

## 空间关联与多子区规范化梯度方向直方图的异源图像匹配\*

徐一丹<sup>1</sup>, 李斌<sup>2</sup>, 李壮<sup>1</sup>, 杨夏<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;

2. 二炮驻成都代表室, 四川 成都 610000)

**摘要:**提出一种基于稀疏空域分割与梯度方向直方图的异源图像匹配方法。将图像分为多个子区, 计算每个子区的梯度方向直方图; 计算直方图的汇聚度, 并根据汇聚度计算直方图相似性; 采用两步搜索法, 寻找与基准图中与实时图直方图相似度最高的窗口即为正确匹配结果。采用仿真图和真实异源图像对算法进行了测试, 结果表明, 这种方法能够可靠快速实现异源图像匹配。

**关键词:**图像处理; 图像匹配; 梯度方向; 直方图; 异源图像; 多子区

**中图分类号:** TP391   **文献标志码:** A   **文章编号:** 1001-2486(2014)04-0112-06

## Multi-sensor images registration using multi-areas standardized histogram of oriented gradient and spatial adjacent similarity

XU Yidan<sup>1</sup>, LI Bin<sup>2</sup>, LI Zhuang<sup>1</sup>, YANG Xia<sup>1</sup>

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. The Second Artillery in Chengdu Agent's Room, Chengdu 610000, China)

**Abstract:** Multi-sensor images matching method based on multi-area histogram of oriented gradient is proposed. Firstly, the images were segmented into some sub-areas. Secondly, histogram of oriented gradient was calculated for every subregion. Then, the histograms similarity was computed with convergence degree as power. In the end, through two-step searching, the histogram with the highest similarity was found and the corresponding image was the matching result. The algorithm was tested using emulational images and real multi-sensor images. Experimental results showed that the new matching algorithm can match multi-sensor images effectively and efficiently.

**Key words:** image processing; image matching; oriented gradient; histogram; multi-sensor images; multi-areas

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很大的差异。根据表现形式的不同, 可以将异源图像中的差异分为三类: 灰度差异, 结构差异, 噪声差异。灰度差异是指一幅图像中的同一灰度的区域在另一幅图像中也具有相同的灰度, 即两图中的灰度存在一一映射关系, 如图 1(a) 与图 1(b)。结构差异指一幅图像中的同一灰度区域在另一幅图像中可能呈现为多个灰度区域, 而多个灰度区域间的边界即为新增加的结构信息, 如图 1(a) 与图 1(c) 存在灰度差异的同时也存在结构差异。噪声差异指两幅图像存在截然不同的噪声分布, 通常这种噪声会极大地影响图像匹配算法的正常工作, 如图 1(a) 与图 1(d) 同时存在灰度差异、结构差异和噪

声差异。在各种异源图像中, SAR 图像和光学图像间同时包括了灰度差异、结构差异和噪声差异, 匹配难度较大, 故本文采用 SAR 图像和光学图像作为匹配对象, 测试匹配算法的性能。国际上主流的异源图像匹配方法可以分为基于特征的方法和基于区域的方法。基于特征的方法包括: Yong<sup>[1]</sup> 利用边缘信息匹配红外图像与可见光图像; Wegner<sup>[2]</sup> 通过检测图像中的桥梁特征匹配图像; Hong<sup>[3]</sup> 利用轮廓特征进行异源图像匹配; 苏娟等<sup>[4]</sup> 基于结构边缘特征与虚拟角点进行 SAR 图像与光学图像的匹配, 等等。这些方法通常要求异源图像中能够检测到对应的特征, 比较适用于图像之间存在差异较小的情况。当异源图像差异较大或者存在严重斑点噪声时, 提取对应特征会非常困难, 上述方法难以应对。

\* 收稿日期: 2013-01-06

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)项目(2007AA12Z121)

作者简介: 徐一丹(1981—), 男, 四川泸州人, 工程师, 博士研究生, E-mail: Xuyidan1224@hotmail.com;

杨夏(通讯作者), 男, 副教授, 博士, E-mail: jmgc108@vip.163.com

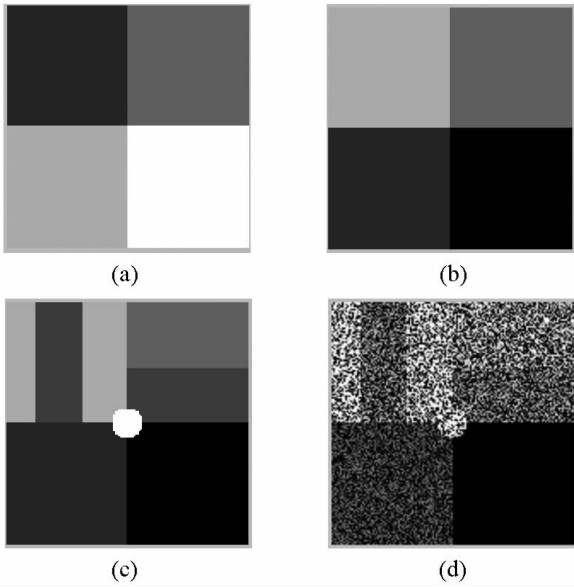


图1 异源图像差异对比

Fig. 1 Multi-sensor Images difference contrast

基于区域的方法将整幅图像的灰度或梯度信息进行匹配。常用的基于区域的方法包括灰度匹配方法<sup>[5]</sup>、梯度匹配方法<sup>[6]</sup>、相位一致性方法<sup>[7]</sup>、隐含相似性<sup>[8]</sup>、互信息方法<sup>[9]</sup>等。其中灰度匹配方法和梯度匹配方法适应性较差;相位一致性方法与互信息方法是医学图像处理中常用的匹配方法,它们具有一定的抗噪声能力,但是计算时间很长;隐含相似性方法对实时图噪声较敏感。

梯度方向直方图具有较好的鲁棒性,在立体匹配,图像检索等领域有着广泛应用。由于存在特征描述简单、空间分辨力差等缺点,一般只用于对图像局部简单结构进行描述,如在SIFT匹配方法中,采用梯度方向直方图对特征点邻域内的结构进行描述。本文针对异源图像特点,对梯度方向直方图方法进行改进,提出一种基于规范化梯度方向直方图特征描述方法和基于空间关联性的特征相似性测度,以此为基础进行异源图像匹配。

## 1 图像特征描述方法

### 1.1 基本的梯度方向直方图方法

梯度方向直方图是一种常用的图像特征描述方法,其定义如下。对图像 $I$ ,将空间方向量化为 $n$ 个区间, $b(i)$ 为对应的量化栅格,设定 $b(i) = [i \times 2\pi/n, (i+1) \times 2\pi/n]$ ,其中 $i=0, \dots, n-1$ ,图像坐标 $(x, y)$ 处的梯度强度和方向分别为 $\rho(x, y)$ 和 $\theta(x, y)$ ,令

$$\delta(x, y, i) = \begin{cases} \rho(x, y) & \theta(x, y) \in b(i) \\ 0 & \theta(x, y) \notin b(i) \end{cases} \quad (1)$$

将 $n$ 维直方图表示成向量形式,记为 $U$ ,则有:

$$U(i) = \sum_{x, y} \delta(x, y, i) \quad (2)$$

通过将向量长度归一化,得到的归一化直方图向量 $V^{[10]}$ 。若图像发生亮度变化,图像中的像素灰度加上同样的变化值,则作为灰度差分的梯度强度不变,从而 $V$ 保持不变。若图像发生对比度变化,此时图像中的像素灰度乘上相同的比率,对应的梯度强度也变化相同的比率,则对 $U$ 的归一化可以消除对比度变化影响。因此,归一化梯度方向直方图可以适应图像亮度和对比度的变化。

对于归一化后的直方图,可以用直方图的重叠面积描述其相似性。

$$SI(V_1, V_2) = \sum_{k=0}^{n-1} \min(V_1(k), V_2(k)) \quad (3)$$

为了增加向量 $V$ 的维数,提高特征分辨力,可将空间方向量化为更多的区间。图2(a)是一幅测试图像,计算白色方框区域的归一化梯度方向直方图 $V_0$ ,分别在水平方向和垂直方向平移窗口,计算新窗口内的归一化梯度方向直方图,并比较与 $V_0$ 相似性,图像平面内的相似性分布图体现了直方图特征对图像内容分辨力。图2(b)~(e)分别是将空间方向量化为4、12、36、180个区间的相似性分布图,三轴坐标分别定义为高(height)、宽(width)、相似性(similarity),简称 $h$ 、 $w$ 、 $s$ 。从图中可以看出,将空间方向量化为更多的区间并没有增强直方图的分辨力。因此,必须从其他方面着手提高特征的分辨力。



(a)

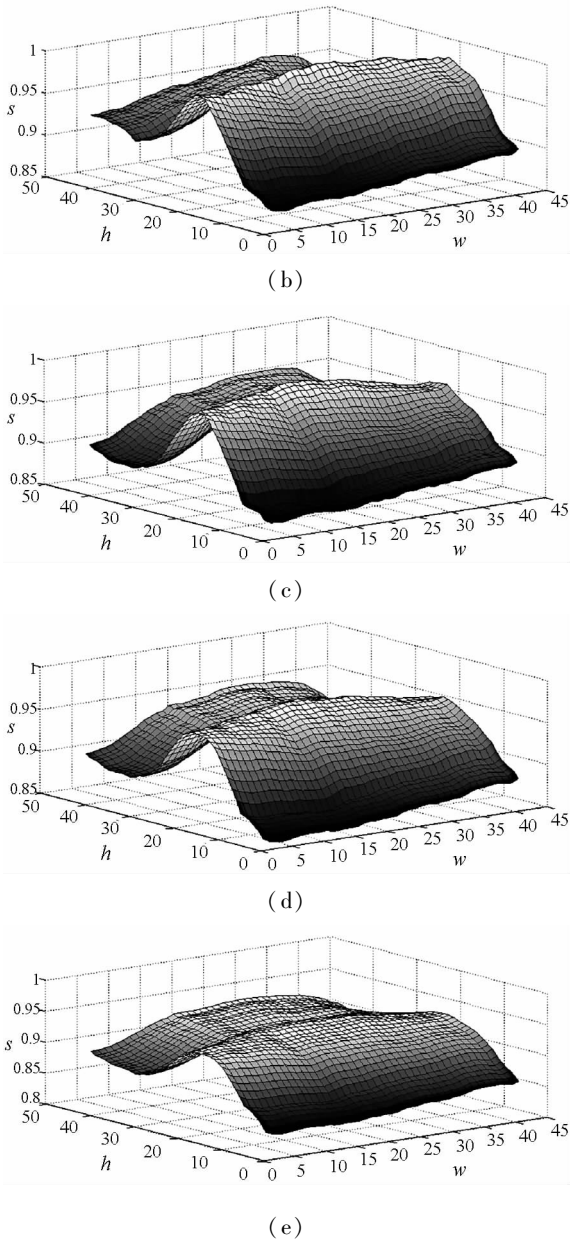


图 2 不同角度量化的自相似分布图

Fig. 2 Self similar distribution map of different angle quantization

### 1.2 金字塔梯度方向直方图方法

针对行人检测问题, Dalal<sup>[11]</sup> 提出基于边缘的梯度方向直方图方法 (Histogram of Orientated Gradient, HOG)。为了增加特征分辨力, Bosch<sup>[12]</sup> 在 HOG 的基础上提出金字塔梯度方向直方图 (Pyramid Histogram of Orientation Gradient, PHOG) 特征描述方法, 用来进行图像分类与图像检索, 得到非常好的实验结果。图 3 是三层 PHOG 特征的建立过程。令  $V_{l, i, j}$  表示第  $l$  层、第  $i$  行、第  $j$  列的直方图, 则  $n$  层 PHOG 特征为  $PHOG = \{V_{l, i, j}\}$ , 其中  $l = 0, 1, n - 1, i, j = 1, \dots, 2^l$ 。

金字塔层数越多, PHOG 特征维数就越多, 分

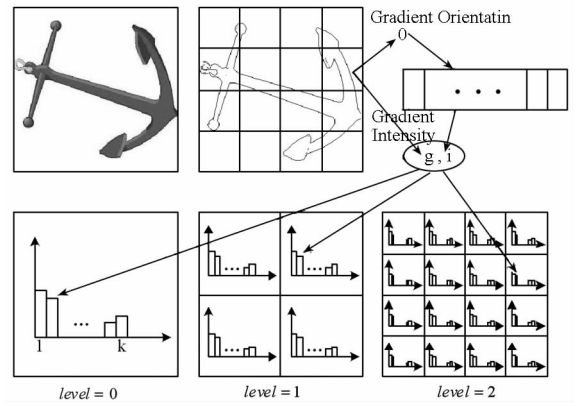


图 3 PHOG 特征描述示意图

Fig. 3 The sketch map of PHOG schematic description

辨力也就越强。但是, 在图像匹配时, 金字塔层数过多, 将使得金字塔高层的直方图统计区域太小, 对图像描述的鲁棒性变差。事实上, 特征分辨力和鲁棒性是相互矛盾的, 为了能够适应图像局部变形, 通常要求特征描述具有一定的鲁棒性, 也就是尽量减少不必要的细节描述, 以提高对图像噪声和几何变形的适应性。

PHOG 的应用对象是光学图像, 对异源图像匹配问题, 存在下面三个问题。

(1) SAR 图像通常存在严重的斑点噪声, 难以可靠提取边缘。

(2) 对异源图像灰度差异的适应性差。

(3) 在  $n$  层 PHOG 特征中, 有如下关系

$$h_{l-1, i, j} = h_{l, 2i, 2j} + h_{l, 2i, 2j+1} + h_{l, 2i+1, 2j} + h_{l, 2i+1, 2j+1} \quad (4)$$

即低层特征可以由高层特征的线性组合表示。因此, 理论上只用最高一层的直方图特征  $H = \{h_{n-1, i, j}\}$  即可获得与 PHOG 相同的特征描述能力。

### 1.3 多子区规范化梯度方向直方图 (MaSHOG) 方法

针对 PHOG 存在的问题, 提出 MaSHOG 方法, 具体包括三个步骤: 多子区划分、子区内部规范化梯度方向直方图计算、特征表示。

(1) 多子区划分

将图像分割为许多相同大小的子区, 并对每个子区计算梯度方向直方图。若将图像分为  $2^{n-1} \times 2^{n-1}$  个不重叠的子区, 则相当于  $n$  层 PHOG。由于直方图是统计特征, 必须保证子区内有足够多的像素才有意义, 因此不能对图像进行过细的划分。为了尽量多的描述图像结构信息, 提出一种部分重叠的多子区划分方法。如图 4, 将先图像划分为  $p \times q$  个基本子区 (图中  $p = 4, q = 5$ ), 在每

4个基本子区的交点划分一个同样大小的子区,称为交点子区,共有 $(p-1) \times (q-1)$ 个交点子区。

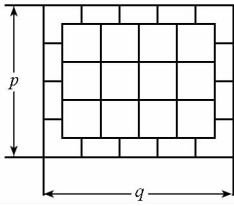


图4 重叠多子区示意图

Fig.4 The sketch map of Multi-areas overlay

(2) 规范化梯度方向直方图计算

鉴于异源图像难以检测对应的边缘,算法中将区域内的全部像素作为对象统计其梯度方向直方图。传统的梯度方向直方图方法将梯度强度进行累加,易受到梯度强度不均匀变化的影响。为了消除这部分影响,提出规范化梯度方向直方图方法,即只统计梯度方向在一定范围内的像素数目,不考虑像素点的梯度强度,有如下式:

$$\delta(x,y,i) = \begin{cases} 1 & \theta(x,y) \in b(i) \\ 0 & \theta(x,y) \notin b(i) \end{cases} \quad (5)$$

式(5)和式(2)即为规范化梯度方向直方图计算方法。

(3) 特征表示

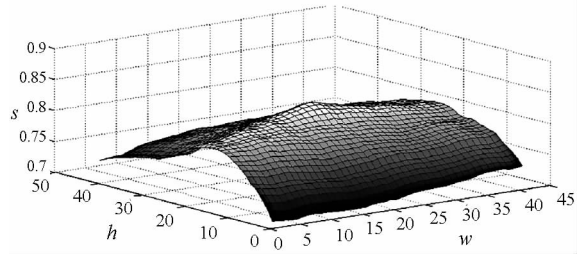
每个子区的规范化梯度方向直方图为一个 $n$ 维向量,则完整的 MaSHOG 特征可以表示为 $H = \{M_b, M_c\}$ ,其中 $M_b$ 为基本子区的直方图向量按空间关系构成的特征矩阵,称为基本矩阵; $M_c$ 为交点子区的直方图向量按空间关系构成的特征矩阵,称为交点矩阵。

(4) 对比分析

分别对图2(a)用 PHOG 和 MaSHOG 计算相似分布函数,结果如图5,其三轴坐标定义与图2一致。其中 PHOG 采用3层金字塔, MaSHOG 将图像划分为 $16 \times 16$ 个同样大小的基本子区和 $15 \times 15$ 个交点子区。从图中可以看出, MaSHOG 的峰值高于 PHOG 的峰值,说明在相同子区大小的前提下, MaSHOG 比 PHOG 具有更好的分辨力。

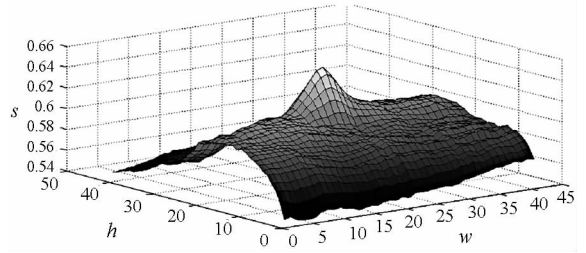
1.4 基于空间关联性的特征相似性测度

计算两幅图像 MaSHOG 特征的相似性,只需计算对应的基本矩阵与交点矩阵的相似性。这里以基本矩阵为例,方便起见,用 $M_a, M_b$ 分别表示两幅图像的基本矩阵,两个矩阵均为 $p \times q \times n$ 维。一种直接比较方式是分别对每个子区的相似性求和作为总的相似性。然而,这种方式忽略了图像内部的空间关联特性,对每个子区赋以相同的



(a) PHOG 特征相似分布

(a) PHOG characteristics similar distribution



(b) MaSHOG 特征相似分布

(b) MaSHOG characteristics similar distribution

图5 对比 PHOG 与多子区直方图

Fig.5 The comparison between PHOG and MaSHOG

重要性。事实上,有些子区内部可能没有明显结构特征,或者只包含显著噪声,应该在比较相似性时对其作用进行抑制。

对于子区 $M_a(i,j)$ ,用式(3)比较与其8邻域子区的直方图相似性,相似性最大及最小的子区分别记为 $M_a(i + \Delta i_n, j + \Delta j_n)$ 和 $M_a(i + \Delta i_f, j + \Delta j_f)$ 。定义子区相似性如下式:

$$S2(M_a(i,j), M_b(i,j)) = S1(M_a(i,j), M_b(i,j)) + S1(M_a(i,j), M_b(i + \Delta i_n, j + \Delta j_n)) - S1(M_a(i,j), M_b(i + \Delta i_f, j + \Delta j_f)) \quad (6)$$

其中 $S1(V_1, V_2)$ 由式(3)定义。上式中,第一项为对应子区的直接相似性;第二、三项为空间关联相似性。可以看出,上式同时考虑了子区内部的相似性和子区间空间关系,利用了更多的信息,能够可靠地评价对应子区的相似性。基本矩阵相似性为:

$$S3(M_a, M_b) = \sum_{j=2}^{q-1} \sum_{i=2}^{p-1} S2(M_a(i,j), M_b(i,j)) \quad (7)$$

2 基于 MaSHOG 的匹配方法

2.1 问题描述

本文旨在解决下面的匹配问题。给定两幅异源图像 $I_R$ 和 $I_S$ ,其中 $I_R$ 对应较大的场景 $Scene_R$ ,称为基准图, $I_S$ 对应较小的场景 $Scene_S$ ,称为实时图,场景约束为 $Scene_S \subset Scene_R$ ,寻找 $I_S$ 图像中心

在  $I_R$  中的对应位置。在  $I_R$  中遍历所有可能与  $I_S$  匹配的图像变换参数  $\{C_i\}$ , 选取对应的窗口  $\{W_i\}$ , 分别计算  $W_i$  与  $I_S$  的 MaSHOG 特征, 并计算直方图相似性  $S_i$ , 则匹配参数为  $C_{i_0}$ , 其中  $i_0 = \operatorname{argmax}_i(S_i)$ 。

## 2.2 基本匹配方法

基准图  $I_R$  的高和宽分别为  $h_r$  和  $w_r$ , 实时图的高和宽分别为  $h_s$  和  $w_s$ 。每个子区都为  $l \times l$  的矩形。只在平移变换空间搜索匹配参数, 采用两层金字塔搜索法, 首先设定搜索步长为  $b$ , 进行粗定位, 然后在粗定位基础上进行步长为 1 的搜索, 实现精定位。采用先取窗口后划分子区, 并计算直方图的方法, 则在基准图中共需取窗口数目为:

$$n_w = \frac{(w_r - w_s)(h_r - h_s)}{b^2} + b^2 \quad (8)$$

每个窗口包含子区数目为:

$$n_h = \frac{w_s}{l} \cdot \frac{h_s}{l} + \left(\frac{w_s}{l} - 1\right) \cdot \left(\frac{h_s}{l} - 1\right) \quad (9)$$

则全部计算时间约为:

$$T_1 \approx n_w \cdot n_h \cdot t_0 = \left(\frac{(w_r - w_s)(h_r - h_s)}{b^2} + b^2\right) \cdot \left(\frac{w_s}{l} \cdot \frac{h_s}{l} + \left(\frac{w_s}{l} - 1\right) \cdot \left(\frac{h_s}{l} - 1\right)\right) \cdot t_0 \quad (10)$$

其中  $t_0$  为计算每个子区直方图并进行距离比较的时间。

## 2.3 优化匹配方法

对上述匹配方法分析可知, 若不同窗口包含相同子区, 则该子区进行了重复计算。为了消除这部分不必要的耗时, 将匹配策略变为先划分子区, 后组合成窗口的方法。先将基准图划分为  $n_a$  个重叠子区。

$$n_a = \frac{w_r}{l} \cdot \frac{h_r}{l} \cdot \frac{l}{b} \cdot \frac{l}{b} = \frac{w_r}{b} \cdot \frac{h_r}{b} \quad (11)$$

在比较窗口相似性时, 只需调用指定子区的直方图, 计算相似性所需时间与计算直方图时间相比, 小到可以忽略。全部计算时间约为:

$$T_2 \approx n_a \cdot t_0 = \frac{w_r}{b} \cdot \frac{h_r}{b} \cdot t_0 \quad (12)$$

优化时间比为:

$$r = \frac{T_1}{T_2} = \frac{n_w \cdot n_h}{n_a} \quad (13)$$

对于给定匹配任务,  $w_r = h_r = 512$ ,  $w_s = h_s = 128$ ,  $l = 16$ ,  $b = 2$ , 则优化时间比为  $r = 63.56$ , 即优化前的时间约为优化后时间的 63.56 倍。对于许多视觉导航任务, 基准图在任务开始前加载到导

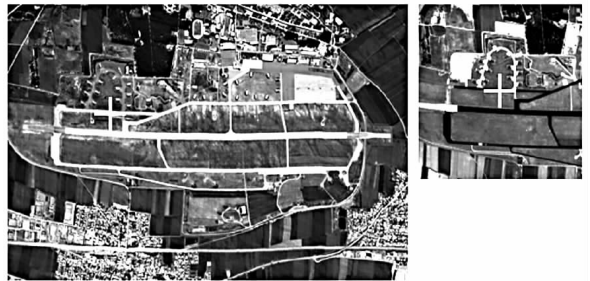
航系统, 由于基准图的子区划分及特征计算与实时图无关, 故可以在任务加载前离线计算。事实上, 如果基准图只用于与实时图匹配, 完全可以抛开基准图图像本身, 只加载基准图各个子区的规范化梯度方向直方图特征。这种离线计算特征的方式大大降低了实时匹配的计算量。

## 3 实验结果及分析

分别对存在灰度差异、结构差异、噪声差异的图像进行匹配。首先用只存在灰度差异的图像对算法进行测试。选择一幅光学图像作为基准图, 从基准图中选取一块区域, 并进行灰度变换得到的图像作为实时图。匹配结果如图 6(a)。用存在灰度差异和结构差异的图像对算法进行测试。基准图为光学图像, 实时图为红外图像, 匹配结果如图 6(b)。用存在灰度差异、结构差异和噪声差异的图像对算法进行测试。基准图为光学图像, 实时图为 SAR 图像, 匹配结果如图 6(c) 和 (d)。



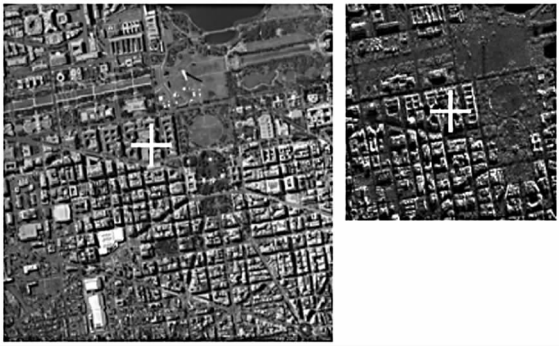
(a)



(b)



(c)



(d)

图6 各种异源图像的匹配结果

Fig.6 The match results of various multi-sensor image

这些实验说明,本文方法能够匹配差异较大的异源图像。匹配的成功率和精度还需要进一步实验进行说明。

对三十组 SAR 图像和光学图像进行匹配,匹配过程只在平移参数空间搜索。将本文方法与互信息及梯度强度相关方法进行了对比,结果如表1。其中本文方法的成功率最高,互信息方法次之,梯度强度相关方法最低。由于 SAR 和光学图像中的辐射特性不同,光学图像中同一灰度的区域有可能在 SAR 图像中呈现为反差很大的多个区域,因此无法建立匹配图像间的灰度变换关系,从而导致了互信息方法的失效。计算时间上本文方法高于梯度强度相关方法,低于互信息方法。另外,本文方法可以离线计算基准图的直方图,匹配时只需计算直方图相似性,能够将匹配时间减少一个量级。在飞行器视觉导航等对实时性要求较高的任务中,本文算法具有较大的优势。

表1 各种方法匹配结果比较

Tab.1 Comparison of matching result of various methods

	匹配成功率	处理时间
梯度强度相关方法	7%	2.58s
互信息方法	43%	120.93s
本文方法	100%	12.94s
本文方法离线计算	100%	0.35s

## 4 结论

针对异源图像匹配的问题,本文提出多子区

规范化梯度方向直方图(MaSHOG)和空间关联性的匹配方法。实验表明了该方法能够可靠实现 SAR 图像与光学图像匹配,匹配成功率高于传统方法。通过离线计算基准图的 MaSHOG 特征,可以使计算时间满足大多数视觉导航系统的实时性要求。

## 参考文献(References)

- [1] Yong S K, Jae H L, Jong B R. Multi-sensor image registration based on intensity and edge orientation information [J]. Pattern Recognition, 2008, 41: 3356 - 3365.
- [2] Wegner J D, Soergel U. Registration of SAR and optical images containing bridges over land [C]//Proceedings of EARSeL Workshop Remote Sensing-New Challenges of High Resolution, Bochum, Germany, March 2008.
- [3] Pan C, Zhang Z, Yan H, et al. Multisource data registration based on NURBS description of contours [J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29: 569 - 591.
- [4] 苏娟,林行刚,刘代志. 一种基于结构特征边缘的多传感器图像配准方法[J]. 自动化学报. 2009, 35(3): 251 - 257. SU Juan, LIN Xingang, LIU Daizhi. A multi-sensor image registration algorithm based on structure feature edges[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(3): 251 - 257. (in Chinese)
- [5] Suri S, Reinartz P. On the possibility of intensity based registration for metric resolution SAR and optical imagery [C]//Proceedings of 12th AGILE International Conference on Geographic Information Science. Hannover Germany, June 2009.
- [6] Eldad H, Jan M. Intensity gradient-based registration and fusion of multi-modal images[J]. MICCAI, 2006:726 - 733.
- [7] Peter K. Image features from phase congruency[J]. Journal of Computer Vision Research, 1999, 1(3):2 - 26.
- [8] Keller Y, Averbuch A. Multisensor image registration via implicit similarity[J]. IEEE Tansaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(5): 794 - 801.
- [9] Pluim J, Maintz J, Viergever M. Mutual information based registration of medical images: a survey [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(8): 986 - 1004.
- [10] LOWE D. G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 - 110.
- [11] Dalal N, Triggs B. Histogram of oriented gradients for human detection[C]//Proc. CVPR, 2005.
- [12] Bosch A, Zisserman A, Munoz X. Representing shape with a spatial pyramid kernel[C]//Proc. CIVR, 2007.