

基于约束逼近投影变换的全景图像拼接方法

余清洲^{1,2}, 陈水利^{1,3}, 蔡国榕^{1,4}, 苏松志⁵, 吴云东^{1,4}

(1. 厦门市无人机遥感应用工程技术研究中心, 福建 厦门 361021; 2. 集美大学理学院, 福建 厦门 361021;
3. 集美大学诚毅学院, 福建 厦门 361021; 4. 集美大学计算机工程学院, 福建 厦门 361021;
5. 厦门大学信息科学与技术学院, 福建 厦门 361005)

[摘要] 全景图像拼接算法是遥感信息处理、图像处理等领域的研究热点. 基于逼近投影变换的算法对低空遥感图像拼接有较好的效果, 但对于远离参考图像的矩形块会出现较大的畸变并且拼接缝周边会出现大量的形变、鬼影等现象. 为此, 在逼近投影变换的基础上, 提出一种基于光束平差与投影变换相结合的图像拼接策略, 目的是通过约束变换总误差来减少畸变现象. 针对低空航拍图像的实验结果表明, 与传统拼接算法相比, 新方法减少了图像中的鬼影和模糊, 且避免了建筑物、道路等地物的畸变现象.

[关键词] 投影; 变换; 动态直接线性变化; 逼近投影变换算法; 光束平差法

[中图分类号] TP 391.41

[文献标志码] A

Panoramic Image Stitching Based on Constraint As-Projective-As-Possible Transform

YU Qing-zhou^{1,2}, CHEN Shui-li^{1,3}, CAI Guo-rong^{1,4}, SU Song-zhi⁵, WU Yun-dong^{1,4}

(1. Xiamen UAVRS Application Engineering Technology Research Center, Xiamen 361021, China;
2. School of Science, Jimei University, Xiamen 361021, China; 3. Chengyi College, Jimei University,
Xiamen 361021, China; 4. School of Computer Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China;
5. School of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: Panoramic image mosaic algorithm is a hot topic in the fields of remote sensing and image processing. State-of-the-art such as As-Projective-As-Possible (APAP) warp is efficient in low altitude remote sensing image mosaic. However, in APAP related algorithms, the rectangular block away from the reference image and seams suffer from large scale deformation and parallax, respectively. Therefore, in this paper, a novel algorithm that is based on the as-projective-as-possible warps and bundle adjustment is proposed. The purpose is to control the total transform error, thus to reduce image distortion. Experimental results conducted on low-altitude aerial images show that the proposed method reduces the phenomenon of ghosting and blurring. Moreover, the distortions of buildings and roads have been alleviated.

Key words: Projective; Warp; Moving DLT; As-Projective-As-Possible Warps; Bundle Adjustment

[收稿日期] 2015-03-31

[修回日期] 2015-04-26

[基金项目] 国家自然科学基金项目 (61202143); 国家科技支撑计划项目 (201309110001); 863 项目子课题 (2012AA12A208-06); 国家博士后基金项目 (2014M561090); 福建省自然科学基金项目 (2013J01245, 2012J01013); 福建省科技厅专项 (JK2012025); 福建省科技计划重点项目 (2014H0034)

[作者简介] 余清洲 (1990—), 男, 硕士生, 主要研究方向为图像处理与模式识别. 通信作者: 陈水利 (1956—), 男, 教授, 从事模糊数学及其应用、遥感影像信息处理等方面研究, E-mail:sgzx@jmu.edu.cn

0 引言

全景图像拼接是当前遥感信息工程、计算机视觉、图像处理等领域的重要研究课题. 目前大多数方法以特征点为基础, 其基本流程包括: 估计图像的变换矩阵, 使重叠的区域对齐, 然后使对齐配准的图像合并到一个共同的图像坐标系上. 在文献 [1] 中可以找到一系列关于图像自动拼接的优秀算法. 当前比较流行的合成图像拼接技术中, 最主要的有基于 Graph Cut 算法的缝切割方法^[2-3]和先进的像素融合技术, 如拉普拉斯金字塔融合^[4]和泊松图像融合^[5], 这样可以减少由于无法对齐而导致的模糊.

在图像对齐方面, 近年来出现很多优秀算法, 如: 对于图像中只有局部配准误差的情况, 文献 [6] 提出了一种保护内容的变换算法 (Content-Preserving Warps, CPW), 将图像分割为固定网格, 通过优化每个网格中基于局部对齐的数据项和基于全局相似矩阵的平滑项所建立的能量函数得到最优的单应矩阵; 对于具有两类较大几何变换的图像, 如远景与近景情况, 文献 [7] 提出了一种双单应性变换算法 (Dual-Homography Warping, DHW), 采用聚类算法将特征点分为近景与远景类, 并确定相应的单应矩阵, 最终在局部使用加权的单应矩阵变换图像; 对于更复杂的拍摄环境下 (不仅只有近景与远景) 的变换模型, 文献 [8] 提出了一种多个平滑变化的仿射变换算法 (Smoothly Varying Affine, SVA), 分别在两幅图像中提取一定数量的特征点, 建立混合高斯模型, 利用 EM 算法得到光滑变化的局部仿射变换参数; 对于建立多个复杂几何模型依然无法很好对齐的图像, 文献 [9] 提出了缝驱动拼接算法 (Seam-Driven Image Stitching, SEAM), 对同一组图像进行多次匹配拼接, 寻找每组拼接结果的拼接缝并计算对应的能量函数, 使用损失函数值最小的一组对齐图像作为最终拼接结果.

然而, 如果提供的图像数据不够理想, 特别是遥感图像中的复杂环境, 存在不同的高程信息, 每个区域对应不同单应性, 只简单使用一个或几个单应性矩阵很难完整表达图像之间的几何关系, 使用以上方法^[6-9]将无法得到令人满意的拼接结果. 为了使最后生成的全景图没有太大的畸变保证建筑物的几何结构符合实际, 又要对图像的局部区域进行精确配准, 保证没有模糊及鬼影现象, 本文仔细分析了光束平差法 (Bundle Adjustment, BA) 对全局配准的约束效果和逼近投影变换算法^[10] (As-Projective-As-Possible Warp, APAP) 在图像局部配准上的优秀特性, 将两种算法结合起来以解决无人机遥感图像的拼接问题.

1 逼近投影变换算法

1.1 投影变换基本原理

本文使用 $\mathbf{p} = [x, y]^T$ 和 $\mathbf{p}' = [x', y']^T$ 来表示图像 I 和 I' 图像中重叠区域的待匹配点对. 一个投影变换表示对应点之间的关系为: $\tilde{\mathbf{p}}' \sim \mathbf{H}\tilde{\mathbf{p}}$, 其中 $\tilde{\mathbf{p}} = [\mathbf{p}^T, 1]^T$, \mathbf{H} 是一个 3×3 的矩阵, 称为单应性矩阵. 在非齐次坐标系中,

$$x' = r_1 [x, y, 1]^T / r_3 [x, y, 1]^T \text{ 和 } y' = r_2 [x, y, 1]^T / r_3 [x, y, 1]^T, \quad (1)$$

在有噪声的环境下, 直接线性变换算法 (Direct Linear Transformation, DLT)^[1]可以用于估算出单应性矩阵. 这里将式 (1) 重新书写为 $0_{3 \times 1} = \tilde{\mathbf{p}}' \times \mathbf{H}\tilde{\mathbf{p}}$, 线性表达式为:

$$0_{3 \times 0} = \begin{bmatrix} 0_{1 \times 3} & -\tilde{\mathbf{p}}^T & y'\tilde{\mathbf{p}}^T \\ \tilde{\mathbf{p}}^T & 0_{1 \times 3} & x'\tilde{\mathbf{p}}^T \\ y'\tilde{\mathbf{p}}^T & x'\tilde{\mathbf{p}}^T & 0_{1 \times 3} \end{bmatrix} \mathbf{h}, \mathbf{h} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中只有两行是线性不相关的, $\mathbf{a}_i \in \mathbf{R}^{2 \times 9}$ 表示式 (2) 中的前两行, 用于计算第 i 个点对 $\{p_i, p'_i\}$ 的线性关系, 使用直接线性变换估算 \mathbf{H} 的 9 个元素, 如: $\hat{\mathbf{h}} = \operatorname{argmin}_h \sum_{i=1}^N \|a_i \mathbf{h}\|^2 = \operatorname{argmin}_h \|\mathbf{A} \mathbf{h}\|^2$, $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{2N \times 9}$ 是将所有的点对应的前两个行列式叠加得到的. 满足条件的单应性矩阵即为矩阵 \mathbf{A} 的最小右奇异向

量. 由此得到的单应矩阵 \mathbf{H} 用于对齐源图像到目标图像.

1.2 动态直接线性变换

当图像 \mathbf{I} 和 \mathbf{I}' 中存在不同高程的建筑物, 使用一个简单的单应矩阵会导致配准不精确或严重下降. 为了缓解这个问题, 使用一种局部依赖的单应性来对点 \mathbf{p}_* 进行变换, $\tilde{\mathbf{p}}'_* = \mathbf{H}_* \tilde{\mathbf{p}}_*$, 其中: \mathbf{H}_* 是通过带权重的线性变换行列式来估算,

$$\mathbf{h}_* = \operatorname{argmin}_h \sum_{i=1}^N \|w_*^i a_i \mathbf{h}\|^2 s.t. \|\mathbf{h}\| = 1, \quad (3)$$

权重 $\{w_*^i\}_{i=1}^N$ 是根据当前点 \mathbf{x}_* 到图像 \mathbf{I} 上所有特征点 $\{p_i\}_1^N$ 的高斯距离来确定,

$$w_*^i = \exp(-\|\mathbf{p}_* - p_i\|^2 / \sigma^2), \quad (4)$$

σ 是一个标量. 由式 (4) 可以知道, 与点 \mathbf{p}_* 越接近的点权值更大. 称其为动态直接线性变换算法. 将式 (3) 重新书写为:

$$\mathbf{h} = \operatorname{argmin}_h \|\mathbf{W}_* \mathbf{A} \mathbf{h}\|^2, \quad (5)$$

其中 $\mathbf{W}_* \in \mathbf{R}^{2N \times 2N}$ 是一个对角矩阵, $\mathbf{W}_* = \operatorname{diag}([w_*^1 w_*^1 w_*^2 w_*^2 \cdots w_*^N w_*^N])$, \mathbf{H}_{mdl} 的值就是矩阵 $\mathbf{W}_* \mathbf{A}$ 的最小右奇异向量. 实际运算时将图像 \mathbf{I} 平均分成 $C_1 \times C_2$ 个小方块, 然后将每个块的中心点坐标作为待匹配的点 \mathbf{p}_* . 为了防止权重向量过于稀疏, 设置一个默认的最小值 γ , 当权值 $w_*^i < \gamma$ 时, 将这个特征点对应的权值设置为 $\gamma \in [0, 1]$. 图 1 显示了基于动态直接线性变换的逼近投影变换算法的拼接效果. 可以清晰地看到在图 1c 的重叠区域, 由于使用了不同的单应性矩阵, 所以每个小方块的形变都略有不同.

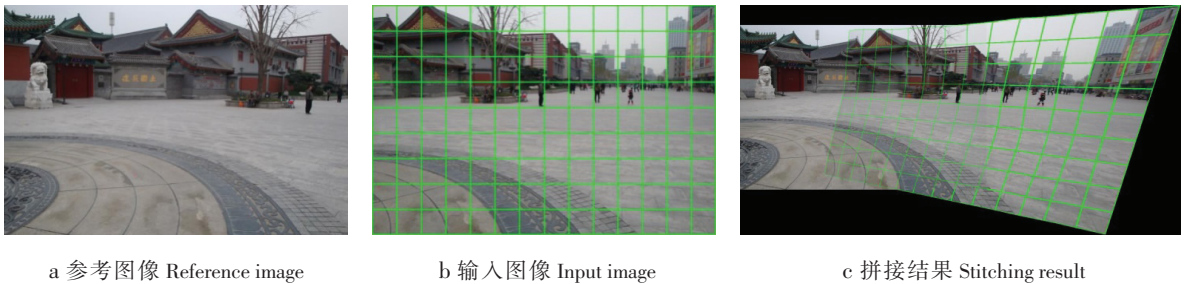


图 1 APAP 算法局部变换(这里采用 15×12 的格子)

Fig.1 APAP algorithm of local transform(15×12 cell)

2 全景图像拼接

2.1 光束平差法

在进行全景图像的拼接时, 累积误差将会导致图像的两端产生过度的变形, 这将产生不理想的结果. 光束平差法^[11]就是保证大量图像在进行拼接时, 保持在同样的几何结构上, 避免图像的过分失真.

对一组输入图像 $\{\mathbf{I}_k\}_{k=1}^K$, 先计算出这 k 张图像的特征点, 本文使用 SIFT 特征点^[12], 再根据图像间的几何拓扑关系, 使用最小生成树法选出参考图像 \mathbf{I}^R , 并对其他输入图像进行排序. 图像间的几何拓扑关系可以使用相位相关法^[13], 粗略估计出平移和旋转参数, 相位相关法是一种基于频率域的图像配准算法, 运算效率极高. 至此可以使用直接线性变换算法计算出所有图像间有重叠区域的图像之间的单应矩阵, 使用矩阵 \mathbf{H}_{ij} 表示图像 \mathbf{I}_i 和图像 \mathbf{I}_j 之间的投影变换关系, 其到参考图像的对应关系写为 $\{\mathbf{H}_{\text{orig}}\}_{k=1}^K$, $e_{\text{cost}} = |p_i^k - \mathbf{H}_{ij}^{-1} p_j^k|$ 表示第 k 个特征点从图像 \mathbf{I}_j 变换到 \mathbf{I}_i 时产生的误差. 计算所有图像间的特征点的误差值:

$$E_{\text{cost}} = \sum_{i=1}^{K+1} \sum_{j \in I(i)} \sum_{k \in K(i,j)} |px_i^k - H_{ij}^{-1} p_j^k|, \quad (6)$$

$I(i)$ 表示所有与图像 I_i 有重叠区域的图像的集合, $K(i,j)$ 表示图像 I_i 和图像 I_j 之间所有的同名特征点, 可以使用非线性最小二乘算法 Levenberg - Marquardt 计算, 从而得到使式 (6) 的值最小的参数矩阵 $\{H_{\text{predicted}}\}_{k=1}^K$.

2.2 约束逼近投影变换算法

当待拼接的图像是无人机遥感图像时, 由于飞机在一个固定的高度基本保持平稳的飞行状态, 所得到的图像近似接近正摄影图像, 图像间具有良好的几何关系, 在没有大的旋转、缩放的情况下, 只需要进行简单的平移和微调, 就可以得到相对满意的拼接结果. 在拼接的过程中应尽量减少道路、建筑物等图像中目标的失真. 使用经过全局光束平差法修正过的单应矩阵可以约束图像的整体几何结构. 但这也将不可避免地导致图像局部匹配的不精确, 从而导致较明显的鬼影和模糊现象. 为此本文提出了一种基于光束平差法优化的逼近投影变换算法.

与传统的拼接算法一样, 首先使用直接线性变换算法计算待拼接的图像 $\{I_k\}_{k=1}^K$ 之间的单应矩阵 $\{H_{\text{orig}}\}_{k=1}^K$, 然后使用光束平差法对计算出的矩阵进行优化得到 $\{H_{\text{predicted}}\}_{k=1}^K$, 再使用优化后的单应矩阵得到初始的拼接图像 $I^{\text{P}_{\text{orig}}}$.

如图 2a 所示, 根据公式 (9), 为了使全局的误差函数最小, 多个点与点之间将无法完全对齐, 每个点都做出了牺牲. 当使用平均值融合算法得到全景图像 $I^{\text{P}_{\text{orig}}}$ 时, 由于同一对应点出现在了画布的不同位置, 而产生了鬼影和模糊现象. 如图 2b 所示, 虽然有鬼影现象, 但总会有一点相对于其他的对应点的强度更大. 图 2 中, 使用实心的点表示强度最大的点, 空心的点表示被融合算法弱化掉的点, 继续使用高斯平滑可使这一现象更明显.

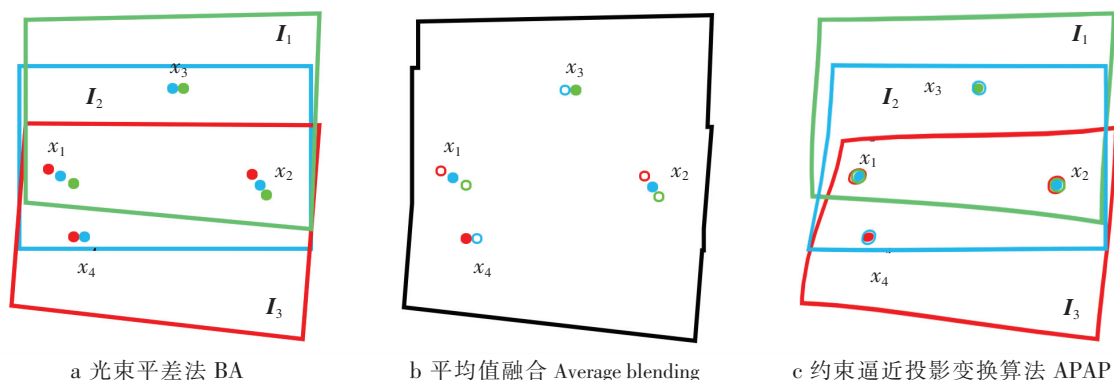


图 2 鬼影现象分析

Fig.2 Ghosting phenomenon analysis

由此得到启发, 继续使用经过光束平差优化过的全景图像 $I^{\text{P}_{\text{orig}}}$ 作为参考帧, 与之前的图像集 $\{I_k\}_{k=1}^K$ 进行动态直接线性变换, 那些强度大的点将被选为 SIFT 特征点, 可以得到矩阵 $\{H_{\text{mdl1}}\}_{k=1}^K$. 如图 2c 所示, 虽然图像局部有大的扭曲, 但整体接近光束平差法所得到的图像, 这可以保证道路及其他建筑物的几何结构没有无法接受的畸变, 且所有图像的对应点都映射到了同一个位置, 消除了鬼影和模糊现象.

本算法的主要流程如下:

初始化: 输入无人机遥感图像序列 $\{I_k\}_{k=1}^K$.

1) 使用傅里叶梅林算法, 计算图像间的拓扑关系, 在图像序列中选出一张参考图像 I^{R} ;

2) 使用 SIFT 特征点提取算法, 提取图像 $\{I_k\}_{k=1}^K$ 特征点 $\{P_k\}_{k=1}^K$;

- 3) 对所有图像 $\{I_k\}_{k=1}^K$ 两两匹配特征点对;
- 4) 计算出具有重叠区域的图像间的单应矩阵 H_{ij} , 其中对应到参考图像 I^R 的原始单应矩阵为 $\{H_{orig}\}_{k=1}^K$;
- 5) 采用光束平差法得到优化后的全局单应矩阵 $\{H_{predicted}\}_{k=1}^K$;
- 6) 使用矩阵 $\{H_{predicted}\}_{k=1}^K$ 对齐图像并生成全景图像 $I^{P_{orig}}$, 生成的全景图作为新的参考图 $I^R = I^{P_{orig}}$;
- 7) 将待拼接图像 $\{I_k\}_{k=1}^K$ 定义为 $C_1 \times C_2$ 个小块, 在每个块中使用动态直接线性变换算法求出所对应的单应矩阵 $\{H_{mdlt}\}_{k=1}^K$;
- 8) 使用 $\{H_{mdlt}\}_{k=1}^K$ 对图像对齐并生成全景图 $I^{P_{final}}$.

3 实验结果分析

3.1 参数设置与运行时间

实验使用 CPU 为 Intel Core2 E7500, 内存 3 G, 系统为 Window7 32 位的普通计算机. 在进行逼近投影变换算法时, 采用的是作者提供的开源代码^[14], 而光束平差法是基于谷歌的开源代码 Ceres solver 库函数^[15]进行编写的.

本研究采用的实验数据为 2013 年在福建省龙岩市才溪镇拍摄的无人机遥感图像, 降采样后的分辨率为 983×653 . 对每张图像选取的特征点数为 800 个. 在对图像进行分块时, 设置 $C_1 = 50, C_2 = 50$, 这样既能得到最佳的拼接效果, 又能减少程序的内存消耗.

实验中采用了多条航带, 每条航带抽取 5 到 6 张遥感图像进行拼接, 由于计算机的计算时间具有随机性, 故对同一个拼接任务进行了多次计算. 包括预处理阶段在内, 全部计算时间平均小于 4 min, 每一张图像, 特征点的提取和匹配使用时间平均小于 15 s, 光束平差法的时间平均小于 5 s, 即每张图像的动态直接线性变换计算时间平均小于 20 s.

3.2 实验结果分析

图 3 为一组具有不同高程信息的航拍图像全景拼接的实验结果, 其中第一行为 APAP 算法的结果, 第二行为光束平差法的拼接结果, 第三行为本文算法的拼接结果. 在第一列的全景图中可以看到 APAP 算法没有明显的视差现象, 但全局发生了较大的扭曲, 特别是第一行中蓝色椭圆圈出的局部区域可以清楚地看到全景图像底部和右部边缘出现严重变形, 道路和建筑物等也发生较大扭曲; 光束平差法保证了全景图像整体几何关系的稳定, 但从放大图像中可以看到, 模糊与鬼影现象较明显, 特别是房屋与树木等较高程的区域; 本文算法与光束平差法一样很好地保证了全局的几何结构, 且在红色矩形圈出的放大图像中, 房屋和道路的拼接结果准确清晰, 肉眼几乎无法发现模糊和鬼影.

在灾害应急及虚拟现实等实际应用中, 具有较大几何畸变的图像没有利用价值, 故在进行误差分析时, 对于 APAP 算法不予考虑. 只使用光束平差法与本文的约束逼近投影变换算法进行比较.

通过计算点的均方根误差来评价图像对齐的精度, 在匹配完特征点后, 得到 N 个匹配点对 $\{p_i, p_i'\}_{i=1}^N$, 采用随机抽样的方式选择其中的 100 个点作为测试集, 其余点作为计算变换函数的训练集. $f: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}^2$ 是点 p_i 到参考图像 I^R 的变换函数, 则均方根误差的计算方式为 $R_{MSE}(f, g) =$

$\sqrt{\sum_{i=1}^N \|f(p_i) - p_i'\|^2 / N}$. 使用 T_R 作为训练样本集的均方根误差值, T_E 作为测试样本集的均方根误差值. 表 1 为对不同航带重复计算 10 次后得到的平均值.

从表 1 可以看出, 与传统的光束平差法相比, 本文算法匹配精度得到了很大提高, 每个像素的精准度可以提高 2 到 4 个像素, 大大减轻了视差现象.

表 1 误差检测
Tab.1 Error detection

航带号 Strip No.		光速平差法 BA	本文方法 This method	航带号 Strip No.		光速平差法 BA	本文方法 This method
1	T _R	4.565 9	2.567 2	38	T _R	5.604 1	2.212 1
	T _E	4.430 7	2.135 1		T _E	5.486 4	1.989 4
7	T _R	5.306 2	3.122 1	41	T _R	7.214 5	4.123 2
	T _E	5.294 1	3.129 8		T _E	6.194 3	4.828 1
17	T _R	3.941 2	1.483 1	56	T _R	5.522 1	1.404 4
	T _E	4.059 0	1.661 6		T _E	5.248 2	1.526 6
18	T _R	5.606 7	1.326 7	63	T _R	7.706 6	1.316 5
	T _E	5.748 2	1.437 2		T _E	5.248 2	1.144 7
21	T _R	6.204 6	2.112 4	71	T _R	7.221 6	1.526 2
	T _E	5.394 8	1.829 7		T _E	5.143 1	1.715 6

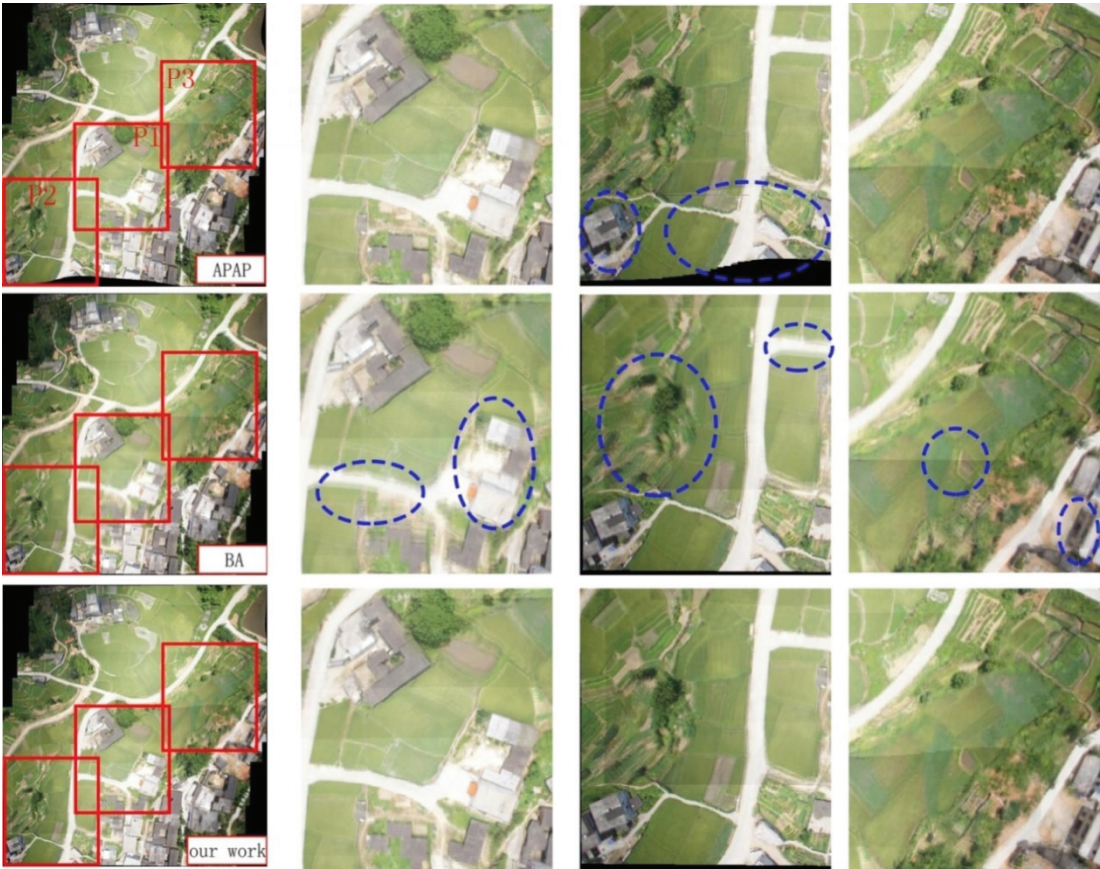


图 3 航带 56 实验结果比较

Fig.3 The experimental results of strip 56

说明：第 1 列图像为全景拼接结果的缩略图；第 2—4 列分别为全景拼接结果中红色方框区域的放大图像，分别对应于 P1,P2,P3 区域。

Notes: first columns of thumbnail images for panorama stitching results;the 2nd to the 4th columns were magnified image panorama stitching results in the red box area, respectively, corresponding to P1,P2,P3 region.

4 结束语

本文提出了一种针对遥感图像的全景拼接算法，它充分发挥了光束平差法和逼近投影变换算法各

自的优势,与传统算法相比,减少了视差的出现,并避免了道路和建筑物的扭曲.本文算法具有较大的灵活性,在得到最终拼接结果后,可以根据图像的质量,继续采用结果图作为参考帧迭代进行逼近投影变换,以达到预期的目标.但这个算法依赖于光束平差法的拼接质量,若初始的拼接效果不理想,在后续的二次配准中将影响图像的拼接结果.今后将进行最优拼接缝的研究,以消除依然存在的一部分模糊现象.

[参 考 文 献]

- [1] Szeliski R. Image alignment and stitching: a tutorial [J]. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2006, 2(1): 1-104.
- [2] Agarwala A, Dontcheva M, Agrawala M, et al. Interactive Digital Photomontage [J]. ACM Trans Graph, 2004, 23(3): 294-302.
- [3] Eden A, Uyttendaele M, Szeliski R. Seamless image stitching of scenes with large motions and exposure differences [C] //Proceeding of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2006, 2: 2498-2505.
- [4] Burt P J, Adelson E H. A multiresolution spline with application to image mosaics [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 1983, 2(4): 217-236.
- [5] Burt P J, Adelson E H, Blake A. Poisson image editing [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2003, 22(3): 313-318.
- [6] Liu F, Gleicher M, Jin H, et al. Content-preserving warps for 3D video stabilization [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2009, 28(3): 44.
- [7] Gao J, Kim S J, Brown M S. Constructing image panoramas using dual-homography warping [C] //2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado, USA: IEEE, 2011: 49-56.
- [8] Lin W Y, Liu S, Matsushita Y, et al. Smoothly varying affine stitching [C] //Proceeding of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado, USA: IEEE, 2011: 345-352.
- [9] Gao J, Li Y, Chint J, et al. Seam-Driven Image Stitching [C] //Eurographics 2013-Short Papers. Girona, Spain: The Eurographics Association, 2013: 45-48.
- [10] Zaragoza J, Chin T J, Brown M S, et al. As-Projective-As-Possible image stitching with moving DLT [C] //Proceeding of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Ohio, USA: IEEE, 2013: 2339-2346.
- [11] Agarwal S, Snavely N, Seitz S M, et al. Bundle adjustment in the large [M] //Computer Vision - ECCV. Berlin: Springer Heidelberg, 2010: 29-42.
- [12] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73.
- [13] Reddy B S, Chatterjee N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(8): 1266-1271.
- [14] Julio Zaragoza. MDLT [EB/OL]. (2014-04-08) [2014-10-31]. <http://cs.adelaide.edu.au/~jzaragoza/doku.php?id=mdlt>.
- [15] Agarwal S, Mierle K. Ceres solver [EB/OL]. (2014-06-09) [2014-10-31]. <https://code.google.com/p/ceres-solver/>.

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 黄振坤)