

全景图拼接中图像融合算法的研究

黄立勤* 陈财淦

(福州大学物理与信息工程学院 福州 350108)

摘要: 为了实现平滑连续的全景图拼接融合效果, 针对全景图拼接的特点, 提出了利用彩色空间变换和 Contourlet 变换结合对比度金字塔分解的图像融合算法。首先进行 HSI 彩色空间变换, 得到图像的亮度信息, 然后利用基于对比度金字塔的 Contourlet 变换对亮度信息进行塔式分解, 得到不同的频带信息, 再对不同频带进行融合处理。实验证明, 该文提出的算法充分利用 Contourlet 变换的轮廓特性, 展示了图像的细节信息, 从而很好地实现了全景图的拼接融合效果。

关键词: 图像拼接; 图像融合; Contourlet 变换

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)06-1292-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01220

Study on Image Fusion Algorithm of Panoramic Image Stitching

Huang Li-qin* Chen Cai-gan

(School of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: In order to achieve smooth and continuous panorama stitching effect, an image fusion algorithm which based on contrast pyramid and combines color space conversion and Contourlet transform is proposed by considering the characteristics of panorama stitching. Firstly, luminance information of images is calculated using HSI transform. Then contrasting pyramid based Contourlet transform is used to decompose luminance information to get sub-band information of images. Finally, images are reconstructed by fusing different sub-band's information. Experimental results show that the proposed algorithm which leverages the contour features of Contourlet transform and the detail information of images could achieve good effects on panorama stitching fusion.

Key words: Image stitching; Image fusion; Contourlet transform

1 引言

图像融合是信息融合与图像处理领域的研究热点。图像融合是将两幅图像中的有用信息综合到一幅图像中, 以获得同一场景更加全面的信息^[1,2]。图像融合技术的发展可以追溯到 20 世纪 80 年代, 主要应用于遥感图像、红外图像、医学图像处理等领域。

近年来, 随着军事、气象、旅游以及 3D 影视的发展, 对全景图的需求逐渐加大。而全景图主要是通过拼接获得的, 在全景图拼接中(包括图像配准、仿射变换、图像融合等), 图像融合是其中重要的一个环节, 它负责图像重合处叠加的优化处理, 图像融合的优劣直接影响到全景图的效果。目前, 全景图拼接技术领域常用的图像融合方法有均值融合法、加权平滑融合法、多分辨率融合法等^[3-5]。其中, 均值融合法是对图像重合部分直接取平均,

算法容易实现, 但会产生明显的拼接痕迹; 加权平滑法虽然在均值法的基础上改进不少, 但对于图像旋转、错位等情况的处理还不尽人意; 多分辨率融合法虽然可以体现较好的融合效果, 但实现较为繁琐, 且不易理解。

图像融合技术主要分为像素级、特征级和决策级 3 种层次, 基于像素级的图像融合技术在三者中具有最优的性能^[1]。研究者在研究像素级融合技术的过程中, 逐渐提出了线性加权法、小波变换法、彩色空间法、主成分分析法等图像融合的技术方法^[6-8]。这些优秀的图像融合算法主要应用局限于遥感图像、红外图像、多源图像以及医学图像等的融合, 而应用于全景图拼接的融合算法相对较少。

Contourlet 变换是文献[9]提出的一种多尺度局部的图像处理与表达方法, 应用广泛。文献[10]利用 Contourlet 算法进行可视对象跟踪的研究, 取得了良好的效果。而文献[11]利用 Contourlet 算法进行图像检索的研究也取得了不错的效果, 而更多的, 如文献[12,13]等利用 Contourlet 变换进行图像融合的研究, 取得了比较满意的效果。因此, 本文在前

2013-08-13 收到, 2013-12-13 改回

国家自然科学基金(61103175), 福建省科技计划项目(2011H0027)和福建省自然科学基金(2012J01268)资助课题

*通信作者: 黄立勤 hlq@fzu.edu.cn

人研究 Contourlet 变换的基础上，结合全景图拼接的特点，展开应用 Contourlet 变换的全景图拼接融合算法的研究。

2 本文算法概述

全景图拼接是一种局域图像处理的过程，并对

图像轮廓的拼接要求很高，而 Contourlet 变换又是很好的轮廓处理算法，所以本文在 Contourlet 变换的基础上实现基于 Contourlet 变换的全景图拼接融合方法。算法流程如图 1 所示，包括预处理、HSI 分解、对比度 Contourlet 变换、融合、逆变换以及 HSI 重构等。

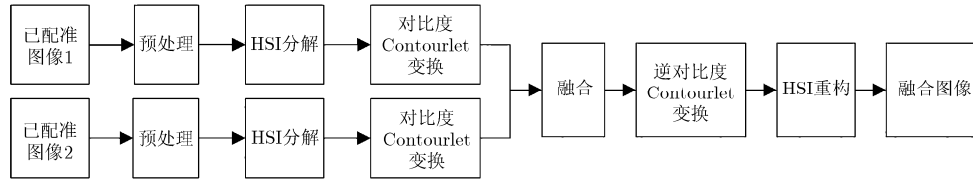


图 1 本文算法流程

3 预处理

对于全景图拼接，首先要进行配准、仿射变换等预处理操作。本文采用 SURF 算法^[14]结合二次双向匹配^[15]的方法对欲拼接的图像进行配准处理，然后对配准后的图像进行坐标的统一变换，即仿射变换。一般地，在同一地点捕获的具有重合部分的两幅图像如图 2 所示(阴影部分为重合部分)。然而由于相机的旋转，实际的场景应为图 3 所示的形式。为此，要在图像配准的基础上，对图 2 所示的源图像进行仿射变换。

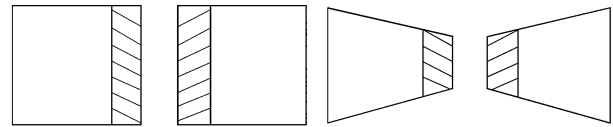


图 2 具有重合部分的图像

图 3 实际图像

除了利用配准的数据对图像进行仿射变换处理外，往往还需要对融合前的图像进行曝光补偿、增强、除噪等处理，以提高最终融合图像的质量。

4 HSI 分解

通常，彩色图像是以 R, G, B(红黄蓝)的形式呈现，这种色彩空间适合于硬件表示，在图像处理方面却不能很好地满足人眼的感知。而更符合人眼所接受的描述颜色信息的形式是一种叫做色调、饱和度、亮度的形式——HSI 色彩空间。其中前两者又合称为色度。色度与亮度信息直接表征了人眼感知的色彩信息。因此，对于全景图图像的拼接融合，采用 HSI 空间来表征图像可以很好地满足人眼的主观感知要求。

对于 RGB 形式的图像，可以通过式(1)转换到 HSI 空间。

$$\begin{aligned}
 H &= \begin{cases} \theta & B \leq G \\ 360 - \theta & B > G \end{cases} \\
 S &= 1 - \frac{3}{R + B + G} [\min(R, G, B)], \\
 I &= \frac{1}{3}(R + G + B)
 \end{aligned} \tag{1}$$

其中 R, G 和 B 分别表示像素的红色、绿色和蓝色分量， θ 由式(2)获得

$$\theta = \arccos \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right\} \tag{2}$$

5 融合原理

5.1 对比度 Contourlet 变换

Contourlet 变换可以很好地捕获图像特征的方向信息并且具有较低的冗余度。Contourlet 变换主要分为两个部分：(1)对图像进行带通采样，建立拉普拉斯金字塔进行多尺度分解；(2)采用方向滤波器组进行方向分解，得到方向子带，如图 4 所示。可见，两过程相互独立，易于理解。

对比度金字塔，又称比率低通金字塔(ration of low-pass pyramid)，是由文献[16]提出的一种图像金

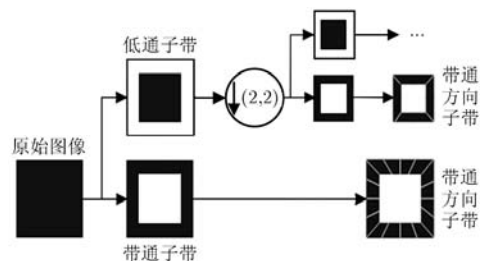


图 4 Contourlet 变换

字塔处理过程, 利用对比度金字塔融合的图像, 识别效果更有利于人眼的识别^[17,18]。对比度金字塔的构建是通过高斯低通滤波器逐层滤波的过程。假设输入的源图像为 $I(x, y)$, 定义为第 0 层, I_0 。定义经高斯低通滤波后得到的每一层为 I_n , 那么, 本文定义滤波构造下一层的过程为 $Rd(\bullet)$, 可以得到

$$I_n = Rd(I_{n-1}) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) I_{n-1}(2i + m, 2j + n) \quad (3)$$

其中 $1 \leq n \leq N$ 。由于在低通滤波过程中生成的每一层是低分辨率的, 所以要对该低通层做插值处理, 生成高频数据。那么在此定义插值过程为 $Ed(\bullet)$, 于是可以得到

$$I_{n,k} = Ed(I_n) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) I_{n-1}(2i + m, 2j + n) \quad (4)$$

式(4)表示, 对 I_n 进行 k 次插值得到 $I_{n,k}$ 。式(3)和式(4)中, $w(m, n)$ 为滤波函数。

本文是基于对比度金字塔的 Contourlet 变换, 定义图像的对比度为

$$C = \frac{g - g_l}{g_l} = \frac{g}{g_l} - I = \frac{g}{g_l} - 1 \quad (5)$$

其中 g 表示图像中某点的亮度, g_l 表示该点背景的亮度。则定义对比度金字塔为

$$\left. \begin{aligned} C_n &= \frac{I_n}{Ed(I_{n+1})} - 1 \\ C_N &= I_N \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

对比度金字塔是对源图像完整可逆的分解过程, 采用对应的逆过程就可以复原图像 $I(x, y)$, 如式(7)。

$$\left. \begin{aligned} I_n &= (C_n + 1)Ed(I_{n+1}) \\ I_N &= C_N \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

Contourlet 变换包含低通滤波和方向滤波, 因此本文采用原 Contourlet 变换所采用的方向滤波器(组)进行方向滤波。方向滤波器组(DFB)^[19]是一种对图像进行树状结构分解的算法, 文献[9]在其基础上提出了一种基于 5 株采样滤波器组的 DFB 构造方法, 图 5 为一个 4 方向 DFB 的结构, 将第 1 级和第 2 级分别定为 Q_0 和 Q_1 , 对于整个系统而言, 下采样矩阵可以表示为 $Q_0 Q_1 = 2E_2$ 。其中

$$Q_0 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad Q_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

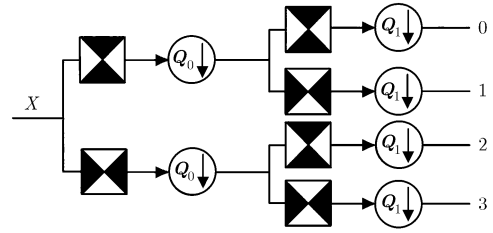


图 5 方向滤波器组框图

如前所述, 因为对比度金字塔可以很好地体现图像的对比度特征, 更加符合人眼的感知。所以, 本文将原 Contourlet 变换的拉普拉斯分解过程替换为对比度金字塔分解, 以增强融合图像的对比度特征, 增加图像的识别效果。

5.2 融合规则设计

图像经 Contourlet 变换后将获得相应的高频分量和低频分量。由数字图像知识可知, 高频分量主要描述了图像的细节特征, 包括纹理的突变、轮廓边缘等, 这些细节对图像拼接效果的影响最为明显, 若融合不当会有明显的重影、模糊等现象; 而低频分量主要描述了图像中较为平缓的区域, 对图像拼接的效果主要体现在背景信息中。所以, 针对 Contourlet 变换后的高低频分量, 我们分别采用不同的融合规则。

(1) 低频分量融合规则 本文对于低频分量的融合规则采用直接求算术平均的方式对其进行融合, 这样运算速度不会降低并且易于实现, 可以在很大程度上节约运算时间。

(2) 高频分量融合规则 由于高频分量描述了图像细节的信息, 其融合效果的好坏直接影响到拼接图像的效果, 因此需对高频分量进行自适应的加权融合方法。假设两幅经过对比度金字塔 Contourlet 变换得到的高频数据分别为 $F_1(x, y)$ 和 $F_2(x, y)$, 那么融合后的高频信息通过式(9)获得。

$$F(x, y) = \begin{cases} F_1(x, y), & |F_1(x, y)| \geq |F_2(x, y)| \\ F_2(x, y), & |F_1(x, y)| < |F_2(x, y)| \end{cases} \quad (9)$$

即对于高频分量, 采用绝对值比较的方式来代替融合图像的高频分量, 这样可以极大地保留细节丰富图像的细节信息, 避免了融合过程导致图像细节的模糊化。

以上的融合规则, 只针对待拼接图像的重叠部分, 而对于非重叠部分, 则直接保留原有的信息。即对于图 3 所示的图像, 将左图的空白部分直接作为融合结果的左部, 两图的阴影部分利用以上所述的融合规则进行融合后作为融合图像的中间部分, 最后右图的空白部分直接作为融合图像的右部。这

样可以最大限度地保留源图像非重合区域的原有信息，防止因变换过程而导致的信息的丢失，同时也可以很好地实现重合区域的无缝融合。

6 融合过程设计

本文所述的图像融合算法主要针对全景图拼接中的融合，因此需要首先对来自同源或非同源的多幅图像进行精确的配准，并按要求进行坐标空间变换，最后对图像进行拼接融合。

根据第 1 节的介绍，本文将按以下几个步骤对图像进行拼接融合：

步骤 1 对已配准的待拼接的图像的重合区域做色彩空间变换。即利用式(1)，将图像从 RGB 色彩空间转换成 HSI 色彩空间。

步骤 2 对转换得到的 HSI 空间图像进行基于对比度金字塔的 Contourlet 变换。即选取图像的亮度分量 I 进行基于对比度金字塔的 Contourlet 变换。对于色度 H 和饱和度 S，分别进行算术平均计算，这样可减少二者在色度和饱和度上的差异，增加融合后的连续性。

步骤 3 对于步骤 2 获得的低频分量系数，按

照 5.2 节中描述的算术平均方法处理。

步骤 4 对于步骤 2 获得的高频分量系数，按照 5.2 节中描述的绝对值比较法计算。

步骤 5 将步骤 3 和步骤 4 获得的数据进行基于对比度金字塔的 Contourlet 变换的逆变换，得到融合后的 HSI 空间的亮度分量 I 的数据。

步骤 6 最后，将融合后的图像转换回 RGB 色彩空间并叠加到拼接图像中去，从而得到最终的全景图。

7 实验结果与分析

本文算法的性能验证实验采用 Matlab7.12 (R2011a)在 Windows XP 操作系统上进行。

7.1 多聚焦融合实验

首先对常规的同源多聚焦图像进行融合实验，分别与小波变换法、加权融合法、Contourlet 变换法融合的结果作比较。本实验采用相机拍摄的单幅图像并经高斯模糊后得到不同焦点的图像，如图 6(a)和图 6(b)，分别为右边模糊和左边模糊。为便于实验计算，图像截取尺寸为 512×512，实验结果如图 6(c)~6(f)。

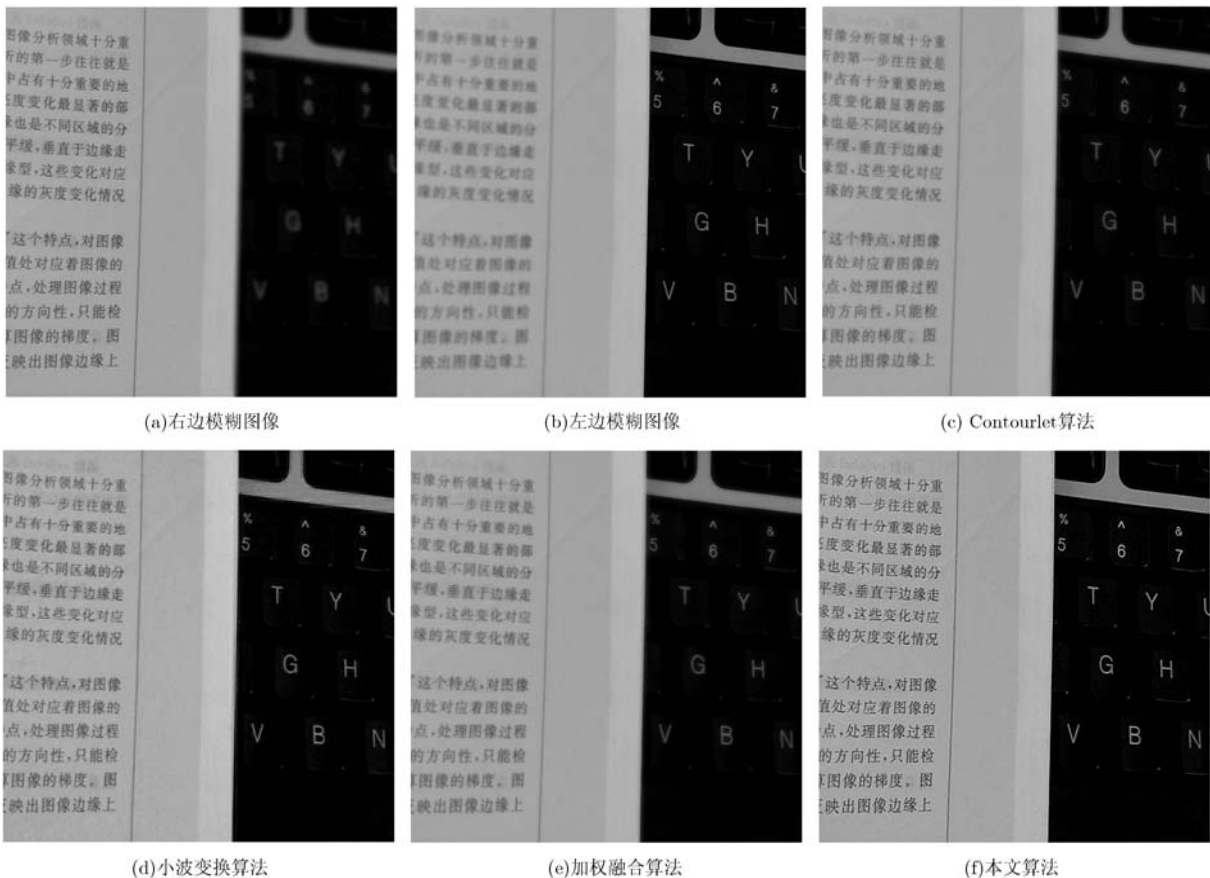


图 6 各算法融合结果

通过观察图 6(c)~6(f), Contourlet 算法在图像融合的效果上表现良好但与小波变换法、加权融合法相比,得到的融合图像,虽然可以比较清晰地展示左右两边的文字,但仔细观察,仍存在边界模糊的现象。而本文算法在利用 Contourlet 算法在轮廓处理性能优越性的基础上,采用对比度金字塔分解,实现了对图像较好的融合,因此可以发现本文算法的融合效果表现较佳。

评价算法的质量,除了以上的主观判断,还需要客观的数据。本文针对融合图像的信息熵、互信息和平均梯度等常用的评价指标^[1,20]对本文算法及其它算法做进一步的比较。

信息熵:根据香农信息理论,一幅图像信息熵的大小表明了图像所含信息的多少,因此,本文利用信息熵公式,计算经各算法融合后的图像的信息熵,其计算公式为

$$E = -\sum_{k=0}^{r-1} p_k \log_2 p_k \quad (10)$$

其中 r 为图像的灰度级数, p_k 为图像中灰度为 k 的像素数占总像素数的比例。

互信息:图像 I_1, I_2, F 之间的互信息可以通过式(11)计算得到:

$$MI((I_1, I_2) : F) = \sum_{m=0}^{r-1} \sum_{n=0}^{r-1} \sum_{l=0}^{r-1} p_{abf}(m, n, l) \log_2 \frac{p_{abf}(m, n, l)}{p_{ab}(m, n) p_f(l)} \quad (11)$$

其中 $p_{*}(\cdot)$ 是指对应图像之间的归一化联合灰度直方图。

平均梯度:平均梯度体现的是图像上细节部分的信息,它可通过(12)式获得

$$G = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \cdot \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sqrt{\frac{1}{2} \left(\left(\frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial x_i} \right)^2 + \left(\frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial y_j} \right)^2 \right)} \quad (12)$$

其中 $f(x, y)$ 是融合的图像。对于以上 3 个数据,若计算得到的值越大,说明融合的效果越好。信息熵体现了融合后图像的信息量,熵越大,信息量越大,因此图像融合越好;对于互信息,值越大,说明融合后的图像包含越多关于源图像的信息,所以融合图像的效果就越好;图像的平均梯度表现了图像中细节信息,梯度越大,融合图像中的细节信息越丰富,也可以说明融合图像表现越好。

通过观察图 6 和表 1 的数据可以总结出以下几点:

(1)本文算法在图像细节上表现较好,从图 6(f)中可以发现,图像可以较好地突出细节信息,对图像的轮廓也有很好的体现。从表 1 的平均梯度可以很客观地体现出来。

(2)本文算法融合的图像整体信息表现丰富,且完整地表现了源图像的信息。表 1 的互信息值可以体现这一点。说明本文算法可以极大地保留源图像的信息。

表 1 各融合算法性能评价指标

评价指标	融合算法			
	Contourlet 算法	小波变换算法	加权融合算法	本文算法
信息熵	5.8689	5.9972	5.8823	5.9138
互信息	2.4008	1.7827	2.1653	2.3238
平均梯度	2.2107	3.3417	2.2032	3.8589

(3)对于图像的信息熵指标,从表 1 来看,各算法的区别并不是很大。从图 6 来看,图像上灰度数量之间较均衡,因此,各算法在实验所提供的图像上得到的信息熵都较为接近。

对算法而言,运算时间直接体现了算法的性能。根据算法计算复杂度 $O(N)$ (其中 N 表示图像的像素个数),本文算法经过了色彩空间变换、对比度金字塔分解、方向滤波器分解等步骤,从而相对其它算法而言复杂度有所提高。各算法的融合时间见表 2。

表 2 各算法融合时间比较(s)

图像大小 (像素)	Contourlet 算法	小波变换算法	加权融合算法	本文算法
512×512×2	1.663	1.959	0.361	2.126

表 2 的结果表明,本文算法的融合时间较长,特别是当图像较大时,融合时间也会更长。

7.2 平移、尺度变化实验

针对具有平移和尺度变化的图像之间的实验如图 7,其中图 7(a)与图 7(b)之间存在平移关系,图 7(c)和图 7(d)之间存在尺度变化的关系。实验首先利用 SURF 算法和二次双向匹配对图像进行配准,然后对图像进行平面坐标仿射变换^[1]。最后利用本文算法对图像进行融合,结果如图 8 所示,其中图 8(a)为平移的融合结果,图 8(b)为尺度变化的融合结果。



图 7 平移、尺度实验源图



图 8 融合结果

观察图 7(a), 7(b)和图 8(a)可以发现, 本文算法对平移关系的图像之间的融合具有连续性, 并在融合中增强了图像的细节(图 8(a)的埃菲尔塔中部的亮点体现了细节, 因亮点在图 7(a)没有, 图 7(b)中有)。对比图 7(c), 7(d)和图 8(b), 也可以发现, 本文算法对尺度变化的图像之间也具有良好的融合效果。

观察以上实验, 同时还可以发现, 实验源图之间还具有一定的小角度的旋转关系, 在拼接融合中

可以很好地解决。但本文算法在对具有较大旋转角度的图像之间的融合, 效果不佳, 因此本文今后将重点研究解决较大旋转角的图像之间的融合。

7.3 多幅拼接实验

本实验采用 4 幅连续的图像对现实场景的全景图拼接展开验证。首先, 利用相机(采用手机)拍摄 4 幅连续的含重复场景的图像, 如图 9。再利用 SURF 算法结合二次双向匹配, 对图像进行配准, 并完成对图像的平面坐标下的变换。最后利用本文算法对 4 幅图像进行融合拼接, 结果如图 10(a)。在实际应用中, 只需获取拼接图像中有用的部分, 因此将图 10(a)进行裁剪, 即可获得所要求的全景图像, 如图 10(b)。

经过实际场景融合实验可以发现, 本文算法对现实场景图像具有良好的融合效果, 融合结果非常符合人眼的视觉效果。现有的全景图应用软件包括手机或数码相机可以实现全景拍照的功能, 但大都是广角图, 图像中的对象会有扭曲的现象, 并且全景图的高度或宽度有限。而本文算法可以很好地解决以上问题, 并且经实践证明, 本文算法具有广泛的应用价值。

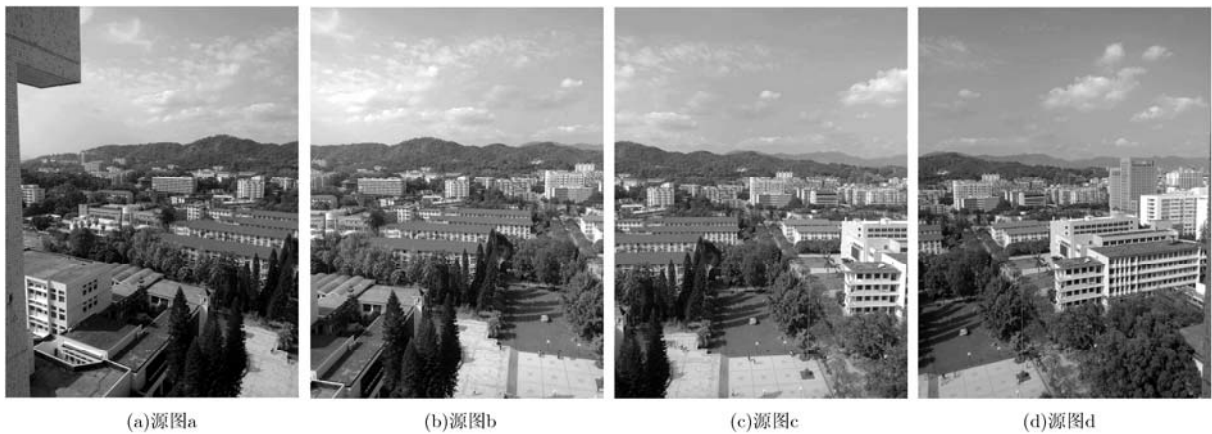
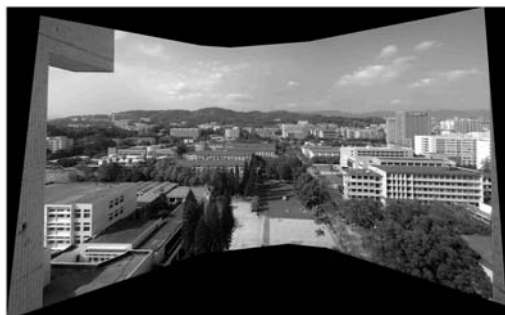


图 9 拼接源图



(a) 拼接结果



(b) 最终结果

图 10 图像拼接结果

8 结束语

在研究各种图像融合算法的基础上, 本文针对全景图拼接的特点, 提出利用 Contourlet 变换结合对比度金字塔分解的图像融合算法。实验证明, 本文的算法对多聚焦图像融合处理具有较好的融合效果。此外, 现实场景的全景图拼接实验, 充分说明了本文算法可以很好地利用 Contourlet 变换的轮廓特性, 展示图像的细节信息, 很好地过渡重合区域。因此, 利用本文所提的算法可以较好地实现全景图的拼接, 得到较好的拼接效果, 具有较高的应用价值。不过, 由于算法的复杂度相对其它算法有所提高, 导致运算时间也有所增加, 并且对较大旋转角度的图像之间的融合效果欠佳, 所以在算法优化方面有待进一步的改进。

参 考 文 献

- [1] 刘卫光. 图像信息融合与识别[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 2-105.
 - [2] Barbara Z and Jan F. Image registration methods: a survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
 - [3] 张德祥, 张晶晶, 吴小培, 等. 基于 Directionlets 变换的偏振图像融合[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(12): 2795-2800.
 - [4] Burt P J and Adelson E H. A multiresolution spline with application to image mosaics[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 1983, 2(4): 217-236.
 - [5] Brown M and Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(1): 59-73.
 - [6] Xu Han and Jiang Tong-bin. Multi-source remote sensing image fusion algorithm based on combined wavelet transform and HIS transform[J]. *Journal of Convergence Information Technology*, 2012, 7(18): 392-400.
 - [7] Yang Shao-qing, Lin Hong-wen, Zhang An-qing, et al. A color image fusion method using discrete wavelet frames[C]. Proceedings of 2011 International Conference on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology, Harbin, China, 2011: 2807-2810.
 - [8] Kaur A and Khullar S. Image fusion using HIS, PCA and wavelet technique[J]. *International Journal of Computer Science and Communication Engineering*, 2013, 2(2): 92-94.
 - [9] Do M N and Vetterli M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
 - [10] He Zhi-wei, Huang Guan-ren, Liu Yuan-yuan, et al. Visual object tracking based on the Contourlet transform[C]. Proceedings of the 2012 7th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, ICIEA, Singapore, 2012: 1768-1771.
 - [11] An Zhi-yong, He Xue-rui, Zhao Feng, et al. Image retrieval based on the Contourlet transform and local binary pattern[J]. *International Journal of Advancements in Computing Technology*, 2012, 4(6): 323-330.
 - [12] Liu Hui. Image fusion method based on non-subsampled Contourlet transform[J]. *Journal of Software*, 2012, 7(12): 2816-2822.
 - [13] Shen Yu, Ren En-en, Dang Jian-wu, et al. A nonsubsampling Contourlet transform based medical image fusion method[J]. *Information Technology Journal*, 2013, 12(4): 749-755.
 - [14] Herbert B, Tinne T, and Luc V G. SURF: speeded up robust features[C]. Proceedings of European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, 2006, 1: 404-417.
 - [15] 冯政寿, 王美清. 基于 Harris 与改进 SIFT 算法的图像匹配算法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2012, 40(2): 176-180.
 - [16] Toet A, Van RL J, and Valette J M. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid[J]. *Optical Engineering*, 1989, 28(7): 789-792.
 - [17] 金海燕, 刘芳, 焦李成. 基于多尺度对比度塔和方向滤波器组的图像融合[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1295-1300.
 - [18] He Dong-xu, Meng Yu, and Wang Cheng-yi. Contrast pyramid based image fusion scheme for infrared image and visible image[C]. Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Vancouver, BC, Canada, 2011: 597-600.
 - [19] Bamberger R H and Smith M J T. A filter bank for the directional decomposition of images: theory and design[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1992, 40(4): 882-893.
 - [20] 余先川, 裴文静. 针对不同融合算法的质量评价指标性能评估[J]. 红外与激光工程, 2012, 41(12): 3416-3422.
- 黄立勤: 男, 1973 年生, 博士, 副教授, 研究方向为图像处理与通信、计算机网络通信。
- 陈财淦: 男, 1988 年生, 硕士生, 研究方向为图像处理与通信。