光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021062501

结合滚动引导滤波和相位信息的红外与可见光图像配准

占祥慧[1,2]，徐智勇[1*]，张建林[1]

（1. 中国科学院光电技术研究所，成都 610209；2. 中国科学院大学，北京 100049）

摘　要： 针对红外与可见光图像尺度差异大、图像较模糊，且图像中可提取的特征点数量不足以及特征分布不均匀易导致现有配准算法失效的情况，提出一种结合滚动引导滤波和相位信息的红外与可见光图像配准方法。利用滚动引导滤波构建尺度空间，在不增加耗时的前提下尽可能保持图像边缘信息；提出一种改进的 Shitomasi 角点检测算法，提取具有尺度不变性且分布均匀的强角点；在特征描述阶段，给出一种新的加权函数进行频率扩展，以得到更显著的相位一致性信息，实现更准确的图像特征描述。实验结果表明，该配准方法对存在 9 倍尺度差异的红外与可见光图像仍能实现准确配准，且对多组图像对的配准 RMSE 误差均保持在 2 像素之内。

关键词： 红外与可见光图像配准；滚动引导滤波；改进 Shitomasi 角点检测算法；相位一致性

中图分类号： TP391　**文章编号：** 1001－5868(2021)05－0726－07

Infrared and Visible Images Registration Using Rolling Guided Filter and Phase Information

ZHAN Xianghui[1,2], XU Zhiyong[1], ZHANG Jianlin[1]

（1. The Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, CHN;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, CHN）

Abstract: Due to the scale as well as the resolution between infrared and visible images are quite different, the number of images feature points is insufficient and their distribution is nonuniform, which makes the existing algorithm usually fail to register the two heterotopic images, thus an improved registration algorithm is proposed by using rolling guided filter and phase information. Firstly, the rolling guidance filter is used to construct the scale space, so as to keep the image edge information as much as possible without increasing the time consumption. Then an improved Shitomasi algorithm was proposed, which extracts strong corner points with scale invariance and uniform distribution. In the stage of feature description, a new weighted function was given to spread the frequency to obtain more significant phase congruency and it's more accurate for the feature description of blurred images. The experimental results show that the registration method can still achieve accurate registration for infrared and visible images with 9-fold scale difference, and the RMSE of the multiple image pairs remains within 2-pixel error.

Key words: infrared and visible image registration; rolling guidance filter; improved Shitomasi algorithm; phase congruency

0　引言

图像配准是将来自相同或不同传感器的同一目标的两幅或者两幅以上的图像变换到同一坐标系下，实现图像中相同部分对应点空间位置上的对准[1]，图像配准是实现图像融合、图像拼接及目标检测等的前提和重要基础。

图像配准技术发展到现在，大致可分为基于区域和基于特征的两大类配准方法。在这些方法中，基于特征点的方法由于运算速度快、配准精度高而

收稿日期：2021－06－25.

*通信作者：徐智勇

被广泛应用[2]。其中，经典的 SIFT 算法[3]提取的特征点在旋转、尺度上均具有不变性，但 SIFT 算法直接利用了图像的灰度信息，不适用于灰度差异大的红外与可见光图像配准。为解决此问题，很多研究者针对 SIFT 算法进行了改进。Li 等[4]提出 R-SIFT(Robust Sift)算法，对每个像素的梯度方向都进行细化，同时对各特征点分配多个主方向，此方法一定程度上提高了特征描述的准确性，但提取出的特征点数量仍然较少；文献[5]使用各向异性扩散滤波建立尺度空间，可以克服高斯滤波造成边缘模糊的缺点，但算法复杂度较高，计算耗时长。Wen 等提出 PSO-SIFT 算法[6]，利用一种计算图像像素梯度的新方法，可以解决遥感图像间的强度非线性问题，而对分辨率较低、图像灰度差异更大的红外和可见光图像配准算法会失效。

在图像尺度差异大、图像分辨率也存在较大差异导致配准难度提高的情况下，对现有方法失效原因分析如下：首先，SIFT 及其改进算法是利用高斯滤波构造尺度空间，但高斯平滑造成图像边缘弱化，丢失细节信息，进而影响较低分辨率图像的特征点提取；其次，现有方法大多是直接或间接利用图像的梯度信息构建特征描述符，对红外和可见光图像而言，两种图像间的大灰度差异使得这种描述方式不够准确，进而导致错误的匹配结果。

针对上述问题本文提出利用滚动引导滤波[7]构建尺度空间，并提出了一种改进的 Shitomasi[8]角点检测算法，对信息丰富的图像子区域进行自适应非极大值抑制实现自动控制图像各区域的特征点数量，从而得到具有尺度不变性且分布均匀的特征点。通过对原始的相位一致性模型[9]进行改进，构建更准确的特征描述符。本文解决了对于尺寸小且较模糊的图像能提取到的特征点数量少、特征点的描述不够准确、正确匹配对较少等问题，提高了配准算法的鲁棒性。

1　论文算法

1.1　利用滚动引导滤波构造尺度空间

现有的基于特征点的配准算法，为保证算法的尺度不变性，大多是利用高斯滤波构建尺度空间图像，而高斯滤波是一种线性加权平均滤波，所以由其得到的尺度空间图像边缘被弱化，导致图像细节信息丢失。另一种常用的方法是利用非线性扩散滤波建立尺度空间，该方法可依图像区域自动选择扩散系数，保留了图像的边缘信息，但此方法计算复杂，消耗时间长。2014 年 Zhang 等[7]提出的滚动引导滤波是一种边缘保持滤波器，它在滤除图像部分噪声的同时可保持图像的大尺度结构信息且耗时较少。因此，本文选用滚动引导滤波来获取尺度空间图像，保证对于尺寸小且较模糊的图像仍能提取到合理的特征点数量。

1.1.1　滚动引导滤波原理

首先，利用高斯滤波使图像的小尺度结构被平滑，得到平滑后的图像 J_1。

其次，将 J_1 作为引导图像，原图像 I 作为输入图像，经联合双边滤波得到 J_2，再将 J_2 作为新的引导图像，输入图像仍为原图像 I。不断迭代此过程，在此过程中，小尺度结构被平滑，大尺度结构一定程度上被保存。其计算公式为

$$J(m)=\frac{1}{K_m}\sum_{n\in R(m)}\exp\left(-\frac{|m-n|^2}{2\sigma_s^2}\right)\cdot \exp\left(-\frac{|G(m)-G(n)|^2}{2\sigma_r^2}\right)\cdot I(n) \tag{1}$$

式中，$K_m=\sum_{n\in R(m)}\exp\left(-\frac{|m-n|^2}{2\sigma_s^2}\right)$ 是正则化参数，m，n 代表图像中不同像素点位置，I 为输入图像，$R(m)$表示点 m 周围邻域像素的集合，$G(m)$表示图像经高斯滤波后的结果，σ_s 是高斯滤波器的标准差，σ_r 控制灰度差范围权重，σ_s 和 σ_r 二者的取值小，则保留的图像细节信息多。

1.1.2　利用滚动引导滤波构造尺度空间图像

尺度空间设置为 O 组，S 层，以与 sift 算法类似的金字塔形式构建尺度空间：同组的图像尺寸相同，下一组图像比当前组尺寸缩小一半。每组第 n 层图像的尺度参数定义为

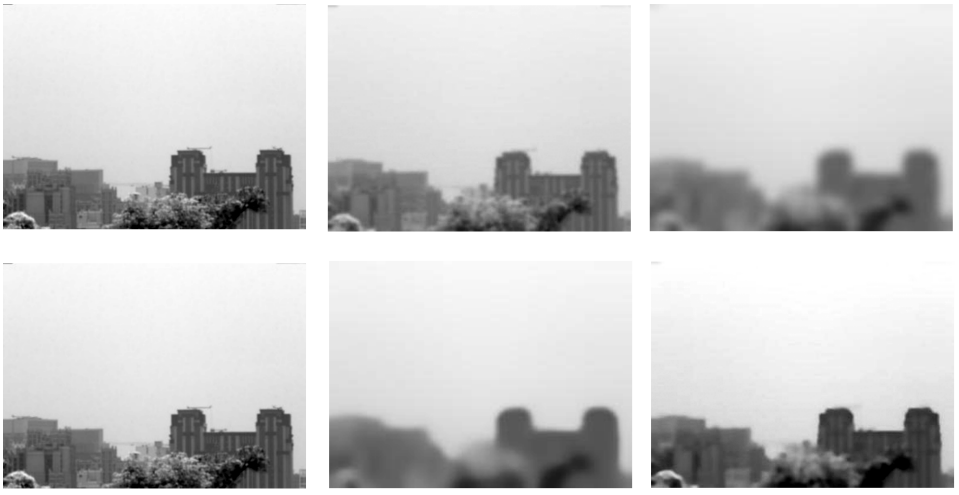
$$\sigma_n=\sigma_0 2^{\frac{n}{S}},n\in[0,S-1] \tag{2}$$

其中，σ_0 代表尺度空间的初始尺度值。

根据如下迭代公式构建尺度空间：

$$J^{t+1}(m)=\frac{1}{K_m}\sum_{n\in R(m)}\exp\left(-\frac{|m-n|^2}{2\sigma_n^2}\right)\cdot \exp\left(-\frac{|J^t(m)-J^t(n)|^2}{2\sigma_r^2}\right)\cdot I(n) \tag{3}$$

图 1 展示了不同组不同层数下高斯滤波与滚动引导滤波尺度空间对比，可以看出随着组数层数的增加，高斯尺度空间图像大小边缘均被模糊，而滚动引导滤波尺度空间图像的强纹理信息得到保持。



(a) $i=1,j=1$ (b) $i=2,j=3$ (c) $i=3,j=5$

图 1 高斯尺度空间(上)和滚动引导滤波尺度空间(下)不同组不同层下图像对比

1.2 改进的 Shitomasi 角点检测算法

对于存在尺度差异的图像间配准,经典的特征检测算法为 SIFT,SURF 算法等,直接利用这类算法对尺寸较小、分辨率较低的红外图像提取出的特征点数量过少,会影响后续的特征匹配,导致配准失败,针对此问题,本文结合 Shitomasi 算法,提出了一种新的多尺度角点检测算法。Shitomasi 算法对 Harris 算法[10]的角点响应函数进行了改进,认为某像素点处至少有两个方向的边缘交叉在一起,该点才可以被确定为角点,这种判别方法得到的角点更显著,也更具稳定性。然而,与 Harris 算法类似,Shitomasi 算法同样不具备尺度不变性,当成像系统中的红外与可见光传感器的焦距差别较大,造成系统获得的红外与可见光图像间存在较大的尺度变换时,要求配准过程中提取的特征点或角点应具有尺度不变性,因此为 Shitomasi 算法加上尺度特性。本文的多尺度角点检测算法具体过程如下:

首先在原 Shitomasi 算法中加入尺度特性,新的角点响应函数的求解如式(4)~(7),以点(x,y)处为窗口中心,窗口分别向 x、y 方向移动 u 和 v 的位移时,灰度变化量 $E(u,v)=[u,v]\boldsymbol{M}\begin{bmatrix}u\\v\end{bmatrix}$ 中二阶矩 $\boldsymbol{M}$ 计算公式改为

$$\boldsymbol{M}(p,\sigma_i)=\sum_{(x,y)}\sigma_i^2 g_i\times\begin{bmatrix}(L_x^i)^2 & L_x^i\cdot L_y^i\\ L_x^i\cdot L_y^i & (L_y^i)^2\end{bmatrix} \tag{4}$$

其中,p 表示像素点位置,σ_i 表示尺度信息,g_i 表示标准差是$\sqrt{2}\sigma_i$ 的二维高斯函数,L_x^i 和 L_y^i 分别是迭代引导滤波尺度空间图像在水平及竖直方向的梯度。接下来可得矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的行列式 D 和迹 T:

$$D=\det(\boldsymbol{M})=\sigma_i^4 g_i^2((L_x^i)^2\cdot(L_y^i)^2-(L_x^iL_y^i)^2)^2 \tag{5}$$

$$T=\mathrm{trace}(\boldsymbol{M})=(L_x^i)^2+(L_y^i)^2 \tag{6}$$

新的角点响应函数 $R(p,\sigma_n)$ 为

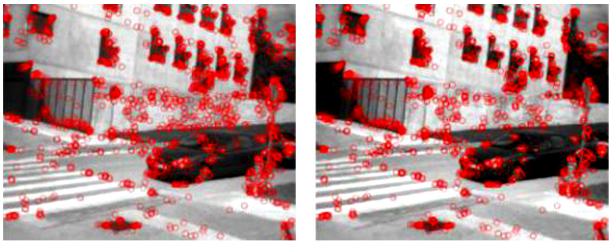
$$R(p,\sigma_n)=\frac{T}{2}-\sqrt{\frac{T^2}{4}-D} \tag{7}$$

为了获得更精确的强角点坐标,在上述得到的角点位置(x_0,y_0)处进行二阶泰勒展开:

$$f(x,y)=f(x_0,y_0)+\hat{X}f'(x_0,y_0)+\frac{1}{2}\hat{X}^{\mathrm{T}}f''(x_0,y_0)\hat{X} \tag{8}$$

其中,$\hat{X}$ 为(x,y)到(x_0,y_0)的偏移量,$f'(x_0,y_0)$和 $f''(x_0,y_0)$分别为 $f(x,y)$在(x_0,y_0)处的一阶及二阶偏导数,对式(8)求导得极值点位置,即最终的多尺度强角点提取结果。然而对于尺度大且清晰度高的可见光图像而言,从中可提取到的角点数量要远多于小尺寸的模糊红外图像,事实上这些点在红外图像中没有其对应点,反而造成特征描述和特征匹配阶段的耗时,因此本文提出分区域自适应非极大值抑制方法:首先对大尺寸可见光图像利用本文提出的多尺度 Shitomasi 算法进行角点检测后,将图像分为 $m\times n$ 的子区域(m,n 取值由具体图像信息分布情况决定,本实验中 m 取值为 5,n 取值为 4);然后统计各个子区域内的角点数量,得这些子区域内角点数量的均值,对角点数大于该均值的子区域进行自适应非极大值抑制[12];最后得到合理数量、具有尺度不变性且分布均匀的强角点。

如图 2(a)为可见光图像的多尺度 Shitomasi 角点检测效果图，由于 Shitomasi 角点检测算法通过设置全局阈值来定位角点，导致提取的角点分布不均匀，特征聚集。图 2(b)为多尺度 Shitomasi 算法结合分区域自适应非极大值抑制(Adaptive Non-Maximal Suppression，ANMS)的角点检测效果图，表明该方法剔除了部分无效点，可获得空间分布更均匀的角点。



(a)　多尺度 Shitomasi 角点图　　(b)　结合分区域 ANMS 处理结果

图 2　两种方法的特征提取结果对比

1.3　利用改进相位一致性模型进行特征描述

目前已有的特征描述子如 SIFT，GLOH 和 FREAK 等多是利用图像的梯度信息进行特征描述[2]，但这些方法对红外与可见光图像间显著的非线性灰度差异很敏感。生物学实验及 Oppenheim 的图像实验[11]证明图像的相位信息比幅度信息更重要，因此本文利用图像的相位信息来构建特征描述符，其中 Kovesi 的相位一致性算法因具有不受亮度和图像对比度影响的优点而广受关注。然而，对于红外图像较模糊的情况，利用传统的相位一致性(Phase Congruency，PC)模型可能对图像边缘特征的定位不够准确。本文对传统的 PC 模型进行改进，构造更敏感的频率扩展加权函数，使得在滤波器响应扩展较窄的位置对相位一致性值的贡献减小，而在滤波器响应扩展较宽的位置对相位一致性值的贡献增加。

传统的 PC 模型计算公式为

$$pc(x,y)=\frac{\sum_{n}\sum_{o}W_o(x,y)\lfloor a_{no}(x,y)\Delta\varphi_{no}(x,y)-T\rfloor}{\varepsilon+\sum_{n}\sum_{o}a_{no}(x,y)} \tag{9}$$

其中，$W_o(x,y)$是加权函数，控制边缘点傅里叶分量的幅度越大，则对相位一致性值的贡献越大；$a_{no}(x,y)$为点(x,y)经 Log Gabor 滤波器滤波后在尺度 n、方向 o 处的响应幅值；$\Delta\varphi_{no}(x,y)$为相位偏差函数，T 是噪声阈值，ε 是一个很小的常数，以防止分母为 0，$\lfloor\ \rfloor$表示如果符号内的值为正时等于自身，其他情况下等于 0。

原始加权函数 $W_o(x,y)$的计算公式为

$$W(x,y)=\frac{1}{1+e^{g(a-s(x,y))}} \tag{10}$$

式中，$s(x,y)$是滤波器的响应扩展值，a 是响应扩展的临界值，响应扩展值小于 a 的位置 pc 值将受到惩罚，g 是控制临界值锐利度的增益因子。为了更准确地对模糊图像的边缘定位，本文给出一个更敏感的频率扩展加权函数，定义如下：

$$W(x,y)=\frac{2^{n(s(x,y)-a)}}{1+e^{g(a-s(x,y))}} \tag{11}$$

其中，n 取值为 0.5～0.8 的常数。此时当(x,y)位置处滤波器的响应扩展值小于临界值 a 时，对该位置处 pc 值的惩罚比原始加权函数更大，从而在频率扩展较低的地方减少虚假响应。相应地，当滤波器响应扩展值大于 a 时，该位置对 pc 值的贡献比原始加权函数更大，进而锐化图像的局部特征。

图 3 给出了原始 PC 模型和本文改进的 PC 模型得到的相位一致性幅度对比图。可以发现，改进后的 PC 模型求得的相位一致性幅度图其局部特征更锐化且虚假响应更少，表明通过对加权函数的改进，可达到对图像边缘定位更准确的目的。



(a) 可见光图像　　(b) 原始 PC 模型幅度图　　(c) 改进 PC 模型幅度图

图 3　原始 PC 模型与本文改进 PC 模型的相位一致性幅度对比图

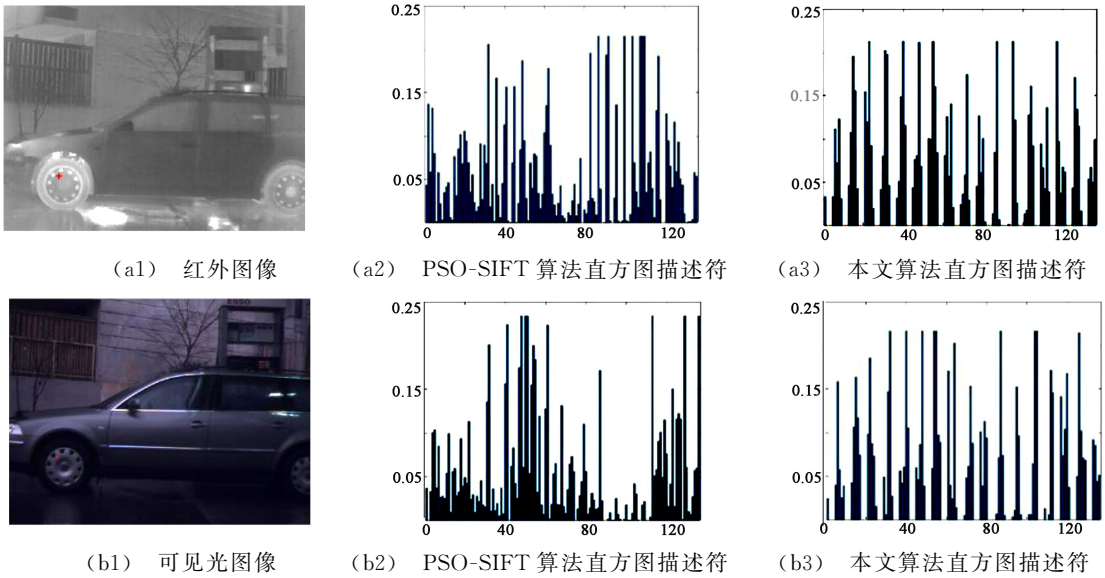
因此本文利用改进的 PC 模型得到的相位一致性幅度图来构建描述符可使得对特征点的描述更加准确，从而增加正确匹配的概率，提高配准精度。

图 4 为在红外和可见光图像同一特征点处分别

利用论文算法和 PSO-SIFT 算法构建的直方图描述符对比图，其中图 4(a1)在红外图像中标出了该特征点位置，图 4(a2)到 4(a3)是两种算法在该特征点处的直方图描述符(直方图横坐标代表描述符的维度是 136 维，纵坐标代表特征点领域在 8 个方向(0°～360°均匀划分为 8 个区间)上的梯度幅值累加值归一化后的结果(无量纲))。可以看出，本文算法对这两种异源图像构造的特征直方图比 PSO-SIFT 算法直方图相似性更强。为了进一步明确直方图之间的相似程度，本文采用巴氏系数(Bhattacharyya Coefficient，BC)来量化直方图间的重叠量，BC 值越大代表直方图间的重叠量越大。其计算公式如下：

$$BC = \sum_{j=1}^{n} \sqrt{D1_j \cdot D2_j} \tag{12}$$

其中，D_1，D_2 分别表示红外和可见光图像的 n 维直方图描述符。PSO-SIFT 算法直方图间 BC 值为 0.739 1，本文算法直方图间的 BC 值为 0.908 1，高于 PSO-SIFT 算法，表明本文算法构造的特征直方图描述符对低分辨率和复杂灰度差异具有更强的鲁棒性。



(a1) 红外图像 (a2) PSO-SIFT 算法直方图描述符 (a3) 本文算法直方图描述符

(b1) 可见光图像 (b2) PSO-SIFT 算法直方图描述符 (b3) 本文算法直方图描述符

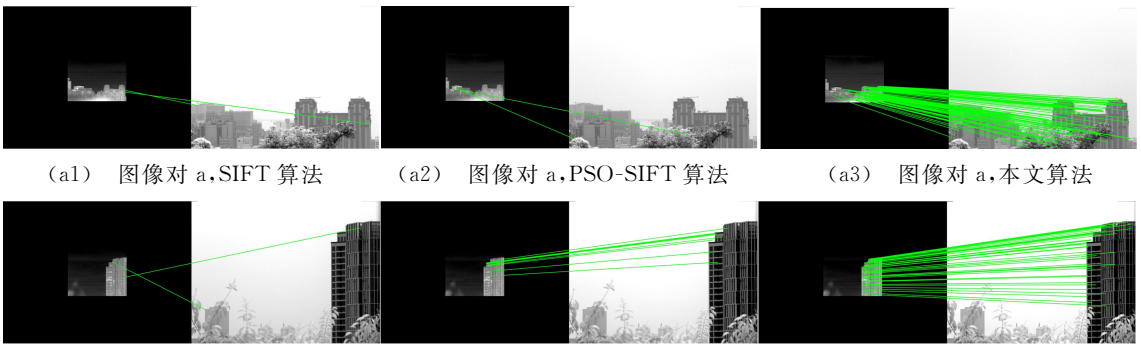
图 4 本文算法与 PSO-SIFT 算法对红外图像与可见光图像同一特征点处的直方图描述符对比图

2 实验结果及讨论

为了验证算法的有效性，分别选取一种经典的和一种主流的基于点特征的配准算法：SIFT 算法和 PSO-SIFT 算法进行对比实验，在五组红外与可见光图像数据集(图像尺寸信息见表 1)上进行了配准实验。图像对 a 和 b：图像存在较大的尺度差异，且两幅图像间分辨率也有较大差别，红外图像分辨率很低；图像对 c：存在尺度差异的公开数据集[12]；图像对 d：RGB-LWIR 数据集[13]，图像对 e：存在旋转变化的公开数据集[14]，各图像对匹配结果如图 5 所示。

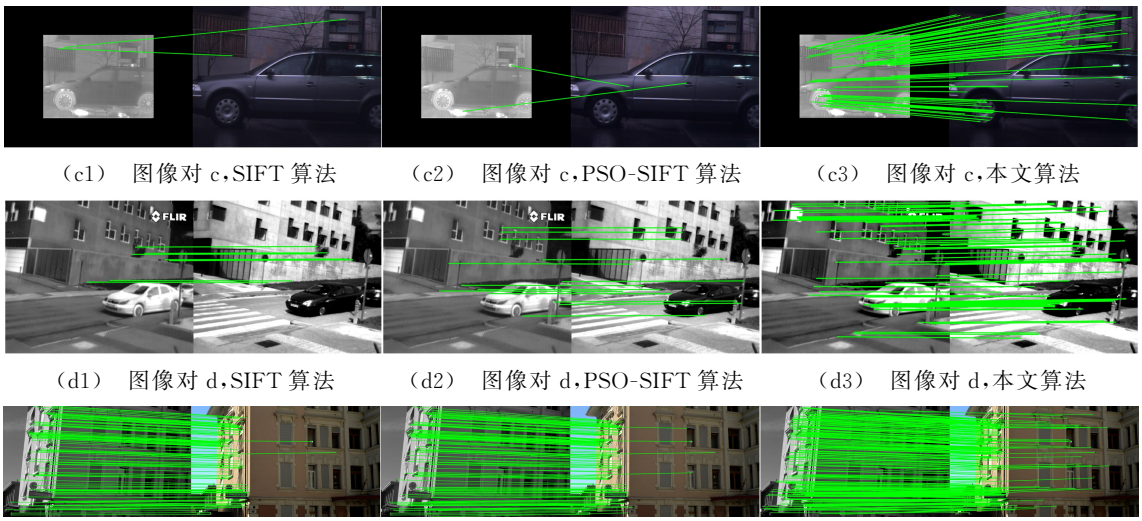
表 1 图像尺寸信息

图像对	图像对 a	图像对 b	图像对 c	图像对 d	图像对 e
红外图像尺寸	320×256	320×256	384×288	506×408	1 155×691
可见光图像尺寸	1 024×768	1 024×768	656×490	506×408	1 155×691



(a1) 图像对 a，SIFT 算法 (a2) 图像对 a，PSO-SIFT 算法 (a3) 图像对 a，本文算法

(b1) 图像对 b，SIFT 算法 (b2) 图像对 b，PSO-SIFT 算法 (b3) 图像对 b，本文算法



（c1） 图像对 c，SIFT 算法　（c2） 图像对 c，PSO-SIFT 算法　（c3） 图像对 c，本文算法

（d1） 图像对 d，SIFT 算法　（d2） 图像对 d，PSO-SIFT 算法　（d3） 图像对 d，本文算法

（e1） 图像对 e，SIFT 算法　（e2） 图像对 e，PSO-SIFT 算法　（e3） 图像对 e，本文算法

图 5　三种算法对五组图像对的匹配结果对比

由图 5 可得，SIFT 及 PSO-SIFT 算法对尺度差异大且红外图像较模糊的红外与可见光图像配准均失效，对于高质量的红外与可见光图像实现了成功配准，但得到的同名点对数量可能较少，而本文算法对各个场景的红外与可见光图像均可获得足够数量的同名匹配对，实现稳健配准。

本文算法及对比算法均在 Matlab R2017b 实验平台上实现。本文从正确匹配对、算法耗时及均方根误差三个方面展开比较来验证算法的性能，结果如表 2、表 3 所示（N 为正确匹配数，* 表示配准算法失效）。

由表 2 可得，对于尺度差异较大，或者红外图像的低频纹理信息较多即图像较为平滑的情况，SIFT 算法和 PSO-SIFT 算法通常会配准失败，对于质量较高的图像，SIFT 算法得到 7 个正确匹配对，PSO-SIFT 算法得到 13 对，略高于 SIFT 算法，而本文算法对上述几种类型图像均可得到超过 60 对正确匹配对，因为前两种算法利用高斯滤波器构造尺度空间会造成图像边缘信息细节损失，导致在图像中提取到的特征点数量不足，直接影响到后续图像配准，而滚动引导滤波可以保持图像边缘信息，且本文给出的结合 Shitomasi 算法的多尺度角点检测方法抗噪性能强、提取到的角点更稳定，同时利用改进的相位一致性模型构建描述符又保证了特征描述的准确性，因此可得更多的正确匹配对。然而，提取到更多特征点意味着特征匹配会消耗更多的时间，本文算法相比起 SIFT 算法和 PSO-SIFT 算法更耗时，主要体现在特征匹配上。

选用均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE，单位为像素）来比较算法的配准精度。均方根误差是配准算法计算得到的对应点和真实对应点间的坐标位置误差，其值越小表示配准精度越大，各算法对五组图像的均方根误差如表 3 所示。可以看出，本文算法在得到更多正确匹配对，即保证算法鲁棒性的同时，均方根误差也小于其他两种对比算法，对图像较模糊、存在尺度变化、分辨率差异及旋转变化等多种场景的红外和可见光图像对，配准的 RMSE 误差均在 2 像素之内。

表 2　各算法的正确匹配对数及耗时结果

算法	图像对 a		图像对 b		图像对 c		图像对 d		图像对 e	
	N	时间/s	N	时间/s	N	时间/s	N	时间/s	N	时间/s
SIFT	*	*	*	*	*	*	7	18.94	110	26.76
PSO-SIFT	*	*	9	25.34	*	*	13	25.10	135	30.58
本文算法	72	43.92	63	40.81	78	30.85	68	38.07	272	49.61

表 3　各算法对五组图像的均方根误差

算法	图像对 a	图像对 b	图像对 c	图像对 d	图像对 e
SIFT	*	*	*	1.479	1.763
PSO-SIFT	*	1.754	*	1.272	1.457
本文算法	1.312	1.248	1.146	0.936	1.011

3　结论

红外和可见光图像尺度差异大且分辨率较低，图像模糊，现有方法对这两种图像的配准性能差，针对该问题，本文提出了一种可实现低分辨率红外与可见光图像配准的新方法。首先将滚动引导滤波和改进的多尺度 Shitomasi 角点检测算法相结合，确保无论在尺寸小且分辨率低的模糊图像，还是在大尺度清晰图像中，均可得到合理数量的特征点。其

次，考虑到红外与可见光图像间结构信息更相似，对传统 PC 模型进行改进以获得更敏感的频率扩展加权函数，利用改进的 PC 模型得到更准确的特征描述。实验结果显示，本文算法对多种场景的图像均可获得更多正确匹配对，并具有较高的配准精度，算法的鲁棒性更强。

参考文献：

[1] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: A survey [J]. Image & Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000.

[2] 张锐娟，张建奇，杨 翠. 基于 SURF 的图像配准方法研究[J]. 红外与激光工程，2009，38(1)：160-165.
Zhang Ruijuan, Zhang Jianqi, Yang Cui. Image registration approach based on SURF[J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(1): 160-165.

[3] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. Inter. J. of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[4] Li Q, Wang G, Liu J, et al. Robust scale-invariant feature matching for remote sensing image registration[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Lett., 2009, 6(2): 287-291.

[5] Alcantarilla P F, Bartoli A, Davison A J. KAZE features [C]// Proc. of European Conf. on Computer Vision (ECCV), 2012.

[6] Ma W, Wen Z, Wu Y, et al. Remote sensing image registration with modified SIFT and enhanced feature matching [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2016, 14(1): 3-7.

[7] Zhang Q, Shen X, Xu L, et al. Rolling guidance filter[C]// Proc. of European Conf. on Computer Vision, 2014: 815-830.

[8] Shi J. Good feature to track[C]// IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1994.

[9] Kovesi P. Image features from phase congruency[J]. J. of Computer Vision Research, 1999, 1(3): 2-27.

[10] Harris C G, Stephens M J. A combined corner and edge detector[C]// Proc. of Alvey Vision Conf., 1988: 147-152.

[11] 刁麓弘. 图像处理中的相位信息研究与应用[D]. 北京：中国科学院计算技术研究所，2007.
Diao Luhong. Research and application of phase information in image processing [D]. Beijing: Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, 2007.

[12] Han J, Pauwels E, Zeeuw P D. Visible and infrared image registration employing line-based geometric analysis[C]// Proc. of Inter. Conf. on Computational Intelligence for Multimedia Understanding, 2012: 114-125.

[13] Cristhian A, Angel S, Ricardo T. LGHD: A feature descriptor for matching across non-linear intensity variations [C]// Proc. of the 2015 IEEE Inter. Conf. on Image Processing (ICIP), 2015: 178-181.

[14] Jiang Xingyu, Ma Jiayi, Xiao Guobao, et al. A review of multimodal image matching: Methods and applications[C]// Information Fusion, 2021, 73: 22-71.

作者简介：

占祥慧(1995－)，女，硕士研究生，主要研究方向为图像配准；

徐智勇(1970－)，男，硕士，研究员，主要从事数字图像处理方面的研究。

(上接第 725 页)

[17] 张长城，杨德贵，王宏强. 红外图像中弱小目标检测前跟踪算法研究综述[J]. 激光与红外，2007，37(2)：104-107.
Zhang Changcheng, Yang Degui, Wang Hongqiang. Algorithm surveys for dim targets track-before-detect in infrared image [J]. Laser & Infrared, 2007, 37(2): 104-107.

[18] 房陈岩，黄小仙，尹达一. 氙灯积分球光源起伏对紫外系统定标影响[J]. 光电工程，2016，43(9)：20-25.
Fang Chenyan, Huang Xiaoxian, Yin Dayi. The influence of light source's fluctuation of xenon lamp integrating sphere on ultraviolet system calibration [J]. Opto-Electronic Engin., 2016, 43(9): 20-25.

[19] 张元涛，柴孟阳，孙德新，等. 全局快门 sCMOS 图像传感器数字 TDI 微光成像技术[J]. 光学学报，2018，38(9)：144-151.
Zhang Yuantao, Chai Mengyang, Sun Dexin, et al. Digital TDI technology based on global shutter sCMOS image sensor for low-light-level imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(9): 144-151.

作者简介：

王佳怡(1997－)，女，硕士研究生，主要研究方向为 CMOS 探测器成像技术；

尹达一(1976－)，男，博士，研究员，博士生导师，主要从事空间紫外成像和光谱技术、空间光电遥感精密机械和自动控制、空间高精度稳像控制技术等方面的研究。