

文章编号 1004-924X(2015)增-0753-09

## 利用边缘直线特征的异源图像配准

方兰兰, 刘贵喜\*, 吕孟娇, 姚李阳, 张佳明  
(西安电子科技大学 机电工程学院, 陕西 西安 710071)

**摘要:**针对异源异构图像中无法利用特征点进行图像匹配的问题,提出了一种基于直线的图像匹配方法。首先,检测出图像的边缘点并连接成曲线,利用多尺度策略提取边缘直线段;然后,根据空间接近性和相对显著性,将边缘直线段进行分组,每个组都被看作是直线的一个特征,称其为直线标签;最后,根据线段的几何形状计算线段之间的相似性,从而判断两个直线标签之间是否相似,并利用快速匹配算法进行匹配。类似于局部特征,直线特征具有鲁棒性,适用于视角的变化。与现有的局部特征匹配方法相比,本文的直线方法更适用于缺乏纹理,纹理不清晰,光照变化很大以及异源异构的场景图像。实验结果表明,本文的算法具有尺度不变性、旋转不变性以及光照不变性,能有效地解决无法用点特征匹配算法的场景图像之间的匹配,匹配精度在 1 pixel 以内。

**关键词:**多源图像配准;边缘点;空间接近性;相对显著性;直线标签;直线特征

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152313.0753

## Multi-source matching of multi-sensor images based on edge line features

FANG Lan-lan, LIU Gui-xi\*, LÜ Meng-jiao, YAO Li-yang, ZHANG Jia-ming

(School of Mechano-electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

\* Corresponding author, E-mail: gxliu@xidian.edu.cn

**Abstract:** A novel multi-source image matching strategy based on line feature extraction algorithm was proposed to overcome the shortcoming of point feature matching algorithm. Firstly, image edge points were detected and connected into curves, and the edge line segment was extracted by utilizing multi-scale strategy. Then, based on the spatial proximity and relative significance, the edge line segment was divided into lots of groups, and each of them was regarded as a feature of line called line labels. Finally, the similarity between the lines was computed according to the line geometry. Consequently, whether the two line labels are similar could be verified and then they were matched by the fast matching algorithm. Similar to local feature, the line feature is robust and adapted to changes of angle of view. Compared to matching approaches based on existing local features, the proposed method is more suitable for the images with low-texture scenes, blurring-texture scenes, high changing of illumination or multi-source scenes. Experimental results indicate that the proposed algorithm has scale invariant, rotate invariant and illumination invariant and can solve the situation in which point feature matching algorithm is not available and the matching accuracy is within one pixel.

收稿日期:2015-06-02;修订日期:2015-06-20.

基金项目:国防预研基金资助项目(No. Y420150401XX);国家部委十二五科技规划资助项目(No. Y31011040315);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. NSIY191414)

**Key words:** multi-source image matching; edge point; spatial proximity; relative significance; line labels; line feature

## 1 引 言

图像配准是图像处理的基本任务之一,它是将不同时间、不同传感器、不同视角及不同拍摄条件下获取的同一目标或背景的两幅图像进行(主要是几何意义上的)匹配的过程。针对不同数据和问题的图像配准工作,产生了多种不同形式的图像配准技术。图像配准可分为同源图像和异源图像之间的配准。对于同源图像,国内外已经有很多成熟的基于特征点<sup>[1-3]</sup>的方法。由不同类型传感器获得的图像被称为异源图像,由于不同传感器间的成像特性存在差别,同一场景在异源图像上可能呈现出完全不同的图像,因此传统的同源图像匹配方法一般无法直接应用于异源图像匹配。

国际上主流的异源图像匹配方法可以分为两大类:基于特征的匹配方法和基于区域的匹配方法。基于区域的匹配方法通常是将整幅图像或图像子区的灰度或梯度信息进行匹配,常用的基于区域的匹配方法包括灰度互相关方法<sup>[4]</sup>、梯度相关方法<sup>[5]</sup>、互信息方法<sup>[6]</sup>。这些方法的主要缺点是对图像旋转及灰度变化比较敏感,另外,其计算相似度时需要用到全部像素信息,因此计算量也比较大;基于特征的图像匹配算法一般可分为基于点特征的匹配算法<sup>[7]</sup>、基于边缘特征的匹配算法<sup>[8]</sup>、基于轮廓的匹配算法<sup>[9]</sup>等。理论上,基于特征的匹配方法对图像变形有较好的适应性。而直线特征表征了地面景物的边缘过渡信息,具有良好的不变性,同时还包含方向和尺度信息,故可有效应用于不同传感器、不同视角和不同相情况下的图像配准。国内外一直都有人进行直线匹配算法研究,Verhagen B 等人为图像宽基线匹配线描述符添加了尺度不变性<sup>[10]</sup>。Bay 等<sup>[11]</sup>利用直线两侧的颜色直方图构建描述符,并进行初始匹配(简称 Bay 方法),利用边界限制滤除误匹配并迭代得到更多匹配,但是该方法易受非均匀光照和图像色差的影响,且计算代价较大。Wang 等<sup>[12]</sup>根据直线段邻域信息构建了一尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transformation, SIFT)

直线描述符(简称 Wang 方法)。该描述符对光照变换图像模糊视点变化等图像变化具有很强的鲁棒性,但是由于描述符基于直线段邻域特性,因此对于缺少纹理以及纹理混叠的场景,该算法性能将大大降低,另外该方法对尺度变换很敏感。

针对上述问题,本文提出了一种基于边缘直线的异源图像匹配算法,该算法利用多尺度策略提取边缘直线段,根据空间接近性和相对显著性,将边缘直线段进行分组,根据线段的几何形状计算线段之间的相似性,本文的算法具有尺度不变性、旋转不变性以及光照不变性。

## 2 检测图像线特征

### 2.1 边缘线段的提取

在匹配算法中,特征提取的精度和质量直接影响匹配的结果。Canny 边缘检测是一种比较新的边缘检测算子,具有很好的边缘检测性能,在图像处理中得到了越来越广泛的应用,但是 Canny 检测器对阈值的选取比较敏感。赵小川等人提出了一种改进型直线快速检测方法<sup>[13]</sup>,将小波提升和改进的 Hough 变换相结合,有效地抑制了高频噪声,提高了数字图像中直线的检测速率。

本文的边缘线段提取方法流程如图 1 所示。

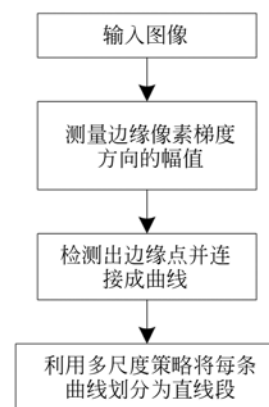


图 1 边缘线段检测提取流程

Fig. 1 Flowchart of edge line detection

通过测量边缘像素梯度方向的幅值<sup>[14]</sup>检测出图像边缘,该边缘像素为局部梯度幅值的最大值。将检测出的边缘点连接成曲线,然后用曲线

曲率极值<sup>[15]</sup>方法将曲线划分成直线段。由于没有单一的尺度(线拟合误差阈值)可以将两幅图像中的所有曲线进行统一划分,故利用多尺度策略对每条曲线进行多边形化,这样就可以保留所有可能存在的线段。一幅图像中的一条线段在另一幅图像中可能被分成几条碎的线段,如果两条线段之间的距离远远小于它们自身的长度,且线拟合误差比对应阈值小时,则对这两条线段进行合并。

同样,利用多阈值策略获得所有可能的直线段分组结果。每条线段都有一个与之对应的方向向量和梯度,其中梯度的方向是从最左边的边缘点指向最右边的边缘点,梯度幅值是所有边缘点梯度幅值的和的平均值。

## 2.2 利用多阈值策略进行线段分组

线段分组是基于线段间的空间接近性和相对显著性进行的。

一般情况下,线段的几何形状通常要在一个大范围的视角变化中保持稳定,而线段之间的空间接近性可以提高可重复性。本文对直线段的分组方法具有尺度不变性,和其它方法相比,本文方法更稳定,尤其是对于图像失真的情况。

在很多视知觉系统中相对显著性一般被忽略,但是对于处理线段检测中的不稳定性来说,它却是至关重要的。一幅图像中的不清晰或很小的线段往往在另一幅图像中检测不到,如图 2(a)中的线段  $e$ ,这种策略可以得到不同尺度的特征。

对于显著值为  $s$  的线段  $i$ ,搜索其中一个端点周围的  $k$  条最接近该端点的线段,而不是垂直距离最小的线段。这  $k$  条线段的显著值有  $s' \geq s \times r$ ,  $r$  为比值。线段  $i$  和这  $k$  条线段就形成了一个直线标签,线段  $i$  和它的端点分别被称为直线标签的中心线段和中心点。同样,线段  $i$  的另一个端点也有另一个直线标签。

以线段  $i$  的端点  $p_1$  为中心的直线标签由线段  $\{i, c, a, b\}$  组成,如图 2(a)所示,此时  $k=3$ 。由图可知,尽管线段  $e$  比线段  $a$  和  $b$  更接近端点  $p_1$ ,但是线段  $e$  并没有被选出来,这是因为线段  $e$  和线段  $i$  相比并不显著。以  $p_2$  为中心的直线标签由线段  $\{i, d, a, c\}$  组成。

实际场景中可能会遇到如图 2(b)中的情况,检测出多条平行线段且这些线段的距离很近,人造场景中一般会存在此情况。这种几何形状通常

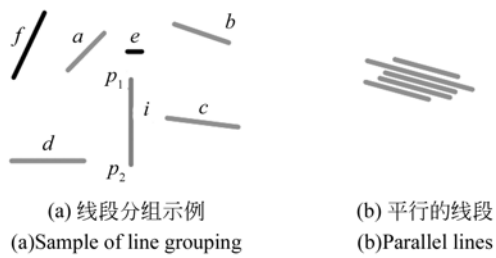


图 2 线段分组

Fig. 2 Line grouping

不稳定,如果直线标签主要由这种线段组成,直线标签此时也不稳定。因此,在这种情况下,仅将这些平行线段中最显著的一条线段选入直线标签。

在本文的实验中,取比值  $r=0.5$ 。其中  $k$  为直线标签中线段的数目, $k$  越大,效果越好,但是这样会降低它的可重复性,增加匹配中的计算量。实验结果表明, $k=5$  比较合适。

## 3 线段组的相似性度量

判断两个直线标签间是否相似,可以将线段的几何形状作为度量标准。当两个直线段组满足对极几何关系时,基于几何形状的度量方法是无效的。此外,一些线段可能共用一个端点,那么通过匹配端点的数量就不足以决定一个对极几何。如果各线段间满足一个仿射矩阵或一个单应性矩阵条件,此时,由于直线标签中的线段通常是不共面的,从而导致其相似性也无法度量。本文方法利用两线段之间的关系来度量相似性,主要流程如图 3 所示。

### 3.1 线段的特征向量

很多方法是利用两条线段之间的位置来描述线段之间的结构关系的,也有人利用线段之间的角度和长度比例来描述,也有利用线段中点来进行描述,但所有的这些方法都不具备独特性。

本文通过区分两种情况来描述两条直线段之间的关系。第一种情况是两直线段共面并且在同一个局部区域中,这样就可以得到图像之间的仿射变换。如图 4(a)所示,两直线段  $\overrightarrow{p_1 p_2}$  和  $\overrightarrow{q_1 q_2}$  相交于点  $c$ ,长度比值的计算式如下:

$$\begin{cases} r_1 = (\overrightarrow{p_1 c} \cdot \overrightarrow{p_1 p_2}) / |\overrightarrow{p_1 p_2}|^2 \\ r_2 = (\overrightarrow{q_1 c} \cdot \overrightarrow{q_1 q_2}) / |\overrightarrow{q_1 q_2}|^2 \end{cases}, \quad (1)$$

其中: $r_1$  和  $r_2$  具有仿射不变性,可以用来描述两直

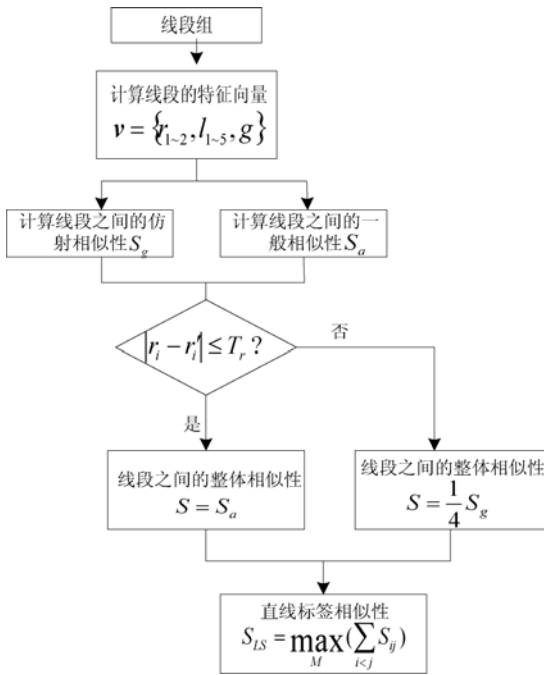


图 3 线段组的相似性度量流程图

Fig. 3 Flowchart of similarity measure of line groups

线段之间的结构关系。当  $r_1$  和  $r_2$  变化时, 可以用一个阈值来判断它们之间的变换是否具有仿射性。

如果两条线段不共面或者视角相差较大时, 由于这两条线段近似, 大多数情况下它们端点间的相对位置是稳定的。线段之间的变形程度给相似性度量提供了重要的约束条件, 这和 SIFT 描述符的原理一样。在 SIFT 描述符<sup>[16]</sup>中, 通过计算其柱状直方图来约束相对于其中心像素位置的变化。

对于两条直线段, 4 个端点之间存在 6 种关系, 本文将图 4(a) 中的向量  $\vec{p_1 p_2}$  作为参考线段来获取尺度不变性和旋转不变性, 其他 5 种关系中角度和长度比值的计算都是相对  $\vec{p_1 p_2}$  来计算的。其计算式如下:

$$\begin{cases} l_1 = |q_1 q_2| / |p_1 p_2| \\ l_2 = |q_1 p_1| / |p_1 p_2| \\ l_3 = |q_1 p_2| / |p_1 p_2|, \\ l_4 = |q_2 p_1| / |p_1 p_2| \\ l_5 = |q_2 p_2| / |p_1 p_2| \end{cases} \quad (2)$$

$\theta_{1\sim5}$  如图 4 所示。  $q_1$  和  $q_2$  的绝对位置可以用 4 个坐标来描述, 由于形状相似性判断会根据参考点的不同而有所不同, 所以本文用 10 个属性来

描述每个点相对于其他所有点的位置变化。

总之, 本文利用新增的特性  $g = g_2 / g_1$  来描述信息, 其中  $g_1$  和  $g_2$  分别是两条线段的平均梯度幅值。该方法具有光照不变性, 能进一步提高适用性。因此, 描述两条直线段的结构的特征向量  $v$  由 13 个属性组成,  $v = \{r_{1\sim2}, l_{1\sim5}, \theta_{1\sim5}, g\}$ 。其中的 12 个属性是用来描述线段几何结构的, 它们的计算是根据 4 个端点的 8 个坐标计算得来的。这 13 个属性都是中间结果, 保存在特征向量中, 为后续的相似性计算做准备。

### 3.2 匹配线段的相似性度量

假设两条线段的特征向量计算方法如式(3)所示:

$$\begin{cases} v = \{r_{1\sim2}, l_{1\sim5}, \theta_{1\sim5}, g\} \\ v' = \{r'_{1\sim2}, l'_{1\sim5}, \theta'_{1\sim5}, g'\} \end{cases} \quad (3)$$

如果  $|r_1 - r'_1|$  和  $|r_2 - r'_2|$  的值比阈值  $T_r$  小, 就可以认为这两条线段之间的变换为仿射变换, 它们之间称为仿射相似, 否则称为一般相似。

仿射相似应该只依赖于  $r_i$  和  $r'_i$ , 这样才能获得完全仿射不变量。然而, 从实验结果发现通过限制长度比值  $l_i$  和角度  $\theta_i$  的变化范围可以提高匹配结果的正确性, 从而增加特征的适用性。

本文方法中, 仿射相似性由下式计算:

$$S_a = \begin{cases} d_{r_1} + d_{r_2} + d_{\theta_1} + d_{l_1} + d_g & \Gamma \text{ 为真} \\ -\infty & \Gamma \text{ 为假} \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$$\begin{cases} d_{r_i} = 1 - \frac{|r_i - r'_i|}{T_r}, i \in \{1, 2\}; \\ d_{\theta_1} = 1 - \frac{|\theta_1 - \theta'_1|}{T_\theta} \\ d_{l_1} = 1 - \frac{\max(l_1, l'_1) / \min(l_1, l'_1) - 1}{T_l}, \\ d_g = 1 - \frac{\max(g, g') / \min(g, g') - 1}{T_g} \end{cases} \quad (5)$$

$$\Gamma = \{d_{r_i}, d_{\theta_1}, d_{l_1}, d_g\} \geq 0$$

$$\& (\theta_1 - \pi)(\theta'_1 - \pi) \geq 0$$

$T_r, T_\theta, T_l$  和  $T_g$  为阈值, 如果属性的变化大于其相应的阈值 ( $\{d_{r_i}, d_{\theta_1}, d_{l_1}, d_g\} < 0$ ), 就认为这两条线段之间的变形不合理且相似性为  $-\infty$ 。阈值的大小决定了局部特征柱状直方图的大小。阈值将不同的属性值进行归一化, 使得  $d_{r_i}, d_{\theta_1}, d_{l_1}, d_g \in [0, 1]$ 。当任一属性值的变化

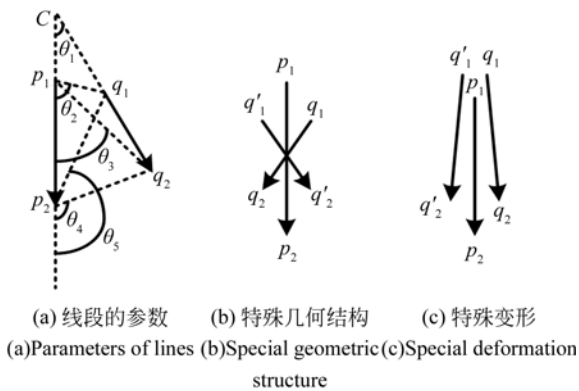


图 4 线段间的几何结构

Fig. 4 Geometric structures between lines

大于任一阈值时,就认为相似性为  $-\infty$ ,不再进行后续的计算,这样就大大减少了计算量。实验证明,取  $T_r = 0.3$ ,  $T_\theta = \pi/2$ ,  $T_l = T_g = 3$  最为合适。

一般相似性是基于两条线段的 4 个端点的相对位置来进行计算的,计算公式如下:

$$S_g = \begin{cases} \sum_{i=1}^5 d_{l_i} + \sum_{i=1}^5 d_{\theta_i} + d_g & \{d_{l_i}, d_{\theta_i}, d_g\} \geq 0 \& !B \\ -\infty & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $d_{l_i}$ ,  $d_{\theta_i}$  和  $d_g$  的计算方法同式(2)。由于处理直线段时没有考虑断开的连接点,图 4(b)中  $\overline{p_1 p_2}$  和  $\overline{q_2 q_1}$  相交的情形 B 是不存在的。

结合图 4(b)和图 4(c)这两种情况,定义两条线段的整体相似性 S 的计算如下式:

$$S = \begin{cases} S_a & |r_i - r'_i| \leq T_r \\ \frac{1}{4} S_g & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

系数 1/4 用于降低  $S_g$  的权重,使得  $S_g$  对 S 的最大贡献比  $S_a$  小。这表明仿射性具有更大的约束力,当两条线段满足仿射变换时,它们匹配的可能性更大。

### 3.3 线段之间最优映射关系

两个直线标签的相似性为标签中所有线段的相似性总合,然而,直线标签中除了中心线段有明确的映射之外,其他线段都没有明确的映射。文献[17]在每一个特征中根据直线标签中间点的坐标来对线段进行排序,直线段之间的映射由排序结果决定。但是,这种排序方法在图像之间存在严重形变时不稳定,检测的端点不够准确。如前

所述,由于线段检测和分组的不稳定,直线标签中的一些线段可能不存在一一对应的关系。本文通过计算两个直线标签的相似性度量的最大值来找到线段之间的最优映射关系。

假设线段之间的映射关系  $M = \{(l_1, l'_1), \dots, (l_k, l'_k)\}$ , 其中  $\{l_1, \dots, l_k\}$  和  $\{l'_1, \dots, l'_k\}$  分别是第一个直线标签和第二个直线标签中对应线段的子集合,所以中心线段也必须在 M 中相对应。

假设一对线段  $(l_i, l_j)$  和  $(l'_i, l'_j)$  的相似性为  $S_{ij}$ , 此时  $(l_i, l'_i) \in M$ ,  $(l_j, l'_j) \in M$ 。两个直线标签的相似性计算式如下:

$$S_{lS} = \max_M \left( \sum_{i < j} S_{ij} \right) \quad (8)$$

## 4 利用 Codebook 算法进行快速匹配

对于大多数的线段对,它们的相似性都为  $-\infty$ ,因为它们的一些属性值偏差比设定的阈值大。因此通过量化特征空间,使其分成很多子空间。根据它们的子空间,不需要很详细的计算,就可以把相似性为  $-\infty$  的线段对检测出来。

相似性度量存在两种情况,一个是由  $\{r_i, \theta_i, l_i\}$  构成的空间,可以用来计算仿射相似;另一个是由  $\{\theta_i, l_i\}$  构成的空间,用来计算一般相似性。要在两个特征空间进行量化。

实验结果表明,如果两条线段之间的一般相似性为  $-\infty$ ,且线段附近没有相交的直线段,则其仿射相似性也保持  $-\infty$  不变。如果两条线段相交,这种情况就不成立,如图 5(a)所示。

排除这些不成立的几何结构,可以得到 564

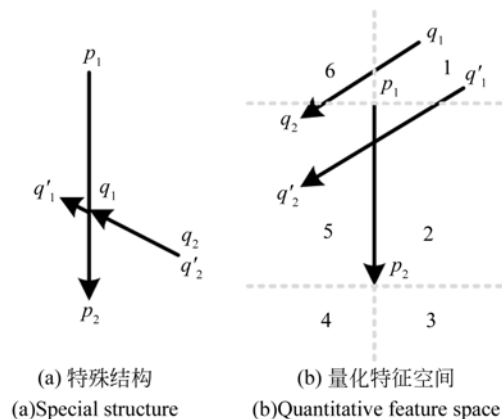


图 5 特征空间

Fig. 5 Feature space

个柱状值,其中由  $\{r_i, \theta_i, l_i\}$  构成的空间量化为 300 个柱状值,由  $\{\theta_i, l_i\}$  构成的空间量化为 264 个柱状值,量化时将特征空间分为 6 个区域,如图 5(b)所示。

每一个线段对有一个或两个值,这些值称为线段的主码。此外根据阈值  $T_r, T_\theta$  决定的变形公差,公式(5)中的条件  $(\theta_i - \pi)(\theta'_i - \pi) \geq 0$  和公式(6)中的情形 B,可以在图像变形的基础上预测出一对线段在另一幅图中可能的值。这些预测值称为码,只有当一对线段的一个主码是另一对线段的其中一个码时,它们之间的相似性才不是一  $\infty$ 。

对于每一个直线标签,线段的码都由其中心线段组成,其它的线段用来计算 564 个柱状直方图,每一个柱代表一个值。假设线段  $i$  是第一个标签中的一条线段,其中心线段的一个主码为  $p$ ,在第二个标签中和线段  $i$  匹配的线段可以直接从第  $p$  个柱状直方图的表中得到。实验表明,这样的候选线段平均只有 1.6 条,然后从这些候选线段中找出与线段  $i$  匹配的线段。如果和其中的一条线段匹配,设置一个标志  $c_i = 1$ ,否则  $c_i = 0$ 。

两个直线标签的近似相似性可由下式得到:  $S_{LS} = \sum_i c_i$ ,只有当  $S_{LS} \geq 3$  时,即除了中心线段以外,在两个直线标签之间中至少还有 3 条线段相互匹配,才可以用公式(8)来精确计算相似性  $S_{LS}$ ,否则  $S_{LS} = 0$ 。一般情况下,第一幅图像中的所有直线标签,平均只有 2% 的直线标签在第二幅图像中的  $S_{LS} \geq 3$ 。这是因为候选的匹配线段很少,这就大大减少了公式(7)的搜索空间。

## 5 高精度变换参数

检测出两幅图像之间对应匹配的直线段后,在线段的中点进行标号,待匹配的对应线段的标号相同。为了提高直线匹配的精度,有些文献在直线匹配的基础上,再将两直线的交点作为虚拟角点进行 SURF(Speeded Up Robust Features)特征描述。由于本文的图像主要是针对纹理不清晰或异源图像之间的匹配,实验证明虚拟角点的方法并不适用于这类图像。所以本文对匹配直线的中点和端点进行 SURF-64 算法的描述,再利用 SURF 算法进行匹配,找出匹配的特征点。只有当相应匹配的直线段的中点或端点也匹配时,相

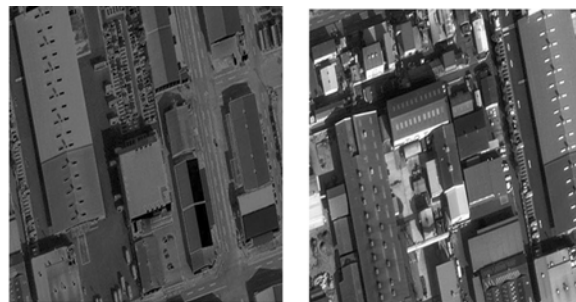
应的中点或端点坐标才用于计算变换矩阵。

求解高精度的变换参数必须具备的一个重要前提就是:没有误配。在匹配点对中,可能存在误配,但是很难直接观察。RANSAC(RANdom SAmple Consensus)是 Fischler 和 Bolles 于 1981 年提出的一种具有容错能力的鲁棒的数据拟合算法,用于特征匹配时能有效地排除外点。对正确匹配直线段的中点或端点用 RANSAC 算法剔除外点,得到精匹配的中点或端点,建立起这种对应关系之后,再用最小二乘法计算出两幅图像间的几何变换模型,求出变换矩阵  $H$ 。

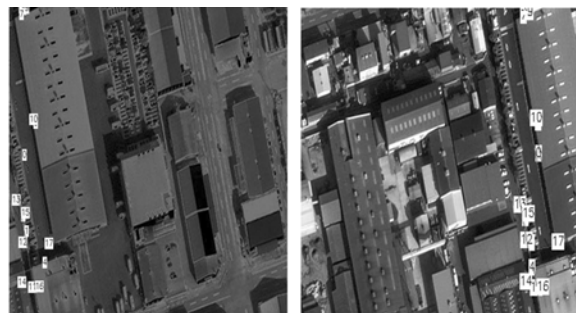
## 6 实验结果对比与分析

为了验证本文算法的有效性,利用 SURF 算法与本文算法对实验图片进行匹配实验。

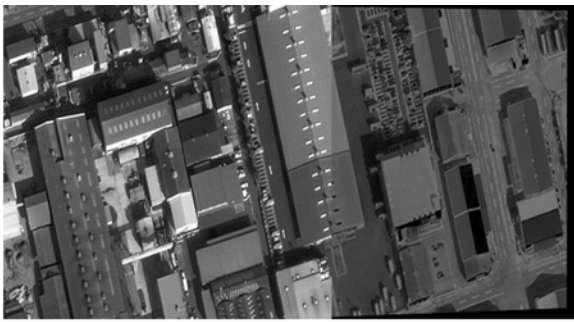
实验一:图 6(a)为原始的实验图片,其中左边为红外图像,图像大小为  $670 \times 500$ ,右边为可见光图像,大小为  $463 \times 346$ 。图 6(b)为用本文算法检测出的匹配的直线段,图中对匹配的直线段进行了标号,标号相同的直线段相互匹配。图 6(c)为直线匹配算法的图像拼接结果。图 7 为利用 SURF 算法匹配的结果,由于正确匹配点对数太少,无法计算出变换矩阵  $H$ 。



(a) 原始图像  
(a)Original images



(b) 直线匹配点对结果  
(b)Results of straight line matching point pairs



(c) 配准拼接结果图像  
(c)Result of image matching and stitching

图 6 实验一直线匹配结果

Fig. 6 Results of straight line matching in experiment 1

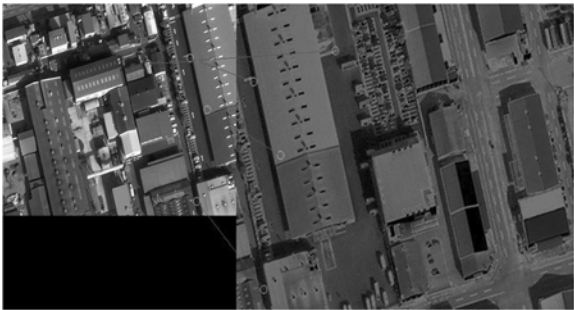


图 7 实验一 SURF 算法匹配结果

Fig. 7 Matching result of SURF algorithm in experiment 1

两种算法匹配结果对比如下表 1 所示。

表 1 实验一 SURF 算法与直线匹配算法结果比较

Tab.1 Comparison of SURF algorithm and straight line matching algorithm in experiment 1

算法	匹配对数	匹配时间/s	匹配精度/pixel	是否能计算出变换矩阵 $H$
直线匹配算法	18	23.857 7	0.567 04	是
SURF 算法	3	\	\	否

实验二:图 8(a)为原始的实验图片,其中左边为红外图像,图像大小为  $533 \times 400$ ,右边为可见光图像,大小为  $400 \times 300$ 。图 8(b)为用本文算法检测出的匹配直线段,图中对匹配的直线段进行了标号,标号相同的直线段相互匹配。图 8(c)为直线匹配算法的图像拼接结果。图 9 为利用



(a) 原始图像  
(a)Original images



(b) 直线匹配点对结果  
(b)Results of straight line matching point pairs



(c) 配准拼接结果图像  
(c)Result of image matching and stitching

图 8 实验二直线匹配结果

Fig. 8 Results of straight line matching in experiment 2



图 9 实验二 SURF 算法匹配结果

Fig. 9 Matching result of SURF algorithm in experiment 2

SURF 算法匹配的结果, 从图 9 可以看出, SURF 算法无法检测出匹配的特征点, 导致无法计算出变换矩阵  $\mathbf{H}$ 。

两种算法匹配结果对比如表 2 所示:

表 2 实验二 SURF 算法与直线匹配算法结果比较

Tab. 2 Comparison of SURF algorithm and straight line matching algorithm in experiment 2

算法	匹配对数	匹配时间/ s	匹配精度/ pixel	是否能计算出变换矩阵 $\mathbf{H}$
直线匹配算法	42	14.663 2	0.254 7	是
SURF 算法	0	\	\	否

通过这两组实验结果可知, 针对特殊的异源场景图像, SURF 算法有可能仅检测出少量的几对 (小于 4 对) 匹配特征点, 甚至可能检测不到匹配的特征点, 这些情况都将无法完成图像之间的

匹配, 无法计算出变换矩阵  $\mathbf{H}$ 。可见, 对于此类场景图像, 基于特征点的配准算法是无效的, 而直线匹配算法是一个有效选择。

## 6 结 论

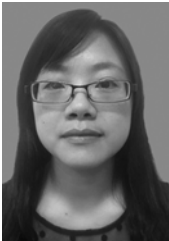
本文提出了一种新的直线特征匹配算法, 主要用于图像缺乏纹理, 纹理不清晰, 光照变化很大以及异源异构的场景图像。实验结果表明, 有些场景中点特征算法, 如 SURF 算法, 检测到的匹配点对过少或者根本就检测不到匹配点对, 这样就不能完成匹配, 即点特征算法不适用于这类场景图像之间的配准。本文的直线匹配算法解决了点特征算法的缺陷, 且本文算法具有尺度不变性、旋转不变性以及光照不变性。对于图像大小为  $670 \times 500$  和  $463 \times 346$  的匹配时间为 23.857 7 s, 匹配精度为 0.567 04 pixel。图像大小为  $533 \times 400$  和  $400 \times 300$  的匹配时间为 14.663 2 s, 匹配精度为 0.254 7 pixel。

## 参 考 文 献:

- [1] 曾 彦, 王元钦, 谭久彬. 改进的 SIFT 特征提取和匹配算法[J]. 光学 精密工程, 2011, 19(6): 1391-1397.  
ZENG L, WANG Y Q, TAN J B. Improved algorithm for SIFT feature extraction and matching [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6): 1391-1397. (in Chinese)
- [2] 翟 优, 曾 彦, 熊 伟. 不同局部邻域划分加速鲁棒特征描述符的性能分析[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(9): 2395-2404.  
ZHAI Y, ZENG L, XIONG W. Performance analysis of SURF descriptor with different local region partitions [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(9): 2395-2404. (in Chinese)
- [3] 巨 西 诺, 郭 文 普, 孙 继 银, 等. 基于兴趣点的遥感影像可匹配性度量[J]. 光学 精密工程, 2014, 22(4): 1071-1077.  
JU X N, GUO W P, SUN J Y, et al.. Matching probability metric for remote sensing image based on interest points [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(4): 1071-1077. (in Chinese)
- [4] WANG Y, MA Y, CHEN Q. A method of line matching based on feature points[J]. *Journal of Software*, 2012, 7(7): 1539-1545.
- [5] ZHU Y H, LI J SH, ZHU Y J. A matching algorithm for IR/visual images based on the invariant moment of histogram[C]. *Seventh Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition (MIPPR2011)-Pattern Recognition and Computer Vision*, 2011: 80040Q-80040Q-5.
- [6] 谭 东 杰, 张 安. 方向相关与互信息加权组合多模图像配准方法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(3): 836-841.  
TAN D J, ZHANG AN. Multi-model image registration based on weighted orientation correlation and mutual information [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(3): 836-841. (in Chinese)
- [7] WANG B, LI Y, LU Q, et al.. Image registration algorithm based on modified GLOH descriptor for infrared images and electro-optical images[J]. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2012: 365-370.
- [8] BACLAWSKI A. Experimental relative line strengths within selected multiplets of neutral sulfur from the visible and infrared spectral range[J]. *European Physical Journal D*, 2011, 61(2): 327-334.

- [9] IWAI D, SATO K. Optical superimposition of infrared thermography through video projection[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2010, 53(3): 162-172.
- [10] VERHAGEN B, TIMOFTE R, van GOOL L. Scale-invariant line descriptors for wide baseline matching[C]. 2014 *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, IEEE, 2014: 493-500.
- [11] BAY H, FERRARI V, van GOOL L. Wide-baseline stereo matching with line segments[C]. 2005 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005:329-336.
- [12] WANG Z, WU F, HH Z. MSLD: A robust descriptor for line matching[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(5):941-953.
- [13] 赵小川, 罗庆生, 陈少波. 改进型图像中的直线快速检测[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(7):1654-1660.  
ZHAO X CH, LUO Q SH, CHEN SH B, Improved fast line detection method in images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(7): 1654-1660. (in Chinese)
- [14] WANG L, YOU S Y, NEUMANN U. Supporting range and segment-based hysteresis thresholding in edge detection [J]. 2008 *15<sup>th</sup> International Conference on Image Processing*, 2008, 1-5: 609-612.
- [15] MELEN T, OZANIAN T. A fast algorithm for dominant point detection on chain-coded contours [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 1993: 245-253.
- [16] 赵萌萌, 曹建秋. 基于边缘角点的 SIFT 图像配准算法[J]. *重庆交通大学学报:自然科学版*, 2013, 32(4):721-724.  
ZHAO M M, CAO J Q. Image registration algorithm of SIFT based on edge and corner point [J]. *Journal of Chongqing Jiaotong University(Natural Science)*, 2013, 32(4):721-724. (in Chinese)
- [17] FERRARI V, FEVRIER L, JURIE F, *et al.*. Groups of adjacent contour segments for object detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2008, 30(1):36-51.

#### 作者简介:



方兰兰(1990—),女,主要研究方向为地形数据库管理、图像匹配与配准、图像处理 and 计算机视觉等,E-mail: dingdonglan@126.com



刘贵喜(1966—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为目标跟踪、计算机视觉、信息融合与组合导航、增强与合成视景等,E-mail: gxliu@xidian.edu.cn