

基于定量定性互信息的多层次 特征图像匹配算法

杨 猛, 潘 泉, 张绍武, 朱 英, 赵春晖, 程咏梅

(西北工业大学自动化学院, 西安 710072)

摘 要: 针对传统基于互信息图像匹配算法计算量大, 且没有考虑像素空间关系和效用的问题, 提出了一种基于定量定性互信息的多层次特征图像匹配算法: 首先对边缘提取后的图像提取多层次特征, 即边缘兴趣点、边缘点和边缘邻域点特征; 然后基于不同特征点特性, 计算定量定性互信息联合效用; 最后在遗传算法框架下, 将定量定性互信息值作为适应度函数值搜索匹配参数。仿真结果表明, 本文提出的匹配算法精度高, 耗时较短且对噪声不敏感。

关键词: 定量定性互信息; 多层次特征; 图像匹配

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)09-1376-08

Image matching algorithm of multilevel features based on quantitative-qualitative measure of mutual information

YANG Meng, PAN Quan, ZHANG Shaowu, ZHU Ying, ZHAO Chunhui, CHENG Yongmei

(College of Automation, Northwest Polytechnic University, Xi'an 710072)

Abstract: Conventional image matching algorithms based on mutual information not only consume large amounts of time, but also ignore the pixels' utilities and spatial relations. In this paper, a novel image matching algorithm using multilevel features is proposed based on quantitative-qualitative measure of mutual information (Q-MI). Firstly, multilevel features are extracted on the edge image, including edge points of interest, edge points and edge neighborhood points. Secondly, according to the characteristics of multilevel features, the Q-MI joint utility for each pixel value pair is computed. Lastly, an optimizer based genetic algorithm (GA) is applied to effectively search the best matching transformation parameters, with Q-MI as the fitness function. Experimental results demonstrate the accuracy, efficiency and robustness of this algorithm.

Keywords: quantitative-qualitative measure of mutual information; multilevel features; image matching

0 引 言

图像配准就是将反映同一对象的两幅图像进行空间位置对齐, 是图像融合、3 维重建、图像导航、医学图像处理等技术的基础, 已经广泛应用于

医学、遥感、军事等领域。图像配准方法大致可分为前瞻性和回溯性两大类^[1]。前瞻性是指外部提供基准点的配准技术, 优点是精度高, 不足是基准点由人工选择, 不能自动处理。回溯性配准利用图像内部特征的不变性进行配准, 该类方法由于无需人工干预而成为配准算法研究的重点。从相

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60634030); 高等学校博士学科点专项科研基金项目 (20060699032); 航空科学基金项目 (2006ZC53037, 2007ZC53037); 陕西省科技计划项目 (2008k04-25)。

收稿日期: 2008-12-17; **改回日期:** 2009-05-15

第一作者简介: 杨 猛 (1983—), 男, 2009 年于西北工业大学获工学硕士学位。主要研究方向为计算机视觉、图像匹配、视频与图像分析等。已有论文和专利发表公开。E-mail: yangmengnwpu@yahoo.com.cn。

似性测度角度出发,回溯性配准可分为基于几何特征的配准和基于像素灰度的配准。前者受传感器影响小、计算量小、速度快,但配准精度取决于特征提取精度,其中基于 Hausdorff 距离的边缘图像匹配算法因计算简便性而得到广泛应用^[2];后者对图像灰度的一致性有一定约束(如相关系数需灰度满足仿射变换^[3]),精度较高、计算量较大,在这一类方法中,基于互信息的配准方法因其对图像灰度约束较低、对图像不完整不敏感而得到广泛应用^[4]。

在基于 Hausdorff 距离的一类图像匹配方法中, Hausdorff 距离用来度量两个点集之间的匹配程度;此外,研究者们还提出了部分 Hausdorff 距离、平均 Hausdorff 距离等理论^[5]。但这些 Hausdorff 距离算法只能克服零均值高斯噪声对图像的影响^[6],而对其他噪声影响、图像边缘不完整或者存在较大尺度变化和旋转变换时,匹配性能不佳。Collignon 等人^[7]和 Viola 及 Wells 等人^[8]提出的互信息配准方法对图像完整性和噪声不敏感,精度很高,然而,它也存在如下不足:1) 考虑图像所有像素的灰度信息,导致计算量大;2) 忽略了图像中像素之间的空间信息;3) 忽略了图像中不同像素对图像匹配效用不同的特性。因此,许多学者对互信息提出了改进^[9-10],特别是文献[11]提出了定量定性互信息并应用于医学图像配准;这些方法分别将像素空间关系和像素效用引入,但仍存在计算量大、空间关系和像素效用没有同时引入的缺点。

本文基于边缘图像匹配的快速性和互信息匹配的准确性,提出了基于定量定性互信息的多层次特征图像匹配算法。首先在边缘图像基础上,提取多层次特征,即图像边缘点、边缘邻域点和边缘兴趣点;然后基于图像不同特征点特性,计算定量定性互信息的联合效用值;最后在遗传算法框架下,以定量定性互信息值作为适应度函数,搜索得到最佳匹配参数;并通过与加权 Hausdorff 距离算法和互信息图像匹配算法的对比仿真实验验证了本文算法的有效性。

1 定量定性互信息

1968年,Belis 和 Guiasu 从控制系统的角度提出了定量定性信息测度^[12]。在 Belis 和 Guiasu 工作基础上,Taneja 提出了相对熵定量定性信息测

度^[13],以此为基础,文献[11]提出了定量定性互信息,定义如下:

$$QMI(I_R, I_F; U) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M u(I_{R_n}, I_{F_m}) p(I_{R_n}, I_{F_m}) \log \frac{p(I_{R_n}, I_{F_m})}{p_n q_m} \quad (1)$$

式中, I_R, I_F 分别表示参考图像和浮动图像, I_{R_n} 和 I_{F_m} 分别为参考图像的第 n 个亮度值和浮动实测图像的第 m 个亮度值, $p(I_{R_n}, I_{F_m}), p_n$ 和 q_m 分别表示亮度对 (I_{R_n}, I_{F_m}) 的联合概率密度, I_{R_n} 和 I_{F_m} 的边缘概率密度。 $u(I_{R_n}, I_{F_m})$ 表示亮度对 (I_{R_n}, I_{F_m}) 的联合效用,其中效用不同于权重,仅仅表示该事件对于给定目标实现的贡献,可被设为任意非负数,且不要求所有效用之和等于 1。当所有联合效用 $u(I_{R_n}, I_{F_m}) = 1$,定量定性互信息就成为传统互信息。定量定性互信息着重于描述两个事件集合所共有的有用信息量,利用了不同的像素在图像中的重要性,因此比传统互信息度量更加准确。

2 多层次特征提取

提出的多层次特征是指边缘点特征,边缘邻域点特征以及边缘兴趣点特征。由于图像的边缘受传感器影响较小,比较稳定,因此这些多层次特征都是在细化后的边缘图像中提取。

2.1 图像边缘提取

首先对预处理后的图像采用 Canny 算子提取图像的边缘,获得图像边缘二值特征图,1 表示特征点,0 表示非特征点,其中特征点包含边缘兴趣点和边缘点。

2.2 图像边缘邻域点

图像边缘是图像的重要特征,而靠近边缘的邻域点和边缘点具有紧密的空间关系,反映图像空间信息,是一类重要的特征点。本文采用形态学处理获得图像边缘邻域点。

边缘邻域点图像为

$$Nf = NeiBor(f) = (f \oplus g) - f \quad (2)$$

式中, f 为图像边缘二值特征图, g 为结构元素, \oplus 表示膨胀运算, Nf 为边缘邻域点图像,1 和 0 分别表示边缘邻域点和非边缘邻域点。结构元素的不同选取,可以构造出 8 邻域和 4 邻域及其他邻域求解方法。

2.3 图像边缘兴趣点和边缘点

图像边缘兴趣点是指边缘上有显著特性的点,

如分支点^[2]和边缘曲率极值点;图像边缘中除边缘兴趣点以外的点则为图像边缘点。在边缘图像中,分支点即图像中两条或多条边缘相遇的点,是较稳定的点,如图 1(b)所示。分支点反映了图像中的一些本质结构,如道路连接点(图 1(a))、物体连接点等结构。图 1(c)中所示的为虚假分支点,因为它不是有效的多边缘相遇点。文献[2]提出分支点作为

图像特征点,并根据 8 邻域来确定特征点的位置,然而该方法由于分支点提取支撑区间较小,容易提取虚假分支点(其算法将图 1(c)误检为分支点),因此通过扩大分支点提取支撑区间来对分支点算法进行改进。边缘曲率极值点是边缘方向一致变化剧烈的边缘点,反应了图像中类似角点的结构信息,因此也比较稳定。

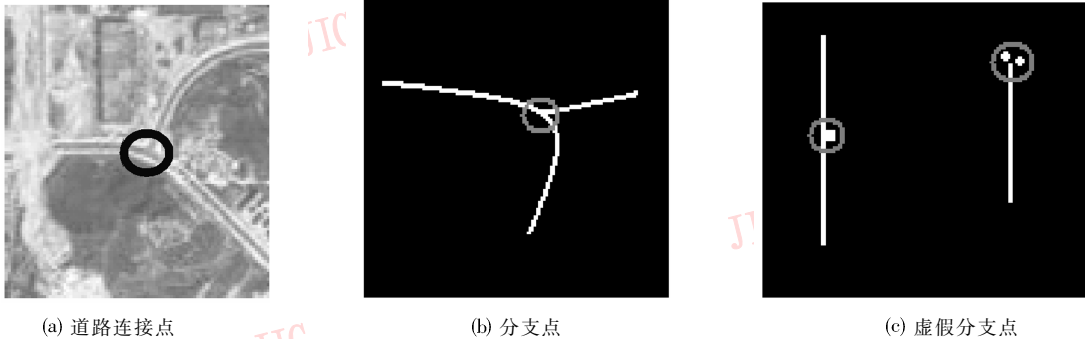
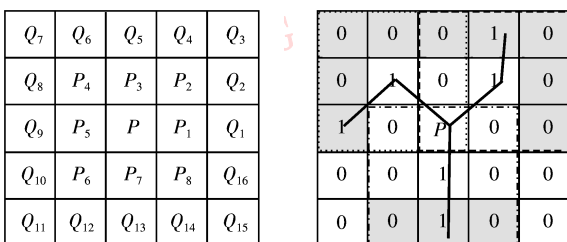


图 1 分支点与虚假分支点
Fig. 1 True and false image bifurcations

2.3.1 改进的分支点提取算法

边缘图像中,利用图 2(a)所示模板来提取分支点。由图 2(b)可见,分支点 P 八邻域像素 P_1, \dots, P_8 的值从 0 变到 1 或从 1 变到 0 的次数 T_p 至少 6 次。真正的分支点所关联的边缘至少应该延伸到 P 的 Q 系列元素(即模板最外层)。在图 2(b)的最外 Q 系列元素中,浅灰色块属于分支点周围点 $P_1 \sim P_8$ 中 1 值点的八邻域邻点(图 2(b)虚线框所示),白色块为非八邻域点。因此若 P 为有效分支点,则 Q 系列中灰色块中至少应有 3 个 1 值点,即 Q 系列像素值变化次数 T_Q 至少也为 6 次。

$$T_Q = \sum_{i=1}^{15} |Q_i - Q_{i+1}| + |Q_{16} - Q_1| \quad (4)$$
 式中, $P_i = 0$ 或 $1, Q_i = 0$ 或 1 。图 3(a)经边缘提取和分支点提取后的结果如图 3(b)所示。



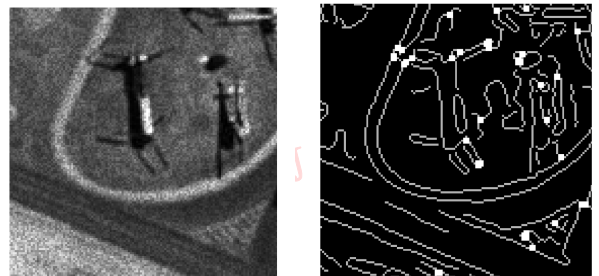
(a) 5×5 模板图 (b) 分支点特征图

图 2 分支点模板图及特征图

Fig. 2 Block and feature image of bifurcation

分支点的判断公式如下:

$$T_p = \sum_{i=1}^7 |P_i - P_{i+1}| + |P_8 - P_1| \quad (3)$$



(a) 光学实测图 (b) 分支点提取结果

图 3 图像分支点特征提取

Fig. 3 The extracting of image bifurcations

2.3.2 边缘曲率极值点提取

边缘图像中,利用图 4(a)所示的模板建立边缘链码,进而得边缘差分链码以表示边缘方向的变化。

$$LM(i) = V(t(M(i), M(i+1))) \quad (5)$$

且
$$t(m, n) = \begin{cases} n - m + 1 & n \geq m \\ 9 + n - m & \text{其他} \end{cases}$$

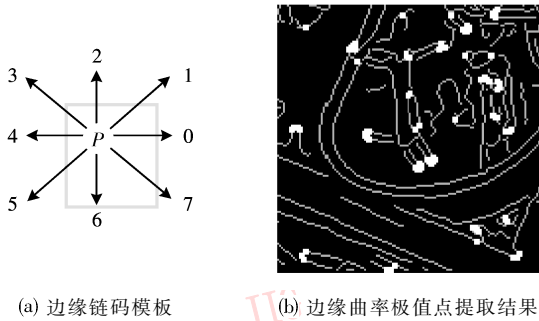
$$V(s) = \begin{cases} 0 & s = 1 \text{ 或 } 5 \\ 1 - s & 2 \leq s \leq 4 \\ 9 - s & 6 \leq s \leq 8 \end{cases}$$

其中, $M(i)$ 为第 i 边缘点链码值。 $LM(i)$ 表示边缘线上第 i 边缘点的差分链码值。式(5)表示差分链码以顺时针方向为正, 相同或相反方向差分链码值为 0。

以边缘方向一致变化剧烈的边缘点为边缘曲率极值点, 因此边缘曲率极值点的局部差分链码和的绝对值应 C_p 大于某阈值 T_{cp} 。边缘曲率极值点判断公式如下:

$$C_p = \left| \sum_{k=i-r}^{i+r} LM(k) \right| \quad (6)$$

式中, r 为曲率极值点的邻域支撑半径。在曲率极值处, r 取值过大, 易造成检测出多个点; 取值过小, 将检测不到曲率极值点。当边缘点 C_p 值为 4 时, 就能使一个边缘方向变化 180° , 因此取 T_{cp} 为 4。图 3(a) 的边缘曲率极值点结果如图 4(b) 所示。



(a) 边缘链码模板

(b) 边缘曲率极值点提取结果

图 4 图像边缘曲率极值点特征提取

Fig. 4 The extracting of image curvature extreme points

3 定量定性互信息图像匹配

3.1 多层次特征边缘图像的量化

图像匹配中互信息的计算需要参考图像和浮动实测图像重叠区域的像素值联合概率密度分布。对于数字图像, 一般用归一化的图像像素值联合直方图表示, 因此需要对多层次特征边缘图像进行量化。对参考图像和实时图像采用不同的量化方法。

对于参考图像, 将其边缘点图像和边缘兴趣点图像分别进行距离变换, 并将距离图像进行量化, 具体过程如下:

假设需要进行距离变换的图像为 I_E , 距离变换后的图像为 I_{DE} , I_{DE} 的灰度区间为 $[0, m_{DE}]$, 其中 m_{DE} 为 I_{DE} 中像素最大灰度值。对此区间进行 K 层

均匀量化, 量化步长为 m_{DE}/K , 得到 K 个量化区间 $c_i = [i \cdot m_{DE}/K, (i+1) \cdot m_{DE}/K]$, $i = 0, 1, \dots, K-1$ 。当 I_E 分别为参考图像边缘点图像和边缘兴趣点图像时, 就分别得到量化后的参考图像边缘点距离图像 I_{RDE} 和边缘兴趣点距离图像 I_{RIDE} 。

浮动多层次边缘特征图像量化过程为: 边缘兴趣点亮度值设为 0, 边缘点亮度值设为 1, 边缘邻域点亮度值设为 2, 其余点亮度值设为 3。

3.2 多层次特征效用度计算

在多层次特征中, 边缘兴趣点有着较强的克服噪声能力, 边缘点和边缘邻域点也具有较好的稳定性, 但比边缘兴趣点略低, 非特征点不是图像边缘, 稳定性差。基于不同特征点对图像匹配贡献度不同, 对多层次特征点赋予不同的效用。

令边缘兴趣点、边缘点、边缘邻域点和非特征点分别为第 1, 2, 3, 4 类点, 则定义不同类特征点的效用值为 S_i ($i = 1, 2, 3, 4$), 其中 S_i 依次减小。因此多特征提取后的参考图像和浮动图像每个像素都有一定的效用值。

文献[11]给出了联合效用计算方法, 然而存在以下不足: 即当效用大的像素点数少于效用小的像素点数时, 会出现效用小的像素亮度对的联合效用反而更大, 这不符合常理。因此, 对联合效用的计算作如下改进:

$$\bar{u}(i, j) = \alpha(j+1)u(i, j)/u(j) \quad (7)$$

式中, $u(j) = \sum_{x, y \in \Omega, I_F(x, y) = j} A_R(x)A_F(y)$, $\alpha(j) = S_j$,

$u(i, j) = \sum_{x, y \in \Omega, I_R(x, y) = i, I_F(x, y) = j} A_R(x)A_F(y)$, $I_R(x)$ 表示参考图像在位置 x 的亮度值, $I_F(y)$ 表示浮动图像在位置 y 的亮度值, $A_R(x)$ 表示参考图像在位置 x 的效用值, $A_F(y)$ 表示浮动图像在位置 y 的效用值。

式(7)不但考虑了像素亮度对的空间分布, 而且使效用小的像素集总体效用小于效用大的像素集总体效用。

式(7)不但考虑了像素亮度对的空间分布, 而且使效用小的像素集总体效用小于效用大的像素集总体效用。

3.3 定量定性互信息计算

传统互信息计算中, 所有像素对都要参与熵的联合概率密度计算, 因此很耗时。本文只计算含有参考图像和浮动图像的多层次特征点(边缘兴趣点、边缘点和边缘邻域点)的像素对, 以降低计算量。

设实测图像(即浮动图像)配准参数为 T , 将实测图像多层次特征点坐标进行空间变换得到变

换后浮动图像多层次特征点坐标,其中对空间变换后不是整数的多特征点像素,采用类似灰度互信息计算时常用的 PV (partial volume) 算法^[14],在计算联合概率时向邻近坐标点进行分配,实测图像其余空间坐标像素值一律赋为 3。对变换后的浮动图像和原有参考距离图像,计算像素值对的联合直方图,并结合像素值对联合效用,按照式(1)计算得到定量定性互信息,由于浮动图像像素亮度只有 4 个等级(0,1,2,3),因此定量定性互信息的计算量进一步减小。

4 图像匹配算法流程

基于图像边缘多层次特征点,提出了定量定性互信息匹配算法,并采用遗传优化算法寻优,两者结合能同时提高匹配精度和实时性。其匹配流程如下:

1) 对预处理后的参考图和实测图采用 Canny 算子提取边缘,得到参考图的边缘二值图像 I_R 和实测图的边缘二值图像 I_F ;

2) 分别提取参考图边缘二值图像 I_R 和实测图边缘二值图像 I_F 的多层次特征点,并分别存储其多层次特征点坐标;

3) 对参考图 I_R 的边缘点图像和边缘兴趣点图像分别进行距离变换(距离变换可以采用欧氏距离、倒角距离、街区距离、Hausdorff 距离等),并量化后得到边缘点距离参考图 I_{RDE} 和边缘兴趣点距离图像 I_{RIDE} ,同时对实测图 I_F 进行赋值;

4) 在遗传算法框架下,给定空间配准参数 T ,按照 3.3 节,计算此配准参数 T 下的定量定性互信息值 $QMI(T)$;以 $QMI(T)$ 为适应度函数,进行遗传算法寻优;

5) 满足遗传算法终止条件时,遗传算法搜索到

具有最大匹配适应度的空间变换 T_{opt} 。

5 图像匹配仿真结果和讨论

为了验证本文算法的有效性,首先对测试图像进行平移、缩放和旋转等变换得到变换后图像,并将其与原图像分别进行定量定性互信息(Q-MI)、平均 hausdorff 距离相似度(WHD)和互信息(MI)相似度度量;然后对具有旋转、尺度和平移性质的光学图像、合成孔径雷达图像、多模图像(雷达多波段图像)进行基于图像边缘的本文算法、WHD 和 MI 匹配仿真实验,同时给出了原定定量定性互信息(O-QMI)的匹配结果(O-QMI 是针对灰度图像的),用来对比本文算法和 O-QMI 的效率和精度。

编程工具选用 Matlab,在主频为 Pentium 3.0 G,内存为 1 G 的 PC 机上进行测试。仿真中,边缘邻域点求取中的结构元素为 5×5 区域,边缘曲率极值点支撑半径 $r = 6$,不同类特征点效用值为 $S_1 = 20$, $S_2 = 15$, $S_3 = 10$, $S_4 = 1$ 。遗传算法的代数 30,群体大小为 30。

5.1 与 WHD 和互信息度量比较

选用图 5(a) 为光学参考图像,选用图 3(a) 为对应光学实测图像进行实验;Q-MI, MI 和 WHD 在不同空间参数下,相似度测度曲线如图 6 所示。从图 6 可以看出,WHD 相似度曲线局部极值多,变化幅度大,且不光滑,在旋转和尺度缩放中,WHD 在匹配位置没有达到最大值;MI 相似度曲线部分在匹配位置也没有达到最大值,存在局部极值,且光滑较差,但总体性能优于 WHD;而结合了像素效用和空间信息的 Q-MI 不但在匹配位置达到最大值,无局部极值,而且匹配函数比 MI 更光滑。因此,Q-MI 相似度度量优于 MI 和 WHD。

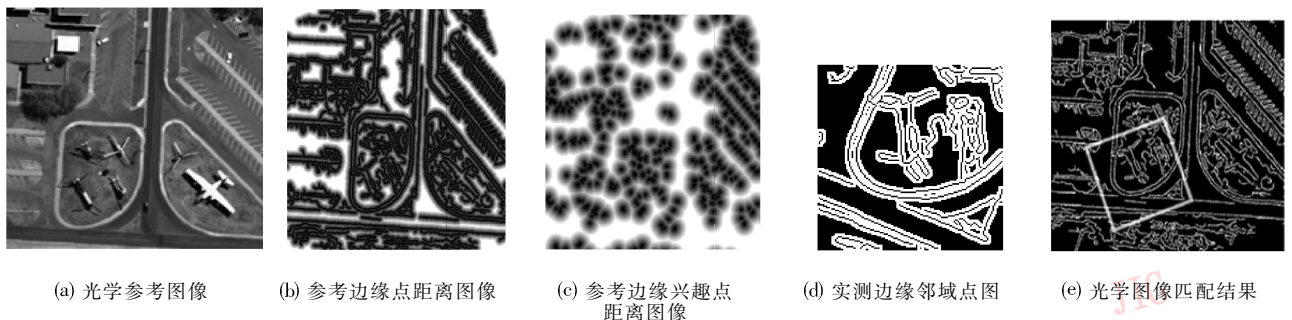


图 5 光学图像匹配流程中的关键步骤处理结果

Fig. 5 The results of key steps in optical image matching

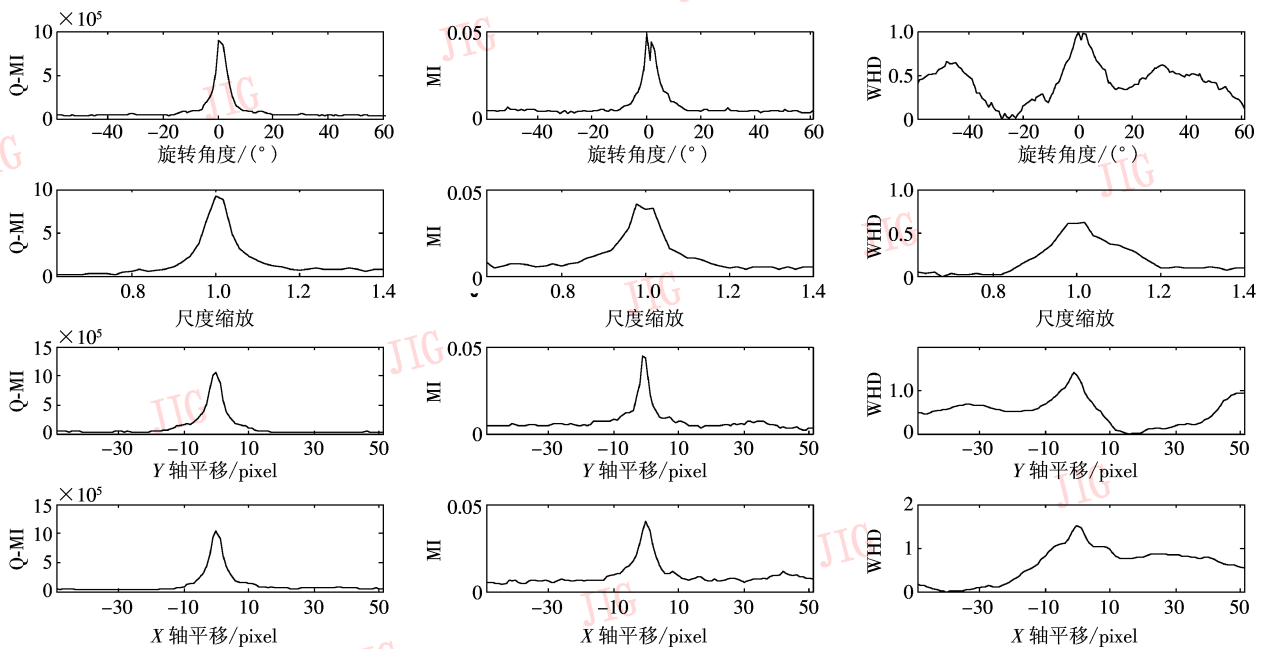


图 6 Q-MI, MI 和 WHD 相似度量与空间参数的关系

Fig. 6 The similarity functions of Q-MI, MI and WHD in different transformation parameters in aligning test image

5.2 图像匹配实验

为了说明本文算法的处理流程,把以图 5(a)为参考图像,以图 3(a)为实测图像的图像对匹配处理的关键步骤结果列出,如图 5(b)一(e)所示。其中图 5(b)、图 5(c)分别为参考图的边缘点距离图像和参考图的兴趣点距离图像,而实测图的边缘兴趣点为图 3(b)和图 4(b)中标定的点,其中图的边缘除标定以外的点都是边缘点特征;实测图边缘邻

域点为图 5(d)所示的白点。在计算参考实测图的像素值联合分布时,实测图边缘点、边缘邻域点与参考边缘点距离图像对应点组成点对,实测图边缘兴趣点与参考边缘兴趣点距离图像对应点组成点对,参考图特征点与实测图对应点组成点对;在遗传算法框架下,利用定量定性互信息作为适应度函数,搜索最佳匹配参数,匹配结果如图 5(e)所示。

其他类型图像匹配实验结果如图 7 所示。其中

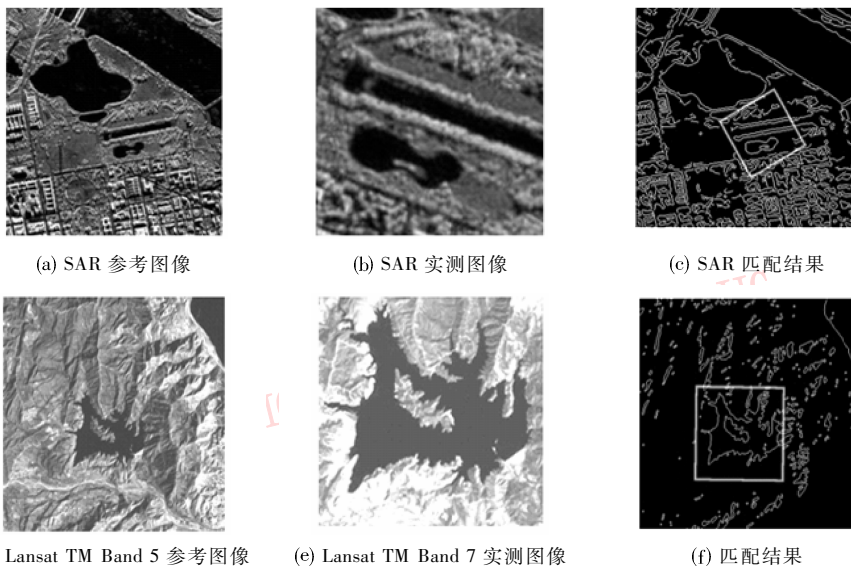


图 7 不同类型图像匹配结果

Fig. 7 Different types of images matching results

包括类型 2——参考图和实测图像为 SAR 图像和类型 3——参考图为 Landsat TM Band 5 图像,实测图为 Landsat TM Band 7 图像(以前面所述光学图像对为类型 1)。

表 1 为不同类型参考图像和实测图像参数,表 2 为这些图像分别利用本文算法、WHD、MI 和 O-QMI 匹配的结果。从表 2 可以看出,当存在尺度变化和斑点噪声时,WHD 方法出现很大误匹配,且耗时最多,这主要是因为 WHD 方法局部极值多且距

离变换要多次计算;MI 方法匹配精度不高,平移像素误差超过 1 个像素,噪声较大时角度和尺度误差较大,但比 WHD 省时,这主要是本文采用基于边缘图像的匹配,使互信息计算量有较大降低;O-QMI 方法精度较高,这主要是由于该方法是对所有像素计算互信息且利用了像素的效用信息,全体像素的参与计算弥补了联合效用计算方法的不足,但同时也造成了该方法效率不高,耗时最多;而本文多层次特征 Q-MI 方法受噪声影响较小,匹配精度与 O-QMI

表 1 仿真中不同类型图像参数

Tab.1 The parameters of various types of image in simulation

图像对	图像类型 参考-实测	参考-实测图像 尺寸/pixel	实测图像变换参数				实测图像 斑点噪声
			尺度	角度/(°)	X 轴平移/pixel	Y 轴平移/pixel	
1	Spot-Spot	233 × 233—133 × 133	1.3	20	53	53	0.02
2	Spot-Spot	233 × 233—93 × 93	1.3	20	50	50	0.08
3	Sar-Sar	374 × 394—160 × 160	0.703	30.06	40	40	0.03
4	Sar-Sar	374 × 394—160 × 160	0.703	30.06	40	40	0.06
5	Landsat B5-B7	501 × 501—201 × 201	0.997 1	-0.601	60	64	0.06

注:实测图像变换参数中的角度以逆时针方向为正方向。

表 2 不同类型图像匹配结果

Tab.2 Image matching results of different cases

仿真图像	算法	误差				耗时/s
		尺度	角度/(°)	X 轴平移/pixel	Y 轴平移/pixel	
1	本文算法	0.007 3	0.118	0.68	0.749	44.5
	MI	0.022	0.144	1.14	2.12	39.5
	WHDS	0.075 1	8.571	19.02	30.04	55.3
	O-QMI	0.007 09	0.054	0.46	0.69	245.3
2	本文算法	0.002 4	0.274	0.424	0.685	35.21
	MI	0.046	0.352 2	4.859	1.011	32.1
	WHDS	0.066 7	13.06	23.19	23.19	46.76
	O-QMI	0.002 0	0.364	0.45	0.77	224.5
3	本文算法	0.001 6	0.130 5	0.452 3	0.508 8	56.4
	MI	0.005 3	0.208 7	0.575	1.478	53.64
	WHDS	0.030 2	1.017 6	2.227	1.21	62.87
	O-QMI	0.001 3	0.12	0.464	0.465	303.1
4	本文算法	0.007 6	0.600 1	0.843 7	0.508 8	56.8
	MI	0.010 4	1.013 2	1.275	1.038	53.75
	WHDS	0.051 3	1.469 7	5.514	5.514	63.02
	O-QMI	0.007 7	0.53	0.865	0.451	305.2
5	本文算法	0.000 8	0.006 7	0.000 1	0.39	73.9
	MI	0.021	0.66	0.714	0.940	71.03
	WHDS	0.137	1.575	0.321	1.014	83.17
	O-QMI	0.000 5	0.005 4	0.000 1	0.41	346.9

相当(改进的效用度计算使只利用较少数量特征点的本文算法获得同样精度),其中平移像素误差小于1个像素和角度误差均小于 1° ,尺度误差也很小,且效率与MI方法接近。综上可得,本文算法的综合性能(准确性、实时性和鲁棒性)高于WHD方法、MI度量方法和Q-QMI方法,具有重要的应用价值。

6 结 论

提出了一种基于定量定性互信息的多层次特征图像匹配算法,并给出了多层次特征提取方法以及改进的多层次特征效用度计算方法。仿真结果表明,该算法能提高图像匹配的精度和效率,当图像存在非高斯噪声和较大尺度角度变化时,算法也能得到准确的匹配结果。另外,本文算法将像素效用和空间关系同时引入到基于边缘图像的匹配中,同时提高了精度,降低了匹配时间,是一种有效的图像匹配方法。

参考文献 (References)

- [1] Tang Min. A novel image registration method combining morphological gradient mutual information with multiresolution optimizer[J]. *Atca Automatica Sinica*, 2008, 34(3): 246-250. [汤敏. 结合形态学梯度互信息和多分辨寻优的图像配准新方法[J]. *自动化学报*, 2008, 34(3): 246-250.]
- [2] Leng Xuefei, Liu Jianye, Xiong Zhi. A real-time matching algorithm for navigation system based on bifurcation extraction [J]. *Atca Automatica Sinica*, 2007, 33(7): 678-682. [冷雪飞,刘建业,熊智. 基于分支特征点的导航用实时图像匹配算法[J]. *自动化学报*, 2007, 33(7): 678-682.]
- [3] Jordi Inglada, Alain Giro. On the possibility of automatic multisensor image registration [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(10): 2104-2120.
- [4] Pluim J P W, Maintz J B A. Mutual-information based registration of medical images: a survey[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(8): 986-1004.
- [5] Sim D G, Kwon O K, Park R H. Object matching algorithm using robust Hausdorff distance measures[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, 8(3): 425-429.
- [6] Sim D G, Park R H, Kim R C, et al. Integrated position estimation using aerial image sequences[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(1): 1-18.
- [7] Collignon F, Maes D, Vandermeulen P, et al. Automated multimodality image registration based on information theory [C]// *Proceedings of Information Processing in Medical Imaging*. Dordrecht, USA: Kluwer Academic Publishers, 1995: 263-274.
- [8] Viola P, Wells III W M. Alignment by maximization of mutual information [C]// *Proceedings of the 15th International Conference on Computer Vision*. Los Alamitos, USA: IEEE, 1995: 16-23.
- [9] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, 19(8): 809-814.
- [10] Russakoff D B, Tomasi C, Rohlfing T, et al. Image similarity using mutual information of regions[C]// *Proceedings European Conference on Computer Vision*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2004: 596-607.
- [11] Luan H X, Qi F H, Xue Z, et al. Multimodality image registration by maximization of quantitative-qualitative measure of information[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(1): 285-298.
- [12] Belis M, Guiasu S. A quantitative-qualitative measure of information in cybernetic systems [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1968, 14: 593-594.
- [13] Taneja H C, Tuteja R K. Characterization of a quantitative-qualitative measure of relative information [J]. *Information Sciences*, 1984, 33(3): 217-222.
- [14] Maes F, Collignon A, Vansermeulen D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, 16(2): 187-198.