

基于参数分步估计的红外 与可见光图像自动配准算法

廉 简¹, 李国辉^{1,2}, 张 军¹, 涂 丹¹

(1. 国防科学技术大学信息系统与管理学院系统工程系, 湖南长沙 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, 湖南长沙 410073)

摘 要: 提出了一种仿射模型参数分步估计的红外与可见光图像自动配准算法. 首先, 使用矩阵正交分解方法, 将仿射变换的6个自由度分离为易于估计的切变、尺度比例、旋转、尺度缩放以及 x 和 y 方向上的平移量等参数; 然后基于方向一致性约束和线段间的对齐度分别构建用于参数分步估计的目标函数, 并使用 SGA (Stud Genetic Algorithm) 算法搜索使目标函数取得近似全局最优解的参数值; 最后, 基于 Powell 算法对参数估计值进行局部求精. 实验结果表明, 当两幅需要配准的图像中含有丰富的关联线段及多样的线段方向分布时, 本文算法能够利用这些线段间的方向一致性约束和位置分布信息, 有效地实现红外与可见光图像的自动配准, 且算法具有较好的配准精度.

关键词: 图像配准; 红外图像; 模型分解; 参数估计

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)09-1829-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.09.020

An Automatic Algorithm for Infrared and Visible Image Registration Based on Parameter Step Estimation

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

(1. Department of System Engineering, School of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

2. Science and Technology Foundation on Information System Engineering Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: An automatic registration algorithm between infrared and visible images based on step estimation of affine model parameters is proposed. Firstly, the six degrees of freedom of the affine model are separated into some more easily estimated parameters using matrix orthogonal decomposition method, which are skew, scale ratio, rotation, scaling and translations in x and y directions. Secondly, two objective functions are constructed for step estimation of these parameters based on the orientation consensus constraint and alignment measure between segments, respectively, and parameter values which make objective function approximate the global optimum are obtained using SGA (Stud Genetic Algorithm) algorithm. Finally, the estimated values of the parameters are locally refined using Powell algorithm. The experimental results show that the proposed method can make full use of orientation consensus constraint and location distribution information of segments, and realize automatic registration between infrared and visible images efficiently and precisely on condition that two images to be registered contain abundant corresponding segments and diverse distributions of segment orientations.

Key words: image registration; infrared image; model decomposition; parameter estimation

1 引言

多传感器图像配准是将在不同时间、从不同视角及用不同传感器拍摄的同一场景的两幅或多幅图像在空间上进行对齐的过程. 红外与可见光图像配准是多传感器图像配准的一类重要组合形式. 由于红外图像和可见

光图像分别反映了场景的温度和照度分布信息, 二者有机结合可以增强场景信息间的互补性, 减少对场景理解的不确定性. 因而红外与可见光图像配准技术在军事情报获取、导航和制导、图像融合、视频监控与目标跟踪等领域受到了广泛关注^[1~4].

目前文献中出现的红外与可见光图像配准算法可

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^[5~8]直接或间接利用图像间的灰度信息,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图像结构上对准的依据,此方法在多传感器图像配准中得到了广泛应用.互信息法的优点是不需要对图像间的灰度关系作过多假设,也不需要图像进行大量的预处理,算法的通用性较好.其缺点是计算量大且难以和多分辨率分析方法相结合,此外在图像间统计相关性不明显或不稳定的情况下呈现病态.

基于特征的配准方法首先提取图像中较稳定的几何元素(如角点、直线、边缘、轮廓、几何形状等),通过一定数量的关联特征推导出图像间的变换参数,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[9]使用 Harris 算子提取红外和可见光图像中的角点,并以角点集合间的 Hausdorff 距离作为估计模型参数的相似性测度,该方法在角点集合间存在较多外点时易失效;文献[10]首先提取图像中的干线对,再依据定义的相似性度量函数和优化方法计算干线对间的最优匹配参数,但文中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[11]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,采用特征一致性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,则基于特征一致性的粗配准可能估计出错误的变换参数;文献[12]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;文献[13]首先提取红外和可见光图像中的线段,并基于这些线段构建虚拟三角形,通过虚拟三角形间三个顶点的对应关系确定仿射变换参数,当图像中线段的相交关系过于简单或过于复杂时,算法的性能将无法得到保证;文献[14,15]将待配准图像中的大梯度值像素点映射到参考图像上,通过最优化方法计算映射后像素点所在位置的梯度模之和的最大值,从而确定图像间的变换模型参数,此类方法对图像中噪声干扰(尤其是红外图像中经常出现的伪边缘噪声)比较敏感.文献[16]基于相位一致性变换和 Zemike 矩重构互相关函数,然后使用由粗至精的优化匹配策略实现多源遥感图像间的高精度配准,该方法的复杂度较高.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,但此类方法也面临着一致性特征难以提取和正确匹配等难题.

本文提出了一种新颖的基于参数分步估计的红外与可见光图像配准算法,该算法首先将仿射变换模型的参数分离为便于估计的切变因子、尺度比例因子、旋转因子、尺度因子以及 x 和 y 方向上的平移因子;然后基于方向一致性约束和线段间的对齐度分别构建目标函数,并使用 SGA(Stud Genetic Algorithm)算法^[17]搜索使目标函数取得近似全局最优解的参数值;最后使用 Powell 算法^[18]对参数估计值进行局部求精.实验结果表明,当图像中含有丰富的关联线段及其方向信息时,本文算法能够有效地实现红外与可见光图像的自动配准,且算法具有较好的配准精度.

2 变换模型及参数分离

2.1 变换模型

本文以可见光图像 V 为参考图像,以红外图像 I 为待配准图像.假设图像 V 和 I 是平坦的,且二者间的形变为全局线性变换(即不存在局部形变和复杂的弹性形变).基于这种假设,仿射变换是同一场景可见光与红外图像间合适的几何变换模型.仿射变换可以表示为

$$Y = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \triangleq AX + t \quad (1)$$

式(1)中, $X = [x, y]^T$ 为待配准图像 I 中任意一个点 P 的坐标向量, Y 为点 P 在参考图像 V 中的映射点 P' 的坐标, $A = [a, b; c, d]$ 为一个非奇异矩阵(即 $\det(A) \neq 0$), $t = [t_x, t_y]^T$ 为 x 和 y 方向上的坐标偏移量.仿射变换具有 6 个自由度.

2.2 参数分离

由于式(1)中的矩阵 A 为非奇异矩阵,因此 A^T 也为非奇异矩阵.对矩阵 A^T 进行正交分解可得

$$A^T = QR \quad (2)$$

其中 Q 为一个正交矩阵, R 为一个上三角矩阵.对式(2)两边进行转置操作后可得

$$A = R^T Q^T \quad (3)$$

不失一般性,可以将下三角矩阵 R^T 和正交矩阵 Q^T 分别记为

$$R^T = s \begin{bmatrix} s_1/s & 0 \\ s_2/s & 1 \end{bmatrix}, Q^T = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (4)$$

令式(4)中 $s_1/s = \rho$, $s_2/s = \mu$.结合式(1)、式(3)和式(4)可得

$$Y = s \begin{bmatrix} \rho & 0 \\ \mu & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} X + t \quad (5)$$

从式(5)可以看出,经过矩阵分解之后,可以将仿射变换的分离为物理意义更明确的尺度因子 s 、切变因子 μ 、尺度比例因子 ρ 、旋转因子 θ 以及 x 和 y 方向上平移因子 $\mathbf{t} = [t_x, t_y]^T$ 等参数的组合.理论上,这些参数的定义域很广,请参考表 1 中的理论取值范围(本文不考虑图像反转);但通常情况下,大部分图像配准应用的参数取值集中在一个长度很短的区间.因此和文献[13,

15]类似,本文对上述参数的取值范围进行限定,请参考表 1 中的常用取值范围.其中表 1 中的常量 \bar{s} , \bar{t}_x 和 \bar{t}_y 分别为尺度因子和平移因子的粗略值,其计算方法请参考本文第 4 部分.为了便于在参数空间中寻优,需要对参数的取值范围进行离散化,请参考表 1 中的参数取值分辨率.

表 1 参数的取值范围和分辨率

	μ	ρ	θ	s	t_x	t_y
理论取值范围	$(-\infty, +\infty)$	$(0, +\infty)$	$(-\pi, \pi)$	$(0, +\infty)$	$(-\infty, +\infty)$	$(-\infty, +\infty)$
常用取值范围	$(-0.2, 0.2)$	$(0.7, 1.4)$	$(-\pi/2, \pi/2)$	$(\bar{s}-0.2, \bar{s}+0.2)$	$(\bar{t}_x-100, \bar{t}_x+100)$	$(\bar{t}_y-100, \bar{t}_y+100)$
取值分辨率	0.01	0.01	0.01	0.01	1	1

3 基于方向一致性约束估计参数 μ 、 ρ 和 θ

3.1 方向一致性约束

由于所处波段不同,通常情况下同一场景的红外和可见光图像中与同一目标对应的线段可能断裂为若干条,因此红外与可见光图像中对应线段间的端点位置和长度关系并不能作为可靠的空间对齐准则.相比之下,线段的方向经过仿射变换能够保持较稳定的定量约束关系.

对于待配准图像中一个倾角为 α 的单位矢量 $\mathbf{v} = [\cos(\alpha), \sin(\alpha)]^T$,经过式(5)变换后对应的矢量 \mathbf{v}' 为

$$\begin{aligned}\mathbf{v}' &= s \begin{bmatrix} \rho & 0 \\ \mu & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\alpha) \\ \sin(\alpha) \end{bmatrix} + \mathbf{t} \\ &\quad - s \begin{bmatrix} \rho & 0 \\ \mu & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \mathbf{0} - \mathbf{t} \\ &= s \begin{bmatrix} \rho & 0 \\ \mu & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\alpha - \theta) \\ \sin(\alpha - \theta) \end{bmatrix} \\ &= s \begin{bmatrix} \rho \cos(\alpha - \theta) \\ \mu \cos(\alpha - \theta) + \sin(\alpha - \theta) \end{bmatrix}\end{aligned}\tag{6}$$

从式(6)可知,矢量 \mathbf{v}' 的倾角 α' 为

$$\alpha' = \arctan\left(\frac{\mu + \tan(\alpha - \theta)}{\rho}\right)\tag{7}$$

式(7)表明,待配准图像与参考图像中相关联的矢量方向间存在定量的约束关系,且这种关系仅与切变因子 μ 、尺度比例因子 ρ 、旋转因子 θ 有关.如果已知任意三对不重复的关联方向就可以计算出参数 θ 、 ρ 和 μ 的值.文献[19]在基于特征一致性(feature consensus)估计变换模型参数时,推导了上述方向间的定量关系,即方向一致性约束.事实上,当两个方向集合间元素的对应关系未知时,参数 μ 、 ρ 和 θ 的计算本质上是一个 NP 类复杂的组合优化问题.本文的解决思路是,首先基于方向一致性约束定义一个以参数 μ 、 ρ 和 θ 为自变量的方向匹配度量函数,然后使用最优化方法在参数的取值域内搜索该函数的最优解,将函数取得最优解时的

参数取值作为其估计值.

3.2 线段提取及其方向集合的构建

式(7)描述的是两个矢量方向间的约束关系,因此本文首先从两幅图像中提取线段,然后基于这些线段的倾角方向及其一致性约束估计出参数 μ 、 ρ 和 θ 的值.本文使用 LSD(Line Segment Detector, LSD)方法[20]提取待配准图像和参考图像中的线段,该方法具有定位精度高和计算复杂度低等优点,代表了直线提取算法的最新研究水平.将从图像中提取的线段端点、长度和倾角等信息组合起来构成线段集合,其格式定义为

$$\begin{aligned}\text{seg} = \{ & \{(x_{1,1}, y_{1,1}), (x_{1,2}, y_{1,2}), \alpha_1\}_{L_1}, \\ & \cdots, \{(x_{k,1}, y_{k,1}), (x_{k,2}, y_{k,2}), \alpha_k\}_{L_k}, \\ & \cdots, \{(x_{m,1}, y_{n,1}), (x_{m,2}, y_{m,2}), \alpha_m\}_{L_m} \}\end{aligned}\tag{8}$$

其中 $(x_{k,1}, y_{k,1})$ 和 $(x_{k,2}, y_{k,2})$ 为第 k 条线段 L_k 的两个端点坐标($k = 1, 2, \cdots, m$, m 为线段总数), α_k 为该线段的方向倾角,计算公式为

$$\alpha_k = \arctan\left(\frac{y_{k,2} - y_{k,1}}{x_{k,2} - x_{k,1}}\right)\tag{9}$$

为了防止图像中伪线段的干扰,要求所提取的线段长度不小于 16 个像素.不妨将待配准图像和参考图像中满足上述长度约束的线段集合分别记为 seg_I 和 seg_V ,并设两个集合中的线段数目分别为 m_I 和 m_V .如果图像中线段数量非常丰富,为提高后续计算的速度,可以按照某种规则(如线段方向、长度或位置分布)仅选择一定数目的线段构成线段集合.

在得到线段集合之后,可以根据其中各个线段的倾角构建方向集合.将与线段集合 seg_I 和 seg_V 对应的线段方向集合分别记为 ori_I 和 ori_V .为了便于后续计算,此处构建的方向集合中允许存在重复元素.

3.3 基于一致性约束的方向匹配度量准则

通常情况下,同一场景的红外与可见光图像间既存在共有的关联线段,又包含不相关线段(即外点线段),此外在提取线段时端点的位置也存在一些误差干

扰.因此,常规的方向直方图匹配算法容易受到这些因素的干扰而失效.文献[11,19]在利用特征一致性估计参数时,将模型进行了简化,仅考虑了相似性变换或者半仿射变换的情况,这限制了算法的适用范围.和这些方法不同,本文首先基于方向一致性约束构建方向匹配度量函数,然后使用全局寻优算法^[17]估计参数 μ 、 ρ 和 θ 的近似最优值.

为了便于表述,将参数 (μ, ρ, θ) 构成的向量记为 \mathbf{p} ,并将式(7)简记为 $\alpha' = f(\alpha; \mathbf{p})$.对于给定的参数 \mathbf{p} ,可以将 ori_I 的映射集合记为 $f(\text{ori}_I; \mathbf{p})$.以集合 $f(\text{ori}_I; \mathbf{p})$ 中的方向为行,集合 ori_V 中的方向为列构建方向差矩阵 \mathbf{M} ,矩阵元素的计算公式为

$$\mathbf{M}(i, j; \mathbf{p}) =$$

$$\begin{cases} G(|f(\text{ori}_I^i; \mathbf{p}) - \text{ori}_V^j|), |f(\text{ori}_I^i; \mathbf{p}) - \text{ori}_V^j| < \frac{\pi}{2} \\ G(\pi - |f(\text{ori}_I^i; \mathbf{p}) - \text{ori}_V^j|), |f(\text{ori}_I^i; \mathbf{p}) - \text{ori}_V^j| \geq \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m_I; j = 1, 2, \dots, m_V$, $G(x)$ 为方向差惩罚函数(即隶属函数,允许自定义),本文采用高斯函数,即

$$G(x) = \exp(-x^2/2\sigma^2) \quad (11)$$

其中, σ 为高斯函数的均方差(此处取 $\sigma = \pi/180$).

在得到矩阵 \mathbf{M} 之后,本文采用文献[21]中使用的 WTA(Winner Takes All, WTA)算法计算方向集合 $f(\text{ori}_I; \mathbf{p})$ 和 ori_V 间的方向匹配度,记为 $S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p})$,计算过程描述如下:

步骤 1 算法初始化,令 $S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p}) = 0$, $\mathbf{M}' \leftarrow \mathbf{M}$, 设置阈值 $T = e^{-1}$;

步骤 2 计算矩阵 \mathbf{M}' 的最大值,记为 $m_{ij} = \max(\mathbf{M}')$.如果 $m_{ij} < T$,转入步骤 3,否则,执行 $S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p}) \leftarrow S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p}) + m_{ij}$.令矩阵 \mathbf{M}' 第 i 行和第 j 列的所有元素等于 0,令元素 $\mathbf{M}(i, j; \mathbf{p})$ 保持不变, \mathbf{M} 中第 i 行和第 j 列的其它元素等于 0.重复步骤 2;

步骤 3 输出与参数 \mathbf{p} 对应的方向匹配度 $S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p})$ 和矩阵 \mathbf{M} (矩阵 \mathbf{M} 的用途请参考本文第 4 节),计算结束.

通过上面方法计算的 $S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p})$ 可以视为以 \mathbf{p} 为自变量的函数,当 \mathbf{p} 取不同的值时, $S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p})$ 的值也随之变化. $S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p})$ 的值越大,表明以 \mathbf{p} 为参数的映射集合 $f(\text{ori}_I; \mathbf{p})$ 与 ori_V 间的方向重合度越好,因此可以将最优参数 $\hat{\mathbf{p}}$ 定义为

$$\hat{\mathbf{p}} = \arg \max_{\mathbf{p}} (S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p})) \quad (12)$$

通常情况下,式(12)中定义的目标函数 $\max_{\mathbf{p}} (S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p}))$ 在 \mathbf{p} 的取值域内存在多个局部极值.为了尽可能避免寻优过程陷入局部最优,本文采用了启发式优

化算法,参数 \mathbf{p} 的寻优算法请参考本文第 5.1 节.

4 基于线段对齐度估计参数 s 、 t_x 和 t_y

将参数 \mathbf{p} 的估计值代入式(5),并对待配准图像实施初变换,则待配准图像和参考图像间的仿射变换被简化为仅含有尺度缩放因子和平移因子的相似性变换,即

$$\mathbf{Y} = s \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \triangleq s\mathbf{X}' + \mathbf{t} \quad (13)$$

为了便于描述,将初变换之后待配准图像中的线段集合记为 seg'_I .记 seg'_I 中线段中点构成的集合为 \mathbf{X}'_0 , seg_V 中线段中点构成的集合为 \mathbf{Y}_0 ,则这些点的重心可以分别表示为

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{X}}_0 = \frac{1}{m_I} \sum_{i=1}^{m_I} \mathbf{X}'_{0,i} \\ \bar{\mathbf{Y}}_0 = \frac{1}{m_V} \sum_{i=1}^{m_V} \mathbf{Y}_{0,i} \end{cases} \quad (14)$$

于是,尺度因子和平移因子近似等于

$$\bar{s} = \left(\frac{\frac{1}{m_V} \cdot \sum_{i=1}^{m_V} \|\mathbf{Y}_{0,i} - \bar{\mathbf{Y}}_0\|}{\frac{1}{m_I} \cdot \sum_{i=1}^{m_I} \|\mathbf{X}'_{0,i} - \bar{\mathbf{X}}_0\|} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

$$\bar{\mathbf{t}} = \bar{\mathbf{Y}}_0 - \bar{s} \cdot \bar{\mathbf{X}}_0 \quad (16)$$

通过式(14)~(16)可以计算初变换后待配准图像和参考图像间尺度因子和平移因子的粗略值.尽管由于外点和噪声等因素的影响,这些粗略值和真实值间存在一定的误差,但是可以利用它们提供的信息有效缩小对应参数的取值范围,请参考表 1.

将参数 (s, t_x, t_y) 构成的向量记为 \mathbf{q} .对于给定的参数 \mathbf{q} ,可以通过式(13)对集合 seg'_I 中线段的线段端点进行变换,然后使用式(7)或式(9)计算变换后线段的方向.不妨将上述线段集合的变换过程记为函数 $g(\cdot; \mathbf{q})$,则变换后待配准图像中的线段集合可以记为 $g(\text{seg}'_I; \mathbf{q})$.

和本文 3.3 节的方法类似,此处采用初变换后的线段集合 seg'_I 与参考图像中的线段集合 seg_V 间的对齐度作为两幅图像间的匹配准则.以线段集合 $g(\text{seg}'_I; \mathbf{q})$ 中的线段为行,以集合 seg_V 中的线段为列,计算线段间对齐度构成的矩阵 \mathbf{N} ,矩阵元素的计算公式为

$$\mathbf{N}(i, j; \mathbf{q}) = d(L'_i, L_j; \mathbf{q}) \quad (17)$$

其中, L'_i 为集合 $g(\text{seg}'_I; \mathbf{q})$ 中的第 i 条线段, L_j 为集合 seg_V 中的第 j 条线段, $d(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 为线段 L'_i 和 L_j 间的对齐度,其定义为

$$d(L'_i, L_j; \mathbf{q}) = G_1(d_1(L'_i, L_j; \mathbf{q})) \cdot G_2(d_2(L'_i, L_j; \mathbf{q})) \quad (18)$$

其中, $d_1(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 和 $d_2(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 分别定义为线段 L'_i 和 L_j 间的线距离和角距离; $G_1(x)$ 和 $G_2(x)$ 分别为线距离和角距离对应的惩罚函数(也采用高斯函数)。

线距离和角距离的定义参考了文献[13], 其中线距离 $d_1(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 定义为线段 L'_i 的中点 (x'_i, y'_i) 到线段 L_j 的距离, 其计算公式为

$$d_1(L'_i, L_j; \mathbf{q}) = \frac{|(x_{j,2} - x_{j,1})(y_{i,1} - y'_i) - (y_{j,2} - y_{j,1})(x_{i,1} - x'_i)|}{\sqrt{(x_{j,2} - x_{j,1})^2 + (y_{j,2} - y_{j,1})^2}} \quad (19)$$

角距离 $d_2(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 定义为线段 L'_i 和 L_j 间的夹角。 $d_1(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 和 $d_2(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 的示意图如图 1 所示, 可以看出, 当且仅当线段 L'_i 和 L_j 共线时, $d_1(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 和 $d_2(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 同时取最小值 0, 此时, $d(L'_i, L_j; \mathbf{q})$ 取最大值 1。

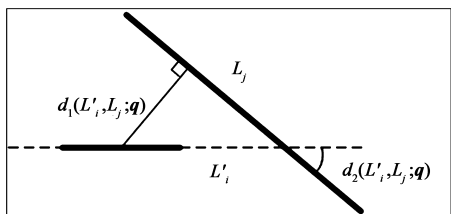


图1 两条线段间的线距离和角距离示意图

当本文 3.3 节中目标函数 $\max_p(S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p}))$ 取最优解时, 其对应的方向差矩阵中的元素为 $M(i, j; \hat{\mathbf{p}})$ 。由于参数 \mathbf{q} 的估计基于 $\hat{\mathbf{p}}$, 因此可以根据矩阵 $[M(i, j; \hat{\mathbf{p}})]_{m_I \times m_V}$ 的定义及相似性变换不改变线段倾角的性质, 令

$$G_2(d_2(L'_i, L_j; \mathbf{q})) = M(i, j; \hat{\mathbf{p}}) \quad (20)$$

于是, 式(18)可以改写为

$$d(L'_i, L_j; \mathbf{q}) = G_1(d_1(L'_i, L_j; \mathbf{q})) \cdot M(i, j; \hat{\mathbf{p}}) \quad (21)$$

其中, 高斯函数 $G_1(x)$ 的均方差取为 3。

将线段集合 $g(\text{seg}'_I; \mathbf{q})$ 和 seg_V 间的对齐度记为 $H(\text{seg}'_I, \text{seg}_V; \mathbf{q})$, 基于式(21)计算出矩阵 N 之后, 则有

$$\begin{aligned} H(\text{seg}'_I, \text{seg}_V; \mathbf{q}) &= \sum_{i=1}^{m_I} \sum_{j=1}^{m_V} N(i, j; \mathbf{q}) \\ &= \sum_{i=1}^{m_I} \sum_{j=1}^{m_V} d(L'_i, L_j; \mathbf{q}) \\ &= \sum_{i=1}^{m_I} \sum_{j=1}^{m_V} G_1(d_1(L'_i, L_j; \mathbf{q})) \cdot M(i, j; \hat{\mathbf{p}}) \end{aligned} \quad (22)$$

将 $H(\text{seg}'_I, \text{seg}_V; \mathbf{q})$ 视为以 \mathbf{q} 为自变量的函数, $H(\text{seg}'_I, \text{seg}_V; \mathbf{q})$ 的值越大, 表明以 \mathbf{q} 为参数的映射集合 $g(\text{seg}'_I; \mathbf{q})$ 和 seg_V 间的对齐度越好。依据该度量函数, 可以将参数 \mathbf{q} 的求解转化为一个参数组合优化问题, 即

$$\hat{\mathbf{q}} = \arg \max_{\mathbf{q}} (H(\text{seg}'_I, \text{seg}_V; \mathbf{q})) \quad (23)$$

参数 \mathbf{q} 的寻优和式(12)中参数 \mathbf{p} 的寻优过程类似, 请参考本文第 5.1 节。

5 参数的全局寻优及局部求精

5.1 参数的全局寻优

通常情况下, 式(12)和(23)中定义的目标函数 $\max_p(S(\text{ori}_I, \text{ori}_V; \mathbf{p}))$ 和 $\max_q(H(\text{seg}'_I, \text{seg}_V; \mathbf{q}))$ 为非凸函数, 此类函数在定义域内通常具有多个局部极值。传统最优化算法(如梯度法、牛顿法、直接法等)处理这类问题时的不足之处在于: 不仅依赖于一个初始迭代点, 而且对该初始点的位置敏感, 如果初始点没有位于全局最优解的某个小邻域内, 则算法容易陷入局部最优解。因此, 传统的优化算法并不适合式(12)和(23)中定义的目标函数的求解。

针对上述问题, 本文使用智能优化算法计算目标函数的近似全局最优解。和传统优化算法相比, 智能优化算法对初始解的位置不敏感, 而且具有较好的并行性和全局寻优能力。本文使用 SGA 算法^[17]求解式(12)和(23)所描述的最优参数估计问题。SGA 算法是遗传算法的一种, 其特点在于进化中使用当代适应度最好的个体与其它个体进行交叉, 让优良基因在种群中快速传播, 从而提高算法的收敛速度和寻优能力。SGA 算法与其它智能优化算法间的性能对比请参考文献[22]的实验结果。基于 SGA 算法的参数全局寻优步骤为:

步骤 1 基因编码及初始化。每个待求参数对应染色体的一个基因片段, 本文采用整数编码方式, 经过编码后的第 i 个基因为一个属于集合 $\{1, 2, \dots, Z_i\}$ 的正整数, Z_i 为编码的取值上限, 其计算公式为

$$Z_i = \left\lceil \frac{u_i - l_i}{g_i} \right\rceil + 1 \quad (24)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 为取整函数, u_i 、 g_i 和 l_i 分别为第 i 个参数的取值上限、下限和分辨率(如表 1 所示)。设置种群中的个体数目为 200, 最大进化代数为 400, 交叉概率为 0.8, 变异概率为 0.1, 每代保留的精英个体数为 4。对所有个体对应的染色体进行编码, 其中染色体的第 i 个基因被初始化为

$$c_i = \lfloor r \cdot Z_i \rfloor + 1 \quad (25)$$

其中, r 为区间 $(0, 1)$ 上服从均匀分布的随机数。

步骤 2 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目标函数中, 计算得到的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

$$v_i = \frac{c_i - 1}{Z_i - 1} (u_i - l_i) + l_i \quad (26)$$

步骤3 进化过程. 根据个体的适应度和精英保留策略,使一定数目的精英个体基因有机会遗传至下一代;选择当代适应度最好的个体,让其与非精英个体(随机选择一定数目,本文取总数的 50%)的基因间实施双点交叉操作;按照设定的概率对精英以外的个体基因实施变异操作;重新计算种群中个体的适应度. 重复此步骤直至满足下面任何一条终止条件:(1)达到设定的最大进化代数;(2)连续 200 次最优个体基因解码后对应的参数变化率小于设定的阈值(本文取 10^{-6}).

步骤4 输出结果. 将种群中适应度最高的个体的染色体按照式(26)进行解码,输出解码结果(即参数的估计值).

5.2 参数的局部求精

通常情况下,使用前面方法估计的模型参数与真实值间存在一定的误差. 为了提高配准精度,还需要对估计的参数在局部范围内进行精确化. 本文基于改进的 Powell 算法^[18]对参数的粗略估计值进一步求精. 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.

将模型的全部参数($\mu, \rho, \theta, s, t_x, t_y$)构成的向量记为 \mathbf{r} . 使用式(5)和参数 \mathbf{r} ,可以将待配准图像中的线段

集合 seg_I 映射为 $\text{Seg}_{I,r}$ (简记为 Seg_I). 和本文第 4 节类似,可以利用线段集合 Seg_I 和 seg_V 间对齐度将参数的局部求精表示为

$$\hat{\mathbf{r}} = \arg \max_{\mathbf{r}} (Q(\text{Seg}_I, \text{seg}_V; \mathbf{r})) \tag{27}$$

式(27)中 $Q(\text{Seg}_I, \text{seg}_V; \mathbf{r})$ 为线段集合间的对齐度. 其计算方法为:直接使用式(18)构建线段间的对齐度矩阵,然后执行 WTA 算法.

将前面分步估计得到的参数值记为 \mathbf{r}_0 . 以 \mathbf{r}_0 为初始迭代点,构造线性无关的搜索方向,设置迭代终止误差常量(本文设为 10^{-6}),使用改进的 Powell 算法迭代计算出最优的参数取值 $\hat{\mathbf{r}}$. 有关 Powell 算法的相关内容,请参考文献[18].

6 实验结果与分析

6.1 测试图像及线段的提取

实验采用了三组不同场景的测试图像. 第一组为简单的楼房背景图像^[9],如图 2(a)和图 2(d)所示;第二组为含有烟雾干扰的场景图像^[23],如图 2(b)和图 2(e)所示;第三组为复杂的自然场景图像^[13],如图 2(c)和图 2(f)所示. 图 2(a)~(c)和图 2(d)~(f)分别对应三个场景的可见光和红外图像. 图 2 中带有数字标号的点为人工标注的关联控制点 (corresponding control points),用于本文 6.3 节实验中算法性能对比与分析.

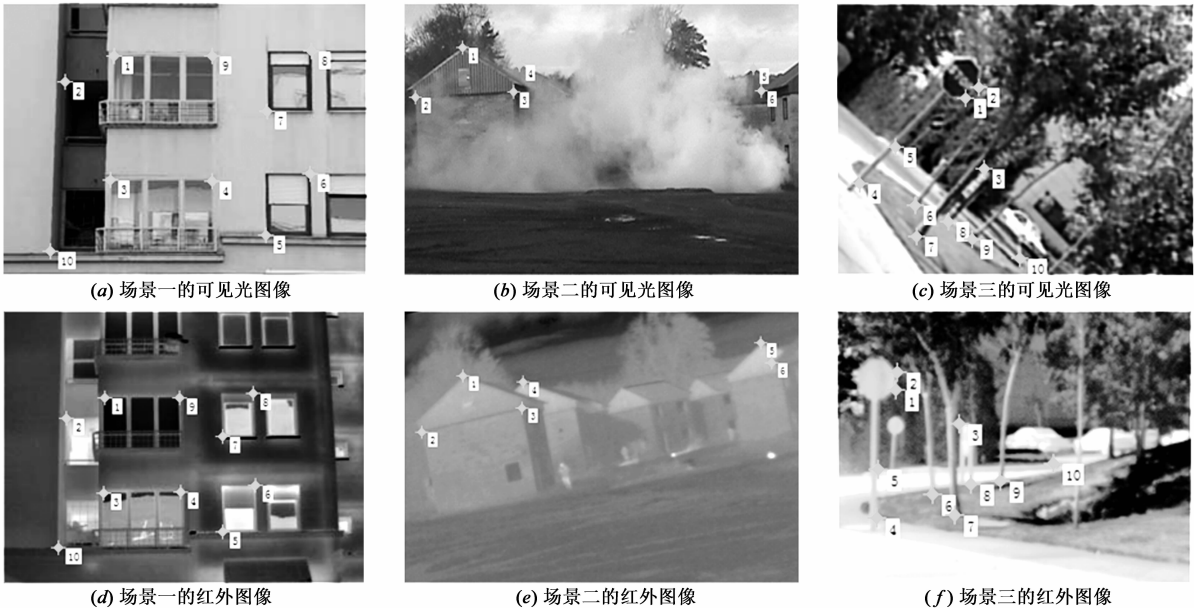


图2 三组不同场景的测试图像, 图中带标号的点为人工选择的关联控制点

表2 测试图像的分辨率和显示比例

	可见光图像		红外图像	
	分辨率	显示比例	分辨率	显示比例
场景一	296 * 222	59%	320 * 240	55%
场景二	406 * 252	52%	396 * 271	49%
场景三	270 * 200	66%	240 * 185	71%

值得说明的是,第二组和第三组场景的测试图像并非文献中的原始图像,而是对原始的红外或可见光图像实施旋转、缩放和切变等几何变换,并对重叠区域进行部分裁剪后的结果. 变换后测试图像间的形变比原图间的形变更加复杂,这有利于检验算法在不同形

变条件下的鲁棒性. 为了便于显示, 本文对三组测试图像进行了一定比例的缩放, 各个图像的分辨率和显示比例如表 2 所示.

使用本文 3.2 节中的方法分别提取三个场景可见光与红外图像中的线段, 结果如图 3 所示. 从图 3 可以看出, 第一组测试图像的特点是内容简单, 关联线段数量

丰富但方向比较单一(仅包含水平、竖直, 近似水平和近似竖直四种方向); 第二组测试图像的特点是场景受烟雾干扰严重, 关联线段数量较少但方向相对较丰富; 第三组测试图像的特点是场景内容复杂, 图像间重叠区域较小, 但关联线段的数量和方向信息都比较丰富.



图3 线段的提取结果

6.2 参数的全局寻优及求精结果

使用 SGA 算法, 对式 (12) 中定义的目标函数进行全局寻优, 参数 μ 、 ρ 和 θ 的全局寻优结果列于表 3 中(对应表中的“估计值”). 将这些参数的估计值代入式 (5) 中, 对红外图像进行初变换, 结果如图 4 所示. 对比初变换图像和参考图像可以看出, 红外图像和可见光图像间的切变因子、尺度比例因子和旋转因子被有效消减, 仿射变换被近似简化为仅包含尺度因子和平移因子的相似性变换.

基于初变换结果, 使用 SGA 算法对式 (23) 中定义的目标函数进行全局寻优, 参数 s 、 t_x 和 t_y 的全局寻优结果列于表 3 中(对应表中的“估计值”).

表 3 参数的估计值和局部求精结果

参数	结果类型	场景一	场景二	场景三
μ	估计值	0.00	0.03	-0.09
	精确值	-0.0017	0.0220	-0.0931
ρ	估计值	0.99	1.02	1.01
	精确值	0.9898	1.0147	1.0104
θ	估计值	-0.02	-0.15	-0.81
	精确值	-0.0233	-0.1538	-0.8058
s	估计值	1.22	0.98	1.10
	精确值	1.2232	0.9746	1.0984
t_x	估计值	-12	15	109
	精确值	-12.1610	14.1607	110.1664
t_y	估计值	-54	-33	-5
	精确值	-53.4383	-31.6963	-3.7826

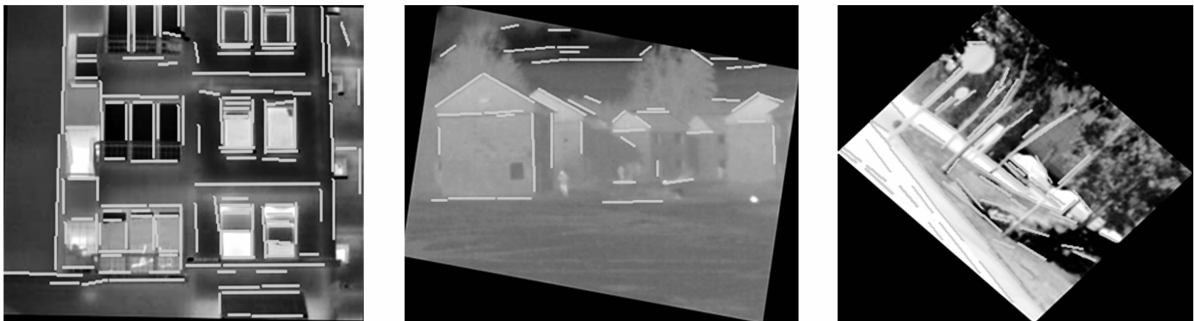


图4 初变换后的红外图像. 三幅图像的显示比例分别为66%, 48%和54%

最后, 使用 Powell 算法对参数的估计值进行局部求精, 参数的求精结果列于表 3 中(对应表中的“精确

值”).使用精化后的参数对三个场景的红外图像实施变换,得到如图 5 所示配准结果.从配准后红外和可见光图像的叠加效果可以看出,两幅图像中共有的、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.



图5 最终配准结果. 三幅图像的显示比例分别为54%、49%和50%

6.3 算法性能对比与分析

文献[14]提出了一种将多传感器图像间结构相似性和无约束优化理论相结合的配准算法,实验结果证明该算法具有较好的鲁棒性和配准精度.文献[15]对文献[14]中的方法进行了改进,该算法将配准过程分为两步,首先通过遗传算法计算全局最优的粗略模型参数,然后使用 Powell 算法对全局寻优结果进行局部精确化.改进后的算法不需要人工干预,减少了算法陷入局部最优解的概率,是一种有效的多传感器图像配准算法.因此,本文通过和文献[15]方法对比来验证算法的配准性能.考虑到第三组场景测试图像间的形变较大,部分模型参数可能已经超出了文献[15]中部分参数的搜索范围.因此对该算法的参数搜索范围进行了必要的扩充(如将参数 a_2 和 a_4 搜索范围扩展至 $-0.85 \sim 0.85$).

和文献[11,15]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.控制点是通过人工方式选择并与场景中同一目标对应的关联点,如图 2 中带数字标号的点所示.三组场景测试图像中的控制点数分别为 10、6 和 10 个.均方根误差的计算公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2)} \quad (28)$$

其中, n 为检验点个数, (x_i, y_i) 为可见光图像中第 i 个控制点的坐标, (x'_i, y'_i) 为红外图像中第 i 个控制点经式(5)变换后的坐标.

表 4 RMSE 计算结果对比			
	场景一	场景二	场景三
文献[15]方法的 RMSE	0.73	1.79	1.71
本文算法的 RMSE	1.28	1.09	1.37

分别使用文献[15]算法和本文算法计算三组场景测试图像间的空间变换模型参数,然后通过式(28)计算各个控制点的映射误差(此时取 $n = 1$),结果如图 6 所示.两种方法计算的配准误差 RMSE 结果列于表 4 之

中.从表 4 和图 6 的实验结果可知,对于三个场景的测试图像,两种方法均取得了较好的实验效果,大部分控制点的映射误差都在两个像素以内, RMSE 也均小于 2.

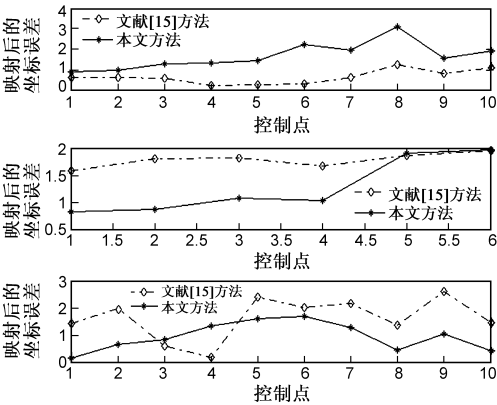


图6 映射后控制点间的误差曲线

对于第一组简单场景的测试图像,文献[15]方法配准精度较高,80%的控制点的映射误差均在一个像素以内, RMSE 为 0.73;本文算法计算的控制点映射误差相对略高,第 8 个控制点出现了较大的映射误差, RMSE 为 1.28.出现这种实验结果的主要原因在于该场景的红外与可见光图像背景结构特征显著、噪声干扰少,非常适合文献[15]算法的要求.由于测试图像中线段的方向信息比较单一,因此本文算法在第一步参数估计中出现了一定的偏差,使算法的配准精度受到影响.

对于含有烟雾干扰的场景二测试图像,本文方法的配准精度较高, RMSE = 1.09,而文献[15]方法的配准误差为 1.79.在控制点的映射误差方面,本文方法有 4 个控制点的映射误差在一个像素左右,而文献[15]方法 6 个控制点的误差均在 1.5 以上.由于烟雾的干扰,文献[15]算法所需的关联结构大幅减少,而不一致的干扰结构大量增加,因此导致了算法配准精度的降低.相比之下,本文算法在大量干扰噪声下取得较高的配准精度,这主要得益于该场景测试图像中较丰富的线段方

向及位置分布信息。

对于复杂的场景三测试图像,本文算法的配准精度较高, $RMSE = 1.37$, 各个检验点的映射误差值也保持在两个像素以内,而文献[15]方法的 $RMSE$ 为 1.71, 一半的控制点映射误差大于或等于 2。文献[15]出现这种结果的主要原因在于图像背景复杂、含有大量的噪声干扰,该算法在提取的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。而本文则受这些因素的影响较小,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对比结果来看,当同一场景的红外图像和可见光图像间包含丰富的关联线段方向及位置信息时,本文算法能够有效实现图像间的配准,且具有较高的配准精度。此外,本文算法比文献[15]算法的计算效率更高,主要原因在于:文献[15]的方法直接在 6 维空间中搜索目标函数的最优解,为了避免算法陷入局部最优,必须增加遗传算法的种群数目、个体数目和进化次数,这必然会增加计算开销;而本文算法将问题进行了分解简化,将一个 6 维参数空间内的组合优化问题分解为两个 3 维空间中的参数寻优问题。这样,本文算法不仅所需的个体数和进化代数较少,而且更不易陷入局部最优。

7 结束语

本文提出了一种基于参数分步估计的红外与可见光图像自动配准算法。文章的贡献主要有:(1)提出了一种红外与可见光图像配准的参数分步估计框架,将复杂的仿射模型参数估计问题分解为两个简单问题的组合,并采用全局寻优(SGA 算法)和局部求精(Powell 算法)相结合的混合优化策略,提高了算法的全局寻优能力和计算精度;(2)在第一步参数估计中,基于线段方向间的一致性约束,构造了度量方向匹配的目标函数;(3)在第二步参数估计中,将线段间的对齐度公式化为一个参数组合优化问题。

实验选用了三组典型的场景测试图像。从实验结果可知,当同一场景的红外图像和可见光图像中包含丰富的线段及方向信息时,本文算法能够有效实现图像间的配准,且具有较高的配准精度。需要指出的是,由于本文算法在两步参数估计中分别使用了图像中线段的方向分布和位置分布信息(在第一步参数估计中至少需要 3 种不同的关联线段方向,在第二步中基于线段间对齐度构建目标函数),因此当图像中关联线段数量稀少或方向缺乏多样性时,本文算法的配准精度将降低甚至失效。为了解决这个问题,接下来将研究如何利用线段间的交点构建虚拟线段,并将虚拟线段及其

方向信息融入参数估计之中。

参考文献

- [1] Das S, Zhang Y. Color night vision for navigation and surveillance[J]. Transportation Research Record, 2000, 1708(1): 40 – 46.
- [2] 李露, 蒋宏, 任章. 红外与可见光复合寻的制导中的快速图像配准方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2009, 30(2): 228 – 232.
LI Lu, JIANG Hong, REN Zhang. A fast image registration algorithm for compound IR/visible light homing guidance[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2009, 30(2): 228 – 232. (in Chinese)
- [3] 李光鑫, 徐抒岩, 董吉洪. 结构优化型颜色传递融合方法[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 213 – 218.
LI Guang-xin, XU Shu-yan, DONG Ji-hong. Architecture optimized version color transfer based fusion method[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(1): 213 – 218. (in Chinese)
- [4] Loza A, Mihaylova L, Bull D, Canagarajah N. Structural similarity-based object tracking in multimodality surveillance videos[J]. Machine Vision and Applications, 2009, 20(2): 71 – 83.
- [5] Stone H S, Wolpov R. Blind cross-spectral image registration using prefiltering and Fourier-based translation detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(3): 637 – 650.
- [6] Kern J P, Pattichis M S. Robust multispectral image registration using mutual-information models[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(5): 1494 – 1505.
- [7] Kim Y S, Lee J H, Ra J B. Multi-sensor image registration based on intensity and edge orientation information[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(11): 3356 – 3365.
- [8] 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[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(4): 347 – 350.
- [9] Hrkac T, Kalafatic Z, Krapac J. Infrared-visual image registration based on corners and hausdorff distance[A]. Proc of SCI-A. 07, Lecture Notes in Computer Sciences[C]. Berlin: Springer-Verlag, 2007. 383 – 392.
- [10] 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.
GAO Feng, WEN Gong-jian, LU Jin-jian. 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)
- [11] 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 Xing-gang, LIU Dai-zhi. A multi-sensor image registration algorithm based on structure feature edges[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(3): 251 – 257. (in Chinese)

- [12] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. A contour-based approach to multisensor image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(3): 320 – 334.
- [13] Coiras E, Santamaría J, Miravet C. A segment-based registration technique for visual-infrared images[J]. Optical Engineering, 2000, 39(01): 282 – 289.
- [14] Keller Y, Averbuch A. Multisensor image registration via implicit similarity[J]. 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[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(7): 1839 – 1847.
- [16] 凌志刚, 梁彦, 程咏梅, 潘泉, 沈贺. 一种稳健的多源遥感图像特征配准方法[J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2892 – 2897.
LING Zhi-gang, LIANG Yan, CHENG Yong-mei, PAN Quan, SHEN He. A robust multi-source remote-sensing image registration method based on feature matching[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2892 – 2897. (in Chinese)
- [17] Khatib W, Fleming P. The stud GA: A mini-revolution[A]. Proceedings of the 5th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature[C]. London: Springer-Verlag, 1998. 683 – 691.
- [18] Powell M J D. Nonlinear Optimization[M]. London: Academic Press, 1982.
- [19] Shekhar C, Govindu V, Chellappa R. Multisensor image registration by feature consensus[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(1): 39 – 52.
- [20] Gioi R G V, Jakubowicz J, Morel J M, Randall G. LSD: A fast line segment detector with a false detection control[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(4): 722 – 732.
- [21] Chan Chi-ho. Matching Patterns of Line Segments Using Affine Invariant Features[D]. Hong Kong: University of Hong Kong, 2005.
- [22] Simon D. Biogeography-based optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(6): 702 – 713.
- [23] David D. Registered Visible and IR Surveillance Images [EB/OL]. <http://www.imagefusion.org/images/octec2>, 2011 – 10 – 20.

作者简介



康 茜 男, 1983 年生于河南漯河. 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.

E-mail: nudtlarry@gmail.com



李国辉 男, 1963 年生于湖南永州. 国防科学技术大学信息系统与管理学院教授, 博士生导师. 主要研究方向为数字媒体信息智能处理与集成.

E-mail: guohli@gfkd.edu.cn



张 军 女, 1975 年生于湖南邵阳. 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@gfkd.edu.cn



涂 丹 男, 1971 年生于湖南常德. 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@gfkd.edu.cn