

基于边缘最优映射的红外和可见光图像自动配准算法

廉 蒨¹ 李国辉^{1,2} 张 军¹ 涂 丹¹

摘 要 针对同一场景的红外和可见光图像间一致特征难以提取和匹配的难题, 提出了一种在多尺度空间中基于边缘最优映射的自动配准算法. 在由粗至细的尺度空间中, 算法分别采用仿射模型和投影模型作为参考图像和待配准图像间的空间变换模型. 在每个尺度层上, 首先基于相位一致性方法提取两幅图像的边缘结构, 并在相应的空间变换模型下将在待配准图像中提取的二值边缘映射到参考图像的边缘强度图上; 接着采用并行遗传算法寻找一组全局最优的模型参数, 使两幅图像间的结构相似度最大. 在各层的寻优结束之后, 使用 Powell 算法对全局寻优后的模型参数进行局部精化. 实验结果表明, 该算法能够充分利用图像间的视觉相似结构, 有效地实现红外和可见光图像的自动配准.

关键词 红外图像, 自动配准, 边缘映射, 参数优化

引用格式 廉蒨, 李国辉, 张军, 涂丹. 基于边缘最优映射的红外和可见光图像自动配准算法. 自动化学报, 2012, 38(4): 570–581

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.00570

An Automatic Registration Algorithm of Infrared and Visible Images Based on Optimal Mapping of Edges

LIAN Lin¹ LI Guo-Hui^{1,2} ZHANG Jun¹ TU Dan¹

Abstract To aim at the difficulties in extracting and matching of corresponding features between infrared and visible images of the same scene, an automatic registration algorithm based on optimal mapping of edges in multi-scale space is proposed. In the scale space from coarse to fine, the affine model and projective model are selected as the spatial transformation models between unregistered images and references images, respectively. At each scale layer, edge structures in both images are first extracted using phase congruency method, then the extracted binary edges of the unregistered image are mapped onto the strength edge map of the reference image based on the corresponding transformation model, and then the parallel genetic algorithm is used to search for a set of global optimal model parameters, which maximizes the structure similarity measure between the two images. After optimization at each scale, the global optimal model parameters are locally refined using Powell algorithm. The experimental results show that the proposed algorithm can take advantage of visual similar structures between images and realize automatic registration of infrared and visible images efficiently.

Key words Infrared image, automatic registration, edge mapping, parametric optimization

Citation Lian Lin, Li Guo-Hui, Zhang Jun, Tu Dan. An automatic registration algorithm of infrared and visible images based on optimal mapping of edges. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(4): 570–581

图像配准是将不同时间、不同视角或不同传感器拍摄的同一场景的两幅或多幅图像在几何空间上进行对齐的过程. 红外与可见光图像间的配准是多传感器图像配准领域中的一个重要分类, 由于红外

图像可以全天时地记录场景的温度分布和辐射信息, 可见光图像能够高质量地记录场景的照度分布和反射信息, 因此将二者有机结合可以增强信息的互补性, 减少对场景分析和理解的不确定性. 此外, 两种成像模式均为被动成像, 安全保密性好. 这些优势使得红外与可见光图像配准技术在军事情报获取、导航和制导、遥感图像融合、视频监控与目标跟踪等领域受到了广泛关注.

目前文献中出现的红外与可见光图像配准算法总体上可以分为两大类: 基于区域的方法和基于特征的方法. 基于区域的配准算法^[1–5]直接或间接利用图像的灰度值信息, 在一定的相似性度量准则下计算图像间的空间变换关系, 此类方法可以进一步细分为灰度互相关法、频域法和互信息法. 其中,

收稿日期 2011-04-06 录用日期 2011-10-17
Manuscript received April 6, 2011; accepted October 17, 2011
国家自然科学基金 (60902093) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60902093)

本文责任编辑 戴琼海

Recommended by Associate Editor DAI Qiong-Hai

1. 国防科学技术大学信息系统与管理学院系统工程系 长沙 410073
2. 国防科学技术大学信息系统工程国防科技重点实验室 长沙 410073
1. Department of System Engineering, School of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073
2. Science and Technology Foundation on Information System Engineering Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073

前两种方法在单模图像配准中有广泛的应用, 在多模配准中应用较少. 互信息法利用信号间的统计相关性, 将熵值或融合了方向信息的加权熵值作为判断图像在空间上是否对准的依据, 此方法在医学图像配准中得到非常广泛的应用. 近年来, 文献中也出现了一些基于互信息的多光谱或多传感器图像配准算法, 如文献 [2] 基于互信息模型提出了多光谱遥感图像间的配准算法; 文献 [3-4] 在构建基于统计相关的熵值目标函数时, 融入了边缘或梯度的方向信息, 实验结果表明此类算法在红外与可见光图像配准中比传统的互信息方法具有更好的鲁棒性; 文献 [5] 将 BEMD (Bidimensional empirical mode decomposition) 和互信息相结合, 研究了恶劣天气条件下的红外与可见光图像的配准问题. 互信息法的优点是不需要对多模图像灰度间的关系作过多假设, 也不需要图像进行大量的预处理, 因此算法的通用性较好. 其不足之处在于计算量大且难以和多分辨率分析方法相结合, 在图像间统计相关性不明显或不稳定的情况下容易呈现病态. 基于特征的配准方法^[6-13] 提取图像中较稳定的几何元素 (如角点、直线、边缘结构、轮廓形状等), 通过一定数量的正确关联特征推导出图像间的空间变换关系, 或者依据特征属性定义目标函数并寻找使其最优的模型参数. 例如, 文献 [6] 使用 Harris 算子提取红外和可见光图像中的角点, 并以 Hausdorff 距离为相似性测度估计图像间的模型参数, 该方法在外点较多时容易失效; 文献 [7] 基于图像中的角点对像素进行分类, 基于分类结果构造一个加权互信息测度函数, 通过参数优化得到最优配准参数; 文献 [8] 首先提取图像中干线对, 再依据定义的相似性测度和优化方法计算干线对间的最优匹配参数, 但干线对的定义对图像内容和图像形变都提出了较严格的要求, 这限制了算法的适用范围; 文献 [9] 提取图像中的结构特征边缘, 并基于边缘匹配构造虚拟角点, 采用特征一致和虚拟角点匹配的方法由粗至精地实现多传感器图像间的自动配准, 当两幅图像中存在较多的不相关干扰边缘时, 则基于特征一致的粗配准可能估计出错误的变换参数, 进而导致配准失败; 文献 [10-11] 使用轮廓边界实现多传感器图像间的配准, 该方法的有效性在很大程度上依赖于轮廓特征的提取质量, 事实上稳定有效的轮廓提取算法本身就是计算机视觉领域的经典难题. 除了上述充分利用图像中点、线、边缘和轮廓等常见特征的算法之外, 文献 [12-13] 基于视频帧间目标的运动信息 (如统计特征、轨迹等) 完成红外与可见光图像间的配准. 与基于区域的方法相比, 基于特征的方法在计算效率、形变适应能力和抗局部遮挡等方面存在较明显的优势, 但也面临着一致性特征难以提取和正确匹配等

难题.

2006 年 Keller 等另辟蹊径, 在文献 [14] 中提出了一种新型的多传感器图像配准算法. 该算法将一幅图像中的大梯度值像素点映射到另一幅图像上, 然后, 通过最优化方法计算映射后像素点所在位置的加权梯度模之和的最大值, 从而确定图像间的变换模型参数. 和传统的特征类算法相比, 文献 [14] 的创新之处在于部分利用了多模图像间结构特征的相似性, 并构建了度量结构对齐度的目标函数, 巧妙地将图像配准问题转化为一个参数优化问题, 整个配准过程无需对特征进行复杂的局部描述和匹配, 算法简单易行且具有较好的鲁棒性. 但该算法的不足之处是需要人工指定一定数目的关联控制点, 并且算法容易陷入局部最优. Yao 等^[15] 对上述方法进行了改进: 首先, 采用遗传算法确定全局最优粗配准参数, 再使用 Powell 算法对参数进行局部精化. 改进后的方法不需要人工干预, 并且具有更好的全局收敛性和鲁棒性. 然而, 文献 [14-15] 方法的不足之处在于, 二者均使用一定数量的离散像素点的梯度值之和作为两幅图像在空间上是否对齐的依据, 仅部分利用了多模图像间的结构相似性. 事实上, 视觉敏感的、空间连贯的图像边缘结构在相似性、稳定性和抗噪性等方面均优于离散的大梯度值像素点.

针对文献 [14-15] 算法的上述不足, 本文提出了一种基于边缘最优映射的红外和可见光图像自动配准算法. 该算法基于相位一致性模型^[16-17] 提取两幅图像中视觉相似的边缘结构, 并采用多分辨率分析方法逐级逼近空间变换模型的最优参数值. 在每层的参数寻优中, 使用并行遗传算法 (Parallel genetic algorithm, PGA)^[18] 搜索该层对应模型的全局最优参数值, 并将该值作为下一层寻优的输入. 最后, 使用 Powell 算法^[19] 对细尺度下的参数输出进行局部求精, 从而进一步提高配准精度. 实验结果表明, 本文算法能够充分利用图像间的视觉相似性结构, 有效地实现红外和可见光图像的自动配准.

1 空间变换模型及目标函数

分别使用 $I(x', y')$ 和 $J(x, y)$ 代表同一场景的参考图像和待配准图像¹. 如果两幅图像均满足平坦性假设, 且不存在局部形变和复杂的弹性形变, 那么图像 J 与 I 在几何空间上的变换关系可以用下面的投影模型来描述:

$$x' = \frac{p_1x + p_2y + p_3}{p_7x + p_8y + 1}, \quad y' = \frac{p_4x + p_5y + p_6}{p_7x + p_8y + 1} \quad (1)$$

式 (1) 中的模型参数可以表示为一个长度为

¹ 本文以可见光图像为参考图像, 以红外图像为待配准图像.

8 的向量 $\mathbf{p} = (p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8)$. 对于 \mathbf{p} , 在满足 $\det([p_1, p_2; p_4, p_5]) \neq 0$ 的前提下, 如果 $p_7 = p_8 = 0$, 则图像 I 和 J 之间为含有 6 个待定参数的仿射变换; 如果 p_7 和 p_8 不同时为 0, 则图像 I 和 J 之间为含有 8 个待定参数的投影变换. 从参数优化的角度来看, 图像配准过程就是依据一定的度量准则 (如构建的目标函数), 在合适的空间变换模型假设下寻找最优参数 \mathbf{p} 的过程. 为了便于公式化描述, 本文将式 (1) 简记为 $(x', y') = (x, y)_{\mathbf{p}}$.

通常在满足上述平坦性及形变假设的条件下, 投影变换是图像配准中合适的空间变换模型. 但如果参数变化范围不确定, 通过最优化理论直接计算投影变换参数的复杂度较高. 针对该问题, 本文基于多分辨率分析和逐级逼近的思想, 在由粗至细的两级尺度空间中分别采用由简单到复杂的上述两种变换模型: 1) 在粗尺度下, 在适当的参数取值范围内使用仿射变换模型计算出一组粗略的参数值; 2) 在细尺度下, 以粗尺度的参数计算结果为输入, 同时缩小参数搜索范围, 采用投影变换模型计算出近似全局最优的模型参数值. 为了避免参数的搜索空间过于庞大, 本文采用与文献 [15] 类似的方法对参数的取值域和分辨率进行设定, 两级尺度中相应模型参数的取值范围和分辨率如表 1 所示 (其中, n 表示尺度级, 约定 $n = 1, 2$ 分别对应粗和细两级尺度).

表 1 两个尺度级上的模型参数取值范围及分辨率
Table 1 Ranges and resolutions of model parameters at two scales

	$n = 1$		$n = 2$	
	取值范围	分辨率	取值范围	分辨率
p_{n1}	[0.7, 1.3]	0.03	$p_{11} \pm 0.1$	0.01
p_{n2}	[-0.3, 0.3]	0.03	$p_{12} \pm 0.1$	0.01
p_{n3}	[-100, 100]	1	$2p_{13} \pm 5$	1
p_{n4}	[-0.3, 0.3]	0.03	$p_{14} \pm 0.1$	0.01
p_{n5}	[0.7, 1.3]	0.03	$p_{15} \pm 0.1$	0.01
p_{n6}	[-100, 100]	1	$2p_{16} \pm 5$	1
p_{n7}	0	-	[-0.001, 0.001]	0.0001
p_{n8}	0	-	[-0.001, 0.001]	0.0001

为了从参数空间中寻找最优的参数组合 \mathbf{p} , 还需要一个判别准则即目标函数 F , 使最优参数 \mathbf{p}^* 对应的 F 取得最大值, 即

$$\mathbf{p}^* = \arg \max_{\mathbf{p}} (F(\mathbf{p})) \quad (2)$$

本文目标函数 F 的构造基于相位一致性模型 (参考第 2.2 节). 分别记图像 I 和 J 的相位一致性边缘强度图为 S_I 和 S_J , 记 W_J 为 S_J 对应的二值化边缘的非零点坐标集合. 以映射后 W_J 所在位置的参考图像结构强度加权和为目标函数, 即

$$F(\mathbf{p}) = \sum_{(x_k, y_k) \in W_J} w_k(x_k, y_k) S_I((x_k, y_k)_{\mathbf{p}}) \quad (3)$$

其中, w_k 与文献 [14] 类似, 为方向差异惩罚因子, 该值利用两幅图像中对应点梯度方向的一致性调节目标函数的变化, 减少误配准的出现概率, 其计算公式为

$$w_k(x_k, y_k) = \frac{|\nabla I((x_k, y_k)_{\mathbf{p}}) \cdot \nabla J(x_k, y_k)|}{|\nabla I((x_k, y_k)_{\mathbf{p}})| \times |\nabla J(x_k, y_k)|} \quad (4)$$

其中, ∇ 为梯度符号, \cdot 为向量的内积, $|\cdot|$ 为向量的模.

式 (3) 和式 (4) 中, 待配准图像中的点 (x_k, y_k) 经映射后的位置 $(x_k, y_k)_{\mathbf{p}}$ 可能为非整数, 本文使用双线性插值方法计算其相应的函数值.

2 基于边缘最优映射的自动配准算法

2.1 算法流程

为了提高计算速度, 本文采用在两级尺度空间中逐级配准的方法, 并在由粗至细的尺度空间中分别采用仿射变换和投影变换模型计算配准参数. 其中, 第 n 层 ($n = 1, 2$) 的算法流程如图 1 所示, 算法执行过程描述如下:

1) 在粗尺度空间内分别对待配准图像和参考图像进行分解, 同时进行比例因子为 2 的降采样, 得到 $n = 1$ 层的低分辨率图像 J_1 和 I_1 . $n = 2$ 层的图像即为原图 J 和 I . 不妨将两个尺度层上的待配准图像和参考图像统一记为 J_n 和 I_n ($n = 1, 2$);

2) 使用第 2.2 节中的相位一致性方法分别提取图像 J_n 和 I_n 中的边缘结构特征, 分别记为 S_{J_n} 和 S_{I_n} ;

3) 使用文献 [20] 中的非最大化抑制 (Non-maxima suppression, NMS) 和滞后阈值 (Hysteresis thresholding) 方法, 计算 J_n 对应的边缘强度图 S_{J_n} 的二值化边缘, 记为 W_{J_n} ;

4) 在相应的空间变换模型和输入模型参数 \mathbf{p} 下, 将在 S_{J_n} 中提取的二值边缘 W_{J_n} 映射并叠加到 S_{I_n} 上, 并根据式 (3) 构造目标函数 $F(\mathbf{p})$;

5) 使用并行遗传优化算法迭代计算全局最优的模型参数;

6) 如果 $n = 1$, 则以该层输出的模型参数作为下一层的模型参数输入, 根据表 1 调整参数的寻优范围, 进入下一层的寻优计算;

7) 如果 $n = 2$, 使用 Powell 算法对细尺度下遗传算法寻优后输出的全局最优参数进行局部精化 (如图 1 中的虚框所示), 输出最终计算结果, 算法结束.

在上述算法流程中, 如果 $n = 1$, 则空间变换模型为仿射变换, 模型输入参数 p 为搜索空间中的任意一可行解; 如果 $n = 2$, 则空间变换模型为投影变换, 输入模型参数为 $n = 1$ 时的全局寻优结果。

2.2 基于相位一致性的图像边缘提取方法

在构造目标函数 $F(p)$ 时, 文献 [14–15] 采用的方法是提取待配准图像中梯度模值较大的像素集合 (通常取总数的 10% ~ 25%), 然后将这些点映射到参考图像上, 并以参考图像在映射点位置处梯度值的加权和作为度量两幅图像是否对齐的准则。事实上, 这种方法在提取图像间部分主结构的同时也包含了大量引起目标函数值振荡的噪声干扰, 这是导致算法不稳定甚至出现误配准的一个重要因素。

针对此问题, 本文采用文献 [17] 中的相位一致性 (Phase congruency) 模型提取图像中的结构特征, 并以这些视觉上连续性更好的结构信息为参考构建目标函数。相位一致性最早是 Morrone 等^[16] 在研究马赫带时提出的一种局部能量模型 (Local

energy model), 该理论认为图像中的特征出现在傅里叶谐波分量的最大同相处。通过研究和实验证明, 相位一致性与人类视觉系统对图像中的结构特征具有相似的认知特性, 是一种有效的视觉不变特征提取方法。因此, 近年来相位一致性在图像处理和计算机视觉等领域有了较广泛的应用, 如特征提取^[17]、图像质量评估^[21] 和多模图像的配准^[22–23]。与常用的 Canny 边缘提取算子相比, 相位一致性模型对图像的光照和对比度具有较好的不变性、对噪声干扰和边缘模糊具有一定的适应性, 可参考图 2 的对比实验^[24]。由于成像机制不同, 同一场景的红外与可见光图像间也可能出现灰度反转、对比度不同等视觉差异, 相位一致性模型能够较好地滤除这些差异而保留图像间视觉相似的边缘结构, 因此本文基于该模型构建式 (3) 中的目标函数。

本文采用文献 [17] 中的方法提取图像中的边缘。首先使用 Log-Gabor 滤波器在多个尺度和方向上计算各个像素点处的幅值和相位响应。以参考图像 I 为例, 点 (x, y) 处的幅值和相位计算公式分别为

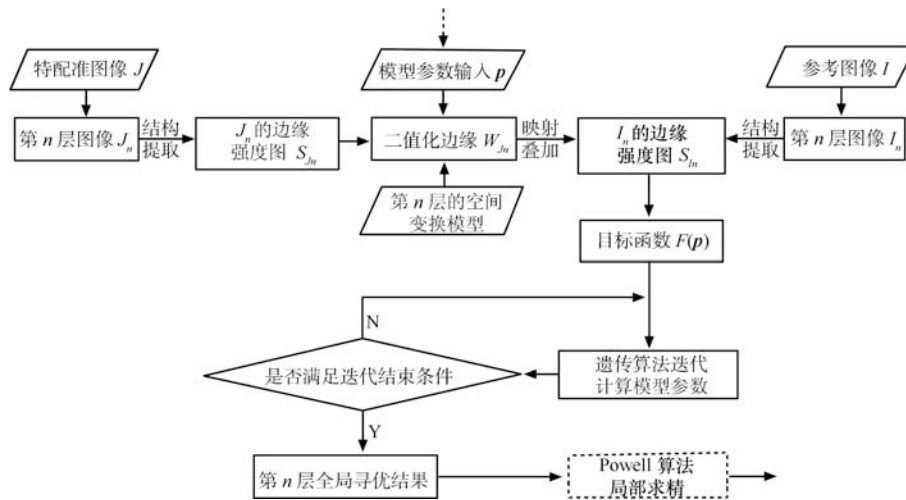


图 1 第 n 层算法流程图

Fig.1 Flow chart of the algorithm at scale n

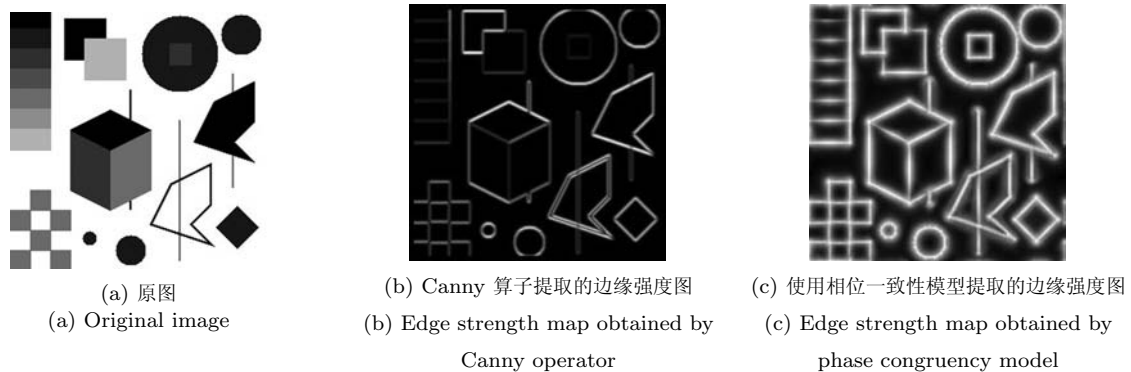


图 2 边缘特征提取对比实验

Fig.2 Contrast experiment of edge feature extraction

$$A_{s,\theta}(x,y) = \sqrt{(I(x,y) * G_{s,\theta}^e)^2 + (I(x,y) * G_{s,\theta}^o)^2} \quad (5)$$

$$\phi_{s,\theta}(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{I(x,y) * G_{s,\theta}^e}{I(x,y) * G_{s,\theta}^o} \right) \quad (6)$$

其中, s 和 θ 分别为 Log-Gabor 滤波器的尺度因子和方向因子 (实验中取 $s = 3$, $\theta = \{0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 150^\circ\}$); * 为卷积计算符号; G_s^e 和 G_s^o 分别为尺度 s 上的偶对称和奇对称 Log-Gabor 滤波器, 有关 Log-Gabor 滤波器的相关内容可参考文献 [25].

根据式 (5) 和 (6) 的计算结果, 点 (x, y) 在方向 θ 上的相位一致性测度定义为

$$PC(x,y,\theta) = \frac{\sum_s W_{s,\theta}(x,y) [A_{s,\theta}(x,y) \cdot \Delta\phi_{s,\theta}(x,y) - T]}{\sum_s A_{s,\theta}(x,y) + \varepsilon} \quad (7)$$

其中, $W_{s,\theta}(x,y)$ 为在尺度 s 和方向 θ 上的频带加权因子, T 为噪声阈值 (取 $T = 5$), ε 为避免分母等于 0 的小常量, 符号 $[\cdot]$ 为非正抑制函数, 即当符号内的数值大于 0 时输出该值, 否则输出 0; $\Delta\phi_{s,\theta}(x,y)$ 为相位偏移度量函数, 其定义为

$$\Delta\phi_{s,\theta}(x,y) = \cos(\phi_{s,\theta}(x,y) - \bar{\phi}_\theta(x,y)) - |\sin(\phi_{s,\theta}(x,y) - \bar{\phi}_\theta(x,y))| \quad (8)$$

其中, $\bar{\phi}_\theta(x,y)$ 为方向 θ 上的平均相位.

式 (7) 的相位一致性测度是一个在 $[0, 1]$ 区间上取值的无量纲量, 值越大视觉越敏感. 为了在提取出图像中主要结构的同时去除不必要的杂波响应, 将基于相位一致性的边缘特征定义为^[17]

$$S(x,y) = \frac{1}{2}(a + c + \sqrt{b^2 + (a - c)^2}) \quad (9)$$

其中, a , b 和 c 为定义的三个协方差量, 计算公式分别为

$$a = \sum_\theta (PC(x,y,\theta) \cos \theta)^2 \quad (10)$$

$$b = 2 \sum_\theta [PC(x,y,\theta) \sin(\theta)] \times [PC(x,y,\theta) \cos(\theta)] \quad (11)$$

$$c = \sum_\theta (PC(x,y,\theta) \sin \theta)^2 \quad (12)$$

在提取出两幅图像中的边缘特征之后, 为便于比较映射后的边缘结构是否对齐, 同时降低计算复杂度, 本文使用文献 [20] 中的非最大化抑制方法强化待配准图像中的边缘信息, 滤除伪边缘干扰, 并使用滞后阈值对边缘强度图进行二值化处理.

2.3 模型参数的全局寻优

在模型参数优化过程中, 本文采用了混合寻优模式. 首先, 在尺度空间中使用并行遗传算法计算全局近似最优配准参数, 尽量避免陷入局部最优; 然后, 使用 Powell 算法对细尺度上输出的全局寻优结果进行局部精确化, 提高参数的计算精度.

遗传算法是一种模拟自然界生物进化的随机搜索技术. 遗传算法在求解复杂优化问题 (如非凸函数的参数组合优化) 时具有快速性、分布性和全局性等优点, 比常规的优化算法 (包括基于导数的优化算法和直接法等) 更易逼近问题的全局最优解. 并行遗传算法是传统遗传算法的改进, 其特点是多个种群的进化在相互隔离的空间中同步进行, 且某个种群的若干精英个体可以通过迁移操作传播到其他种群中. 并行处理可以提高问题的求解速度. 种群隔离有效保证了染色体的多样性, 减少了算法未收敛的概率. 种群间的迁移操作可以实现优良基因的共享, 提高求解质量. 基于上述原因, 本文使用文献 [18] 中提出的并行遗传算法框架搜索参数的全局最优解, 寻优过程描述如下:

1) 编码方案. 本文采用整数编码方式. 每个待求参数对应染色体的一个基因片段, 因此在粗尺度下每个个体的染色体长度为 6, 细尺度下每个个体的染色体长度为 8. 经过编码后的第 i 个基因为一个属于集合 $\{1, 2, \dots, M_i\}$ 的正整数, M_i 为编码的取值上限, 其计算式为

$$M_i = \left[\frac{u_i - l_i}{g_i} \right] + 1 \quad (13)$$

其中, $[\cdot]$ 为取整函数, u_i , l_i 和 g_i 分别为第 i 个参数的取值上限、取值下限和分辨率 (如表 1 所示).

2) 种群设置及初始化. 在两级尺度空间的参数寻优中, 采用相同的种群设置: 种群数目为 4, 每个种群中的个体数目为 100, 进化代数为 300, 交叉概率为 0.8, 变异概率为 0.1, 迁移的精英个体数为 10, 迁移间隔的代数为 15. 第 i 个基因的初始化结果为

$$c_i = [r \cdot M_i] + 1 \quad (14)$$

其中, r 为区间 $(0, 1)$ 上服从均匀分布的随机数.

3) 适应度计算. 计算个体的适应度时, 需要首先对其染色体进行解码, 将解码后的参数代入到式 (3)

中, 计算得到的目标函数值即为该个体的适应度. 染色体第 i 个基因 c_i 的解码公式为

$$v_i = \frac{c_i - 1}{M_i - 1}(u_i - l_i) + l_i \quad (15)$$

4) 进化过程. 计算各个种群个体的适应度, 如果不满足迁移条件, 则使用文献 [26] 的方法使各个种群独立同步进化 (种群内的精英数目取 4, 采用双点交叉方式); 如果满足迁移条件, 则种群两两间用本种群中的精英个体替换对方种群中适应度最差的个体. 该过程反复迭代, 直至达到进化代数的设定值.

5) 输出结果. 将种群中适应度最高的个体的染色体按照式 (15) 进行解码, 输出解码结果 (即全局最优的模型参数取值), 算法结束.

2.4 模型参数的局部求精

通过上面全局寻优得到的参数值通常对应目标函数最优解附近邻域内的某个近似解. 为了尽可能逼近目标函数的最优解, 本文采用文献 [19] 中的改进 Powell 算法对细尺度的全局寻优结果进行局部精化. Powell 算法是一种不依赖于目标函数梯度的直接搜索方法, 具有收敛速度快、精度高等优点. 改进的 Powell 算法保证每轮迭代的搜索方向线性无关, 具有更优的算法收敛性和计算效率. 基于改进 Powell 算法的参数局部精化步骤如下:

1) 以细尺度下的全局寻优结果为输入 (不妨记为 \mathbf{p}_0), 构造 v 个 ($v = 8$) 线性无关的搜索方向 $\mathbf{d}_{1,1}, \dots, \mathbf{d}_{1,v}$, 设定迭代终止误差常量. $\tau = 10^{-6}$, 令迭代变量 $k = 1$.

2) 令 $\mathbf{p}_{k,0} = \mathbf{p}_k$, 从 \mathbf{p}_0 出发, 依次沿方向 $\mathbf{d}_{k,1}, \dots, \mathbf{d}_{k,v}$ 进行一维搜索, 得到 $\mathbf{p}_{k,1}, \dots, \mathbf{p}_{k,v}$, 计算 $\zeta = \max_{j=1, \dots, v} \{F(\mathbf{p}_{k,j}) - F(\mathbf{p}_{k,j-1})\}$, 将取得 ζ 时的 j 值记为 u , 令 $\mathbf{d}_{k,v+1} = \mathbf{p}_{k,v} - \mathbf{p}_{k,0}$, 如果 $\|\mathbf{p}_{k,v} - \mathbf{p}_{k,0}\| \leq \tau$, 则停止迭代, 输出优化结果 $\mathbf{p}_{k,v}$; 否则转入步骤 3).

3) 求 λ_{v+1} , 使 $\lambda_{v+1} = \arg \max_{\lambda} F(\mathbf{p}_{k,0} + \lambda \mathbf{d}_{k,v+1})$, 令 $\mathbf{p}_{v+1,0} = \mathbf{p}_k = \mathbf{p}_{k,0} + \lambda_{v+1} \mathbf{d}_{k,v+1}$, 如

果 $\|\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_{k-1}\| \leq \tau$, 则停止计算, 输出 \mathbf{p}_k , 否则转入步骤 4).

4) 如果 $\lambda_{v+1}^2 \cdot \zeta > F(\mathbf{p}_{k+1,0}) - F(\mathbf{p}_{k,0})$, 则令 $\begin{cases} \mathbf{d}_{k+1,j} = \mathbf{d}_{k,j}, & j = 1, \dots, u-1 \\ \mathbf{d}_{k+1,j} = \mathbf{d}_{k,j+1}, & j = u, \dots, v \end{cases}$, $k \leftarrow k+1$, 转入步骤 2); 否则, 令 $\mathbf{d}_{k+1,j} = \mathbf{d}_{k,j}$, $j = 1, \dots, v$, $k \leftarrow k+1$, 转入步骤 2).

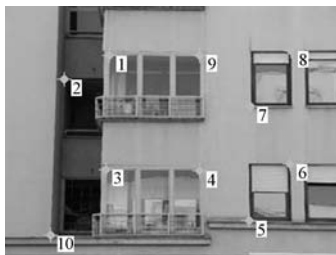
经过这一步局部求精之后, 将输出的参数代入到式 (1), 再通过合适的空间插值 (本文使用双线性插值) 就可以实现红外与可见光图像间的空间对齐.

3 实验结果与分析

3.1 实验图像及边缘特征提取

实验采用了三个场景的可见光和红外测试图像. 其中场景 1 为简单的楼房背景 (如图 3(a) 和图 3(c), 来自文献 [6]), 场景 2 含有烟雾干扰 (如图 4(a) 和图 4(c), 来自文献 [27]), 场景 3 为复杂的自然背景 (如图 5(a) 和图 5(c), 来自文献 [28]). 三个场景的红外与可见光图像中带数字标号的点为人工标注的关联控制点 (Corresponding control points), 用于第 3.2 节实验中配准精度的检验.

基于第 2.2 节的相位一致性模型提取三个场景可见光与红外图像中的边缘结构, 计算结果如图 3(b) 和图 3(d)、图 4(b) 和图 4(d)、图 5(b) 和图 5(d) 所示. 可以看出, 使用相位一致性模型可以较好地提取图像中的视觉敏感特征, 同时能够有效地滤除红外和可见光图像间因成像机制不同引起的灰度和对比度差异, 增强二者的相似性和可比性. 分别对红外图像的边缘强度图 (如图 3(d)、图 4(d) 和图 5(d) 所示) 进行非最大化抑制和滞后阈值滤波, 可以得到对应的二值边缘图像, 如图 3(e)、图 4(e) 和图 5(e) 所示. 由于本文使用了在空间上具有一定连贯性的二值边缘而非文献 [14–15] 中使用的大梯度幅值像素点, 因而能够更有效地滤除离散噪声的干扰.



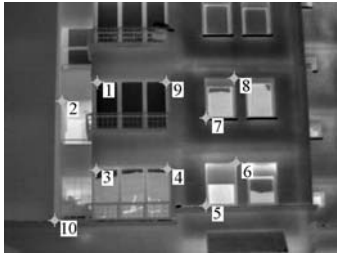
(a) 可见光图像 (大小为 296 像素 \times 222 像素, 显示比例为 58%)

(a) Visible image (The size and display ratio are 296 pixel \times 222 pixel and 58 %, respectively.)



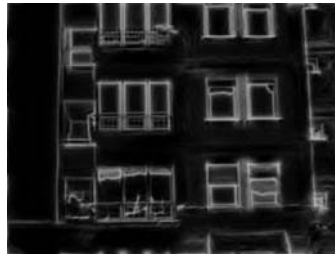
(b) 子图 (a) 的边缘强度图

(b) Edge strength map of (a)



(c) 红外图像 (大小为 320 像素 × 240 像素, 显示比例为 53%)

(c) Infrared image (The size and display ratio are 320 pixel × 240 pixel and 53%, respectively.)



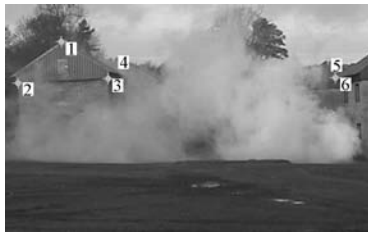
(d) 子图 (c) 的边缘强度图
(d) Edge strength map of (c)



(e) 子图 (d) 的二值化图像
(e) Binary image of (d)

图 3 场景 1 测试图像

Fig. 3 Test images of the first scene



(a) 可见光图像 (大小为 406 像素 × 252 像素, 显示比例为 51%)

(a) Visible image (The size and display ratio are 406 pixel × 252 pixel and 51%, respectively.)

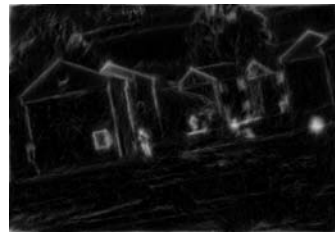


(b) 子图 (a) 的边缘强度图
(b) Edge strength map of (a)



(c) 红外图像 (大小为 396 像素 × 271 像素, 显示比例为 47%)

(c) Infrared image (The size and display ratio are 396 pixel × 271 pixel and 47%, respectively.)



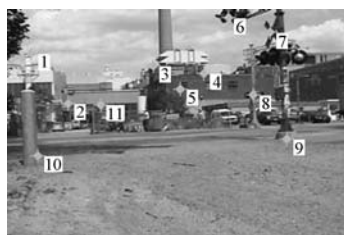
(d) 子图 (c) 的边缘强度图
(d) Edge strength map of (c)



(e) 子图 (d) 的二值化图像
(e) Binary image of (d)

图 4 场景 2 测试图像

Fig. 4 Test images of the second scene



(a) 可见光图像 (大小为 304 像素 × 203 像素, 显示比例为 63%)

(a) Visible image (The size and display ratio are 304 pixel × 203 pixel and 63%, respectively.)



(b) 子图 (a) 的边缘强度图
(b) Edge strength map of (a)



(c) 红外图像 (大小为 302 像素 × 203 像素, 显示比例为 63%)

(c) Infrared image (The size and display ratio are 302 pixel × 203 pixel and 63%, respectively.)



(d) 子图 (c) 的边缘强度图

(d) Edge strength map of (c)



(e) 子图 (d) 的二值化图像

(e) Binary image of (d)

图 5 场景 3 测试图像

Fig. 5 Test images of the third scene

3.2 配准精度对比和计算效率分析

按照第 2 节描述的算法流程, 分别对上面三组场景的红外与可见光图像进行配准, 最终的配准结果如图 6 所示. 其中, 图 6(a)~6(c) 为从红外图像中提取的二值化边缘经过空间映射后, 在对应可见光图像上的叠加效果, 图 6(d)~6(f) 为配准后红外与可见光图像的叠加效果. 从边缘和图像的叠加效果可以看出, 经过本文算法配准之后, 红外与可见光图像中共有的、视觉敏感的结构信息在空间上完成了对齐, 配准结果没有出现明显的结构错位现象, 视觉效果较好.

为了检验算法的配准性能, 将本文方法与文献 [15] 的方法进行对比. 和本文采用的多种模型相结合的方法不同, 文献 [15] 中只使用仿射变换作为空

间变换模型. 为了保证比较结果的公平性, 避免由于空间变换模型差异和寻优算法带来的配准精度偏差, 在实验中本文对文献 [15] 的方法进行了扩展, 即在两级尺度空间中采用“仿射变换 → 投影变换”的逐级逼近模式, 并在全局寻优和局部精化步骤使用和本文完全相同的优化算法及相关的输入设置.

和文献 [15] 类似, 本文使用控制点间的均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 作为检验配准算法精度的依据. 控制点是场景中互相对应的关联点 (Corresponding point), 通过手工方式选取. 其中场景 1、场景 2 和场景 3 中分别选取了 10, 6 和 11 对控制点, 如图 3(a) 和图 3(c)、图 4(a) 和图 4(c)、图 5(a) 和图 5(c) 中带数字标号的点所示. RMSE 的计算公式为:



(a) 场景 1 边缘叠加效果

(a) Overlapping of edges of the first scene



(b) 场景 2 边缘叠加效果

(b) Overlapping of edges of the second scene



(c) 场景 3 边缘叠加效果

(c) Overlapping of edges of the third scene



(d) 场景 1 图像叠加效果

(d) Overlapping of images of the first scene



(e) 场景 2 图像叠加效果

(e) Overlapping of images of the second scene



(e) 场景 3 图像叠加效果

(e) Overlapping of images of the third scene

图 6 配准结果

Fig. 6 Registration results

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2} \quad (16)$$

式中, m 为控制点个数, x_i, y_i 为参考图像中第 i 个控制点的坐标, x'_i, y'_i 为待配准图像中第 i 个控制点坐标经空间变换后的坐标。

使用文献 [15] 和本文算法分别对三个场景的红外与可见光图像进行配准, 配准结果的模型参数如表 2 所示。根据表 2 的模型参数, 可以通过式 (1) 将待配准图像中的控制点坐标映射到参考图像上, 然后使用式 (16) 计算各个控制点的映射误差 (此时取 $m = 1$), 控制点的映射误差曲线如图 7 所示。两种算法的配准误差对比结果列于表 3 之中。

从图 7 和表 3 的实验结果可以看出, 对于简单的场景 1 测试图像, 两种方法均取得了较好的实验效果, 所有控制点的映射误差都在 2 个像素以内, 其中文献 [15] 方法配准精度较高。出现这种实验结果的主要原因在于场景 1 的红外与可见光图像背景比较单一且噪声干扰很小。对于含有烟雾干扰的场景 2 测试图像, 本文方法的配准精度较高。与场景 1 的实验结果相比, 由于烟雾的干扰, 文献 [15] 算法的配准精度受到了较大的影响, 配准误差增加了 0.98。相比之下, 虽然本文算法的配准误差也有增加 ($\Delta\text{RMSE} = 0.29$), 但受烟雾的干扰相对较小。对于复杂的场景 3 测试图像, 文献 [15] 的方法出现了误配准 ($\text{RMSE} > 11$), 11 个控制点中有 5 个点的映射误差大于 10, 其中第 10 个控制点的映射误差超过了 20。相比之下, 本文算法的配准误差较小, 大部

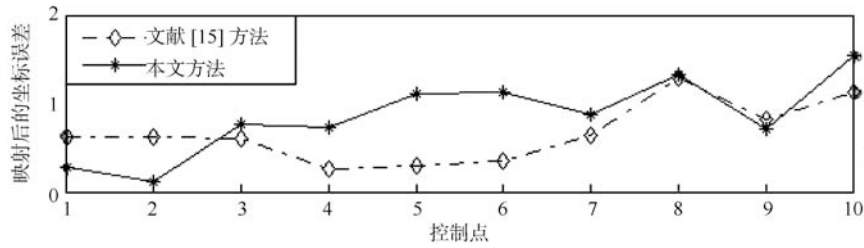
分控制点的映射误差值约为 1, 最大映射误差为 2.6。文献 [15] 出现误配准的主要原因在于场景 3 的红外图像背景复杂且含有大量的噪声干扰, 大梯度幅值像素集合中包含了大量的不一致信息 (如噪声点、弱小的伪边缘等), 弱化了图像中用于配准的共有结构。而本文使用更稳定的、具有空间连贯性的边缘结构进行配准, 较有效地滤除了图像间不一致信息的干扰, 避免了目标函数值的振荡, 因而能在复杂场景下实现红外与可见光图像的有效配准。从三个场景测试图像的实验结果来看, 本文算法不仅在简单场景图像的配准中具有较高的配准精度, 而且当图像受到云雾干扰和噪声污染等因素的影响时, 仍能够有效地实现红外与可见光图像间的配准, 且具有较高的配准精度。

在计算复杂度方面, 本文算法和文献 [15] 算法的计算开销主要包括两个方面: 特征提取和参数寻优。在特征提取中, 本文使用相位一致性模型的计算复杂度高于文献 [15] 中的梯度幅值法, 以上述实验图像为例, 本文算法完成一幅图像特征提取的平均耗时为 0.3 秒, 而文献 [15] 的平均耗时仅为 0.05 秒; 在参数寻优方面, 本文和文献 [15] 均使用了含有大量迭代过程的混合优化算法, 因此计算复杂度相对较高, 影响计算效率的主要因素有进化代数、种群数目、个体数目以及精度要求等。在相同的实验环境和优化设置下, 本文算法和文献 [15] 算法在寻优过程中的计算效率大致相当, 以上面的三组场景测试图像为例, 本文算法和文献 [15] 算法完成参数寻优的平均执行时间分别为 471 秒和 453 秒。本文实验的硬件环境为 Intel Core i3 2.4 GHz 处理器, 2 GB 内存, 程序运行环境为 Matlab 7.8。

表 2 模型参数计算结果

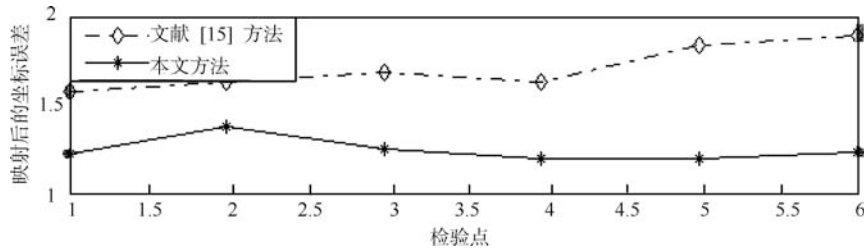
Table 2 Results of model parameters

		p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	
场景 1	文献 [15] 方法	全局寻优	1.1900	-0.0300	-11.0000	0.0200	1.2000	-50.0000	-0.0001	0.0000
		局部精化	1.1892	-0.0260	-11.3520	0.0187	1.1986	-50.7807	-0.0001	0.0000
	本文方法	全局寻优	1.2000	-0.0300	-11.0000	0.0100	1.2100	-51.0000	-0.0001	0.0000
		局部精化	1.1836	-0.0327	-9.8382	0.0078	1.2181	-51.8473	-0.0001	0.0000
场景 2	文献 [15] 方法	全局寻优	0.9800	-0.1500	16.0000	0.1800	0.9700	-32.0000	0.0000	0.0000
		局部精化	0.9814	-0.1536	15.6702	0.1755	0.9785	-32.2170	0.0000	0.0000
	本文方法	全局寻优	0.9800	-0.1500	15.0000	0.1700	0.9700	-32.0000	0.0000	0.0000
		局部精化	0.9787	-0.1511	15.2170	0.1714	0.9622	-31.6559	0.0000	0.0000
场景 3	文献 [15] 方法	全局寻优	1.0800	0.0400	1.0000	0.0000	1.1100	0.0000	0.0002	-0.0002
		局部精化	1.0844	0.0439	1.0848	-0.0010	1.1047	-0.0765	0.0002	-0.0002
	本文方法	全局寻优	0.9800	0.0500	12.0000	0.0100	0.9700	1.0000	-0.0001	0.0003
		局部精化	0.9804	0.0489	12.6771	0.0125	0.9744	0.8961	-0.0001	0.0003



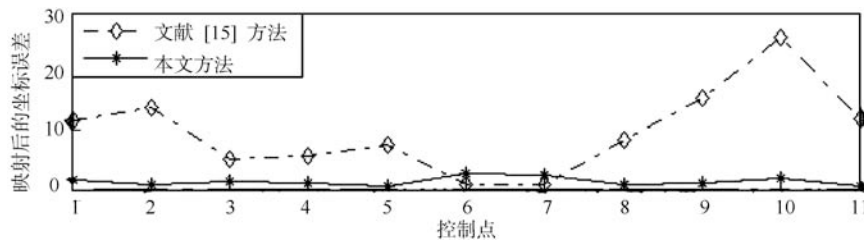
(a) 场景 1 误差曲线

(a) Error curves of the first scene



(b) 场景 2 误差曲线

(b) Error curves of the second scene



(c) 场景 3 误差曲线

(c) Error curves of the third scene

图 7 误差曲线

Fig. 7 Error curves

表 3 配准误差对比

Table 3 Comparison of registration errors

	文献 [15] 方法		本文方法	
	全局寻优	局部精化	全局寻优	局部精化
场景 1 RMSE	1.03	0.73	1.12	0.95
场景 2 RMSE	2.01	1.71	1.45	1.24
场景 3 RMSE	11.93	11.24	1.89	1.41

4 结论

本文提出了一种在多尺度空间中基于边缘最优映射的红外和可见光图像自动配准算法. 算法首先对参考图像和待配准图像进行两级尺度分解, 并基于相位一致性模型提取图像中的边缘结构; 接着在由粗至细的尺度空间中分别采用仿射变换和投影变换模型, 将待配准图像的二值边缘映射到参

考图像的边缘强度图上; 最后采用并行遗传算法和 Powell 算法计算目标函数的最优变换参数. 本文的贡献主要有: 1) 提出了一种灵活的逐级逼近模型, 在不同的尺度层上采用不同的空间变化模型, 有效缩小了参数的搜索空间; 2) 提取图像中更稳定的边缘结构作为配准的线索, 而非文献 [14–15] 中使用的离散像素点, 因而能有效削弱噪声干扰的影响, 避免目标函数值的振荡; 3) 以图像中结构的对齐程度为准则构造了一个目标函数, 并将图像配准问题转化为该目标函数在参数空间中的最优化问题.

实验中, 本文采用了简单楼房背景、烟雾干扰和复杂背景三个典型的场景测试图像, 并基于这三组测试图像, 将本文算法与文献 [15] 的算法进行了配准精度对比和分析. 从实验结果可知, 本文算法不仅在简单场景图像的配准中具有较高的配准精度, 而且当图像受到云雾干扰和噪声污染等因素

的影响时, 仍能够充分利用图像间的视觉相似结构, 滤除图像间不一致信息的干扰, 有效地实现红外与可见光图像的自动配准, 且具有较高的配准精度。

References

- 1 Stone H S, Wolpov R. Blind cross-spectral image registration using prefiltering and Fourier-based translation detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(3): 637–650
- 2 Kern J P, Pattichis M S. Robust multispectral image registration using mutual-information models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, **45**(5): 1494–1505
- 3 Kim Y S, Lee J H, Ra J B. Multi-sensor image registration based on intensity and edge orientation information. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(11): 3356–3365
- 4 Lee J H, Kim Y S, Lee D, Kang D G, Ra J B. Robust CCD and IR image registration using gradient-based statistical information. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, **17**(4): 347–350
- 5 Zhang X Q, Men T, Liu C, Yang J. Infrared and visible images registration using BEMD and MI. In: Proceedings of the 3th IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology. Chengdu, China: IEEE, 2010. 644–647
- 6 Hrkac T, Kalafatic Z, Krapac J. Infrared-visual image registration based on corners and Hausdorff distance. *Lecture Notes in Computer Sciences*. Berlin: Springer, 2007. 383–392
- 7 Fan X, Rhody H, Saber E. A spatial-feature-enhanced NMI algorithm for multimodal airborne image registration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, **48**(6): 2580–2589
- 8 Gao Feng, Wen Gong-Jian, Lv Jin-Jian. An optimal algorithm for IR/visual image registration based on mainline-pairs. *Chinese Journal of Computers*, 2007, **30**(6): 1014–1021
(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. 计算机学报, 2007, **30**(6): 1014–1021)
- 9 Su Juan, Lin Xing-Gang, Liu Dai-Zhi. A multi-sensor image registration algorithm based on structure feature edges. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(3): 251–257
(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. 自动化学报, 2009, **35**(3): 251–257)
- 10 Li H, Manjunath B S, Mitra S K. A contour-based approach to multisensor image registration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995, **4**(3): 320–334
- 11 Bilodeau G, St-Onge P, Garnier R. Silhouette-based features for visible-infrared registration. In: Proceedings of the 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs, USA: IEEE, 2011. 68–73
- 12 Zhang Xiu-Wei, Zhang Yan-Ning, Yang Tao, Zhang Xin-Gong, Shao Da-Pei. Automatic visual-thermal image sequence registration based on co-motion. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(9): 1220–1231
(张秀伟, 张艳宁, 杨涛, 张新功, 邵大培. 基于 Co-motion 的可见光热红外图像序列自动配准算法. 自动化学报, 2010, **36**(9): 1220–1231)
- 13 Bilodeau G A, Torabi A, Morin F. Visible and infrared image registration using trajectories and composite foreground images. *Image and Vision Computing*, 2011, **29**(1): 41–50
- 14 Keller Y, Averbuch A. Multisensor image registration via implicit similarity. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(5): 794–801
- 15 Yao J, Goh K L. A refined algorithm for multisensor image registration based on pixel migration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(7): 1839–1847
- 16 Morrone M C, Ross J R, Burr D C, Owens R. Mach bands are phase dependent. *Nature*, 1986, **324**(6094): 250–253
- 17 Kovese P. Phase congruency detects corners and edges. In: Proceedings of the 7th International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. Sydney, Australia: CSIRO Publishing, 2003. 309–318
- 18 Calegari P, Guidec F, Kuonen P, Kobler D. Parallel island-based genetic algorithm for radio network design. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 1997, **47**(1): 86–90
- 19 Chen Bao-Lin. *Optimization Theory and Algorithms*. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. 357–358
(陈宝林. 最优化理论与算法. 北京: 清华大学出版社, 2005. 357–358)
- 20 Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, **8**(6): 679–698
- 21 Zhang L, Zhang L, Mou X, Zhang D. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(8): 2378–2386
- 22 Hassen R, Wang Z, Salama M. Multi-sensor image registration based on local phase coherence. In: Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt: IEEE, 2009. 181–184
- 23 Ling Zhi-Gang, Liang Yan, Pan Quan, Shen He, Cheng Yong-Mei. A robust multi-level scene matching algorithm for infrared and visible light image. *Acta Aeronautica et*

Astronautica Sinica, 2010, **31**(6): 1185–1195
(凌志刚, 梁彦, 潘泉, 沈贺, 程咏梅. 一种鲁棒的红外与可见光多级景象匹配算法. 航空学报, 2010, **31**(6): 1185–1195)

- 24 Kovese P D. Image features from phase congruency. *Videre: Journal of Computer Vision Research*, 1999, **1**(3): 1–26
- 25 Field D J. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987, **4**(12): 2379–2394
- 26 Khatib W, Fleming P. The stud GA: a mini revolution? *Lecture Notes in Computer Science*. New York: Springer, 1998. 683–691
- 27 OCTEC-ir25, OCTEC-tv25 [Online], available: <http://www.imagefusion.org/images/octec2>, December 10, 2011
- 28 Mei X, Porikli F. Fast image registration via joint gradient maximization: application to multimodal data. In: *Proceedings of the SPIE Conference on Electro-Optical and Infrared Systems: Technology and Applications*. Stockholm, Sweden: SPIE, 2006. 1–5



廉 藺 国防科学技术大学信息系统与管理学院博士研究生. 主要研究方向为视觉不变特征提取及描述, 多传感器图像自动配准. 本文通信作者.

E-mail: nudtlarry@gmail.com

(**LIAN Lin** Ph. D. candidate at the School of Information System and Management, National University of Defense Technology.

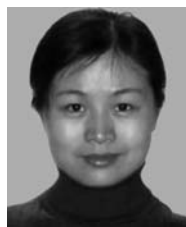
His research interest covers visually invariant features extraction and description, and automatic registration of multi-sensor images. Corresponding author of this paper.)



李国辉 国防科学技术大学信息系统与管理学院教授. 主要研究方向为数字媒体信息智能处理与集成.

E-mail: guohli@nudt.edu.cn

(**LI Guo-Hui** Professor at the School of Information System and Management, National University of Defense Technology. His research interest covers intelligent processing and integration of digital media information.)



张 军 国防科学技术大学信息系统与管理学院副教授. 主要研究方向为多媒体信息系统, 数字图像处理, 信号处理.

E-mail: zhangjun1975@nudt.edu.cn

(**ZHANG Jun** Associate professor at the School of Information System and Management, National University of Defense Technology. Her research interest covers multimedia information system, digital image processing, and signal processing.)



涂 丹 国防科学技术大学信息系统与管理学院副教授. 主要研究方向为数字媒体信息智能处理与集成.

E-mail: tudan@nudt.edu.cn

(**TU Dan** Associate professor at the School of Information System and Management, National University of Defense Technology. His research interest covers intelligent processing and integration of digital media information.)