

## 基于矩阵恢复的红外偏振图像分区配准算法

刘晓诚, 薛模根, 黄勤超, 王 峰

(解放军陆军军官学院 光电技术与系统实验室, 安徽 合肥 230031)

**摘 要:** 由于红外偏振图像具有灰度分布差别大、特征信息不明显等特点, 传统区域或特征的配准算法精度难以满足红外偏振信息解析要求。从图像间相似性出发, 以矩阵秩作为图像相似性的度量, 提出了一种基于矩阵恢复的红外偏振图像分区配准算法。将一组待配准图像组成变化矩阵, 并分解成低秩和稀疏两部分。以低秩变换矩阵核范数与稀疏变换矩阵 1 范数的和为目标函数, 利用增广拉格朗日乘子法求得目标函数值最小时的各区域变换参数, 加权平均后得到图像组的配准结果。实验结果表明, 该算法配准变换参数误差小于 0.02 pixel, 且对噪声不敏感。

**关键词:** 图像配准; 红外偏振; 矩阵恢复

**中图分类号:** TP391    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1007-2276(2014)08-2733-07

## Algorithm of infrared polarization image patch registration based on matrix recovery

Liu Xiaocheng, Xue Mogen, Huang Qincao, Wang Feng

(Laboratory of Electro & Optical Technology and System, Army Officer Academy of PLA, Hefei 230031, China)

**Abstract:** Due to differences between grey distribution in infrared polarization images were large and feature information was not obvious, accuracy of general registration algorithms based on region or features were hard to satisfy requirement of infrared polarization information analysis. According to matrix rank as a measure of image similarity, a patch-registration method based on matrix recovery theory was proposed. Transform matrix was composed by image patches without registration. The transform matrix could be decomposed to a low-rank matrix and a sparse matrix, objective function was sum of nuclear norm of the transformation low-rank matrix and 1 norm of the transformation sparse matrix. Registration parameter was achieved by augmented Lagrange multiplier method when the value of object function was the smallest. Finally, registration result was acquired from registration parameters in each region which had been averaged. The experiment result shows that the algorithm is not sensitive to noise. Error of its registration parameters is less than 0.02 pixel.

**Key words:** image registration; infrared polarization; matrix recovery

收稿日期: 2013-12-05; 修订日期: 2014-01-03

基金项目: 国家自然科学基金(41176158)

作者简介: 刘晓诚(1989-), 男, 硕士生, 主要从事图像处理、红外偏振信息解析等方面的研究。Email: liuxiaocheng18@sina.com

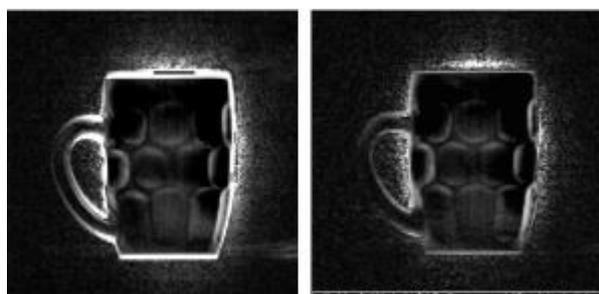
导师简介: 薛模根(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事信号与信息处理、偏振成像探测等方面的研究。

Email: wuluyaotian@163.com

## 0 引言

红外偏振成像技术利用人造目标与自然目标、真实目标与伪装目标的红外辐射偏振特征的差异来提高目标识别效果<sup>[1]</sup>,可以提供关于地物的纹理、材料、表面粗糙度等信息,从而使目标识别从表面结构上升到空间结构,为红外场景下目标的描述提供了多种选择,更有利于检测目标细节特征。

红外偏振成像主要由多相机或单相机两种成像系统实现。多相机偏振成像系统在相同场景下拍摄的偏振图像由于受到 3 个镜头之间的距离和主光轴夹角的影响,造成图像之间存在一定的平移和旋转。单相机采集时,由于偏振片的转动,平台稳定性等的影响,也会造成图像之间的平移旋转。在获取偏振信息时,通常检测的就是辐射测量较小的差别,它对图像之间像素的不配准有较大的敏感性。因此,红外偏振解析处理的前提是红外偏振图像配准技术,如果偏振图像间的偏移量在 0.1 像素以内,能够避免产生虚假信息<sup>[2]</sup>。图 1(a)中显示了纵坐标和横坐标偏移量各为一个像素的偏振度图。图 1(b)显示了像元对准时的偏振度图。



(a) 未配准偏振度图 (b) 配准偏振度图  
(a) Degree of polarization image without registration (b) Registration degree of polarization image

图 1 偏振度图

Fig.1 Degree of polarization images

根据图像配准中利用的图像信息,可将现有的配准算法分为两类:基于区域的配准算法和基于特征的配准算法<sup>[3]</sup>。基于区域的配准算法主要利用区域内的灰度信息进行配准,而不依赖图像特征。代表性的算法包括:互信息法<sup>[4]</sup>、变换域分析法<sup>[5]</sup>、梯度图像相关法<sup>[6]</sup>。较适合于细节较少、纹理不丰富的图像,如医学图像的配准问题。其缺点一是适用范围较

窄,要求基准图与待配准图像必须具有相似的灰度分布函数。二是计算量较大,需要在参数空间进行类似穷尽的搜索。基于特征的配准算法从图像中提取相对固定的特征,依靠特征量之间的匹配完成配准过程。从提取特征的类型来看,可分为点特征<sup>[7]</sup>、线特征<sup>[8]</sup>、区域特征<sup>[9]</sup>等。较适合于图像结构信息丰富、目标易于区分和检测的情况,如遥感图像的配准问题。其缺点在于,与提取的特征密切相关,严重依赖图像的内容和质量,稳健性较差。

根据红外偏振信息解析处理的特点,得出红外偏振图像配准的要求:一是精度要求高,误差在 0.1 像素以内;二是适用性好,要求配准算法对于各种场景图像均能很好的配准。红外偏振图像中目标缺少特定的可用于识别和准确测量的特征,且图像之间灰度分布差别较大,常规基于区域或特征的算法难以精确配准,误差在 0.2 像素以上,影响了偏振信息解析处理。

红外偏振图像之间除了灰度畸变外,其存在一定的几何畸变主要是平移、旋转,文中选用刚体变换模型作为偏振图像的几何变化模型。从图像相似性角度考虑红外偏振图像配准问题,矩阵秩作为相似性量度,基于矩阵恢复,使图像配准不受噪声和灰度分布差别影响,有效提高了配准精确度。相同场景下,红外不同偏振角度成像的红外偏振图像之间平移和旋转偏差量较小,配准后各部分的变换函数应该相同,采用分区配准可以在保证精度的同时,提高配准算法的速度。为检验文中算法的有效性,选用两组室内外场景下采集的红外偏振图像进行实验,并与现有算法的配准效果进行对比分析。

## 1 矩阵恢复

矩阵恢复,又称为鲁棒性 PCA 或稀疏与低秩矩阵分解,是指当矩阵的某些元素被严重破坏后,自动识别出被破坏的元素,恢复原矩阵。2009 年,Wright 等将该问题转化为一个凸优化问题<sup>[10]</sup>,数学表达式为:

$$\min_{A,E} \|A\|_* + \lambda \|E\|_1 \quad \text{s.t. } D=A+E \quad (1)$$

式中: $\|\cdot\|_*$  示矩阵的核范数,即矩阵奇异值的和; $\|\cdot\|_1$  表示了矩阵所有元素绝对值的和; $\lambda$  是一个自适应权重。公式(1)具有很强的矩阵恢复能力,假定原矩

阵  $D$  中只有很少一部分元素被破坏,破坏程度大小任意,都可以被恢复为包含良好信息的低秩矩阵  $A$ 。针对鲁棒性 PCA 问题的求解, Lin 在 2009 年提出了增广拉格朗日乘法,该算法以其快速准确性被广泛应用于实际矩阵恢复处理中<sup>[11]</sup>。

## 2 基于矩阵恢复的配准算法

### 2.1 秩作为图像相似性的量度

在计算机视觉和图像处理中,测量一组图像之间的相似性是一个基础性的问题<sup>[12]</sup>。假设有  $n$  个相同场景下采集,已经配准好的红外偏振图像  $I_1^0, \dots, I_n^0$ 。图像大小为  $m \times k$ , 并排列成一个  $(m \times k) \times 1$  的列向量,  $n$  列变换后的列向量组成了一个结构良好,即为低秩的矩阵  $D$ , 矩阵  $D$  秩越低,说明该组图像之间的相似性越高,表示为:

$$D = [\text{vec}(I_1^0) | \dots | \text{vec}(I_n^0)] \in R^{(m \times k) \times n} \quad (2)$$

红外偏振图像配准问题转化为求秩最小时的矩阵  $D$ 。

### 2.2 矩阵恢复在图像组配准中的应用

由于红外偏振图像之间灰度分布差别较大,直接采用原图灰度值进行处理会人为改变原偏振图像灰度信息,造成误差且运算数值巨大。因此配准前,先将每幅图像除以一个自适应阈值  $T$ , 得到新的图像矩阵  $I^0$ , 将每幅图像相同位置像素点之间的灰度差降低,表示为:

$$I^0 = I/T \quad \text{s.t.} \quad T = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{m,k} (I_{ij} - \|I\|_2)} \quad (3)$$

为了提高运行速度,文中采用分区配准机制,将  $I^0$  分成  $x$  个相同大小区域。由于过小的窗口致使参与配准运算的信息过少,会产生偏差,所以在实际处理中,文中分配的区域大小不小于  $320 \times 320$  像素。图像组  $I_1^0, I_2^0, \dots, I_n^0$ , 相同位置的子区域分别组成  $x$  个新的数组。以一个新数组  $I_1', I_2', \dots, I_n'$  为例,由于红外偏振图像配准是对图像在二维平面上的变化,存在一组几何空间变换  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$  使得变换后的数组  $I_1' \circ \tau_1, I_2' \circ \tau_2, \dots, I_n' \circ \tau_n$  线性相关,表示为:

$$D \circ \tau = [\text{vec}(I_1') | \dots | \text{vec}(I_n')] \in R^{(m \times k) \times n}$$

$$\tau = \begin{bmatrix} s_x & 0 & m_x \\ 0 & s_y & m_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

当  $\tau_n$  与  $\tau_{n+1}$  的差异很大时,  $\tau$  可能是非线性变

化。为便于运算,对于  $\Delta \tau = [\Delta \tau_1 | \dots | \Delta \tau_n] \in R^{m \times n}$ , 引入雅克比矩阵  $J_i = \frac{\partial}{\partial \zeta} \text{vec}(I_i' \circ \zeta) |_{\zeta = \tau_i} \in R^{m \times p}$ , 近似线性表达  $\tau$ , 体现了最优线性逼近:

$$D \circ (\tau + \Delta \tau) \approx D \circ \tau + \sum_{i=1}^n J_i \Delta \tau \quad (5)$$

文中红外偏振图像配准方法的核心是由鲁棒性 PCA 理论,求公式(6)秩最小时的矩阵  $D \circ$  :

$$\min_{D, \tau} \text{rank}(D \circ) \quad \text{s.t.} \quad D \circ = D \circ \tau \quad (6)$$

将红外偏振图像分区配准转化成求解一个凸优化问题。条件为已知一组红外偏振图像子区域组成的大矩阵,可以分解成一个包含图像子区域间相同灰度信息的低秩矩阵,和一个包含图像子区域间灰度差别的稀疏矩阵。由于偏振成像角度不同,配准后的红外偏振图像之间仍存在一定灰度差别,这些灰度差别在偏振信息解析上起到关键作用。为精确表示差别,使其不影响图像相似性,同时提高算法收敛性,文中将低秩和稀疏的变换矩阵加入了目标函数,表示为:

$$\min \|A\|_1 + \|B\|_1 + \lambda \|E\|_1 + \lambda \|F\|_1$$

$$\text{s.t.} \quad D \circ + \sum_{i=1}^n J_i \Delta \tau = A + E, \quad D \circ = D \circ \tau \quad (7)$$

$E = [\text{vec}(e_1) | \dots | \text{vec}(e_n)]$  包含了各个图像子区域间的灰度差别,  $\lambda$  设为  $1/\max(m, k)$ ,  $\|A\|_1 + \|B\|_1 + \lambda \|E\|_1 + \lambda \|F\|_1$  为目标函数,低秩变换矩阵  $B = [A_1^T, A_2^T, \dots, A_n^T]$ , 稀疏变换矩阵  $F = [E_1^T, E_2^T, \dots, E_n^T]$ ,  $\tau$  为图像子区域配准参数组成的数组。

各区域配准结束后,将各个变化参数加权平均,得到全图的配准变化参数,完成一组图像配准。

### 2.3 增广拉格朗日乘法在配准中的应用

目前国内外已经提出一些算法求解公式(7),但是无论在算法的收敛速度,还是在每一步所要计算的奇异值分解上,计算量都相当大。为了提升算法的速度,文中引用参考文献[12]提出的非精确增广拉格朗日乘法<sup>[12]</sup>,只需要更新  $A$  与  $E$  各一次,就可得到子问题的一个近似解,使算法最终收敛到公式(7)的最优解。两式解法过程相同,其解法的数学表达式如下:

$$h(A, E, \Delta \tau) = D \circ + \sum_{i=1}^n J_i \Delta \tau - A - E$$

$$\zeta_\mu(A, E, B, F, \Delta \tau, Y) = \|A\|_1 + \|B\|_1 + \lambda \|E\|_1 + \lambda \|F\|_1 + \langle Y, h(A, E, \Delta \tau) \rangle + \frac{\mu}{2} \|h(A, E, \Delta \tau)\|_F^2 \quad (8)$$

通过交替多方向迭代更新,得到当  $\zeta_{\mu}(\mathbf{A}, \mathbf{E}, \mathbf{B}, \mathbf{F}, \Delta\tau, \mathbf{Y})$ , 最小时的  $\mathbf{A}, \mathbf{E}, \mathbf{B}, \mathbf{F}, \Delta\tau, \mathbf{Y}$ 。

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{Y}_{k-1} + \mu_{k-1} \mathbf{h}(\mathbf{A}_{k-1}, \mathbf{E}_{k-1}, \Delta\tau_{k-1})(\mathbf{A}_k, \mathbf{E}_k, \mathbf{B}_k, \mathbf{F}_k, \Delta\tau) = \operatorname{argmin}_{\mathbf{A}, \mathbf{E}, \Delta\tau} \zeta_{\mu}(\mathbf{A}, \mathbf{E}, \mathbf{B}, \mathbf{F}, \Delta\tau, \mathbf{Y}_k) \quad (9)$$

## 2.4 算法流程

矩阵恢复配准算法的流程如下:

### Step 1 初始化设置

压缩输入图像灰度级并将图像分块,设置图像子区域初始几何空间变化  $\tau_1, \dots, \tau_n$ 。

### Step 2 外层循环

更新子区域变化  $\tau$ ,得到新的矩阵  $\mathbf{D}_n$  和变化  $\tau_n$ ,定义  $\mathbf{h}(\mathbf{A}, \mathbf{E}, \Delta\tau)$  和  $\zeta_{\mu}(\mathbf{A}, \mathbf{E}, \mathbf{B}, \mathbf{F}, \Delta\tau, \mathbf{Y})$ 。

### Step 3 内层交替多方向迭代更新

利用上次内层循环得到的  $\mathbf{A}_{k-1}, \mathbf{E}_{k-1}, \mathbf{B}_{k-1}, \mathbf{F}_{k-1}, \Delta\tau_{k-1}, \mathbf{Y}_{k-1}$  计算得出新的  $\mathbf{A}_k, \mathbf{E}_k, \mathbf{B}_k, \mathbf{F}_k, \Delta\tau_k, \mathbf{Y}_k$ 。

### Step 4 内层循环终止条件

当  $\zeta_{\mu}(\mathbf{A}_k, \mathbf{E}_k, \mathbf{B}_k, \mathbf{F}_k, \Delta\tau_k, \mathbf{Y}_k)$  小于阈值时,内层循环终止,输出  $\mathbf{A}_k, \mathbf{E}_k, \mathbf{B}_k, \mathbf{F}_k, \Delta\tau_k$ ,转至 Step 5; 否则  $k = k+1$ ,并转至 Step 3,进行下一次内层循环。

### Step 5 外层循环终止条件:

$$\Delta\mu = \frac{\mathbf{F}_{k+1} - \mathbf{F}_k}{\mathbf{F}_{k+1} + \mathbf{F}_k} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{F}_k$  为第  $k$  次内层循环得到的目标函数,当  $\Delta\mu$  在阈值之内时,迭代结束,得到此时的  $\mathbf{D}_n, \Delta\tau_k$ 。  $\mathbf{D}_n$  为配准后图像子区域组成的矩阵;  $\Delta\tau_k$  为每个图像子区域配准变换参数。否则  $n = n+1$ ,并转至 Step 2,进入下一次外层迭代。

### Step 6 输出图像组配准结果

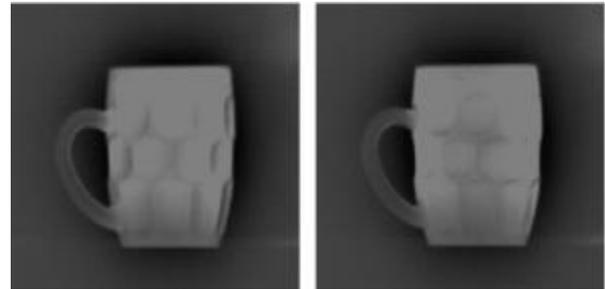
将每幅图像子区域得到的配准变换参数加权平均,得到全图的最终配准结果。

文中配准算法与传统算法不同,可同时配准多幅图像。没有指定参考图像,而是将每幅未配准图像分块后,按规律分别移动一定像素点或角度,直到所有变换后图像相同位置子区域的相似性达到最高,认为此时空间坐标和特征匹配,将各区域变化参数加权平均后,得到全图配准变化参数。

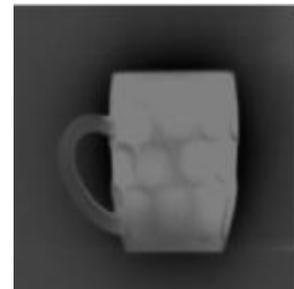
## 3 实验结果分析

考虑红外偏振图像特征信息不明显,图像间灰度差别较大的特点,和矩阵恢复精确获取图像间相似性的优势,文中将矩阵恢复应用于红外偏振图像配准,实现了多幅不同偏振角度成像的偏振图像同时配准,文中采用像元为  $35 \mu\text{m}$ ,工作波段范围为  $8\sim$

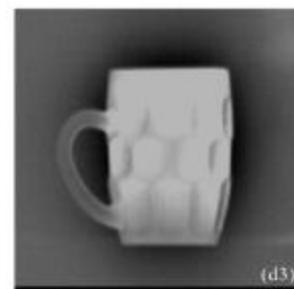
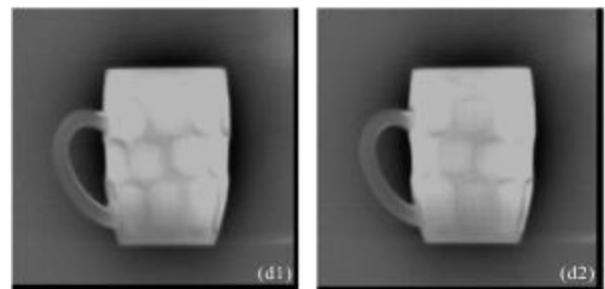
$14 \mu\text{m}$ ,量化精度为 14 bit,成像系统探测器为非制冷焦平面阵列的单镜头红外相机,通过电动切换偏振方向的方式采集红外偏振图像。由于成像干扰等不可避免因素,实验图中存在一定噪声,矩阵恢复算法仍可以精确测出坐标轴和角度偏移量。图 2 显示了



(a) 0° 偏振图像 (b) 60° 偏振图像  
(a) 0° polarization images (b) 60° polarization images



(c) 120° 偏振图像  
(c) 120° polarization images

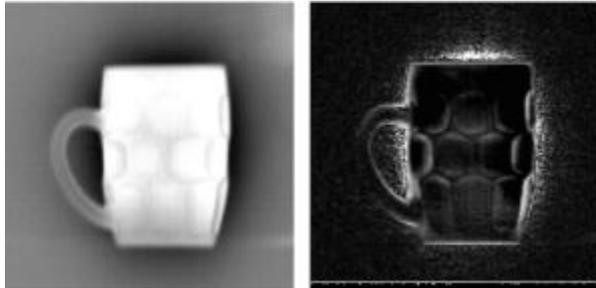


(d) 配准后三幅偏振图像  
(d) Three registration polarization images

图 2 原始和配准后的偏振图像

Fig.2 Original polarization images and registration images

其中三幅真实场景的原始和配准后的偏振图像,图2中(a)为 0°偏振图像,图(b)为 60°偏振图像,图(c)为 120°偏振图像,图(d)为同时配准后的三幅图像。图 3 显示了配准后由图 2(d)三幅图像合成的强度图像,偏振度图像。



(a) 红外强度图 (b) 红外偏振度图  
(a) Intensity image (b) Degree of infrared polarization image

图 3 强度图像和偏振度图像

Fig.3 Intensity image and degree of polarization image

配准后得到的偏振度图像相对于红外强度图像,可以清晰得到目标细节信息,较大的提高了目标与背景对比度,如表1所示。

表 1 原始红外强度图与偏振度图的目标背景对比度  
Tab.1 Contrast values of infrared and polarization images

Image	Contrast value
Infrared image	0.12
Polarization image	0.39

目标与背景对比度:

$$C = \left| \frac{D_T - D_B}{D_T + D_B} \right| \quad (11)$$

式中:  $D_T$  和  $D_B$  分别表示目标和背景区域的平均灰度值。

文中引入三种代表性图像配准算法与矩阵恢复算法进行比较。第一种互信息(MI)<sup>[4]</sup>方法引入红外偏振图像之间灰度值的互信息,进行相似性测度值测算,对应像素的互信息最大时,两幅图像目标结构相同并且达到最佳配准。第二种对齐度(AM)<sup>[5]</sup>方法利用了红外偏振图像灰度信息的交互差,其测度表示了一幅图像中每个灰度值在像素位置上对应的另外一幅图像的灰度值的稳定性,在数学上表现为方差

最小。第三种 Fourier Mellin(FM)<sup>[13]</sup>方法对红外偏振图像幅度谱进行对数极变换,在变换空间应用相位相关法求出被校准图像的旋转角度,通过计算经过规整的两幅图像的互功率谱的 Fourier 反变换所对应的峰值位置,来求出它们的相对平移。这三种常规配准算法以图 2(a)图为基准图,对(b)、(c)图配准。求得配准后图像之间的互信息,与文中算法(RPCA)比较,如表 2 所示,两幅图像的互信息定义为:

$$MI(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (12)$$

式中:  $H(A)$ ,  $H(B)$  是图像 A, B 的信息熵;  $H(A, B)$  是两幅图像的联合熵。

表 2 配准后三幅图互信息值

Tab.2 MI values of three registration images

Algorithm	0° & 60°	0° & 120°	60° & 120°
RPCA1	2.49	2.47	2.44
MI	2.14	2.13	2.04
AM	2.08	2.14	2.06
FM	2.02	2.14	2.08

通过表 2 可以看出,由于红外偏振图像之间灰度差别较大,所以不同偏振角度成像得到的图像间互信息较小。矩阵恢复算法配准后的红外偏振图像之间互信息值高于另外三种常规算法配准后图,说明文中算法配准后三幅图像像素灰度之间的相关性更高。

为了从配准精度,运算时间上更直观的比较,文中在同样的硬件、软件环境下(CPU:Pentium(R) 4, Memory:1GB,软件平台:matlabR2010b),采用文中算法和互信息、最大对齐度、Fourier Mellin 三种算法对 50 组浮动图像进行配准,求得平均配准运算时间和 50 组误差的平均值。首先以大小为 640×640 室外场景获取的图 4(a)为基准图像,通过对基准图绕原点随机旋转 1~4°、并沿着 x、y 轴方向随机平移 1~4 个像素点,得到 50 组浮动图像。例如图 4(b),它相对于图 4(a)旋转 2°,x 轴偏移 1 像素,y 轴偏移 2 像素。配准时间为每个算法处理单幅图像的平均运算时间,从表 3 可以看出,由于文中算法对一组偏振图像同时进行运算,且算法收敛速度在理论上是次线性的,矩阵恢复运算量相对于另外三种方法较大,时间上较慢,但实验证明并不影响实际应用。配准误差为

$x$ 、 $y$  轴方向上平移和以原点为轴的角度偏差量,文中算法配准误差由公式(13)所得,另外三种算法的误差由公式(14)所得。如表 4 所示,可以看出,矩阵恢复算法在  $x$ 、 $y$  轴方向和旋转角度上,平均配准误差最小。比另外三种算法小一个数量级,且远小于 0.1,达到红外偏振信息获取的要求。

$$\tau = \left( \sum_{n=3}^{50} (f_n - f_{n-1}) - \sum_{n=3}^{50} (s_n - s_{n-1}) \right) / 48 \quad (13)$$

$$\tau = \left( \sum_{n=1}^{50} f_n - \sum_{n=1}^{50} s_n \right) \quad (14)$$

式中: $\tau$  为平均误差; $f_n$  为配准后图像相对基准图像的偏移量或角度; $s_n$  为人工设定的浮动图像相对基准图像的偏移量或角度。



(a) 基准图像 (b) 浮动图像示例  
(a) Anchor image (b) Example of float image



(c) 配准后浮动图像  
(c) Registration float image

图 4 示例图像

Fig.4 Example images

表 3 四种算法配准时间

Tab.3 Running time of four registration methods

Algorithm	Time/s
RPCA	29.21
MI	9.39
AM	6.60
FM	6.96

表 4 四种算法配准误差

Tab.4 Error in four registration methods

Algorithm	X axes/pix	Y axes/pix	Rotation/(°)
RPCA	0.015	0.017	0.005
MI	0.17	0.14	0.15
AM	0.25	0.24	0.19
FM	0.38	0.37	0.22

由于文中配准算法的实质是通过变换使得待配准图像组成的数组矩阵秩为最小,其配准的精确性与图像样本数目有直接关系。参与运算样本越多,优化问题的收敛效果越好,精确度越高,但同时也增加了运行时间。文中在配准前,创建一个由原三幅待配准图像人为旋转平移得来的图像组组成的样本集,将待配准图像与样本集同时配准,经过多次实验总结,样本数为 35 时,配准的精度和运算效率达到平衡。

#### 4 结束语

由于红外偏振图像缺乏目标特征信息,且图像间灰度分布差别较大,常规算法难以精确配准。结合分区配准机制,文中研究了基于矩阵恢复的红外偏振图像配准算法,首先将原图像分成多块,不同图像中相同位置的图像子区域组成新的变化矩阵。从图像相似性角度考虑,以矩阵秩作为量度,用一个凸优化问题描述图像配准。已知变化矩阵可以分解成一个低秩矩阵和一个稀疏矩阵,引入增广拉格朗日乘子法求出当目标函数值最小时的变化矩阵,将各区域配准变化参数加权平均后得到配准结果图。为了验证该算法的有效性,选取实时拍摄的红外偏振图像进行配准实验,并以配准后图像间互信息值、偏移量误差,运算时间为指标,将矩阵恢复配准算法与互信息、对齐度、Fourier Mellin 算法做了比较。实验证明,该算法配准精确度高,对噪声和图像质量不敏感,具有较强的稳定性,满足了红外偏振信息解析的要求。

#### 参考文献:

- [1] Liu Jiyong, Zhang Pinyi, Xiao Renxin, et al. Image fusion algorithm at pixel level of polarization infrared image [J]. Infrared and Laser Engineering, 2007, 36(9): 286-289. (in Chinese)

- 柳继勇, 张聘义, 肖仁鑫, 等. 一种偏振红外图像的像素级融合算法[J]. 红外与激光工程, 2007, 36(9): 286-289.
- [2] Persons C M, Chenault D B. Automated registration of polarimetric imagery using Fourier transform techniques[C]// SPIE, 2002, 4819: 107-117.
- [3] Wang Kunpeng, Xu Yidan, Yu Qifeng, et al. Classification and state of IR/Visible image registration methods [J]. *Infrared Technology*, 2009, 31(5): 270-274. (in Chinese)  
王鲲鹏, 徐一丹, 于起峰. 红外与可见光图像配准方法分类及现状[J]. 红外技术, 2009, 31(5): 270-274.
- [4] Ma Zhengde, Du Yunfei, Zhou Haifang, et al. Performance comparison of similarity measures for remote sensing image registration [J]. *Computer Engineering & Science*, 2008, 30(2): 45-48. (in Chinese)  
马政德, 杜云飞, 周海芳, 等. 遥感图像配准中相似性测度的比较和分析[J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(2): 45-48.
- [5] Ge Yongxin, Yang Dan, Zhang Xiaohong. A new method for image registration based on alignment metric of feature points [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(2): 425-428. (in Chinese)  
葛永新, 杨丹, 张小洪. 基于特征点对齐度的图像配准算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(2): 425-428.
- [6] Ma Jun, Cao Zhiguo. An edge based approach to scene matching between infrared image and optical image [J]. *Jisuanji Yu Shuzi Gong Cheng*, 2006, 12(34): 30-32. (in Chinese)  
马俊, 曹治国. 基于边缘信息的红外与可见光图像匹配技术[J]. 计算机与数字工程, 2006, 12(34): 30-32.
- [7] Hrkac T, Kalafatic Z, Krapac J. Infrared-visual image registration based on corners and hausdorff distance[A]. *Proc of SCIA*, 2007: 383-392.
- [8] Gao Feng, Wen Gongjian, Lu Jinjian. An optimal algorithm for IR/Visual image registration based on main-line-pairs[J]. *Chinese Journal Of Computers*, 2007, 30(6): 1014-1021. (in Chinese)  
高峰, 文贡坚, 吕金建. 基于干线对的红外与可见光最优图像配准算法[J]. 计算机学报, 2007, 30(6): 1014-1021.
- [9] Su Juan, Lin Xinggang, Liu Daizhi. A multi-sensor image registration algorithm based on structure feature edges [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(3): 251-257. (in Chinese)  
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.
- [10] Wright J, Yang A, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Trans on PAMI*, 2009, 31: 210-227.
- [11] Zhouchen Lin, Chen M, Yi Ma, et al. The augmented Lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices [C]//UIUC Technical Report UILU-ENG, 2011,(9):2215.
- [12] Yigang Peng, Ganesh A, Wright J, et al. Robust alignment by sparse and low-rank decomposition for linearly correlated images [J]. *IEEE Trans on PAMI*, 2011, 34(11): 2233-2246.
- [13] Gao Yingying, Yang Jianfeng, Ma Xiaolong, et al. Interference image registration based on Fourier-Mellin algorithm [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2007, 15(9): 1415-1420. (in Chinese)  
高莹莹, 杨建峰, 马晓龙, 等. 基于 Fourier-Mellin 算法的干涉图像配准[J]. 光学精密工程, 2007, 15(9): 1415-1420.