

基于 SURF 特征提取的遥感图像自动配准^①

葛盼盼, 陈 强

(南京理工大学 计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘 要: 基于 SURF(Speeded Up Robust Features)特征点提取是目前比较流行的图像配准方法. 本文在 SURF 基础上, 提出一种基于分块策略的改进方法: 首先采用分水岭分割法确定图像的分块数量, 然后对图像进行分块, 每个子块提取一定数量的特征点, 以便实现特征点的均匀提取; 再通过稀疏特征树法找出匹配的特征点对; 最后用 RANSAC 算法剔除错误匹配特征点对, 同时计算参考图像与待配准图像的变换关系. 实验表明, 该方法能够高效、快速地解决遥感图像的自动配准问题.

关键词: SURF; 分块策略; 稀疏特征树; 特征点匹配; 自动配准

Remote Sensing Image Automatic Registration Based on SURF Feature Extraction

GE Pan-Pan, CHEN Qiang

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: SURF (Speeded Up Robust Features) feature extraction is currently more popular image registration method. This paper proposed a improved method based on block strategy on the basis of SURF. Firstly, using Watershed Algorithm to determine the number of image blocks; then the image was divided into blocks and each sub-block extracted a certain amount of feature points to realize uniform feature point extraction; then using sparse feature tree to find the matching feature points and finally using improved RANSAC algorithm to eliminate the error matching feature point pairs, while calculating transformation between the reference image and the image to be registered. Experiments show that this method can efficiently and quickly solve the problem of remote sensing image automatic registration.

Key words: SURF; block strategy; sparse feature tree; feature points match; automatic registration

遥感图像配准是指确定在相同或不同时间、通过相同或不同传感器拍摄的两幅或多幅图像之间最佳匹配关系的过程^[1]. 图像配准在遥感、医学诊断和计算机视觉等领域有着广泛的应用. 近年来, 图像配准的方法层出不穷, 其中基于特征的方法取得了飞速的发展. 常用的图像特征有特征点、边缘、区域和轮廓等. 特征的选择跟图像的内容有很大的关系, 一般而言, 提取特征点相对容易, 能对图像间的分辨率、旋转、平移、光照变化等保持不变^[2]. 1988年, Harris 和 Stephens 提出 Harris 角点^[3]检测算法; 1997年, Smith 和 Brady 提出 SUSAN(Univalued Segment Assimilating Nucleus)角点^[4]检测; 结合尺度空间理论, 陈白帆等人提出一种多尺度的 Harris 角点检测算法. Lowe 等人^[5]在 1999 年提出

SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)算子, 并在 2004 年进行总结和完善. Mikolajczyk 与 Schmid 提出了 Harris-Laplace 和 Hessian-Laplace 算法^[6], 该方法具有仿射不变性, 但检测到的特征点较少. SIFT 具有旋转不变性、尺度不变性、亮度不变性及很好的抗噪声能力. SIFT 算法虽然可以适应亮度变化, 但其计算速度较慢^[7]、算法计算数据量大、时间复杂度高、算法耗时长. 针对上述缺点, 研究者做了不同的改进, Yanke 等人^[8]提出用 PCA-SIFT 方法对特征描述进行数据降维, 但在没有任何先验知识的情况下, 反而增加了计算量; Delponte 等人^[9]提出用 SVD 方法进行特征匹配, 但匹配过程计算复杂, 且不能用于宽基线匹配; Grabner 等人^[10]用积分图像虽提高了 SIFT 的计算速度, 但却降

① 基金项目:‘青蓝工程’资助项目;江苏高校优势学科建设工程;国家自然科学基金(60773172)

收稿时间:2013-07-26;收到修改稿时间:2013-08-30

低了 SIFT 方法的优越性. 这些方法只是在特征描述或者匹配阶段进行改进, 而没有改变算法本身.

SURF(Speeded Up Robust Features)算法较 SIFT 在计算速度和鲁棒性上有较大改进, 它已经被广泛地应用于目标识别和跟踪. SURF 是一种特征点提取算法, 由荷兰语鲁汶大学的 Bay H, Tuytelaars T, Gool L V^[11]于 2006 年提出, 该算法的性能接近 SIFT, 计算速度提高了近 3 倍. 与 SIFT 方法相比, SURF 算法具有估算参数准确、计算量小、速度快等优点, 但是获得的匹配点数量少. 在处理大图像时, 最大的问题是图像数据所需内存比计算机的实际内存大, 解决此问题的关键技术是图像分块. 分块特征提取可以对每个分块提取一定数量的特征点, 确保特征点均匀选取的同时, 可以提高特征点的数量. 基于特征点的图像配准方法速度快、效率高, 可以很好的实现遥感图像的自动配准.

1 基于分块策略的特征点提取

1.1 分块策略

基于特征点的图像配准方法需要足够数量的特征点, 同时特征点的均匀分布是图像精确配准的前提. 传统的图像配准需要人工手动选择特征点, 不但耗时而且难以保证配准精度. 为了克服这个缺点, 研究者提出了自动配准方法. 但在实际应用中, 一般都存在提取的特征点数量不够、特征点分布不均匀或特征点不够精确等缺点.

为了解决上述问题, 本文提出一种改进的遥感图像自动配准方法. 分水岭算法是图像分割常用的方法, 为了在图像分块之前确定图像的分块数量, 首先采用分水岭方法根据不同的纹理特征对图像进行分割, 确定图像的分块数量. 通常纹理较多的图像分块的数量较多, 反之较少. 确定分块数量后对各个子块提取稳定特征点, 确保特征点的均匀选取. 该方法可以减少图像配准的工作量, 提高图像的自动配准化程度. 图 1 为本文算法的流程图.

1.2 SURF 特征点提取

本文采用 SURF 算法作为图像配准的特征点提取算法, SURF 特征点的提取过程主要分为尺度空间极值点检测、特征点定位、确定主方向和特征点描述四个步骤^[12]. SURF 特征点提取过程如图 2 所示.

1.2.1 极值点检测

SURF 算子选择图像尺度空间中的极值点作为候

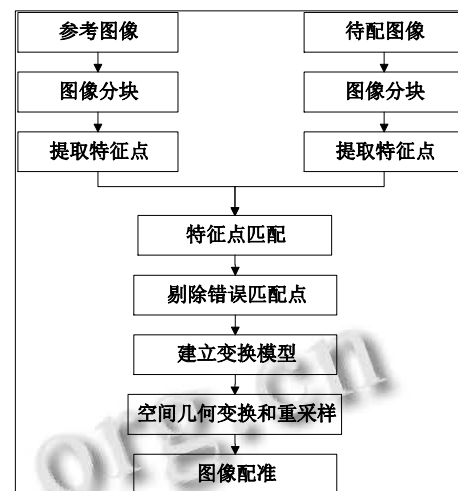


图 1 本文算法流程图

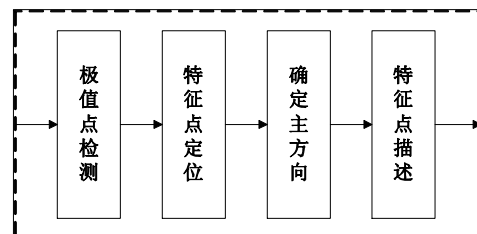


图 2 SURF 特征点提取过程

选特征点. 图像 $I(x,y)$ 的尺度空间定义为

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

其中, * 代表二维卷积, σ 是尺度因子, $G(x,y,\sigma)$ 是二维高斯函数, 如公式(2)所示.

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

为了使 SURF 算法具有尺度不变性, SURF 算法用不同尺寸的框状滤波器对原始图像进行滤波处理, 组成图像金字塔^[11], 如图 3 右图所示, 图 3 左图为 SIFT 图像金字塔的生成方式. 在图像金字塔中的每一层使用 Hessian 矩阵进行极值检测. 图像 $I(x, y)$ 中的点 x 在尺度 σ 处的 Hessian 矩阵定义为

$$H = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $L_{xx}(x,\sigma)$ 是高斯函数二阶偏导数和图像的二维卷积, L_{xy} 和 L_{yy} 的含义与之类似.

在建立图像的金字塔结构时, 需要对图像进行下采样, 再与不同尺度的二维高斯函数进行卷积. 为了提高高斯卷积的计算速度, SURF 算子使用方框滤波器

作为二阶高斯滤波器的近似替代, 并使用积分图像^[11]对图像卷积进行加速. 同时, 为了避免对图像的迭代向下采样过程, SURF 算子在建立图像金字塔结构时采用增加方框滤波器尺寸的方法.

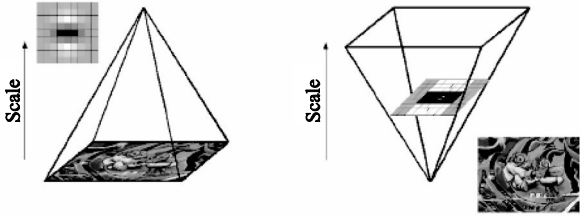


图 3 SIFT 和 SURF 图像金字塔比较

1.2.2 特征点定位

根据 Hessian 矩阵求出尺度图像在(x,y,σ)处的极值后, 首先在极值点的 3×3×3 的立体邻域内进行非极大值抑制(Non-Maximum Suppression, NMS)^[11]. 为了能够对候选特征点进行亚像素定位, 可以在尺度空间和图像空间中进行插值, 插值使用的二次拟合函数为

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial D}{\partial X^2} X \tag{4}$$

对函数求导得到极值点为

$$\hat{X} = -\frac{\partial^2 D^{-1} \partial D}{\partial X^2 \partial X} \tag{5}$$

函数在极值点处的极值为

$$D(\hat{X}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial X} \hat{X} \tag{6}$$

在实验中剔除 D(X)<0.03 的候选特征点.

1.2.3 主方向确定

为了使提取出的特征点具有旋转不变性, 可以对每个特征点赋予一个主方向. 首先以特征点为中心, 计算半径为 6s(s 为特征点的尺度)的邻域内的点在水平和垂直方向边长为 4s 的 Harr 小波响应^[11]; 然后按照距离远近给这些响应值赋予高斯权重系数, 使得靠近特征点的响应贡献大, 而远离特征点的响应贡献小; 接着对加权后的 Harr 小波响应以圆形区域进行统计, 将圆形区域划分为 72 组, 每 5°一组, 将 60°^[11]范围内的 Harr 小波响应累加形成新的矢量; 最后遍历整个圆形区域, 选择最长矢量方向作为特征点的主方向, 如图 4 所示.

1.2.4 特征点描述

通过上面步骤的计算, 可以为每一个特征点赋予图像位置坐标、尺度和主方向, 这些参数构成了一个

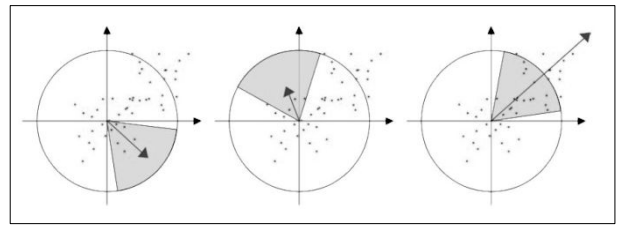


图 4 特征点主方向计算

描述特征点局部邻域的二维坐标系统, 并具有不变性. 下一步就是对该局部区域进行量化描述, 生成特征点的描述符.

1) 首先以特征点为中心, 按照主方向选取 20s×20s(采样步长为 s)的正方形区域, 并将该区域旋转到主方向, 以保证旋转不变性.

2) 将该区域划分成 4×4 共 16 个子区域, 在每一个子区域内, 计算 5s×5s 范围内的 Harr 小波响应, 把相对于主方向的水平和垂直方向的 Harr 小波响应分别记作 dx 和 dy, 并用高斯函数对响应值赋予权重系数.

3) 将每个子区域在水平和垂直方向的 Harr 小波响应及响应的绝对值分别进行累加, 记为 Σdx、Σdy、Σ|dx|和 Σ|dy|^[11]. 图 5 列举了三种 SURF 特征描述子类型, 左图表示: 在均匀区域中, 所有的值相对较低; 中间图说明, 在 x 方向存在固有频率, Σ|dx|很高, 但其他部分依然很低. 如果 x 方向强度逐渐增加, Σdx 和 Σ|dx|都高, 如图 5 右图所示.

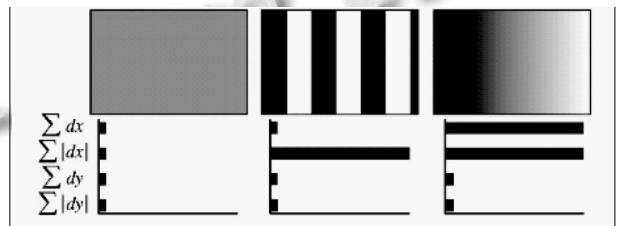


图 5 SURF 特征描述

4) 对每个子区域生成一个四维的描述符向量 v=(Σdx, Σd, Σ|dx|, Σ|dy|), 每个特征点共有 16 个子区域, 就形成了一个 4×(4×4)=64 维的描述符.

5) 对这个 64 维的向量进行归一化, 去除光照变化的影响, 得到特征点的描述符.

2 基于稀疏特征树的特征点匹配

2.1 稀疏特征树生成及查找

在本文中, 基于特征的稀疏向量表示, 采用一种

树状的数据结构—稀疏特征树(简称特征树)^[18]来表示特征集合,以提高特征匹配的效率.下面将具体描述这种数据结构.

假设训练过程选择了 n 个特征,并且估计了相应的参数.那么,第 i 个特征及其相应的参数可以表示成 $(j_{1i}:v_{j_{1i}}, j_{2i}:v_{j_{2i}}, \dots, j_{ki}:v_{j_{ki}}, t_i, \lambda_i)$. 特征集合可以用一棵树来表示.特征树的层数和特征集的最大特征维数 k 相关,有 $(3+2k)$ 层.它有 5 类节点:根节点、属性节点、属性值节点、指示节点、目标概念及参数节点.

特征树的生成算法如算法 1 所示.这个算法首先生成根节点,然后生成根节点和指示节点之间包括指示节点的属性节点和属性值节点,最后生成指示节点下所有的目标概念及参数节点.这个算法使用一个队列作为广度优先的建树策略的载体.

算法 1. 稀疏特征树生成算法

1) 生成根节点:把对应到整个特征集合的根节点从后面推入队列.

2) 生成属性层和属性值层:

① 若队列的首节点是指示节点,则转到第 3 步,否则,移出该节点;

② 若该节点是属性值节点(假设对应于第 i 个属性)或根节点($i=0$),那么,把该节点对应的所有特征按最小的非 0 属性分类:假设共 $j(0 \leq j \leq M-i)$ 类,生成 j 个节点作为该节点的儿子,分别对应于这 j 类特征.把这些儿子节点推入队列;如果特征集合中存在没有非 0 属性的特征,那么生成指示节点作为根节点的儿子来对应于这些特征;

③ 若该节点是属性节点(假设层次为 i),那么把该节点对应的所有特征按第 i 个属性值排序分类:假设共 $n(1 \leq n \leq n_i+1)$ 类,生成 n 个节点作为该节点的儿子,分别对应于这 n 类特征,把这些儿子节点推入队列;

④ 重复第 2 步.

3) 生成目标概念及参数层:

① 若队列为空,则结束;

② 从队列中移出首节点,假设该节点对应 $n(1 \leq n \leq Y)$ 个特征,生成 n 个参数节点作为该节点的儿子;

③ 重复第 3 步.

算法 2 描述了在特征树中查找匹配实例 $x=(x_1, x_2, \dots, x_M)$ 的所有特征的过程.第 1 步是初始化.第 2 步是特征查找,这其实是一个从特征树的第 1 层到叶子层,从上到下查找匹配实例 x 的所有特征的过程.

如果没有特征匹配实例 x ,那么这个过程可能在特征树的某一层结束.第 3 步是累计 λ ,也就是把第 2 步找到的所有特征按目标概念的类别 $y(1 \leq y \leq Y)$ 分别累计权重.

算法 2. 稀疏特征树查找算法

1) 初始化:把根节点所有子节点从后面推入队列.

2) 特征查找:

① 若队列为空,则转到第 3 步,否则,移出首节点;

② 若该节点为指示节点,则保存该节点;

③ 若该节点为属性节点(第 i 个属性),那么,如果该节点所指的属性值节点中存在值为 x_i 的子节点,则把这个子节点推入队列;

④ 若该节点为属性值节点,则把该节点的所有儿子节点推入队列;

⑤ 重复第 2 步.

3) 累计 λ :把所有保存指示节点下的目标概念及参数节点按目标概念类别 $y(1 \leq y \leq Y)$ 分别累计权重.

2.2 SURF 特征点匹配

在使用 SURF 方法获得参考图像与待配准图像的特征点后,就要进行特征点匹配.在上文获得的特征点相关信息(位置、尺度、主方向及特征向量)中,特征向量包含了特征点周围领域的信息,使用特征向量的最近邻匹配法可以求出图像潜在的匹配对而无需进行额外信息量的计算.一般采用欧氏距离、马氏距离等函数作为特征性的相似性度量.本文采用欧式距离作为两幅图像间的相似性度量,首先在待配准图像中利用稀疏特征树搜索,找到与原图特征点欧几里德距离最近的前两个关键点,记这两个关键点的欧几里德距离分别为 d_1 、 d_2 .

$$\frac{d_1}{d_2} < \varepsilon \quad (7)$$

在这两个关键点中,如果最近的距离 d_1 与次近的距离 d_2 得比值小于某个阈值 $\varepsilon(0.6)$,则接受这一对匹配点.降低这个比例阈值,匹配点数会减少,但产生的匹配点对更加稳定可靠.

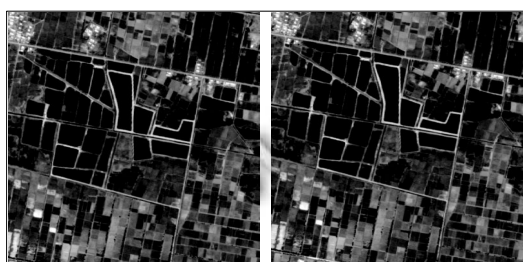
经过上述特征点匹配后,可以找出所有匹配的特征点对,其中包括正确的与错误的点对.为了提高图像的配准精度,我们必须去掉错误的匹配点对.解决此问题常用的方法是 RANSAC,该方法虽然能有效剔除错误匹配点对,但是由于其算法涉及多次循环迭代,因此所耗时间相对较长.

本文给出一种简单有效的错误点剔除方法, 将部分特征点对根据其距离进行筛选, 筛选的条件是给定的阈值. 首先计算小于该阈值的特征点对数 t , 然后取 t 对特征点利用最小二乘法求出图像的变换矩阵, 再利用该矩阵检验所有的特征点对, 如果计算的平方和小于阈值 $\eta(\eta$ 取 1), 则认为该点是正确的匹配点, 否则剔除该点对. 最后将所有正确的匹配点对结合最小二乘法, 求出图像间的变换关系和配准后图像. 实验表明, 该方法可以有效剔除错误匹配点对.

3 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性, 选择 20 组遥感图像进行实验, 并将本文方法实验结果与 SIFT 和 SURF 算法进行比较. 本文实验所选数据来源于资源三号卫星, 图像分辨率为 2.1 米和资源 02C 卫星, 图像分辨率为 2.36 米. 本文实验环境: CPU: Intel Core i3-370, 主频: 2.93GHz, 内存: 2GB, 操作系统: Windows XP, 开发环境为 MATLAB R2009a.

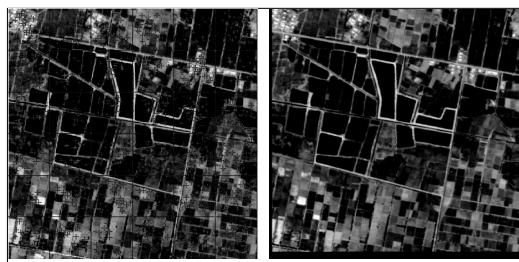
图 6 给出遥感图像的配准结果图与参考图像的差值图像, 待配准图像(a)与参考图像(b)通过本文方法实现特征点匹配, 如(c)所示; (e)为本文算法得到的配准结果图; (f)、(g)分别给出了配准前后图像与参考图像的差值图像. 差值图像是通过将两幅图像对应像素点相减得到的图像, 它可以直观地反映配准结果与参考图像的相似程度. 从差值图像来看, 本文算法的配准结果图像与参考图像相似度较高, 验证了本文算法的有效性.



(a) 待配准图像 (b) 参考图像



(c) 特征点匹配



(d) 分块提取特征点 (e) 本文方法配准后



(f) (a)与(b)差值图像 (g) (e)与(b)差值图像

图 6 实验一结果

为了体现本文方法的有效性, 将其与 SIFT 和 SURF 作比较, 特征点匹配数量、正确率及时间如表 1 所示.

表 1 SIFT、SURF 及本文方法特征匹配结果

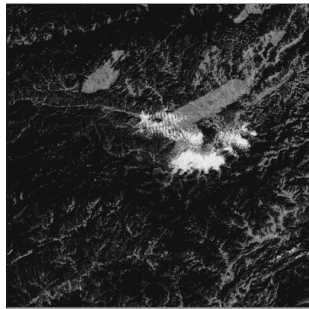
方法	匹配点数量	错误匹配数量	正确匹配率(%)	时间(s)
SIFT	2732	882	67.716	43.391
SURF	1618	345	78.677	15.955
本文	707	23	96.747	10.449

表 1 给出实验一中本文提出的改进方法与 SIFT、SURF 两种方法在配准精度和时间上的比较. 从数据可以看出, 本文方法正确匹配率比另外两种方法高, 即采用改进方法能够提高特征点的匹配精度和效率, 从而得到更好的配准效果.

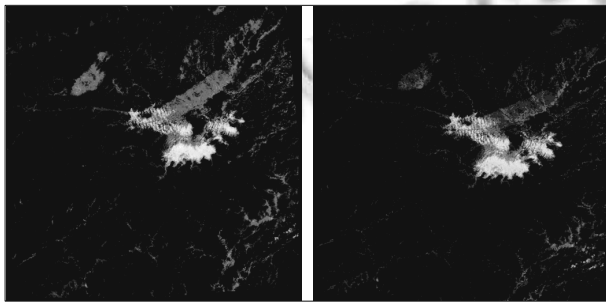
实验二通过图像合成从直观上验证本文算法的有效性.

如图 7 所示, (a)为参考图像 G, (b)、(c)为待配准图像 R 与待配准图像 B, 对(a)、(b)、(c)分别进行 SURF 特征点提取, 图(d)、(e)分别为(b)、(c)的配准结果图. 为了更直观地检验本文配准算法的有效性, 将参考图像与配准前后的图像分别合成为 BMP 图像(参考图像(a)为 G 通道图像, 配准前后的图像 R、图像 B 分别作为 R 通道和 B 通道图像). 显然, 配准前的合成图像(f)较为模糊, 图中的彩色伪影表明参

考图像与待配准图像不匹配; 而配准后的合成图像 (g) 较为清晰, 基本没有彩色伪影, 可见配准后的图像与参考图像基本一致, 这也验证了本文改进算法的有效性.

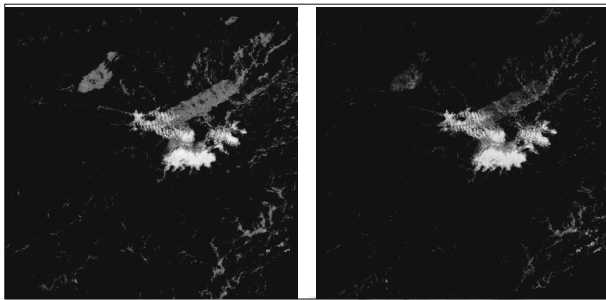


(a) 参考图像 G



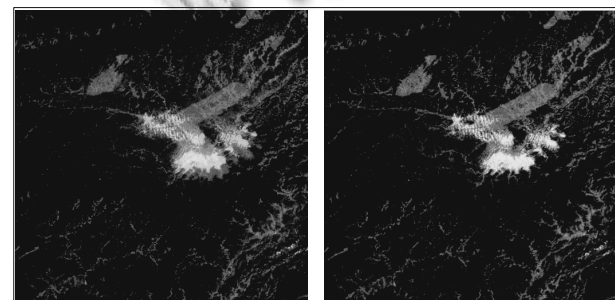
(b) 待配准图像 R

(c) 待配准图像 B



(d) R 配准后图像

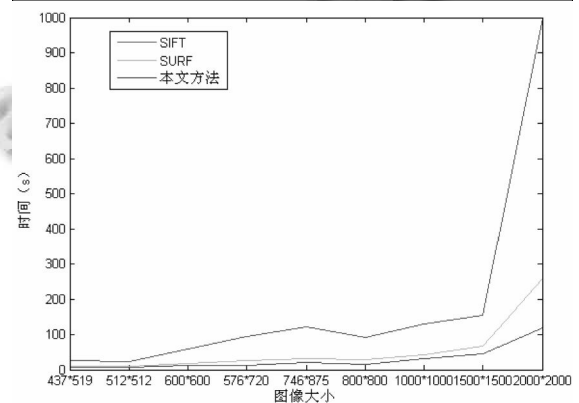
(e) B 配准后图像



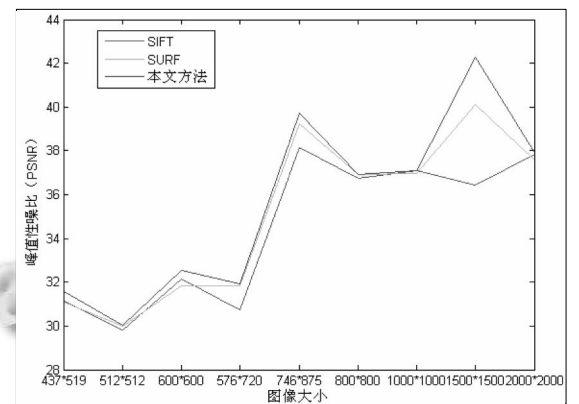
(f) (a)(b)(c)合成BMP图 (g) (a)(d)(e)合成BMP图像

图 7 实验二结果

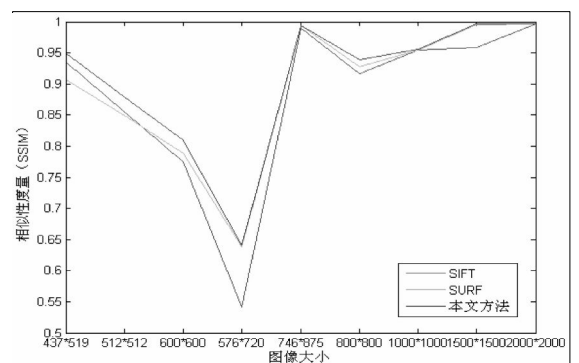
为了定量评价本文方法的配准效果, 表 2 给出了 20 组图像配准效果的评价数据, 其中均方根误差 (RMSE) 表明待配准图像与参考图像间的像差大小; 峰值信噪比 (PSNR) 体现图像的质量; 相似性度量 (SSIM) 用于衡量待配准图像与参考图像的相似度; 互信息量 (MI) 可以有效衡量图像间的相关程度. RMSE 值越大, 说明待配准图像与参考图像的相似性越低; PSNR、SSIM 和 MI 值越大, 则两幅图像的相似性越高. 对表 2 实验数据进行统计, 可以得到图 8 给出的折线图.



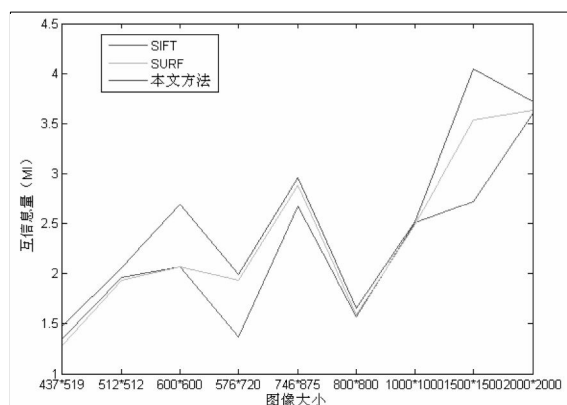
(a) 配准时间比较



(b) 峰值信噪比比较



(c) 相似性度量值比较



(d) 互信息量比较

图 8 不同配准方法配准效果图比较

图 8(a)给出不同方法配准时间比较, 蓝色表示本文方法所用时间, 红色和绿色分别表示 SIFT 和 SURF 所耗时间, 从图形可以看出红色线在最上方, 即所用时间最长, 蓝色线在红色和绿色线下方, 表明本文方法用时最短, 而且图像尺寸越大, 时间差值越明显; (b)、(c)、(d) 分别表示三种方法配准结果图与参考图像的峰值信噪比(PNSR)、相似性度量(SSIM)和互信息量(MI), 从图上可以看出本文方法的 PSNR、SSIM 和 MI 比其他两种方法的值大一些.

实验三实验数据为同一地点不同时刻拍摄的图像, 待配准图像与参考图像亮度差别较大, 采用本文改进方法获得特征点匹配结果如图 9 所示.

表 2 不同配准方法配准效果比较

编号	图像大小	方法	RMSE	PSNR	SSIM	MI	时间(s)
图1	512*512	SIFT	227.284	24.565	0.762	1.257	32.192
		SURF	224.375	24.621	0.742	1.151	9.592
		本文	220.905	24.689	0.802	1.389	7.502
图2	746*875	SIFT	9.989	38.135	0.989	2.674	122.389
		SURF	7.732	39.248	0.993	2.886	32.357
		本文	6.915	39.733	0.994	2.961	21.778
图3	512*512	SIFT	20.402	35.033	0.948	2.674	16.188
		SURF	19.072	35.327	0.955	2.715	7.024
		本文	18.678	35.418	0.955	2.739	6.371
图4	576*720	SIFT	55.012	30.726	0.541	1.370	93.817
		SURF	42.597	31.837	0.639	1.935	25.482
		本文	41.918	31.907	0.641	1.996	13.523
图5	437*519	SIFT	49.771	31.161	0.936	1.354	27.011
		SURF	50.401	31.106	0.907	1.284	10.954
		本文	45.046	31.594	0.950	1.484	7.644
图6	600*600	SIFT	31.389	33.162	0.716	1.375	86.351
		SURF	30.951	33.224	0.717	1.388	19.229
		本文	29.602	33.418	0.735	1.447	12.812
图7	600*600	SIFT	227.004	24.570	0.710	1.646	38.069
		SURF	225.015	24.608	0.795	1.654	15.318
		本文	198.409	25.155	0.803	1.794	12.402
图8	600*600	SIFT	87.076	28.731	0.693	1.595	72.281
		SURF	86.620	28.754	0.709	1.623	18.334
		本文	85.603	28.806	0.743	1.783	11.590
图9	600*600	SIFT	11.994	37.340	0.793	2.027	57.860
		SURF	14.899	36.399	0.758	1.867	18.995
		本文	12.049	37.321	0.794	2.030	12.732
图10	600*600	SIFT	15.532	36.905	0.964	3.717	43.391
		SURF	15.841	36.132	0.965	3.809	17.971
		本文	10.559	37.894	0.975	6.420	11.449

编号	图像大小	方法	RMSE	PSNR	SSIM	MI	时间(s)
图11	800*800	SIFT	37.855	33.381	0.907	1.518	89.212
		SURF	36.365	33.307	0.925	1.501	27.436
		本文	28.275	33.617	0.946	1.612	16.290
图12	800*800	SIFT	6.379	40.083	0.925	1.618	93.127
		SURF	5.740	40.541	0.929	1.680	28.498
		本文	6.160	40.235	0.931	1.695	14.444
图13	1000*1000	SIFT	9.980	38.139	0.925	1.913	92.235
		SURF	8.958	38.608	0.942	2.044	32.02
		本文	8.826	38.673	0.945	2.040	22.350
图14	1000*1000	SIFT	4.567	41.534	0.946	2.614	89.446
		SURF	4.666	41.441	0.943	2.586	35.755
		本文	5.030	41.115	0.940	2.546	24.002
图15	1000*1000	SIFT	32.100	33.065	0.924	1.318	114.184
		SURF	32.433	33.020	0.918	1.298	46.817
		本文	31.885	33.095	0.925	1.322	31.971
图16	1000*1000	SIFT	15.252	36.297	0.987	3.594	113.607
		SURF	15.640	36.188	0.987	3.560	44.920
		本文	15.213	36.308	0.988	3.595	32.025
图17	1000*1000	SIFT	14.931	36.389	0.988	3.123	245.733
		SURF	18.275	35.512	0.983	2.944	57.906
		本文	15.388	36.259	0.987	3.089	34.731
图18	1500*1500	SIFT	17.558	35.686	0.923	1.806	136.337
		SURF	3.456	42.744	0.995	3.559	40.662
		本文	1.457	46.495	0.998	4.404	28.165
图19	1500*1500	SIFT	9.8343	37.203	0.995	3.629	171.360
		SURF	11.648	37.468	0.994	3.509	91.248
		本文	9.612	38.017	0.995	3.677	60.359
图20	2000*2000	SIFT	11.663	37.851	0.996	3.600	99.8321
		SURF	11.324	37.590	0.996	3.633	259.455
		本文	10.479	37.927	0.997	3.718	117.989

将实验三中的图像分别采用 SIFT 和 SURF 进行特征匹配, 并与本文方法进行比较, 所得实验数据如表 3 所示.

表 3 不同亮度图像特征匹配结果

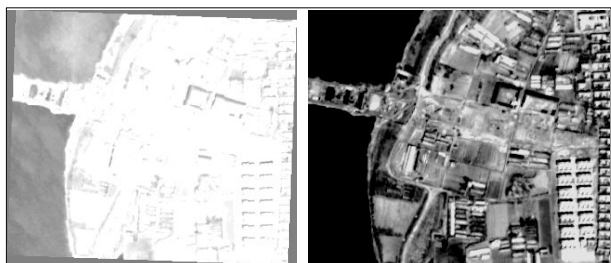
方法	匹配点数量	错误匹配数量	正确匹配率(%)	时间(s)
SIFT	274	213	22.262	10.591
SURF	105	76	27.619	4.546
本文	78	51	34.615	2.475

图 9 给出不同光照条件下的图像配准结果, 从特征点匹配结果可以看出待配准图像与参考图像之间存在很多错误匹配点对. 从表 3 可知, 本文改进方法正确匹配率仅为 34.615%, 低于实验一的 96.747%. 同时,

亮度差别较大的图像采用 SIFT 与 SURF 两种方法正确匹配率也低于亮度差异较小的图像. 但是, 这两种方法的正确匹配率仍低于本文提出的改进方法. 对亮度变化较大的图像, 图像纹理信息不明显, 提取的特征点差别较大, 容易导致错误匹配点对, 使正确匹配率降低.

综合上述实验结果可以得出: 与 SIFT 方法相比, SURF 算法在时间和性能上有了一定的提高. SIFT 提取的特征点数量较多, 其错误的匹配点对相应增加, SURF 提取的特征点数量少, 错误的匹配点对也较少, 因此 SURF 不但在耗时上要优于 SIFT, 同时也提高了配准的效率与鲁棒性. 从图 8 可以看出, 本文算法与

SURF相比,性能上稍有改进,而速度上有不同程度的提高,而且随着图像尺寸的增大,速率提高的很明显,即分块策略与稀疏特征树匹配在解决较大图像配准时可以取得较好的效果,这从实验上验证了分块理论的正确性.



(a) 待配准图像

(b) 参考图像

(c) 特征点匹配

图9 实验三结果

4 结语

SURF 为图像配准提供了一种快速特征点提取方法,由于 SURF 特征点相对于几何变换和光亮度的不变性,使得该特征对于图像之间的差异具有较好的容错性.本文在 SURF 算法的基础上提出一种改进的图像配准算法,提高 SURF 配准精度及速率.实验表明,该方法可以较好地实现图像的快速、自动配准.此外, SURF 计算速度比 SIFT 快,但对亮度变化较大的图像匹配效果不太理想,这是今后需要改进的地方.

参考文献

- 1 郑明玲,刘衡竹.遥感图像配准中特征点选择的高性能算法研究及其实现.计算机学报,2004,27(9):1284-1289.
- 2 张锐娟,张建奇,杨翠.基于 SURF 的图像配准方法研究.红外与激光工程,2009,38(1):160-165.
- 3 Harris CG, Stephens MJ. A combined corner and edge detector. Proc. of 4th Alvey Vision Conference. 1988. 147-151.

- 4 Smith SM, Brady JM. SUSAN: A new approach to low level image processing. Journal of Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- 5 Lowe DG. Distinctive image features from scale invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- 6 Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- 7 鲁云飞,赵海盟,李博等.基于 SURF 特征提取的多光谱遥感图像配准. Proc. of 2010 International Conference on Circuit & Signal Processing. 2010. 632-635.
- 8 Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptor. Proc. of International Conference Computer Vision and Pattern Recognition. 2004. 511-517.
- 9 Elisabetta, Francesco, Francesca et al. SVD matching using SIFT features. Graphical Models, 2006, 68(5): 415-431.
- 10 Grabner M, Grabner H, Bischof H. Fast approximated SIFT. Proc. of Asian Conference on Computer Vision. 2006, 1. 918-927.
- 11 Bay H, Tuytelaars T, Gool V. SURF: Speeded Up Robust Features. Proc. of ECCV. 2006. 404-417.
- 12 赵毅力,徐丹,潘志庚.基于 SURF 特征点的图像配准系统.计算机应用,2011,31(1):73-75.
- 13 陈广居,马志强,单勇等.基于局部显著特征的快速图像配准方法.计算机应用研究,2012,29(11):4370-4374.
- 14 王海凤,范辉,李晋江.结合 SIFT 和 Krawtchouk 矩不变量的图像配准方法.计算机工程与应用,2013,49(1):202-205.
- 15 Song ZL, Zhang JP et al. Remote sensing image registration based on retrofitted SURF algorithm and trajectories generated from lissajous figures. Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 2010, 7(3): 491-495.
- 16 Mikolajczyk K, Schmid C. Indexing based on scale invariant interest points. Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. 2001, 1. 525-531.
- 17 宋江洪,赵忠明.图像分块分层结构在海量数据处理中的应用.计算机工程与应用,2004,40(33):31-33.
- 18 周雅倩,黄萱菁,吴立德.一种特征匹配方法:稀疏特征树.软件学报,2006,17(5):1026-1033.