

结合 SIFT 和 Delaunay 三角网的遥感图像配准算法^①

祁曦, 陈志云

(华东师范大学 计算机科学与软件工程学院, 上海 200062)

通讯作者: 陈志云, E-mail: 13611947576@163.com

摘要: 针对高分辨率遥感图像中提取的特征点数目过大且易存在误匹配点的问题, 提出了一种粗配准和精配准相结合的高分辨率遥感图像配准算法. 首先对图像降采样处理后, 提取大尺度空间下的 SIFT 特征点, 求得仿射变换模型完成图像粗配准; 然后对图像进行分块, 利用 SIFT 方法对每幅子块图像提取特征点, 并找到对应子块图像之间的匹配点对; 之后利用特征点构建 Delaunay 三角网, 计算每对子块图像之间的三角形相似度, 构成相似矩阵, 从中挑选相似度大的三角形对以构成精确匹配点对; 最后利用得到的精确匹配点对实现最终的图像配准. 该算法能够减少提取的特征点数且剔除更多的错误匹配点, 从而进一步提高精确匹配点率. 实验结果表明了算法的有效性.

关键词: 尺度不变特征变换 (SIFT); 图像配准; 图像分块策略; Delaunay 三角网

引用格式: 祁曦, 陈志云. 结合 SIFT 和 Delaunay 三角网的遥感图像配准算法. 计算机系统应用, 2018, 27(10): 161-169. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6573.html>

Remote Sensing Images Registration Algorithm Combining with SIFT and Delaunay Triangulation

QI Xi, CHEN Zhi-Yun

(School of Computer Science and Software Engineering, East China Normal University, Shanghai 200062, China)

Abstract: Aiming at the problems such as false matching points and large volume remote sensing image registration, a high-resolution remote sensing images registration algorithm based on coarse and fine registration is proposed. Firstly, the high scale space feature points were extracted after down sampling the images to execute the coarse registration. Secondly, the initial set of feature points was extracted using the Scale Invariant Feature Transform (SIFT) algorithm for each block after using image blocking strategy. Furthermore, feature points were used to obtain the Delaunay triangulation, and then calculated the similarity between blocks of both images to select pairs of triangles which the similarity greater than threshold. Finally, the fine registration was achieved by precise feature points. The proposed algorithm can reduce the number of feature points, and it can eliminate more false matching points to increase the correct feature point matching rate. The experimental results indicate that the proposed method is effective.

Key words: Scale Invariant Feature Transform (SIFT); image registration; image blocking strategy; Delaunay triangulation

随着航空航天技术的不断进步和发展, 遥感影像不断向多时相、多角度及多分辨率方向发展^[1]. 越来越多的科研人员开始对高分辨率遥感影像数据处理进行研究^[2]. 而遥感影像快速配准就是这些处理中的关键一

步. 遥感图像是由不同类型的传感器或从不同角度、不同时间对同一场景拍摄形成的, 所以遥感图像之间会存在几何变形, 给遥感图像处理带来一定的困难. 图像配准就是在对各类遥感数据进行处理之前, 先对两

^① 收稿时间: 2018-03-02; 修改时间: 2018-03-28; 采用时间: 2018-04-02; csa 在线出版时间: 2018-09-28

幅或多幅不同类型的图像进行空间几何变换,使得图像中代表同一位置的对应区域映射到相同坐标下,而后进行匹配或叠加。

目前主要有两类图像配准方法:一类是基于灰度的配准方法,另一类是基于特征的配准方法^[3]。基于灰度的配准方法主要是比较两幅图像的灰度相似性,找出相似度高的区域^[4]。该方法对图像灰度的依赖程度很高,运算量比较大,对图像灰度差异大、图像旋转、图像噪声等情况的处理效果不佳^[5]。代表方法有最大互信息法^[6]、傅里叶变换^[7]等。基于特征的图像配准方法是匹配两幅图像中的共性显著点,它大大地降低了计算量,且由于只关注图像的局部,所以对图像的灰度变化、遮挡都有较好的不变性^[8]。该方法一般选取遥感影像的点、线、区域等特征,而其中特征点的提取相对于线、区域特征来说,既可以保证图像的信息量,又能降低自身的数据量,且提取容易,不易受光照、尺度、旋转等图像变化的影响^[9]。因此基于点特征的方法已成为国内外学者的研究重点。常用的点特征提取算子有 SIFT 算子^[10]、Moravec 算子^[11]、Harris 算子^[12]、SURF 算子^[13]、SUSAN 算子^[14]等。其中公认最好的点特征提取算子是 Lowe 于 1999 年提出并于 2004 年改善形成的 SIFT 算子^[10]。相比于其他算子, SIFT 算子具有较好的亮度、尺度、旋转不变性,且对仿射变换、视角变化、噪声保持一定的稳定性。但是 SIFT 算法也有计算量大、实时性差、存在误配点等问题。樊东昊等人^[15]针对 SIFT 算法提取的特征点数目量大且正确匹配点率不高的问题,提出了一种基于区域选择和 SIFT 的配准算法,避免提取冗余特征点,提高正确匹配率且加快配准速度。冷成财等人^[8]针对基于 SIFT 算法的遥感影像配准过程中产生误配点且遗漏正确匹配点的问题,提出了一种改进的 SIFT 配准算法,即 SODC-SIFT 算法,提高正确匹配点对数量且提升配准精度。李孚煜等人^[16]则对基于 SIFT 的遥感图像配准算法进行了总结概述,并对各类算法的优缺点进行了详述。

对高分辨率遥感影像来说,地物细节信息更加丰富,因此易受拍摄角度、时相等影响,比如建筑物等,在传感器从不同角度拍摄时,该物体形状、位置以及阴影区域等会发生不同程度的变化。由于建筑物的高度变化和阴影区域的不同,会影响特征点的准确提取和有效匹配,容易出现误匹配点,降低图像的配准精度^[17]。同时为了消除高分辨率影像中的局部几何变形,也需

要提取恰当数量且均匀分布的特征点。马旭燕等人^[18]针对高分辨遥感影像中控制点数目多且分布不均的问题,提出了 SIFT 和 MSER(极大稳定区域)结合图像分块的配准算法,剔除冗余特征点且改善特征点分布的均匀性。程国华等人^[19]针对遥感影像本身匹配方法单一且特征点分布不均的问题,在改进 Harris 算子的基础上,结合分块迭代剔除策略和小三角形面元 TIN,完成了影像配准。

针对高分辨率遥感图像数据量大且易出现误配点的问题,本文提出了一种基于 SIFT 和 Delaunay 三角网的高分辨率遥感图像配准方法。下文首先介绍了 SIFT 算法、图像分块和 Delaunay 三角剖分的原理,然后描述了高分辨率遥感图像配准改进算法的具体步骤,之后对配准实验结果进行分析并得出结论,最后对本文算法进行总结和展望。

1 相关术语

1.1 SIFT 配准原理

SIFT 算法是由 David G. Lowe 于 1999 年提出,并在 2004 年加以完善。Lowe 将尺度的概念引入到 SIFT 算法中,利用 SIFT 方法检测图像特征点的实质就是在不同尺度空间上查找特征点,这些特征点对应的就是不同尺寸的地物^[17]。而在高分辨影像中,往往就是较小尺寸的地物会容易发生变化,如房屋、汽车等等,因此为了减少这些小尺寸地物对特征点提取的影响,那么就要分尺寸的对图像中的地物进行分析。SIFT 配准方法主要分为四步:尺度空间的建立,尺度空间中提取关键点,生成特征点描述子,特征点匹配。

(1) 尺度空间的构建: SIFT 算法用函数 $L(x, y, \sigma)$ 来表示图像的尺度空间,用函数 $I(x, y)$ 表示遥感图像,则尺度空间就是由图像 $I(x, y)$ 和高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 卷积生成的,公式为:

$$L(x, y, \sigma) = I(x, y) * G(x, y, \sigma) \quad (1)$$

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

其中,*指的是在 x 方向和 y 方向上进行卷积操作, σ 表示尺度空间坐标。

为了检测稳定特征点的位置, SIFT 算法用 DOG 尺度空间来代替 LOG 尺度函数。通过对两幅相邻高斯尺度空间图像相减,得到 DOG 尺度空间,该尺

度空间的计算公式如下:

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \\ = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \quad (3)$$

(2) 尺度空间中提取特征点: 尺度空间中的所有检测点都与其同尺度相邻的 8 个点和上下尺度各相邻的 9 个点进行比较, 只保留局部极值点. 之后去除其中不好的关键点, 通过子像素插值和剔除对比度低的点以及不稳定的边缘响应点来对精化检测到的关键点.

(3) 生成特征点描述子: 在以关键点为中心的邻域窗口内采样, 计算邻域内各像元的梯度幅值和梯度方向, 并用梯度方向直方图来统计邻域内像元的梯度方向, 则关键点的主方向就是直方图的峰值. 之后将坐标轴旋转为特征点的方向, 以确保旋转不变性, 然后对特征点周围区域进行分块, 分为 4×4 个子区域, 对每个块内的梯度方向进行统计, 得到 8 个方向的梯度方向直方图, 最终形成 128 维的 SIFT 特征向量.

(4) 特征点匹配: 使用欧氏距离来判断两幅图像特征点的相似性. 在匹配过程中, SIFT 算法使用的是 Kd-tree 算法, 即找出待配准图像中与参考图像特征点 A 距离最近的点 B 和距离次近的点 C , 将最近邻和次近邻距离相比, 若比值小于给定的阈值, 则认为匹配正确, 特征点 A 与 B 是一对匹配点.

1.2 图像分块策略

在提取特征点之前对图像进行分块处理, 有助于改善特征点提取的均匀性, 对图像进行分块有两种方式:

(1) 第一种方式是预先设定图像块的边长, 然后对整幅图像分块. 适用于块数未知的情况.

(2) 第二种方式是预先设定好划分的块数, 根据块数来对整幅图像进行分块. 通常可划分 2×2 、 4×4 、 8×8 等.

本文采用的就是第一种方式, 定义划分的子块图像大小为 $n_1 \times n_2$, 而这些划分的子块图像之间有一小部分是重叠的, 因为 SIFT 没有办法提取图像边缘的特征点, 重叠区域的宽度定义为 *oval*.

1.3 Delaunay 三角形相似函数

现在的三角形剖分技术已日趋成熟, 因为其构建的三角网灵活性大且能较好逼近边界, 所以广泛应用于测绘学、地质学、地理学和图像学等领域中. Delaunay 三角形剖分就是其中一项比较重要的三角形剖分技术^[20]. Delaunay 三角形剖分有最大化最小角和空外接圆两个特性, 可以有效的避免常规三角剖分所

带来的病态三角形的问题.

三角网的构建一般有三个算法: 分治算法、三角形生长法和逐点插入算法. 由于三角网生长法搜索效率低, 不适合海量数据的搜索建网, 分治算法效率很高但会占用大量内存, 而逐点插入算法实现简单且占用内存较少, 因此成为本文构建三角网的首选算法^[20].

构建完三角网之后, 就要对三角形进行相似度比较, 以确定相互匹配的特征点^[20]. 假设需要判断相似性的两个三角形分别为 $\triangle ABC$ 和 $\triangle A'B'C'$, 其中 A 、 B 、 C 和 A' 、 B' 、 C' 分别为对应的点对. 还假设两个三角形之间的相似度为 I , 三个对应角度之间的相似度分别为 I_a 、 I_b 和 I_c , 角 A 的值为 a , 角 A' 的值为 a' , 则角 A 和角 A' 的相似度公式为:

$$I_a = \cos^3\left(\frac{\pi}{2}(1-d(a'))\right) \quad (4)$$

$$d(a') = e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(a'-a)^2} \quad (5)$$

在这里, $\sigma = a/6$.

之后再分别求另两对内角的相似度 I_b 和 I_c , 则 $\triangle ABC$ 和 $\triangle A'B'C'$ 为:

$$I = \frac{(I_a + I_b + I_c)}{3} \quad (6)$$

之后定义参数 s , 把该参数作为判断两个三角形是否相似的标准, 即如果计算出的两个三角形的相似度 $I \geq s$, 则这两个三角形是相似三角形, 否则两个三角形并不相似.

算法对三角网中的所有三角形进行相似度计算, 并构造一个相似度矩阵 D , 从中寻找相似度大于等于参数 s 的元素, 则该元素所对应的三角形对就是相匹配的三角形, 以此得到精确匹配点对.

2 高分辨率遥感图像配准改进算法

2.1 算法思路

本文配准算法的具体步骤如下:

(1) 对图像降采样后利用 SIFT 算法对图像进行粗配准. 因为单幅高分辨率图像的数据量很大, 所以从图像上提取的特征点数目很多, 如果直接利用这些特征点进行配准的话, 会增加计算量, 影响配准速度, 还容易造成误匹配, 从而降低配准精度. 因此, 在进行配准之前, 先对图像进行降采样处理, 然后利用 SIFT 算法提取两幅降采样图像的特征点. 通过对 SIFT 算法进行分析发现, 该算法中低尺度层的特征点往往对应的是

高分辨率图像中较小尺寸地物,比如城市区域中的建筑物等,由于尺寸较小的地物在高分辨率图像中容易发生变化,所以这类特征点的提取一般容易出现错误;而算法中的高尺度层的特征点则对应的是一些尺寸比较大的地方,比如说大面积的草坪、广场等等,这类特征点一般比较稳定,不会轻易的就发生变化^[17].所以本文在进行粗配准时,选用的就是这些比较稳定的特征点.首先在SIFT尺度空间构建时,把第三组及其以上尺度空间的特征点作为该尺度空间的高尺度特征点,其它尺度空间的特征点作为该尺度空间的低尺度特征点.选择高尺度空间的特征点进行特征匹配工作,寻找待配准图像中与参考图像中特征点的距离最近与次近的特征点,求得最近距离与次近距离的比值,并将该值与给定阈值进行比较来得到匹配点对.最后使用这些匹配点求得仿射变换模型,对图像进行几何校正,完成图像粗配准.

(2) 在图像分块的基础上提取特征点,并完成初始匹配.在上一步之后,得到了待精配准图像和基准图像,之后对这两幅图像进行精配准工作.首先对两幅图像进行分块,因为之前已对图像进行了粗配准,所以此处对应位置的子块图像构成一组图像子块对,之后分别对各组图像子块对进行特征点提取和匹配工作.在这里使用的是SIFT算法对子块图像提取特征点,完成初始匹配工作,得到初始匹配点对.

(3) 构建Delaunay三角网,利用三角形相似函数获得精确匹配点对.首先使用逐点插入算法进行Delaunay三角形剖分,得到三角形网.之后针对三角形网使用三角形相似函数来度量三角网中所有三角形对之间的相似度,构建相似度矩阵,从中选取相似度大于等于判断标准 s 的三角形对作为候选三角形对,该三角形对所对应的顶点对就是精确匹配点对.本文对这一步的改进之处在于求解三角形对之间相似性时,不需要计算整幅图像三角形之间的相似度,而是利用第二步的图像分块,分别在子图像上构建三角网,然后计算一组图像子块对之间的三角形相似度矩阵这样可以大大减少计算量,提高匹配效率.最后得到了每组子图像对之间的精确匹配点对,然后把这组子图像匹配点对的坐标转化为分块之前图像中点的坐标,以便之后进行整幅图像的精配准.

(4) 在获得精确匹配点对之后,进行仿射模型变换,求解空间变换模型,对图像进行几何校正,完成最终的图像配准.

根据上述算法步骤,总结算法具体流程如图1所示.

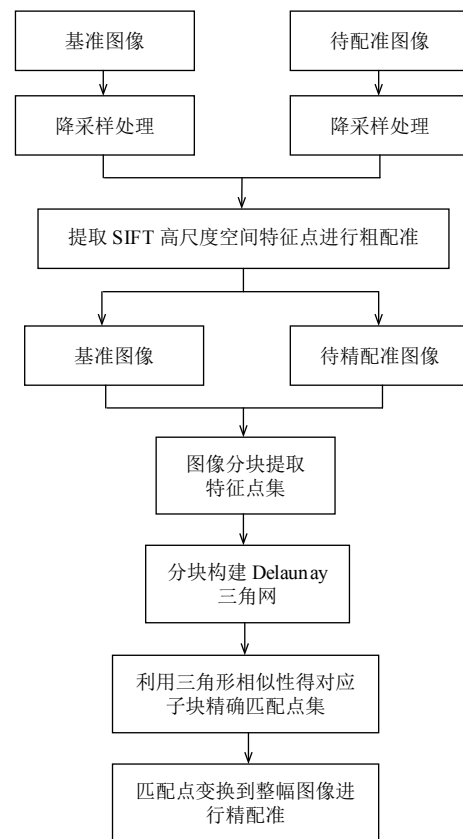


图1 改进算法流程图

2.2 评价标准

本文采用 CMR 和 $RMSE$ 作为评价指标对配准精度进行描述.

$$CMR = \frac{n}{N} \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(x_{1i}' - x_{1i})^2 + (y_{1i}' - y_{1i})^2]}{n}} \quad (8)$$

其中, x_{1i}' 和 y_{1i}' 的公式分别为:

$$x_{1i}' = t_{11}x_{2i} + t_{12}y_{2i} + t_x \quad (9)$$

$$y_{1i}' = t_{21}x_{2i} + t_{22}y_{2i} + t_y \quad (10)$$

其中,公式(7)中, N 是参与匹配的特征点个数, n 是正确匹配点个数,则 CMR 求得的是正确匹配点率. CMR 越大,正确匹配点率越高,那么用该匹配点对求得的转换模型就越精确,配准精度也就越高.公式(8)、(9)、(10)中, t_{11} 、 t_{12} 、 t_{21} 、 t_{22} 、 t_x 和 t_y 分别是求得的仿射变换模型的参数; (x_{1i}, y_{1i}) 是基准图像的特征点坐标, (x_{2i}, y_{2i}) 是与基准图像相对应的待精配准图像特

征点坐标, 而 (x_{1i}', y_{1i}') 是待精配准图像图像的特征点进行仿射变换后求得的点坐标. 那么 $RMSE$ 公式的含义就是利用求得的转换模型参数, 计算待精配准图像坐标经过准换后的坐标值, 并将其与基准图像的坐标值进行比较, 求两者的标准误差来评价配准的精确度. 在这里用 $RMSE$ 来衡量配准精度, $RMSE$ 的值越小, 配准精度越高.

3 配准实验结果及分析

3.1 实验数据和实验环境

本文的实验数据是由三组城市区域遥感卫星图像组成, 第一组是 OVS-1A/B 卫星于 2017 年拍摄的美国达拉斯市区遥感影像, 全色图像分辨率为 1.98 米, 多光谱图像分辨率也为 1.98 米, 图像大小为 3396×2644 . 第二组是 IUltraCam-D 卫星于 2005 年拍摄的伊朗首都德黑兰的两幅 RGB 图, 两幅图像的大小都为 1256×1278 . 第三组图像也是由 IUltraCam-D 卫星于 2005 年拍摄的伊朗首都德黑兰的两幅 RGB 图, 两幅图像大小为 1161×1169 . 图 2 是本文实验数据图.

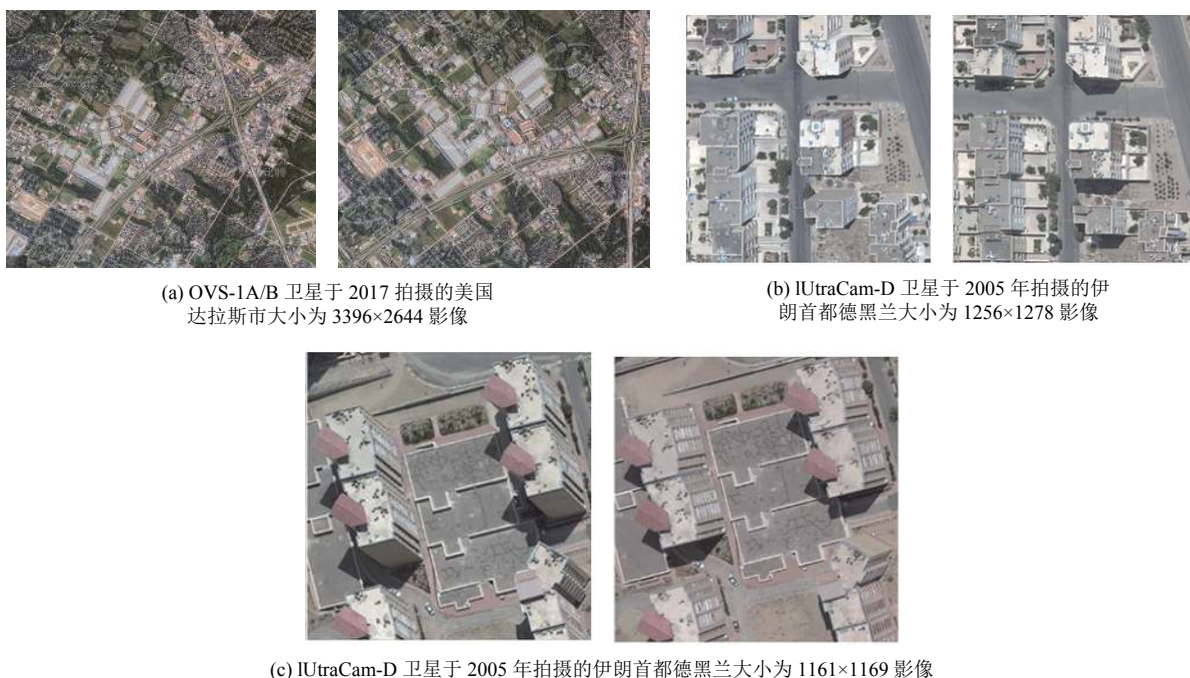


图 2 实验数据图

3.2.2 实验对比结果

首先是对图像提取特征点的工作. 对三组图像分别用传统 SIFT 算法和本文算法提取特征点, 比较两种

本实验是在 Windows 10 操作系统的运行环境中完成的, 计算机配置是 Intel(R)Core(TM) i5-7200U 2.50 GHz CPU, 内存 8 GB, 使用 Matlab 2013a 软件实现编程运行.

3.2 实验结果及分析

3.2.1 实验分析过程

本文针对以下几个问题进行了对比实验:

首先针对三组图像, 分别使用 SIFT 算法和本文算法提取特征点, 比较两种方法提取特征点数目的不同. 分析本文算法与 SIFT, 得出两种方法在计算量上的差异.

其次针对三角形相似度判断标准 s 的合适取值问题, 对 s 不同取值下获得的正确匹配点率进行实验对比, 找出恰当的参数大小.

再次针对匹配阶段获得精确匹配点对的问题, 对 Delaunay 三角形剖分和传统方法使用的 RANSAC(随机采样一致性) 算法进行对比实验, 分析两种算法的正确匹配点率, 得出最佳匹配算法.

最后对本文改进算法和传统 SIFT 算法的配准精度进行评价, 显示最终的配准效果图.

算法在特征点提取上的不同. 图 3(a) 是第一组遥感图像分别使用 SIFT 和本文算法提取特征点图; 图 3(b) 是第二组图像分别使用 SIFT 和本文算法提取的特征点

图; 图 3(c) 是第三组图像分别使用 SIFT 和本文算法提取的特征点图. 从图中可以看出, 传统 SIFT 算法提取的特征点数目过多, 三组图像提取的特征点数目分别是 5546、1088 和 760 个特征点; 而使用本文算法对三组图像提取特征点数目分别为 2559、719、521. 通过比

较分析可以得出, 本文算法确实大大减少了提取的特征点数目, 减少了计算量, 降低了计算复杂度.

实验中, 本文使用的分块大小是 $n_1=512$, $n_2=424$, 预留边界的大小是 15% 的分块大小. 在三角形相似度计算中, 对参数 s 的设定进行了试验分析, 分析结果如表 1.

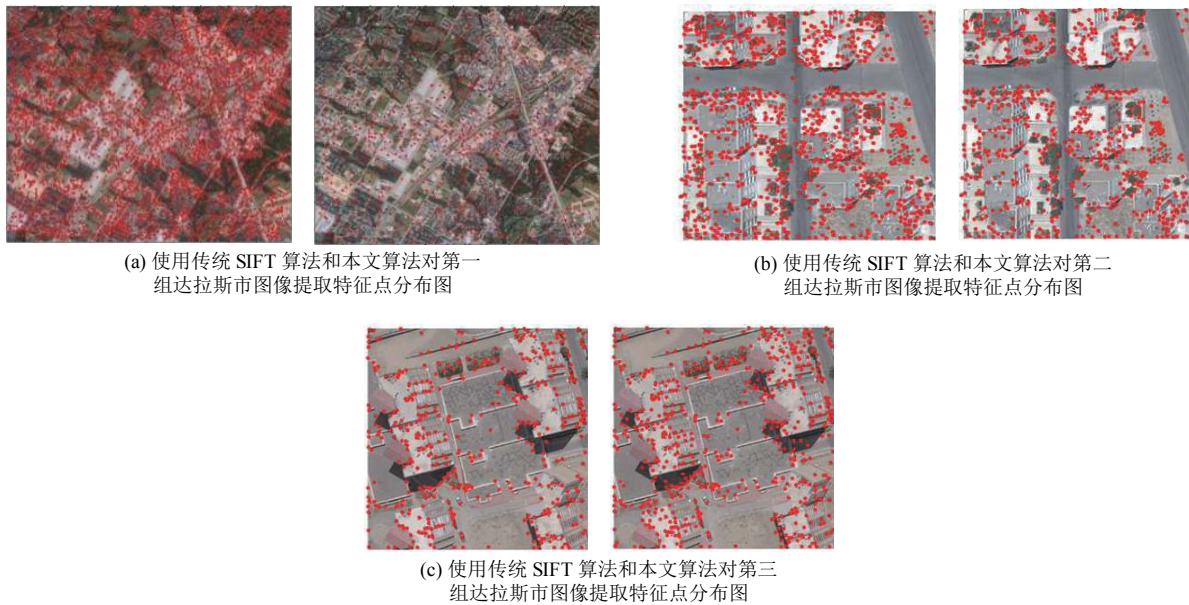


图 3 使用 SIFT 算法和本文算法分别对三组图像的基准图像提取特征点示意图

从表 1 中可以看出, 参数 s 的适合大小是 0.75. 本文不同参数提取的特征点数目相差不大, 但是当参数大于 0.75 时, 正确匹配点率虽然会高, 但是正确匹配点的数目是逐渐减少的, 当参数小于 0.75 时, 会提取出较多的错误匹配点, 所以选择了一个恰当的参数 0.75.

表 1 使用不同参数 s 的匹配结果

s	参与匹配点数	错误匹配点数	正确匹配点数	匹配率 (%)
0.5	168	13	155	92.26
0.55	168	13	155	92.26
0.6	166	11	155	93.37
0.65	162	7	155	95.68
0.7	160	5	155	96.87
0.75	159	4	155	97.48
0.8	157	3	154	98.09
0.85	154	0	154	100.00
0.9	151	0	151	100.00

其次在特征点匹配工作上, 本文利用三角形相似度度量的方法与 RANSAC 算法进行了对比实验, 结果

如图 4 和图 5 所示, 图 4(a) 是对第一组图像使用传统 SIFT 算法使用 RANSAC 算法之后得到的精确匹配点, 图 4(b) 是它的连线图. 而图 5 是本文算法中, 使用 RANSAC 算法和 Delaunay 三角形剖分得到的精确匹配点的对比图. 图 5(a) 和 (b) 是第一组和第三组图像得到的待精配准图像与基准图像, 图 5(c) 和 (d) 是本文算法对第一组和第三组图像分块子图像使用 RANSAC 算法后的匹配点图, 图 5(e) 和 (f) 是对第一组和第三组图像相同的子图像对使用 Delaunay 三角剖分构建了的三角网图像, 图 5(g) 和 (h) 是对第一组和第三组图像进行三角形相似度度量得到的精确匹配点. 可以看出, 本文算法使用 Delaunay 三角剖分进行精确匹配后, 误匹配点的数目减少了, 且正确匹配点数目比 RANSAC 算法得到的正确匹配点数目多. 表 2、表 3 分别是第一和第三组图像在提取精确匹配点时, 使用 RANSAC 算法和 Delaunay 三角形剖分得到的精确匹配点结果对比.

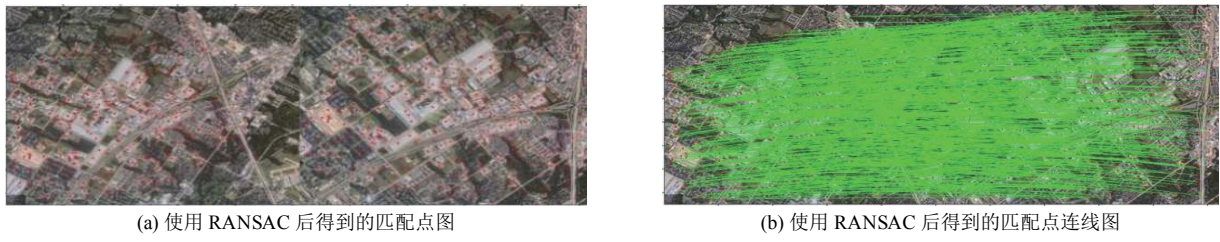


图 4 使用传统 SIFT 算法得到的匹配点及其连线图

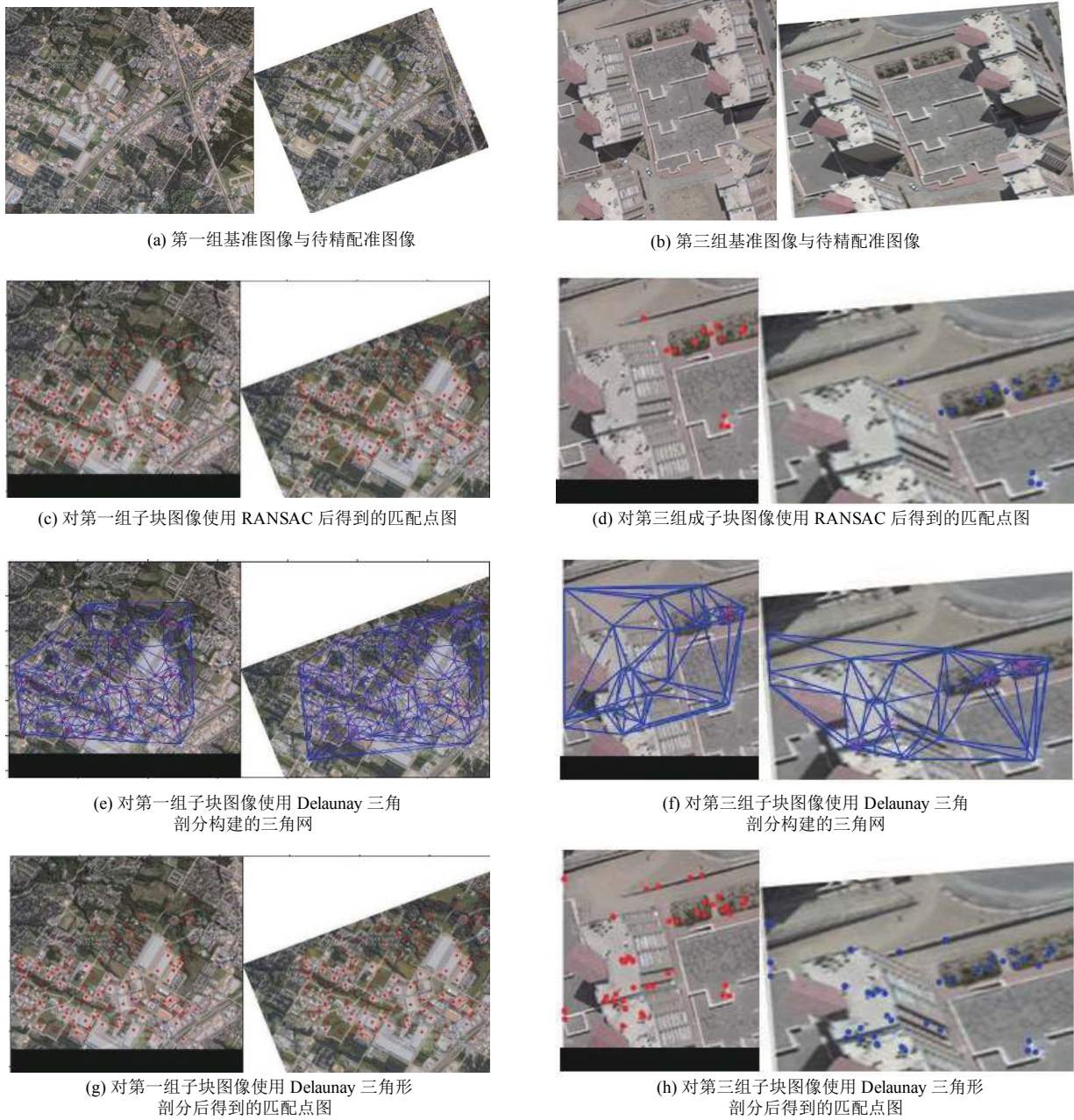


图 5 使用 RANSAC 和 Delaunay 三角剖分分别进行匹配点配对的效果图

表2 第一组图像使用 RANSAC 和 Delaunay 方法提取正确匹配点对比

方法	参与匹配点数	正确匹配点数	错误匹配点数	正确匹配率 (%)
RANSAC	150	137	13	91.33
Delaunay	159	155	4	97.48

表3 第三组图像使用 RANSAC 和 Delaunay 方法提取正确匹配点对比

方法	参与匹配点数	正确匹配点数	错误匹配点数	正确匹配率 (%)
RANSAC	16	13	3	81.25
Delaunay	44	41	3	93.18

从表中可以看出,使用 Delaunay 三角形分割提取的精确匹配点数目多且减少了误匹配点的数目。

最后计算 SIFT 算法和本文算法的 $RMSE$ 和 CMR ,可以得到,第一组图像使用 SIFT 算法的正确匹配点率为 91.33%,本文算法的正确匹配点率为 97.48%;第三组图像使用 SIFT 算法的正确匹配点率为 81.25%,本

文算法的正确匹配点率为 93.18%,说明本文算法的正确匹配点率高于传统 SIFT 算法。而第一组图像使用本文算法的 $RMSE$ 为 1.76,传统 SIFT 算法得到的 $RMSE$ 为 3.15;第三组图像使用本文算法的 $RMSE$ 为 1.28,传统 SIFT 算法得到的 $RMSE$ 为 2.56,说明本文算法的配准精度高于传统 SIFT 算法。表 4、表 5 分别为第一组和第三组图像使用 SIFT 算法和本文算法的 $RMSE$ 、 CMR 以及运行时间的对比。从表中可以看出,本文算法运行时间比 SIFT 较小。图 6 是本文最终配准结果图。

表4 第一组图像本文方法与 SIFT 方法的精度评价

方法	$RMSE$	$CMR(\%)$	运行时间 (s)
SIFT	3.15	91.33	19.31
本文方法	1.76	97.48	17.93

表5 第三组图像本文方法与 SIFT 方法的精度评价

方法	$RMSE$	$CMR(\%)$	运行时间 (s)
SIFT	2.56	81.25	12.56
本文方法	1.28	93.18	9.80



(a) 第一组 OVS-1A/B 卫星配准结果和降低透明度配准结果图



(b) 第二组和第三组 IUltraCam-D 卫星配准结果图

图6 配准结果图

4 结论与展望

针对高分辨率遥感图像配准中图像本身数据量大且存在误匹配点的问题,本文提出了一种基于 SIFT 和 Delaunay 三角网的高分辨率遥感图像配准方法,该方法分为粗配准和精配准两个阶段。为了降低高分辨率遥感图像本身的数据量,在进行配准工作之前采用降采样方法处理两幅图像。之后仅提取高尺度空间下的 SIFT 特征点用于粗配准。之后进入精配准阶段,为了提取均匀分布的特征点,本文引入了图像分块策略,对待精配准图像进行图像分块。之后对每幅子块图像提取特征点并构建 Delaunay 三角网,利用三角形相似函数求得精确匹配点对,然后将得到的子匹配点对坐标转化为分块之前图像中点的坐标,以便进行整幅

图像的精确配准工作。从实验中可以看出,该算法提取的特征点是减少的,且算法的正确匹配点率要大于传统 SIFT 算法得到的正确匹配点率,因此,本文算法配准精度更高。但是受实验数据的限制,本文只是针对城市建筑物区域遥感卫星像进行实验,并未对非城市建筑物图像或其他类别图像进行实验,且算法速率也有待于进一步优化。

参考文献

- 王瑞瑞,马建文,陈雪.多源遥感影像自动配准技术的研究进展.遥感信息,2011,(3):121-127.[doi:10.3969/j.issn.1000-3177.2011.03.023]
- Han Y, Choi J, Byun Y, et al. Parameter optimization for the

- extraction of matching points between high-resolution multisensor images in urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(9): 5612–5621. [doi: [10.1109/TGRS.2013.2291001](https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2291001)]
- 3 Zitová B, Flusser J. Image registration methods: A survey. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977–1000. [doi: [10.1016/S0262-8856\(03\)00137-9](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(03)00137-9)]
 - 4 吕步云. SIFT 结合图像信息的多源遥感图像配准技术研究[硕士学位论文]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2015.
 - 5 尹奎英, 张雄, 李成, 等. 基于 SIFT-Delaunay 编码的 SAR 图像自动配准算法. *现代雷达*, 2015, 37(4): 20–23, 30. [doi: [10.3969/j.issn.1004-7859.2015.04.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-7859.2015.04.005)]
 - 6 孙亮, 王双庆, 邢建春. 一种基于自适应阈值的改进 MIC 算法. *微电子学与计算机*, 2015, 32(5): 79–83.
 - 7 强赞霞, 彭嘉雄, 王洪群. 基于傅里叶变换的遥感图像配准算法. *红外与激光工程*, 2004, 33(4): 385–387, 413. [doi: [10.3969/j.issn.1007-2276.2004.04.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-2276.2004.04.013)]
 - 8 冷成财, 张海鹏, 张聪炫, 等. 基于尺度、方向和距离约束的改进 SIFT 配准方法. *纳米技术与精密工程*, 2017, 15(1): 36–43.
 - 9 潘建平, 郝建明, 赵继萍. 基于 SURF 的图像配准改进算法. *国土资源遥感*, 2017, 29(1): 110–115.
 - 10 Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91–110. [doi: [10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94](https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94)]
 - 11 Morevec HP. Towards automatic visual obstacle avoidance. *Proceedings of the 5th International Joint Conference on Artificial intelligence*. Cambridge, MA, USA. 1977. 584.
 - 12 Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*. Manchester, UK. 1998. 147–152.
 - 13 Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: Speeded up robust features. *Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision*. Graz. 2006. 404–417.
 - 14 Smith SM, Brady JM. SUSAN—A new approach to low level image processing. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 23(1): 45–78. [doi: [10.1023/A:1007963824710](https://doi.org/10.1023/A:1007963824710)]
 - 15 樊东昊, 朱建军, 郭南男, 等. 一种结合区域选择和 SIFT 算法的遥感图像配准方法. *工程勘察*, 2015, 43(2): 69–74.
 - 16 李孚煜, 叶发茂. 基于 SIFT 的遥感图像配准技术综述. *国土资源遥感*, 2016, 28(2): 14–20.
 - 17 吴伟, 丁香乾, 闫明. 基于异常区域感知的多时相高分辨率遥感图像配准. *计算机应用*, 2016, 36(10): 2870–2874. [doi: [10.11772/j.issn.1001-9081.2016.10.2870](https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2016.10.2870)]
 - 18 马旭燕, 袁媛, 汪承义, 等. 高分辨率遥感图像配准控制点均匀化算法. *遥感信息*, 2016, 31(3): 24–30. [doi: [10.3969/j.issn.1000-3177.2016.03.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3177.2016.03.004)]
 - 19 程国华, 王阿川, 陈舒畅, 等. 多源遥感影像高精度自动配准方法研究. *液晶与显示*, 2016, 31(6): 604–612.
 - 20 郑守住. 改进 SURF 和 Delaunay 三角网的图像配准算法研究[硕士学位论文]. 南昌: 东华理工大学, 2014.