

# 基于局部频率信息和单纯型-模拟退火的 异源图像配准

刘晓春<sup>1,2</sup> 钟涛<sup>3</sup> 于起峰<sup>1,2</sup> 张小虎<sup>1,2</sup> 雷志辉<sup>1,2</sup> 尚洋<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> 国防科学技术大学航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073  
<sup>2</sup> 国防科学技术大学图像测量与视觉导航湖南重点实验室, 湖南 长沙 410073  
<sup>3</sup> 海军装备部, 北京 100071

**摘要** 非均态灰度变化和局部景象变化是异源图像配准面临的主要挑战。基于平均局部相位角(MLPA)和频率展开相位一致(FSPC)两种局部频率表达实现了对异源图像的非均态灰度和对比度反转不变的描述,并通过 FSPC 提取了图像间的公共结构信息;通过目标函数综合 MLPA 和 FSPC 的优势,对图像间公共结构信息分配更大的置信度;通过调整单纯型-模拟退火算法,避免算法陷于局部最优解。大量真实和仿真实验证明了该方法能有效容忍图像间较大几何变形、景物差异和非均态灰度变化,改善了传统方法的配准精度和稳定性。

**关键词** 机器视觉;图像配准;图像表达;异源图像;局部频率信息;单纯型-模拟退火

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS201333.0615002

## Multi-Modal Image Registration Based on Local Frequency Information Using Modified Simplex-Simulated Annealing Algorithm

Liu Xiaochun<sup>1,2</sup> Zhong Tao<sup>3</sup> Yu Qifeng<sup>1,2</sup> Zhang Xiaohu<sup>1,2</sup> Lei Zhihui<sup>1,2</sup> Shang Yang<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology,  
Changsha, Hunan 410073, China

<sup>2</sup> Hunan Key Laboratory of Videometrics and Vision Navigation, National University of Defense Technology,  
Changsha, Hunan 410073, China

<sup>3</sup> Navy Equipment Bureau, Beijing 100071, China

**Abstract** The major challenges in registration between multi-modal images are the non-homogeneous intensity variation and the partial scene changes. Two local frequency representations, namely mean local phase angle (MLPA) and frequency spread phase congruent (FSPC), are used to achieve representations invariant to both non-homogeneous intensity variation and contrast reversal between multi-modal images. In addition, by using FSPC one can effectively emphasize the common structural information. An objective function is constructed to take full advantage of the two representations as well as allocate more confidences to the stable structures. Simplex-simulated annealing algorithm is adjusted to avoid being trapped in local optima. Numerous experiments using real and synthetic images clearly demonstrate that the proposed method can effectively register multi-modal images with significant variation in geometric distortion, non-homogeneous intensity and scene, as well as, improve the registration accuracy and robustness of the conventional methods.

**Key words** machine vision; image registration; image representation; multi-modal image; local frequency information; simplex-simulated annealing

**OCIS codes** 070.5010; 100.5760; 100.7410; 100.2960

收稿日期: 2013-01-14; 收到修改稿日期: 2013-02-24

基金项目: 国家 973 计划(2013CB733100)资助课题。

作者简介: 刘晓春(1983—),男,博士研究生,主要从事模式识别与人工智能等方面的研究。E-mail: lxc1448@gmail.com

导师简介: 于起峰(1958—),男,博士,教授,中国科学院院士,主要从事空天图像测量与视觉导航等方面的研究。

E-mail: yuqifeng@nudt.edu.cn

## 1 引 言

异源图像配准是一种常见的计算机视觉应用预处理方法,其应用领域包括医学图像分析<sup>[1]</sup>、目标识别与跟踪<sup>[2]</sup>、视觉导航<sup>[3]</sup>、多传感器信息融合<sup>[4]</sup>、变化检测<sup>[5]</sup>和超分<sup>[6]</sup>等。异源图像通常指由不同传感器从不同视角在不同时间内拍摄得到的影像,而异源配准的任务则是确定相同场景的两幅影像之间的像素对应关系,或者确定将一幅影像对齐到另一幅影像的几何变换关系。

传统的图像配准方法按照其所依据的信息大致可以分成基于特征的和基于区域的两类方法<sup>[7]</sup>。其中,基于特征的方法通常是指利用提取的特征来估计图像间的几何变换,常用的特征包括曲线<sup>[8]</sup>、轮廓或直线<sup>[9]</sup>、角点<sup>[10]</sup>、兴趣点<sup>[11]</sup>和尺度不变特征变换(SIFT)特征点<sup>[12]</sup>等。基于特征方法的优势在于可以容忍图像间较大的几何变形,并能对其进行实时处理,同时允许复杂多样的几何变换模型。基于特征的方法能够成功实施的重要前提包括:图像间的特征可以稳定地提取;特征具有可重复性;特征可以依据其表达稳定匹配。但是广泛存在于异源图像间的非均态灰度变化和局部景象变化显然在一定程度上有悖于这些前提假设。因此,为了将特征匹配方法应用于异源配准,需要针对异源图像特性配置专门的特征提取、表达及匹配算法。

基于区域的方法一般是利用相对较大的图像区域信息,通过最小化目标函数来估计图像间的几何变换,而无需依赖特征点。基于区域的方法优势在于可以通过丰富的图像区域信息来获得较高的配准稳定性和精度,该方法通常无需图像先验信息,并能稳定工作于特征无法可靠识别的区域。基于区域的方法可大致分为三类:相关法、傅里叶变换法和互信息法。作为一个重要分支,基于泰勒展开的梯度下降法(最小二乘匹配、光流法等)已被成功应用于多个计算机视觉系统<sup>[13~15]</sup>。梯度下降法一般假设:待配准图像间同名像素灰度值保持不变。对于异源图像,非均态灰度变化和局部景象变化通常使得同名像素间的灰度关系复杂且难以通过同一变换模型描述,使得梯度下降法难以被成功应用。可通过适度改进应用于异源配准的方法包括相关测度优化法<sup>[16]</sup>和互信息法<sup>[17~19]</sup>等。该类方法的公共部分一般包括:优化算法(Newton法、Marquardt-Levenberg法等)和目标函数(互信息、相关测度等)。然而,当优化路径较长、图像间信噪比较低时,该类方法采用的优化算法常陷于局部最优解。同

时,目标函数定义没有对异源图像间的非均态灰度变化进行有效抑制,从而影响匹配精度和稳定性。

为了克服传统算法的不足,本文基于图像局部频率信息利用单纯型-模拟退火(SSA)算法提出一种新颖、稳定的异源配准框架,对异源图像间的非均态灰度变化、大几何变形、局部景象变化和遮挡等问题进行了有效处理。

## 2 基于局部频率信息的光照不变表达

对于异源图像,由于非均态灰度变化和对比度反转广泛存在且频繁出现,光照不变性理应置于更加重要的地位。通过局部频率信息来构造适于异源配准的光照不变图像表达:平均局部相位角(MLPA)和频率展开相位一致(FSPC),该两种表达均无量纲,对异源图像间的非均态灰度变化和对比度反转均保持不变,并能提取图像间的公共稳定物理结构信息,从一定程度上抑制了局部景象变化。

### 2.1 MLPA

通过局部频率信息来构造光照不变图像表达,为此需要对图像作用小波变换以获取局部频率信息。为了保留局部频率的相位信息,应该采用具有对称或反对称特性的线性相位小波滤波器。Liu等<sup>[20]</sup>采用了以Gabor函数为基的小波滤波器来获取异源图像的局部频率信息,然而Gabor函数存在一个缺陷:无法保存带宽大于一倍频的零频直流成分。Log-Gabor函数具有Gabor函数的所有优点,并能通过偶对称滤波器保存任意倍频带宽的零频直流成分。本文采用Log-Gabor函数作为获取局部频率信息的基函数,从对数频率尺度观察,Log-Gabor函数是高斯型的传递函数<sup>[21]</sup>。

以 $I(x)$ 表示图像信号, $f_{n,\theta}^c$ 和 $f_{n,\theta}^o$ 分别表示Log-Gabor函数在尺度 $n$ 和方向 $\theta$ 上的偶部和奇部,则响应向量 $[e_{n,\theta}(x), o_{n,\theta}(x)]$ 可通过图像信号与奇偶滤波器的卷积得到

$$[e_{n,\theta}(x), o_{n,\theta}(x)] = [I(x) * f_{n,\theta}^c, I(x) * f_{n,\theta}^o], \quad (1)$$

式中 $*$ 表示卷积。如果认为局部频率信息是复数,则 $e_{n,\theta}(x)$ 和 $o_{n,\theta}(x)$ 分别对应实部与虚部。响应向量在尺度 $n$ 和方向 $\theta$ 上的幅值可表达为

$$A_{n,\theta}(x) = \sqrt{e_{n,\theta}^2(x) + o_{n,\theta}^2(x)}, \quad (2)$$

相位可表达为

$$\phi_{n,\theta}(x) = \arctan 2[o_{n,\theta}(x), e_{n,\theta}(x)]. \quad (3)$$

对于每个位置 $x$ 处的信号,均可得到一组响应

向量(各个尺度和方向均对应一个响应向量),这些响应向量构成了 MLPA 和 FSPC 表达的基础。

MLPA 计算如下:

$$f_{\text{MLPA}}(x) = \begin{cases} \frac{\arctan 2[F(x), H(x)]}{\pi} \times 255, & \text{if } \arctan 2[F(x), H(x)] \geq 0 \\ \frac{\pi + \arctan 2[F(x), H(x)]}{\pi} \times 255, & \text{if } \arctan 2[F(x), H(x)] < 0 \end{cases}, \quad (4)$$

其中  $F(x)$  和  $H(x)$  可通过偶、奇对称滤波器的响应求和得到:

$$F(x) = \sum_{\theta} \sum_n e_{n,\theta}(x), \quad (5)$$

$$H(x) = \sum_{\theta} \sum_n o_{n,\theta}(x). \quad (6)$$

异源图像间频繁出现的对比度反转可通过逆反转向量  $[F(x), H(x)]$  得到补偿, 即当  $[F(x), H(x)]$  位于第三/四象限, 则通过“+ $\pi$ ”将其反转至第一/二象限。不难看出, MLPA 的物理意义是局部频率信息的平均相位角, 本质上独立于信号的总能量强度, 是无量纲量, 对非均态灰度比例、平移变化保持不变。异源图像在很多情况下, 局外点数量甚至多于局内点, 故一个完备的异源配准算法应当加入相应机制以抑制局外点影响。然而, MLPA 的设计侧重点是光照不变性, 无法依赖其识别局外点与局内点, 针对此点本文提出 FSPC 表达, 该表达建立在相位一致的基础上, 在光照不变性的前提下, 实现了对图像间公共结构信息(局内点)的提取以及非公共传感器和光照信息(局外点)的抑制。

## 2.2 FSPC

为了获取图像物理结构信息, 传统方法多采用空间域高通滤波器(比如 Sobel, Prewitt, Laplacian, Susan 等算子)<sup>[16,22]</sup>。这些算子具有形式简单、计算快速等优点, 但是都存在依赖图像对比度的缺陷, 故异源图像间的非均态对比度变化和反转会直接影响该类方法的性能。

相位一致理论假设物理结构信息对应于图像局部频率相位一致性最高的位置, 而无需依赖图像对比度。相位一致测度最早由 Morrone 等<sup>[23,24]</sup>提出, 位于  $x$  处的信号相位一致计算可表达为

$$f_{\text{PC}} = \frac{E(x)}{\sum_{\theta} \sum_n A_{n,\theta}} = \frac{\sqrt{F^2(x) + H^2(x)}}{\sum_{\theta} \sum_n A_{n,\theta}}, \quad (7)$$

式中  $E(x)$  表示总体向量  $[F(x), H(x)]$  的能量, 总体向量通过各尺度和方向响应向量向  $x, y$  轴投影求和得到,  $\sum_{\theta} \sum_n A_{n,\theta}$  表示各尺度和方向响应向量首

尾相接总长度。从定义式可以看出, 相位一致仅与各响应向量的相位一致程度相关, 而与信号总体能量无关。

发生在宽频谱范围的相位一致重要性高于发生在窄频谱范围的相位一致, 因此, 作为特征的显著性测度, 相位一致理应通过频率展开进行加权。为此定义了频率展开测度:

$$s(x) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[ \frac{\sum_{\theta} \sum_n A_{n,\theta}(x)}{\sqrt{\sum_{\theta} \sum_n A_{n,\theta}^2(x) + \epsilon}} \right], \quad (8)$$

式中  $N$  表示 Log-Gabor 小波滤波器的方向和尺度总数。频率展开加权函数可通过将双曲正切函数作用于  $s(x)$  来构造:

$$W(x) = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh \left\{ \frac{\lambda}{2} [s(x) - c] \right\} \right\}, \quad (9)$$

式中  $c$  表示截断值, 对值低于  $c$  的相位一致进行惩罚,  $\lambda$  表示增益因子, 用于控制截断值的尖锐度。因此, 频率展开相位一致的定义可表达为

$$f_{\text{FSPC}}(x) = \frac{W(x)E(x)}{\sum_{\theta} \sum_n A_{n,\theta}(x) + \epsilon} \times 255, \quad (10)$$

式中  $\epsilon$  为一小常量, 它一方面可以避免分母为零造成奇异现象, 另一方面可以抑制分子、分母同为小量时的频率展开值。基于频率展开测度的加权一方面可以抑制仅发生于窄频谱范围的病态特征, 另一方面可以提高平滑特征(通常具有较高的频率展开测度)的定位精度。另外, 由于噪声的局部频率响应通常集中于高频端, 且仅发生于窄频率范围, 故通过引入频率展开加权, 可进一步提升 FSPC 表达的抗噪能力。

## 3 几何变换模型与目标函数

为了解决二维平面场景的配准问题, 选择仿射变换作为基本几何变换模型。若以  $\mathbf{p}$  表示变换参数, 则仿射变换可表达为

$$\begin{bmatrix} u(x, y, \mathbf{p}) \\ v(x, y, \mathbf{p}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_1 & p_2 \\ p_4 & p_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} p_3 \\ p_6 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

式中  $(x, y)$  表示原始坐标,  $(u, v)$  表示仿射变换坐

标,可表达为 $(x,y)$ 与 $\mathbf{p}$ 的函数, $[p_3, p_6]^T$ 表示平移因子。值得注意的是,配准框架对任何参数化几何变换模型均适用。

从 MLPA 和 FSPC 的定义可以看出,MLPA 主要利用相位信息,而 FSPC 主要利用幅值信息,故 MLPA 和 FSPC 在一定程度上可以相互补偿。因此,可以设计合适的融合策略,充分发挥这两种表达的优势,获得更优的性能。

为了融合 MLPA 和 FSPC 表达,提出一种新颖的相似测度以提升配准稳定性,该测度由置信因子和差异因子组成。若以  $f_{\text{FSPC1}}$  和  $f_{\text{FSPC2}}$ 、 $f_{\text{MLPA1}}$  和  $f_{\text{MLPA2}}$  表示对应像素的 FSPC 和 MLPA 值,则该对应像素的相似测度可表达为

$$C_0 = d + c, \quad (12)$$

式中  $d = -|f_{\text{MLPA1}} - f_{\text{MLPA2}}|$ , 是相似因子,表示对应像素的相似程度; $c = \frac{1}{2}(f_{\text{FSPC1}} + f_{\text{FSPC2}})$ , 是置信因子,表示一个相似的置信度。事实上,置信因子是对应 FSPC 的均值,故置信度与特征显著度相关。

若两个窗口大小均为  $m \times n$ , 中心分别为  $(x, y)$  和  $(u, v)$ , 其相似测度可表达为

$$C_1(x, y; u, v) = C/2 - D, \quad (13)$$

式中

$$C = \sum_x \sum_y \{f_{\text{FSPC1}}(x, y) + f_{\text{FSPC2}}[u(x, y, \mathbf{p}), v(x, y, \mathbf{p})]\}, \quad (14)$$

$$D = \sum_x \sum_y |f_{\text{MLPA1}}(x, y) - f_{\text{MLPA2}}[u(x, y, \mathbf{p}), v(x, y, \mathbf{p})]|, \quad (15)$$

式中  $\mathbf{p} = [p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6]$ ,

$\begin{cases} u = p_1x + p_2y + p_3 \\ v = p_4x + p_5y + p_6 \end{cases}$ , 表示仿射变换坐标。

可对  $C_1$  归一化,使其最大值为 1,归一化后为

$$C_2(x, y; u, v) = (C/2 - D)/(C/2) = 1 - 2D/C, \quad (16)$$

去掉常数项, $C_2$  进一步简化为

$$F(x, y; \mathbf{p}) = D/C. \quad (17)$$

$F$  即为目标函数。目标函数分母  $C$  表示置信因子,对于相同的  $D$ ,置信度越大,其对应的权重越高。显然, $F$  对于均态线性光照变换: $I \rightarrow aI + b$  保持不变。

## 4 改进的 SSA 算法

优化算法按照其收敛特性可以分为两类:全局优化算法和局部优化算法。局部法是指在初值和算

法收敛半径确定的参数空间内搜索局部最优解,当初值误差过大或者优化路径过长时,易导致失败。全局法则是指在全部参数空间搜索全局最优解,全局法对初值和优化路径均不敏感,但是存在收敛速度较慢的问题。SSA 算法结合了全局法(模拟退火法)和局部法(单纯型法),在改善收敛能力的同时保证了收敛速度,并且单纯型法和模拟退火法均隶属于直接法,即不涉及任何微分操作,从而避免了放大噪声,在一定程度上提升了算法的抗噪能力。

SSA 算法的基本任务是在指定参数搜索范围内搜索一个全局最优解,使得目标函数最小,优化过程可表达为

$$\hat{\mathbf{p}} = \arg[\min_{\mathbf{p}} F(x, y; \mathbf{p})]. \quad (18)$$

式中  $\mathbf{p} \in [P_{\text{lower\_bound}}, P_{\text{upper\_bound}}]$ , 当  $P_{\text{lower\_bound}} \rightarrow -\infty$ ,  $P_{\text{upper\_bound}} \rightarrow +\infty$  时,搜索空间为全体参数空间。在 SSA 算法组合中,单纯型法的作用是生成新的迭代优化解,以加快优化过程,避开局部最优解;而模拟退火法的作用是允许向“错误”方向运动,以摆脱局部最优解,达到全局收敛的目标。模拟退火法已在实际中得到广泛应用,并被证明是一种强大的优化工具,其基本思路是对热力学过程的近似模拟:通过加热将固体融化,开始降温使其逐渐冷却,最终达到最小自由能的结晶状态<sup>[25]</sup>。为了将 SSA 算法应用于异源配准,通常需要几个环节:参数搜索空间、单纯型顶点初始化、迭代解的接受/拒绝准则、冷却/温度函数和迭代终止准则。其中单纯型顶点的初始化和冷却函数关系到 SSA 算法的优化路径和收敛性能,将其作为重点进行改进,以满足异源配准的要求。

### 4.1 单纯型顶点初始化

由于优化路径会因初值不同而发生变化,故单纯型顶点初始化具有重要意义。通常  $N$  维非线性单纯型问题需要  $N+1$  个初始顶点,对于各个顶点,根据其对应的目标函数值,通过三类基本运动(扩张、收缩、反射)产生新的迭代解<sup>[25,26]</sup>。由于异源配准涉及 6 个仿射参数,故共需 7 个初始单纯型顶点,其构造方法如下:选取一组初始仿射参数向量,沿 6 个参数轴分离该向量以产生其余的 6 个初始单纯型顶点

$$\begin{cases} \mathbf{v}_0 = \mathbf{p}_0 = [p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6]^T \\ \mathbf{v}_1 = [p_1 + \eta_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6]^T \\ \mathbf{v}_2 = [p_1, p_2 + \eta_2, p_3, p_4, p_5, p_6]^T \\ \mathbf{v}_3 = [p_1, p_2, p_3 + \eta_3, p_4, p_5, p_6]^T, \\ \mathbf{v}_4 = [p_1, p_2, p_3, p_4 + \eta_4, p_5, p_6]^T \\ \mathbf{v}_5 = [p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 + \eta_5, p_6]^T \\ \mathbf{v}_6 = [p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6 + \eta_6]^T \end{cases} \quad (19)$$

式中  $\eta$  表示初始单纯型尺度因子。 $p_1 \sim p_6$  各参数代表着不同的物理意义,具有不同尺度特性,需对其进行归一化处理。其中  $p_3, p_6$  表示平移因子,而  $p_1, p_2, p_4, p_5$  则是包含了旋转、缩放和剪切效应的耦合因子,以乘性方式作用于各像素。通常耦合因子对图像间几何变形的影响远大于以加性方式作用的平移因子,为了保证迭代算法对耦合因子的敏感性,需对其分配更小的归一化因子,以确保优化迭代能以较小步长高精度逼近耦合因子真值。为此,将转移向量  $[n_1, n_2, n_3, n_4, n_5, n_6]^T$  的归一化形式确定为  $[10^{-2}, 10^{-2}, 1, 10^{-2}, 10^{-2}, 1]^T$ 。

#### 4.2 冷却/温度函数

冷却函数确定 SSA 算法的温度下降形式,直接关系算法的收敛性能和执行速度。目前已提出了多种温度函数<sup>[22]</sup>,为了保证收敛速度,采用了一种相对简单有效的方法:即先将最大迭代次数确定为  $K$ ,初始温度确定为  $T_{start}$ ,然后每迭代  $m$  步,将当前温度  $T$  减少至  $T'$

$$T' = T_{start} (1 - t/K)^\alpha, \quad (20)$$

式中  $t$  为当前迭代的次数,  $\alpha$  为常数,由目标函数相对最小值所处位置决定。

为了减少图像间的初始配准误差,并加快全局优化速度,采用了由粗到精的多分辨率搜索策略。先对配准图像利用尺度为  $5 \times 5$  的高斯核各建立 3 层图像金字塔,然后从最粗分辨率层开始迭代,当迭代进行若干次后,将得到的优化解传递给下一级较高分辨率层;重复以上过程,直到迭代在最高分辨率层被终止。

采用了 4 个并行的准则来判断迭代是否终止: 1) 目标函数改变量是否小于阈值; 2) 优化解改变量是否小于阈值; 3) 目标函数被估计次数是否大于阈值; 4) 优化算法执行时间是否大于阈值。

#### 5 算法流程与实验结果

异源配准实现流程可表述如下: 1) 利用 Log-Gabor 小波对原始图像进行变换以获取局部频率信息; 2) 基于局部频率信息,构造光照不变 MLPA 和 FSPC 表达; 3) 初始化 SSA 算法,确定仿射参数空间搜索区域; 4) 利用 SSA 算法搜索使目标函数值最小的全局最优配准参数。流程框图如图 1 所示。主要参数取值情况如表 1 所示。

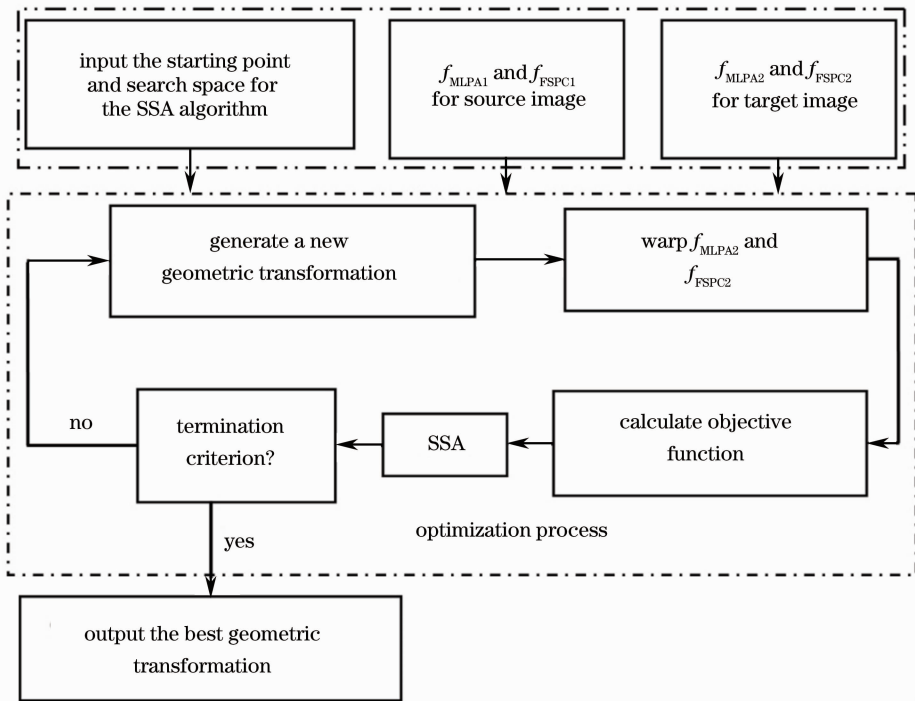


图 1 提出方法的总体流程图

Fig. 1 Overview of the proposed method

表 1 实验主要参数取值

Table 1 Values for the parameters used in the experiments

Number of wavelet scales	Number of wavelet orientations	Wavelength of smallest scale filter	Scaling factor between successive filters	Cut-off value $c$	Gain factor $\lambda$	Scale factor $\eta$
4	9	3	2.1	0.55	10	2

在实验过程中,对 MLPA 和 FSPC 表达的光照不变特性进行了定性和定量评估。利用真实异源图像对进行了大量配准实验,以评估 SSA 方法的配准精度和可靠性,并与传统的异源配准方法:互信息综合法(GMI)<sup>[27]</sup>、相位一致模型(PCM)<sup>[28]</sup>和局部频率表达(LFR)<sup>[29]</sup>进行了比较,以证明 SSA 方法的优势。

### 5.1 光照不变特性评估

为了考核 MLPA 和 FSPC 表达对非均态灰度变化的适应能力,进行了多组定性和定量评估实验。非均态灰度变化通过如下方式得到:将原始灰度图像划分为 4 个子区;对各个子区先乘以随机尺度因子再加上随机常数,以仿真对比度和亮度变化。在图 2 中随机给出了其中一组异源测试图像和各自对应的非均态灰度变化仿真图像。通过观察,不难发

现图像对间以及图像内部各个子区间存在明显的非均态灰度变化和对对比度反转。图 3 和图 4 分别给出了图 2 的各图像对应的 FSPC 和 MLPA 表达。可见 FSPC 和 MLPA 表达均有效抑制了图像间明显的非均态灰度变化,残存的灰度变化已无法直接通过肉眼观察到。值得注意的是,异源图像对间的细节差异是由于传感器的不同分辨率导致的;另外在图像内部子区交界处能观察到一些直线,这是由于子区交界处灰度变化特性与阶跃边缘相似导致的。在图 4 的无纹理区域(天空等),可以观察到 MLPA 表达造成了一些杂乱信息,而 FSPC 表达则不存在这些问题。该现象一方面证明了 MLPA 无法可靠适应无纹理区域,另一方面验证了对 MLPA 和 FSPC 相互融合,取长补短的必要性。

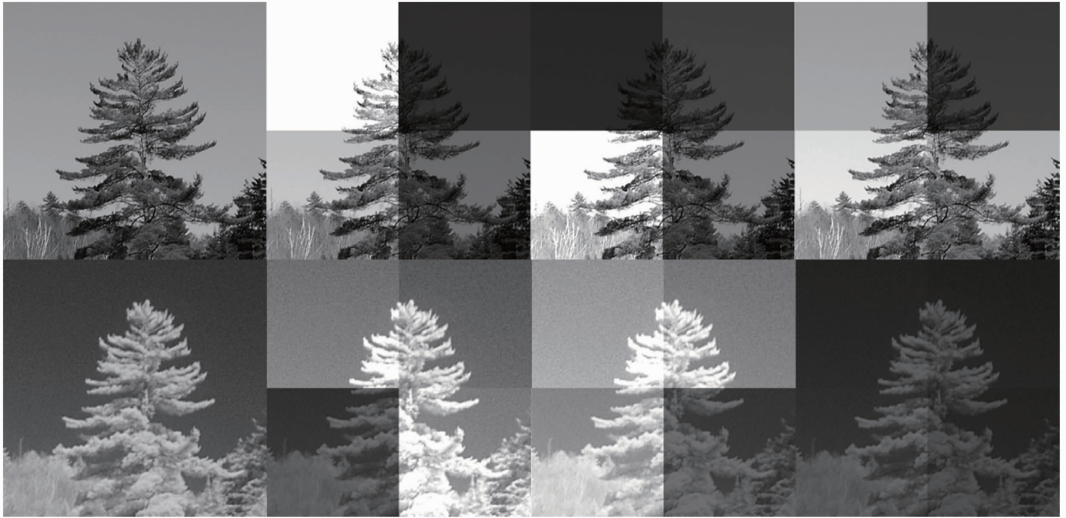


图 2 原始光学和红外图像对(第一列)以及各自对应的非均态灰度变化仿真图像

Fig. 2 Raw optical and infrared image pair (the 1st column) and their corresponding grayscale change simulation images with non-homogeneity

以上是通过肉眼观察的定性实验结果,为了更加精确地评估光照不变特性,还需进行数值定量实验。为此,首先需要引入零均值归一化互相关(ZNCC)作为非均态灰度变化的测度,其定义式为

$$f_{\text{NCC}} = \frac{\sum_i \sum_j f(i,j)g(i,j)}{\sqrt{\sum_i \sum_j f^2(i,j) \sum_i \sum_j g^2(i,j)}}, \quad (21)$$

式中  $f$  和  $g$  分别表示源图像与目标图像。如果图像间不存在任何非均态灰度变化,归一化互相关(NCC)输出最大值为 1。图 5 分别给出了图 2 的原始图像、图 3 的 FSPC 表达和图 4 的 MLPA 表达对应的 NCC 曲线,不难看出,MLPA 和 FSPC 表达对应的 NCC 曲线基本保持不变,而原始图像对应的 NCC 曲线则跟随非均态灰度变化剧烈动荡。



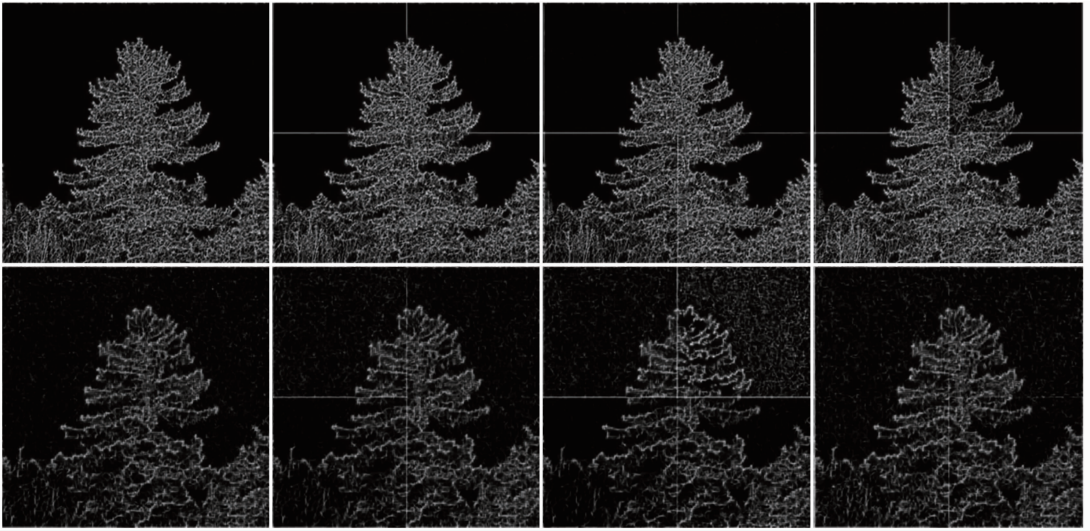


图 3 图 2 的各图像对应的 FSPC 表达

Fig. 3 FSPCs corresponding to the images of Fig. 2

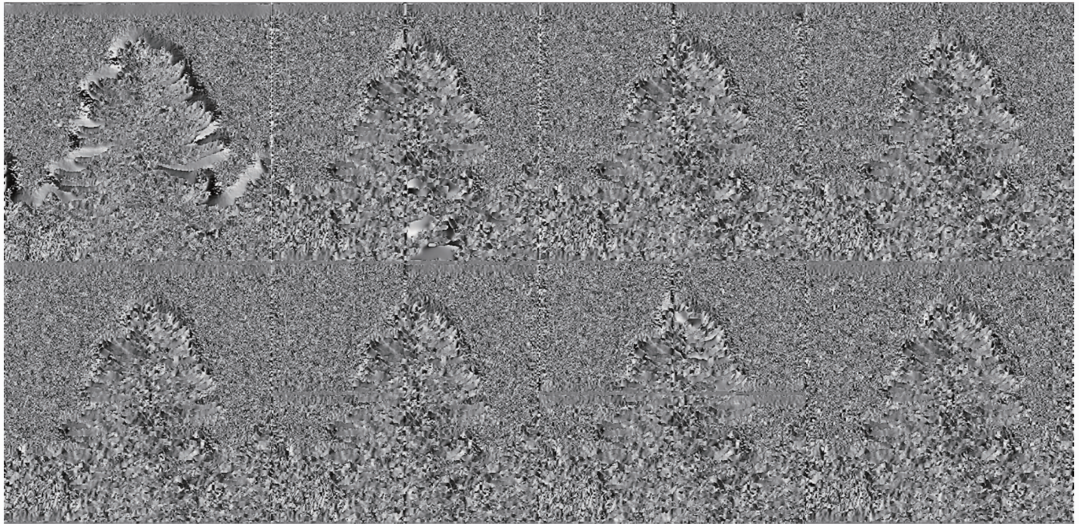


图 4 图 2 的各图像对应的 MLPA 表达

Fig. 4 MLPAs corresponding to the images of Fig. 2

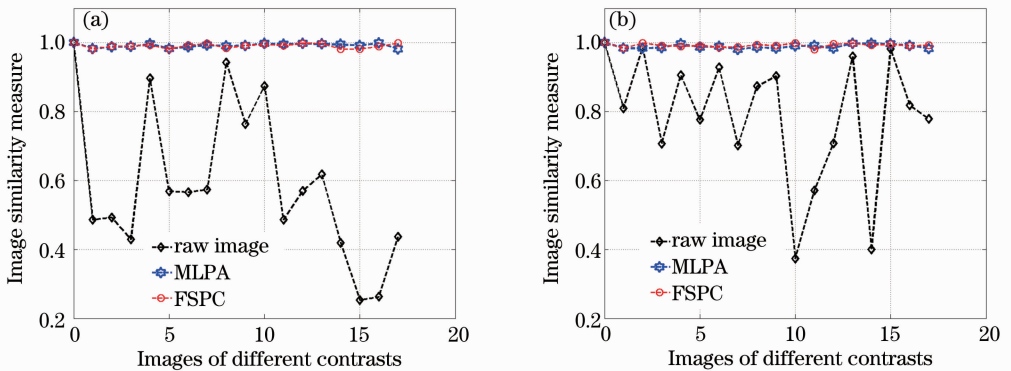


图 5 MLPA 和 FSPC 的光照不变特性

Fig. 5 Illumination-invariant property for the proposed MLPA and FSPC



通过定性实验和定量实验,可以得出如下结论:MLPA 和 FSPC 表达均对非均态灰度变化保持不变,能够适应异源图像间的复杂灰度差异。

## 5.2 精度与可靠性评估

由于仿真图像难以模拟异源传感器特性,直接选用真实异源/异时相图像对作为测试图像。图 6 随机显示了大量测试图像中光学与红外、光学与合成孔径雷达(SAR)、不同成像条件的 SAR、存在景象差异或遮挡的异时的 9 个图像对,并将各方法配准结果以横/纵向切片方式进行了对比显示。图中每组从上到下分别为带几何畸变的目标图像、源图像、GMI、PCM、LFR 和提出方法的配准结果。从图 6 中不难看出,图像对间存在着明显的非均态灰度变化[比如:图 6(a)中的建筑、机场跑道等]、对比度反转[比如:图 6(c)中的行人、车辆、交通灯等]、景象遮挡[图 6(e)中的烟雾]、景象变化[图 6(f)~(i)中的农田、建筑等]以及显著的几何变形;但是大尺度物理结构信息(农田、建筑、行人、车辆等的主要轮廓)依然保持稳定存在。通过对各方法得到的配准结果进行观察,不难发现传统方法大都没有很好地消除图像间的几何变形,配准后的图像仍然存在较为明显的配准误差,而该方法则将图像间的几何变形消除到肉眼无法直接观察到的程度。

该方法能够优于传统方法的原因在于:MLPA 和 FSPC 表达以及融合这两种表达的目标函数可以有效地消除异源图像间的非均态灰度变化和对比度反转,并能对异源图像间的稳定物理结构信息进行提取和加权;通过全局优化的 SSA 算法避免了陷于多种原因造成的局部最优解。除此之外,从实验结果可见该方法对景象遮挡和变化不敏感,原因在于:利用大区域内所有像素信息,增加了算法的抗局外点能力;不涉及任何阈值或者微分操作,避免了信息丢失,最大限度地保留了大区域信息量;高斯金字塔的低通效应进一步抑制了图像细节变化带来的影响(细节一般对应高频信息)。

为了定量评估该方法的配准精度和稳定性,引入平均目标配准误差(MTRE)作为图像间的几何变形测度,引入信噪比(SNR)作为图像局外点测度。SNR 的定义可表达为

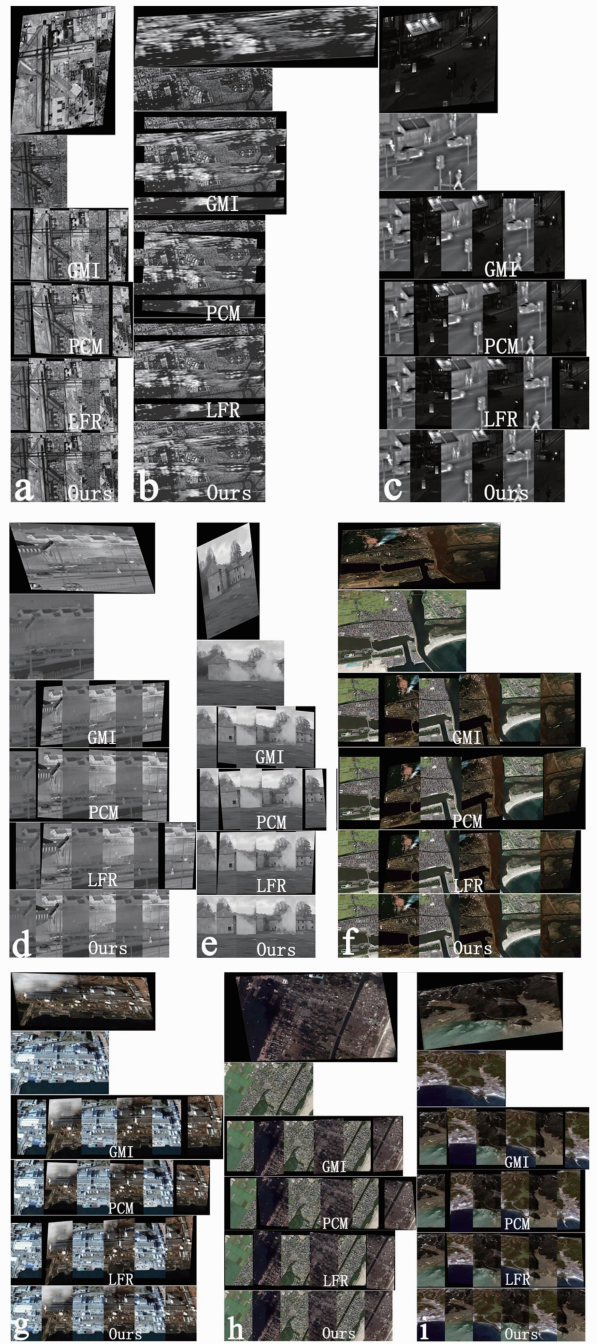


图 6 原始图像对和提出方法的配准结果。(a)光学和 SAR 图像;(b)不同成像条件的 SAR 图像;(c)~(d)光学和红外图像;(e)存在景象遮挡的异时图像;(f)~(i)存在景象差异的异时卫星影像

Fig. 6 Raw image pairs and registration results obtained from the proposed method. (a) Optical and SAR images; (b) SAR images with different imaging conditions; (c)~(d) optical and infrared images; (e) multi-temporal images with scene occlusion; (f)~(i) multi-temporal satellite images with significant scene changes



$$R_{SN} = 10 \lg \left\{ \frac{\sum_i \sum_j I_{\text{target}}^2 [u(i, j, \mathbf{p}), v(i, j, \mathbf{p})]}{\sum_i \sum_j \{I_{\text{target}} [u(i, j, \mathbf{p}), v(i, j, \mathbf{p})] - I_{\text{source}}(i, j)\}^2} \right\}, \quad (22)$$

式中  $I_{\text{source}}(i, j)$  和  $I_{\text{target}}[u(i, j, \mathbf{p}), v(i, j, \mathbf{p})]$  分别表示源图像和目标图像的同名像素灰度值。MTRE 可通过同名像素距离平均值定义：

$$f_{\text{MTRE}} = \sum_x \sum_y \sqrt{[x - u(x, y, \mathbf{p})]^2 + [y - v(x, y, \mathbf{p})]^2} / N_p, \quad (23)$$

式中  $N_p$  表示同名像素总个数。

进行了三个定量测试实验,对配准精度、配准稳定性、各算法整体以及部分的收敛特性进行了综合评估与比较。

测试一:采用人工方式将未配准的测试图像对配准,以得到配准参数的真值;随机选取 10 个图像对,将在参数区间  $[0.5, -0.5, -20, -0.5, 0.5, -20] \sim [2, 0.5, 20, 0.5, 2, 20]$  随机生成的仿射参数作用于图像对中的一个图像,以合成带有几何畸变的目标图像。每个图像对共合成 100 个带有不同几何畸变的目标图像,然后分别作用各类配准算法,以获取不同方法的配准精度和正确率。如果配准后图像间的  $f_{\text{MTRE}} < 3$  pixel,判定配准成功,否则失败。考虑到不同方法的比较公平性,所有方法采用的测试图像、仿射参数初值均相同。

测试二:为了评估各类算法的整体收敛特性,随机选取 20 个测试图像对,并将选中的图像对尺寸缩放或剪切至  $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ ;对各图像对,采用不同仿射参数合成目标图像,使得图像间的  $f_{\text{MTRE}}$  从 10 pixel 逐步上升至 100 pixel,最后将各方法作

用于合成图像对进行配准测试,统计不同  $f_{\text{MTRE}}$  下的配准成功率。

测试三:由于收敛特性由算法各模块(图像表达、目标函数、优化算法等)耦合决定,故测试二无法对算法各组成模块的收敛特性进行比较和评估。因此将优化模块从各方法整体中分离出来,再将其均用 SSA 算法替换,使得不同图像表达与目标函数均对应相同的优化模块,用以评估、比较图像表达和目标函数的收敛特性。类似测试二,将均采用 SSA 算法的各方法作用于合成图像对,统计不同 MTRE 下的配准成功率。

表 2 给出了测试一中各方法配准后图像间的 MTRE 均值、方差以及配准成功率。为了避免误配准对精度评估的影响,各方法对应的误配准结果均未参与计算 MTRE 均值和方差。由表 2 结果可知,由于配准误差存在随机性,各方法对应的 MTRE 均值都在 0 附近震荡,所以此时 MTRE 方差越小,对应的配准精度越高。该方法的配准正确率高于传统方法,对应的 MTRE 方差也更小,从而证明了该方法在配准精度和稳定性上的优势。

表 2 不同方法的配准精度和稳健性

Table 2 Registration accuracy and robustness of different methods

NO.	Proposed method			GMI			PCM			LFR		
	Mean	Standard deviation	Success rate	Mean	Standard deviation	Success rate	Mean	Standard deviation	Success rate	Mean	Standard deviation	Success rate
1	0.29	1.10	92%	0.35	2.22	71%	0.27	2.16	77%	0.89	2.34	76%
2	-0.58	1.21	86%	0.41	2.78	68%	-0.52	2.17	84%	-0.76	1.51	81%
3	0.21	1.52	91%	-0.29	2.38	67%	-0.18	2.41	77%	0.32	1.52	75%
4	0.54	1.35	92%	-0.29	2.42	74%	0.32	1.96	82%	-0.16	2.27	76%
5	0.68	1.18	90%	0.66	2.78	70%	-0.48	1.97	82%	0.22	1.53	74%
6	0.16	1.01	92%	0.38	2.72	69%	0.73	1.87	79%	-0.47	1.65	78%
7	-0.36	1.20	93%	-0.76	2.60	68%	0.87	1.69	84%	0.29	2.23	80%
8	-0.04	1.09	89%	0.27	2.91	71%	0.38	1.76	80%	0.36	2.26	75%
9	0.08	1.02	91%	0.44	2.28	72%	0.24	1.59	83%	0.98	2.07	79%
10	-0.56	1.62	87%	-0.78	2.54	73%	-0.78	1.92	81%	-0.87	2.14	77%
Total	0.042	1.37	90%	0.039	2.47	70%	0.085	1.87	81%	0.080	1.93	77%

图 7 给出了测试二、三中各方法在不同 MTRE 下的配准正确率。当图像对间的 MTRE 值不大于 10 pixel 时,各方法均成功收敛,对应的配准成功率都为 100%;而随 MTRE 值的增加,各方法的配准成功率均有所下降,但是本文方法的下降速度更慢,对应的配准成功率高于传统方法。同时,当用 SSA 算法替换传统方法的优化模块后,传统方法的收敛特性亦有所改善,但是配准成功率仍低于本文方法的成功率。综上,该方法的整体收敛特性优于传统方法;在相同的优化模块下,本文的图像表达和目标函数优于传统方法;在相同的图像表达和目标函数条件下,改进 SSA 算法在一定程度上改善了收敛特性。通过与传统方法的定性、定量比较实验可知:该方法整体以及各模块相比传统方法均存在优势,提升了异源配准的精度、稳定性以及几何变形收敛能力。

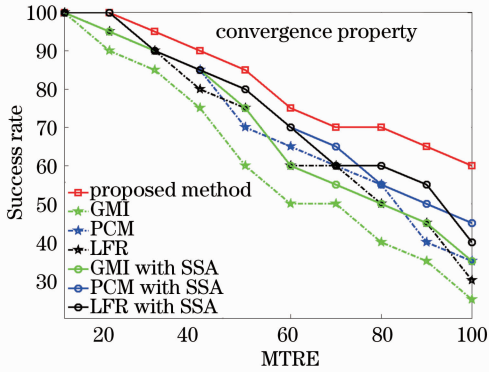


图 7 MTRE 变化条件下的不同方法成功率

Fig. 7 Success rates obtained from different methods versus a varying MTRE

此外,对提出的异源配准方法的整体计算效率进行了评估。随机选取 15 组真实异源图像对,将其尺寸均剪切或缩放至 768 pixel $\times$ 512 pixel,其中测试图像对的平均 MTRE 为 106.6 pixel,利用方法对每组真实异源图像对均进行 40 次配准实验。实验中采用的计算机基本配置为:CPU 主频为 3.4 GHz,内存为 4 G,共进行了 600 次配准实验,统计得出的平均配准时间为 9.58 s,计算能力能够满足大部分非实时计算机视觉应用。

## 6 结 论

为了可靠配准存在较大几何变形和景象差异的异源图像,提出了一种有效的异源配准框架,该框架主要由三大模块组成:光照不变图像表达 MLPA 和 FSPC、目标函数和优化的 SSA 算法。该方法具有以下主要优点:1) MLPA 和 FSPC 均能对异源图像

中常见的非均态灰度变化和对比度反转保持不变,并能通过 FSPC 有效提取稳定结构信息;2) 目标函数能综合 MLPA 和 FSPC 的优势,并给予公共结构信息更大的置信度。3) 调整的 SSA 算法提升了对大几何变形、景象差异的抵抗能力。另外,该方法不涉及任何形式的阈值和微分操作,因此可尽可能多地保留景象信息,一定程度上提升了配准可靠性。大量真实和仿真实验结果证明了该方法能有效解决异源配准问题,相比传统方法存在较为明显的优势。该方法计算效率能满足大部分非实时计算机视觉应用,具备广泛的应用前景。

**致谢** 感谢芬兰奥鲁大学机器视觉课题组 Janne Heikkila 教授、陈杰博士和赵国英博士对本文工作的帮助。

## 参 考 文 献

- 1 J. Wang, T. Jiang. Nonrigid registration of brain MRI using nurbs [J]. *Parallel Recogn. Lett.*, 2007, **28**(2): 214~223
- 2 Zhang Su, Wang Wensheng. Optical correlation recognition of the moving target in cluttered background [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(1): 0107001  
张肃,王文生. 复杂背景下运动目标的光学相关识别[J]. *光学学报*, 2012, **32**(1): 0107001
- 3 Wei Xu, Xu Guili, Wang Biao *et al.*. A new stereo matching algorithm for UAV autonomous navigation [J]. *Sci. China Inf. Sci.*, 2012, **42**(11): 1338~1349  
魏许,徐贵力,王彪等. 面向无人机自主导航的立体匹配算法[J]. *中国科学:信息科学*, 2012, **42**(11): 1338~1349
- 4 Chai Yong, He You, Qu Changwen. Multiscale image fusion algorithm based on subpixel weighted region energy [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(10): 2732~2737  
柴勇,何友,曲长文. 基于亚像素区域加权能量特征的多尺度图像融合算法[J]. *光学学报*, 2009, **29**(10): 2732~2737
- 5 X. C. Liu, Y. Shang, Z. H. Lei *et al.*. Change detection by local illumination compensation using local binary pattern [J]. *Opt. Eng.*, 2012, **51**(9): 097202
- 6 J. D. Ouwerkerk. Image super-resolution survey [J]. *Image Vis. Comput.*, 2006, **24**(10): 1032~1052
- 7 L. G. Brown. A survey of image registration techniques [J]. *ACM Computing Surveys*, 1992, **24**(4): 326~376
- 8 H. Li, B. S. Manjunath, S. K. Mitra. A contour based approach to multi-sensor image registration [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1995, **4**(3): 320~334
- 9 J. M. Wu, Z. L. Jing, Z. Wu *et al.*. Study on an improved Hausdorff distance for multi-sensor image matching [C]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2010, **17**(2): 513~520
- 10 X. M. Peng, M. Y. Ding, C. P. Zhou *et al.*. A practical two-step image registration method for two-dimensional images [J]. *Information Fusion*, 2004, **5**(4): 283~298
- 11 S. H. Jiang, C. Wang, X. J. Xu. Fast algorithm for multisource image registration based on geometric feature of corners [J]. *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications*, 2010, **6215**: 438~446
- 12 Zhang Ruijuan, Zhang Jianqi, Yang Cui *et al.*. Study on color image registration technique based on CSIFT [J]. *Acta Optica*

- Sinica*, 2008, **28**(11): 2097~2103
- 张锐娟, 张建奇, 杨 翠 等. 基于 CSIFT 的彩色图像配准技术研究[J]. *光学学报*, 2008, **28**(11): 2097~2103
- 13 R. Eastman, J. L. Moigne. Gradient-descent techniques for multi-temporal and multi-sensor image registration of remotely sensed imagery [C]. Proc. FUSION' 2001, 4th Int. Conf. Information Fusion, 2001
- 14 J. R. Bergen, P. Anadan, K. J. Hanna *et al.*. Hierarchical model-based motion estimation [C]. Proceedings of the 2<sup>nd</sup> European Conference on Computer Vision, Santa Margherita, Italy, 1992: 237~252
- 15 R. K. Sharma, M. Pavel. Multi-sensor image registration [C]. SID Digest of Society for Information Display (XXVIII), 1997: 951~954
- 16 M. Irani, P. Anadan. Robust multi-sensor image alignment [C]. Proceedings of 6th International Conference on Computer Vision, Bombay, India, 1998: 959~966
- 17 P. Viola, W. Wells III. Alignment by maximization of mutual information [C]. International Conference on Computer Vision, Cambridge, MA, 1995: 16~23
- 18 Y. S. Kim, J. H. Lee, J. B. Ra. Multi-sensor image registration based on intensity and edge orientation information [J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(11): 3356~3365
- 19 P. Thevenaz, M. Unser. Optimization of mutual information for multi-resolution image registration [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2000, **9**(12): 2083~2099
- 20 J. Liu, B. C. Vemuri, F. Bova. Efficient multi-modal image registration using local-frequency maps [J]. *Machine Vision and Applications*, 2002, **13**(3): 149~163
- 21 J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau *et al.*. Wave propagation and sampling theory-Part II: Sampling theory and complex waves [J]. *Geophysics*, 1982, **47**(2): 222~236
- 22 S. Yong, H. Jae, B. Jong. Multi-sensor image registration based on intensity and edge orientation information [J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(11): 3356~3365
- 23 M. C. Morrone, J. R. Ross, D. C. Burr *et al.*. Mach bands are phase dependent [J]. *Nature*, 1986, **324**(6094): 250~253
- 24 M. C. Morrone, R. A. Owens. Feature detection from local energy [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1987, **6**(5): 303~313
- 25 M. F. Cardoso, R. L. Salcedo, S. F. Azevedo. The simplex-simulated annealing approach to continuous non-linear optimization [J]. *Computers Chem. Eng.*, 1996, **20**(9): 1065~1080
- 26 J. C. Lagarias, J. A. Reeds, M. H. Wright *et al.*. Convergence properties of the Nelder-Mead simplex method in low dimensions [J]. *SIAM J. Optim.*, 1998, **9**(1): 112~147
- 27 N. D. Cahill. Normalized measures of mutual information with general definitions of entropy for multimodal image registration [C]. WBIR 2010, LNCS 6204, 2010: 258~268
- 28 A. Wong, W. Bishop. Efficient least squares fusion of MRI and CT images using a phase congruency model [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, **29**(3): 173~180
- 29 M. Elbakary, M. K. Sundareshan. Accurate representation of local frequency using computationally efficient Gabor filter fusion approach with application to image registration [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, **26**(14): 2164~2173

栏目编辑：李文喆