过程. 然而,这种方法会降低图片的分辨率,造成图像模糊. 利用小波变换的影响可能是可以接受的,但是对于那些强大的定向边缘和纹理区域,融合效果会变差.

3.1 Contourlet 变换理论

Contourlet 变换包含两个部分:方向滤波器组 (DFB) 和拉普拉斯金字塔滤波器 (LP). DFB 本身并不适合处理图像的低频部分. 因此,在应用 DFB 之前,我们使用 LP 去除图像的低频部分. LP 输出带通方向分解后转移到 DFB,DFB 使用这些分解后过滤,可以有效地捕捉图像的全方位信息.

图 3 中 Contourlet 变换可以描述为:输入图像

$A_0[n]$ 的第 j 阶层的 LP 输出包括 j 层的带通图像 $B_j[n](j = 1, 2, 3 \cdots j)$ 和一个低通图像 $A_j[n]$, 则意味着 $A_{j-1}[n]$ 通过第 $j-1$ 阶层的 LP 分解为低频图像 $A_j[n]$ 和一个高频图像 $B_j[n]$. 因此每一个 $B_j[n](j = 1, 2, 3 \cdots j)$ 通过 DFB 分解成定向的子带带通图像 $C_{j,k}^l[n](k = 0, 1, 2 \cdots 2^l - 1)$.

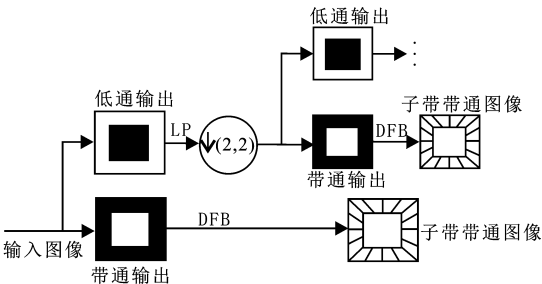


图 3 Contourlet 变换

Contourlet 变换的系数是无规律的二维小波变换, 取决于 DFB 分解参数 l_j . 相对于每层只有 4 个子带的二维小波变换, Contourlet 变换有 2^{l_j} 参量和灵活的参数比. 因此, Contourlet 变换非常适用于融合图像边缘和纹理信息较强的区域.

3.2 基于 Contourlet 变换的图像融合算法

Contourlet 变换理论^[7]用于解决这些融合边缘和纹理的地区是一种有效的方法^[8], 本文基于这一理论采用一种新的图像融合方法.

假设输入两幅图像待融合图像 A, B , 利用上一节的改进 SIFT 算法配准确定的重叠区域 AB , 从而使用如下的融合规则确定 Contourlet 变换系数:

$$T_A = \begin{cases} 1, & f_{\text{pixels}} \in A - AB \\ [1, 0], & f_{\text{pixels}} \in AB \\ 0, & f_{\text{pixels}} \in B - AB \end{cases}$$

通过使用 Contourlet 变换融合过程, 如图 4 所示.

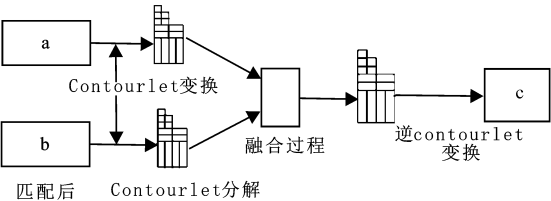


图 4 Contourlet 变换融合过程

图 4 中, a, b 分别表示重叠部分 AB 在图 A, B 的部分, 分别对这两部分进行 Contourlet 变换, 得到 Contourlet 变换系数 Y_a, Y_b , 定义融合后的图像的 Contourlet 变换系数 Y_f , 则出现以下情况.

(1) 对于对低频信息系数, 使用基本平均融合的方法:

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

(2) 对于高频信息系数:

① 如果 $l_j \neq 0$, 则 $Y_f(i) = \max\{|Y_a(i)|, |Y_b(i)|\}$;

② 如果 $l_j = 0$, 考虑到这一层采用小波变换, 然后利用小波变换技术来处理系数: $Y_f(i) = \frac{Y_a(i) + Y_b(i)}{2}$;

(3) 当高频信息系数存在的水平、垂直和对角方向时, $Y_f(i) = \max\{|Y_a(i)|, |Y_b(i)|\}$.

根据 Contourlet 变换系数进行融合后, 再做逆 Contourlet 变换融合系数矩阵, 然后我们可以得到拼接后图像 C , 如图 4 中的显示过程.

4 实验结果与分析

本文的实验平台是 Windows 7 系统, 主频 2.7 GHz, 内存是 4 GB, 仿真平台采用 vs2013 + opencv2.4.8 平台进行实验.

4.1 匹配算法实验

图 5 所示为所示为对光照变化、模糊变化、仿射变换三组图像分别使用经典的 SIFT 算法、SURF^[9] 算法以及本文改进的 SIFT 算法进行特征点匹配, 以匹配时间和正确匹配率^[10]来评价算法, 统计实验数据如表 2 所示.

表 2 SIFT 算法、SURF 算法、本文算法匹配数据

算法分类	评价标准	(a)	(b)	(c)
SIFT	匹配对数/对	278	265	391
	正确率/%	81.87	78.93	75.12
	匹配时间/s	6.582	5.431	5.977
SURF	匹配对数/对	185	178	259
	正确率/%	73.14	72.70	67.63
	匹配时间/s	3.165	2.673	3.138
本文算法	匹配对数/对	210	155	208
	正确率/%	91.05	90.89	88.51
	匹配时间/s	4.336	3.682	4.239

从仿真结果和表 2 来看, 运用本文的算法对图像进行匹配, 匹配效率和匹配正确率都明显增加. 这是本文采用一种基于自适应分级策略, 将 SIFT 的 128 维特征向量进行降维处理, 从而实现用 96 维特征向量来替换 128 维向量, 大幅度地减少了算法的运算时间, 同时提高了 SIFT 描述符的判别能力. 在匹配效率上明显比经典的 SIFT 算法提高不少, 大约有 40%~50%; 相对于 SURF 算法稍差, 这是因

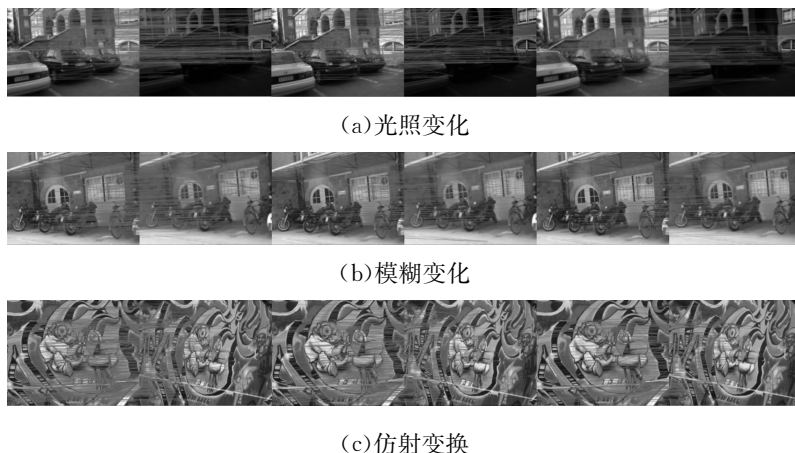


图 5 SIFT 算法、SURF 算法、本文算法匹配实验

为 SURF 算法在降低数据维度的同时,牺牲了匹配的精度,整个算法没有考虑到匹配率的提高.因此本文提出的算法既保证了特征点的鲁棒性又增强了算法的匹配速度,具有很强的实用性.

4.2 Contourlet 变换的图像融合算法实验

根据本文改进的 SIFT 算法对待融合图像进行匹配,利用 RANSAC^[10]剔除误匹配对,根据得到的变化矩阵确定重叠区域,最后运用提出的 Contourlet 变换方法对重叠区域进行融合,并使用传统的加权平均融合算法对上述匹配图形进行融合,实验结果表明,我们采用的 Contourlet 变换对 SIFT 提取的特征点进行频域全局纹理描述,增强了定向的边缘信息与纹理信息,对相似区域较多的、亮度差异较大的区域融合效果更佳.这意味着基于 Contourlet 变换的融合方法优于传统的加权平均的融合方法.

5 结束语

图像拼接技术的发展主要取决于图像配准和图像融合方法的改进.本文在深入研究 SIFT 匹配算法的基础上,提出了一种自适应量化策略来构建特征描述符的改进方法,简化了 SIFT 算法的计算复杂度,提高匹配效率同时又能保证检测的特征点的独特性和鲁棒性.在此基础上结合 Contourlet 变换理论,提出 Contourlet 变换的图像融合算法,解决了小波变换方向性不佳的问题,消除了重叠区域亮度差异引起的融合模糊现象,提高了边缘和纹理信息较强局部区域融合,实验结果也可以看出融合后的图像更清晰.

参考文献:

- [1] 洪宋. 基于 SIFT 算法和图结构的全景图像拼接[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2015.
- [2] 余婷, 厉小润. 基于 SIFT 的全自动遥感图像配准算法

[J]. 机电工程, 2013, 30(1): 111-115.

- [3] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. Int J Comput Vis, 2004 (60): 91-110.
- [4] Sedaghat A, Ebadi H. Remote sensing image matching based on adaptive binning SIFT descriptor[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(10): 5283-5292.
- [5] Do M, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2016.
- [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] Tu Jun. Image comprehension based on contourlet transform[J]. Computer and Modernization, 2010, 5: 69-71.
- [8] 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.
- [9] 李长春, 齐修东, 雷添杰, 等. 基于改进 SURF 算法的无人机遥感影像快速拼接[J]. 地理与地理信息科学, 2013, 29(5): 22-25.
- [10] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[C]// IEEE Computer Society Conference on computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2005.

作者简介:

李校林 男, (1968-), 正高级工程师, 硕士生导师. 研究方向为新一代移动通信技术、天线与电波传播.

李 银(通讯作者) 男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为计算机视觉、图像处理.

E-mail: liyin8971488@qq.com.

杜 奎 男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为图像处理、机器学习.