光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2020.04.023

基于 ROI 的高精度红外全景拼接算法研究

代少升*，姚　俐

（重庆邮电大学 通信与信息工程学院，重庆 400065）

摘　要： 针对红外图像空间分辨率低、视场窄，导致图像配准率低、实时性差的问题，提出一种基于感兴趣区域(ROI)的高精度红外全景拼接算法。该算法首先根据两张相邻图像的近似位置关系，求取图像间的 ROI；接着，在 ROI 窗口中提取尺度不变特征变换(SIFT)特征点并将其作为运动目标，结合 KLT(Kanade-Lucas-Tomasi)实时跟踪算法确定待配准图像中特征点的位置信息并进行匹配；然后采用随机采样一致性(RANSAC)算法剔除误匹配点对；最后利用像素级融合法消除拼接痕迹，合成一幅分辨率稳定、视场宽的红外全景图像。经实验验证，该算法与传统 SIFT 算法相比，配准率提高了 3.491%，运行时间约提高了 50%，能够准确、有效地实现多帧红外图像的无缝拼接。

关键词： 红外全景图像；图像配准；ROI；KLT 算法；图像融合

中图分类号： TP751　**文章编号：** 1001－5868(2020)04－0572－06

Research on The method of Infrared Panoramic Image Mosaic Based on ROI

DAI Shaosheng，YAO Li

（College of Communication and Information Engineering，Chongqing University of Posts and Telecommunications，Chongqing 400065，CHN）

Abstract： Aiming at the problems of low spatial resolution and narrow field of view of infrared images，which leads to low image registration rate and poor real-time performance，an infrared panoramic mosaic algorithm based on the region of interest (ROI) of image is proposed. The method is built to run as follows：firstly，the ROI of the two adjacent infrared images is calculated according to their position relationship. Then，the SIFT feature points are extracted in the ROI and used as moving targets，thus the feature points in the infrared image to be registered are determined by combining the KLT tracking algorithm. Secondly，the RANSAC algorithm is used to eliminate mismatches. Finally，the pixel level fusion method is used to eliminate the stitching traces and an infrared panoramic image with stable resolution and wide field of view is synthesized. The experimental results show that compared with the traditional SIFT algorithm，the registration rate and the running time of the proposed algorithm is improved by 3.491% and nearly 50%，respectively，which can realize the seamless splicing of multi-frame infrared images accurately and effectively.

Key words： infrared panoramic image；image registration；ROI；KLT algorithm；image fusion

0　引言

红外成像技术因具有穿透烟雾、抗干扰以及良好的伪装识别能力，能够在恶劣环境下全天候工作，因此，它被应用于夜视侦查、导航、安防监控、医学图像合成等各个领域。但对于需要红外图像分辨率高、视场宽的应用场景，目前大多数红外成像设备无法达到要求，需要借助图像拼接软件完成。现有的

收稿日期：2020－03－21.

基金项目： 国家自然科学基金项目(61671094).

* **通信作者：**代少升　**E-mail：** daiss@cqupt.edu.cn

图像拼接方法主要有三种：基于灰度信息的方法、基于频域相关的方法以及基于特征相关的方法。其中，基于特征相关的图像拼接方法因具有良好的鲁棒性而受到广泛关注，比较成熟的点特征算子有：Harris，SIFT，SURF，FAST 等[1]。SIFT，即尺度不变特征变换算法，是由 Lowe 在 1999 年提出并在 2004 年对其进行完善的，该方法最后生成的局部特征算子不仅在图像的旋转、尺度缩放等方面具有很好的鲁棒性，而且能够对噪声干扰、亮度及视角变化等保持较好的稳定性[2-3]。在图像拼接应用中，李玉峰等[4]提出了一种基于区域分块与 SIFT 相结合的图像拼接算法，提高了图像拼接速度。章雷等[5]提出了一种基于 SIFT 特征点构建近邻图结构和增加向量相似度约束条件的图像匹配方法，根据相关系数进行匹配点的筛选，完成精确匹配。祁曦[6]将 Harris 与 SIFT 特征点相结合，利用 K-means 聚类算法对特征点进行分类、画区域，通过在区域内构建三角网的方式完成精配准，该方法有效提高了配准精度和拼接效率。

上述研究大多数是针对可见光图像的拼接。由于成像方式不同，红外图像相较于可见光图像具有分辨率低、灰度范围窄、信噪比低等缺点[7]。因此，对于红外图像拼接，传统的 SIFT 算法存在以下三个问题：红外图像误匹配点多；算法计算复杂，实时性差；由于拍摄角度、亮度等不同，拼接后的红外图像易出现拼接缝隙。为了解决上述问题，本文提出一种基于 ROI 的高精度红外全景拼接方法：首先根据相邻两张红外图像的近似位置关系求得图像间的 ROI 窗口；然后在 ROI 中提取第一张图像的 SIFT 特征点并将其作为运动目标，使用 KLT 光流追踪算法进行追踪匹配；最后使用像素级融合法消除拼接痕迹。

1　传统 SIFT 图像拼接方法

红外全景图像拼接技术主要包括图像采集、图像配准、图像融合 3 个步骤。基于点特征的图像配准包含特征点检测和特征匹配两个过程，图像配准是图像拼接过程中最重要的一步，直接决定图像拼接质量的好坏。传统 SIFT 图像配准流程如图 1 所示。

SIFT 特征点检测步骤如下：

(1)构造高斯尺度空间。将 $L(x,y,\sigma)$ 定义为 1 个图像的尺度空间，可以表示为原图像 $I(x,y)$ 与高斯滤波函数 $G(x,y,\sigma)$ 的卷积[8-9]，计算公式为

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)\otimes I(x,y) \tag{1}$$

$$G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{\frac{(x-m/2)^2+(y-n/2)^2}{2\sigma^2}} \tag{2}$$

式中，σ 是尺度空间的尺度大小，决定图像的模糊程度，m 和 n 是高斯模板的维度，$\otimes$ 表示卷积运算。

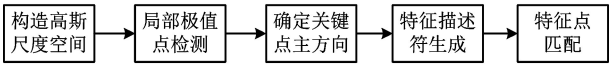
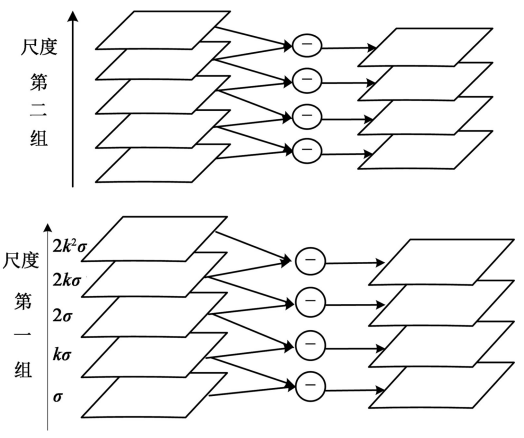


图 1　SIFT 图像配准流程图

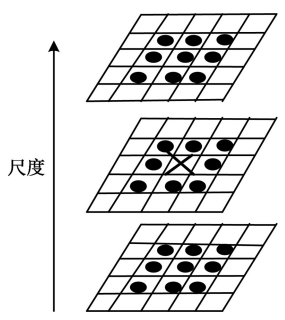
(2)局部极值点检测。在同一组尺度空间中，将相邻两层图像作高斯差分之后再与原图像进行卷积得到高斯差分尺度空间(Difference of Gaussian，DOG)，用 $D(x,y,\sigma)$ 表示。高斯金字塔尺度空间构建如图 2(a)所示，其具体计算公式为

$$D(x,y,\sigma)=(G(x,y,k\sigma)-G(x,y,\sigma))\otimes I(x,y)=L(x,y,k\sigma)-L(x,y,\sigma) \tag{3}$$

如图 2(b)所示，将 DOG 中每一个极值点与同层 8 个相邻点以及上下相邻两层对应的 $9\times2=18$ 个点进行比较，满足大于(或小于)26 个像元且在原图像 $I(x,y)$ 和 DOG 上都是极值点的才确定该点为稳定的特征点[10-11]。



(a)　尺度金字塔构建示意图



(b)　极值点比较示意图

图 2　高斯金字塔尺度空间构建及极值点比较示意图

(3)确定关键点主方向。通过计算特征点梯度与梯度直方图,使得特征描述向量在主方向上具有旋转不变性[12]。DOG 金字塔中关键点的梯度模值 $m(x,y)$与梯度方向 $\boldsymbol{\theta}$ 计算公式为

$$m(x,y)=\sqrt{(L(x+1,y)-L(x-1,y))^2+(L(x,y+1)-L(x,y-1))^2} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{\theta}(x,y)=\tan^{-1}\left(\frac{L(x,y+1)-L(x,y-1)}{L(x+1,y)-L(x-1,y)}\right) \tag{5}$$

式中,$L(x,y)$为特征点的尺度空间值。

(4)特征描述符生成。以特征点为中心,选取 8×8=64 的窗口,将子窗口再分割成 4×4=16 个,计算这 16 个小块上的 8 个方向向量,得到一个特征点为 16×8=128 维的特征描述符。具体生成过程如图 3 所示,其中小格子和箭头长度分别代表梯度方向和梯度幅值。

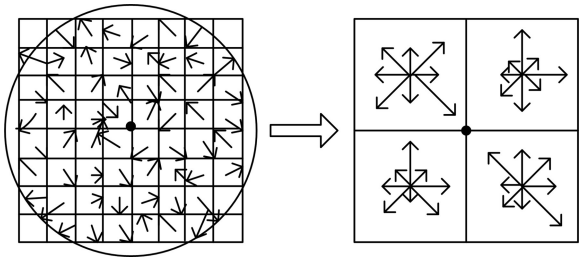
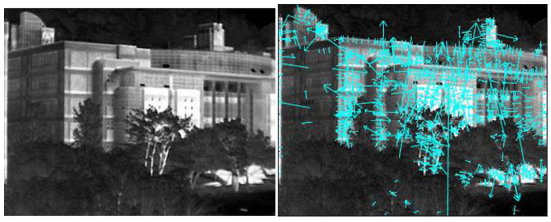


图 3 生成 SIFT 描述符

至此,每个特征点信息可以用$(x,y,\sigma,\boldsymbol{\theta})$表示,即$(x,y)$表示位置,$\sigma$ 表示尺度,$\boldsymbol{\theta}$ 表示主方向。SIFT 特征点的提取结果如图 4 所示。



(a) 原始红外图像 (b) SIFT 特征点提取结果

图 4 SIFT 特征点提取

2 基于 ROI 的高精度图像配准算法

针对红外图像配准存在误匹配点对较多、算法复杂度高、实时性差的问题,本文对 SIFT 算法进行改进,以提高配准精度和算法效率。

2.1 基于 ROI 改进的 SIFT 图像配准方法

2.1.1 确定感兴趣区域

设 $h_1(x,y)$和 $h_2(x,y)$为两张相邻待拼接的红外图像,重叠区域即为 ROI,如图 5 所示,用四边形 $PMNQ$ 来表示。

两张图像的 ROI 窗口用 3×3 的矩阵 $\boldsymbol{W}$ 来计算:

$$\boldsymbol{W}=\begin{bmatrix} w_0 & w_1 & w_2 \\ w_3 & w_4 & w_5 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{6}$$

式中,图像的旋转变换表现为 w_0,w_1 两个参数;图像的缩放变换表现为 w_3,w_4 两个参数;x 轴向的平移用 w_2 参数来表示,y 轴向的平移用 w_5 参数来表示。用 A,B,C,D 表示 h_1 的 4 个顶点,H,I,J,K 表示 h_2 的 4 个顶点。计算 ROI 的流程如下:

(1)根据矩阵 $\boldsymbol{W}$ 计算 H,I,J,K 4 个点的坐标;

(2)由各个点的坐标求得 4 个直线方程,即 HJ,JD,AB,BD;

(3)得到 HJ 与 AB 的交点坐标 P,AB 与 BD 的交点坐标 Q,JD 与 HJ 的交点坐标 M 及 JD 与

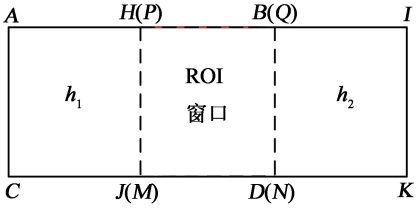


图 5 两张待拼接图像的近似位置关系



(a) 待拼接左图



(b) 待拼接右图



(c) ROI 窗口

图 6 两组待拼接图像的 ROI 窗口

BD 的交点坐标 N；

(4)感兴趣区域(ROI)为四边形 $PMNQ$。

图 6 中(a),(b)是两组相邻的待拼接红外图像，(c)中矩形框表示两张图像的 ROI 窗口。

2.1.2　SIFT 与 KLT 结合的特征点实时配准算法

确定好 ROI 后，使用 SIFT 算法在该窗口提取的特征点包含三个信息：坐标(x,y)、所在尺度 σ、方向 θ。在本文中，σ 设为 1，金字塔层数为 4。将 $h_1(x,y)$检测到的特征点 $S_i(i=0,1,2,3,\cdots,n)$ 作为运动目标，结合 KLT[13] 实时追踪算法寻找 $h_2(x,y)$中特征点 $S'_i(i=0,1,2,3,\cdots,n)$ 的位置进行匹配。KLT 常用来实时跟踪同一背景下的运动物体，精度非常高，而 ROI 可以看作是红外图像序列间的同一背景。SIFT 与 KLT 结合的特征点实时配准算法流程如下：

(1)假设特征点 S_i 出现在相邻两张待拼接的红外图像 $h_1(x,y)$和 $h_2(x,y)$中，那么在 ROI 中存在极小的灰度平方差 φ，表示为

$$\varphi=\iint_{\mathrm{ROI}}[h_2(\boldsymbol{X})-h_1(\boldsymbol{X}-\boldsymbol{D})]^2 w(\boldsymbol{X})\mathrm{d}\boldsymbol{X} \tag{7}$$

式中，特征点 S_i 的坐标 $\boldsymbol{X}=(x,y)^{\mathrm{T}}$，偏移量 $\boldsymbol{D}=[d_x,d_y]^{\mathrm{T}}$，加权函数 $w(\boldsymbol{X})=1$。不妨将式(7)中的 $[h_2(\boldsymbol{X})-h_1(\boldsymbol{X}-\boldsymbol{D})]$ 转换成对称形式，可得：

$$\varphi=\iint_{\mathrm{ROI}}\left[h_2\left(\boldsymbol{X}+\frac{\boldsymbol{D}}{2}\right)-h_1\left(\boldsymbol{X}-\frac{\boldsymbol{D}}{2}\right)\right]^2 w(\boldsymbol{X})\mathrm{d}\boldsymbol{X} \tag{8}$$

(2)为了得到正确匹配点，要使 φ 值最小，因此对式(8)进行微分并在满足 $\varphi'=0$ 时求得极小值。由于偏移量 $\boldsymbol{D}\ll\boldsymbol{X}$，可以对 $h_2\left(\boldsymbol{X}+\frac{\boldsymbol{D}}{2}\right)$ 和 $h_1\left(\boldsymbol{X}-\frac{\boldsymbol{D}}{2}\right)$ 进行泰勒级数展开并保留前两项，可得式(9)：

$$\begin{cases}h_2\left(\boldsymbol{X}+\dfrac{\boldsymbol{D}}{2}\right)\approx h_2(\boldsymbol{X})+\dfrac{d_x}{2}\dfrac{\partial h_2(\boldsymbol{X})}{\partial x}+\dfrac{d_y}{2}\dfrac{\partial h_2(\boldsymbol{X})}{\partial y}\\ h_1\left(\boldsymbol{X}-\dfrac{\boldsymbol{D}}{2}\right)\approx h_1(\boldsymbol{X})-\dfrac{d_x}{2}\dfrac{\partial h_1(\boldsymbol{X})}{\partial x}-\dfrac{d_y}{2}\dfrac{\partial h_1(\boldsymbol{X})}{\partial y}\end{cases} \tag{9}$$

于是有：

$$\begin{cases}\dfrac{\partial h_2\left(\boldsymbol{X}+\frac{\boldsymbol{D}}{2}\right)}{\partial\boldsymbol{X}}\approx\dfrac{1}{2}\dfrac{\partial h_2(\boldsymbol{X})}{\partial x}+\dfrac{1}{2}\dfrac{\partial h_2(\boldsymbol{X})}{\partial y}\\ \dfrac{\partial h_1\left(\boldsymbol{X}-\frac{\boldsymbol{D}}{2}\right)}{\partial\boldsymbol{X}}\approx\dfrac{1}{2}\dfrac{\partial h_1(\boldsymbol{X})}{\partial x}-\dfrac{1}{2}\dfrac{\partial h_1(\boldsymbol{X})}{\partial y}\end{cases} \tag{10}$$

将式(10)代入到 $\varphi'=0$ 中，可得：

$$\frac{\partial\varphi}{\partial\boldsymbol{X}}\approx\iint_{\mathrm{ROI}}[h_2(\boldsymbol{X})-h_1(\boldsymbol{X})+\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}]\cdot\boldsymbol{A}(\boldsymbol{X})w(\boldsymbol{X})\mathrm{d}\boldsymbol{X} \tag{11}$$

式中，$\boldsymbol{A}=\left[\dfrac{\partial}{\partial x}\left(\dfrac{h_1+h_2}{2}\right),\dfrac{\partial}{\partial y}\left(\dfrac{h_1+h_2}{2}\right)\right]^{\mathrm{T}}$。

(3)为了得到偏移量 $\boldsymbol{D}$，需要对 $\boldsymbol{D}$ 进行微分，将式(8)作微分且满足 $\dfrac{\partial\varphi}{\partial\boldsymbol{D}}=0$，化简可得：

$$\boldsymbol{H}\boldsymbol{D}=\boldsymbol{\varepsilon} \tag{12}$$

式中，$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix}a_x^2 & a_xa_y\\ a_xa_y & a_y^2\end{bmatrix}$ 是一个二阶矩阵，$\boldsymbol{\varepsilon}$ 是一个向量，表示残差。

(4)将 $h_1(x,y)$上的特征点 S_i 利用式(8)牛顿迭代法求解 $h_2(x,y)$的最优匹配特征点 S'_i，最终解如式(13)：

$$d_{n+1}=d_n+\begin{bmatrix}a_x^2 & a_xa_y\\ a_xa_y & a_y^2\end{bmatrix}^{-1}\cdot\left[\iint_{\mathrm{ROI}}[h_2(\boldsymbol{X})-h_1(\boldsymbol{X})]\begin{bmatrix}a_x\\ a_y\end{bmatrix}w(\boldsymbol{X})\mathrm{d}\boldsymbol{X}\right] \tag{13}$$

式中，d 表示 ROI 中心的平移，d_n 表示第 n 次经过牛顿迭代法所得到的 d 值，迭代计算 d 值需要设置初始迭代值，本文设置 d_0 为 0。

本文将改进后的 SIFT 实时匹配算法作为第一次匹配，但由于红外图像模糊、对比度低，难免会产生错误匹配对。因此本文在精匹配阶段使用随机采样一致性 RANSAC 算法进行过滤筛选，剔除潜在错误匹配对。综上所述，基于 ROI 的高精度红外全景图像拼接算法流程如图 7 所示。

2.2　红外全景图像融合的实现

拍摄过程由于受到光照、拍摄视角等影响，会产生图 8(a)所示的拼接痕迹，因此本文采用像素级融合方法中的渐入渐出法得到图 8(b)所示的红外拼接图。该算法的复杂度不高，可以满足实时性要求。$R(x,y)$为融合后的图像，融合公式为

$$R(x,y)=\begin{cases}h_1(x,y), & (x,y)\in h_1\\ t_1h_1(x,y)+t_2h_2(x,y), & (x,y)\in(h_1\cap h_2)\\ h_2(x,y), & (x,y)\in h_2\end{cases} \tag{14}$$

式中，系数 t_1 和 t_2 是两张红外图像的权重，取值范围在(0,1)，同时满足 $t_1+t_2=1$ 的限定条件。另外，权值 t_i 的大小由重叠区域的宽度 k 决定，即 $t_1=$

$(k-i)/k, i \in [0,k]$。

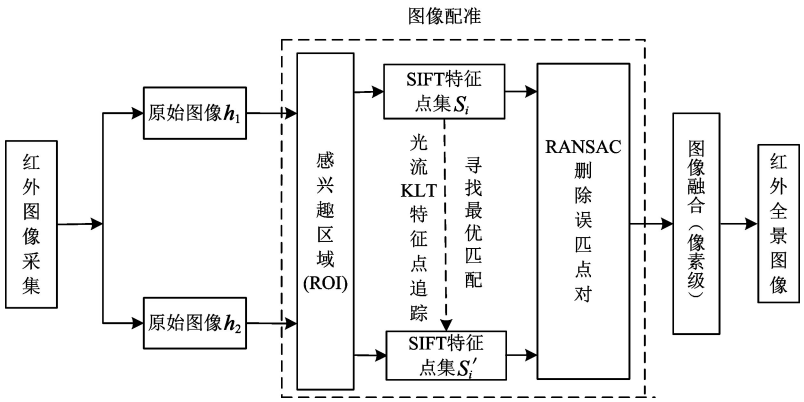


图 7 基于 ROI 的高精度红外全景图像拼接算法流程图

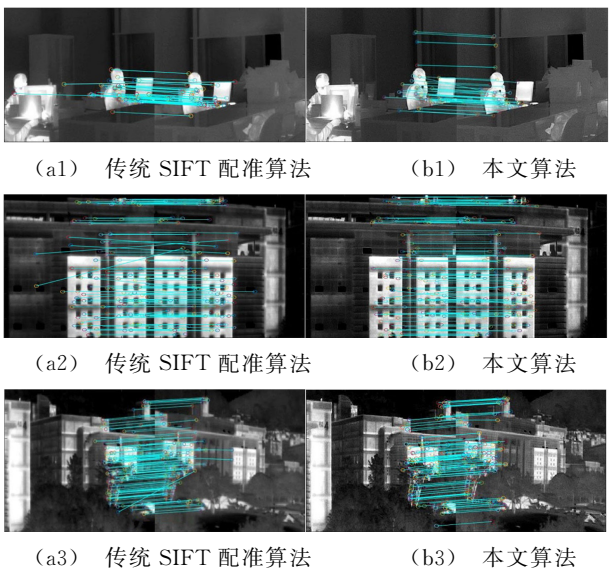


(a) 未融合的拼接图 (b) 渐入渐出法融合结果图

图 8 融合前、后对比图

3 实验仿真与结果分析

为了验证本文算法的可行性，实验仿真基于 64 位 Win10 操作系统，CPU 为 2.70 GHz 的 AMD 处理器，内存为 4 GB 的 PC 机平台，实验编程环境为 MATLAB-R2018b。本文利用实验室现有的非致冷型微测热辐射计红外探测器采集图像，探测器的分辨率为 668×464，频率为 50 Hz，响应波段为 8～14 μm。采集图像的方式：将红外成像仪的底座固定，通过旋转热像仪的方式采集红外图像序列(8～12 张)，且重叠区域在 40%～50%，拍摄场地分为室内和室外。本文利用三组红外图像分别对传统 SIFT 配准算法与本文算法进行验证，配准结果如图 9 所示。



(a1) 传统 SIFT 配准算法 (b1) 本文算法

(a2) 传统 SIFT 配准算法 (b2) 本文算法

(a3) 传统 SIFT 配准算法 (b3) 本文算法

图 9 传统 SIFT 算法与本文算法图像配准对比图

由图 9 可知，传统 SIFT 算法是在整幅图像中搜索特征点进行匹配，且匹配点对多集中在边缘以及亮度高的地方，容易产生误匹配对；而本文算法所检测的特征点都在 ROI 窗口中，且匹配点对分布较为均匀，在一定程度上降低了误匹配率。

本文以配准率 P_r 和运行时间 T 两个指标作为评价标准。P_s 表示总匹配点对，P_c 表示正确匹配点对，ΔP_r 表示本文算法与 SIFT 算法配准率之差，将 P_r 定义为

$$P_r = \frac{P_c}{P_s} \times 100\% \tag{15}$$

由表 1 实验数据可知，相较于传统算法，本文算法的配准率平均提高了 3.491%；在 ROI 中检测特征点可以减少传统 SIFT 大量的无用搜索，运行效率约提高 50%。由此可见，在使用相同样本的情况下，本文算法不仅提高了图像配准的精确度，而且大大改善了拼接算法的效率。

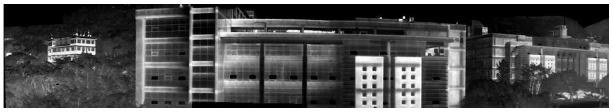
曝光差异和对比度的不同会导致拼接痕迹的问题，因此使用渐入渐出融合算法对配准后的红外图像进行融合，得到如图 10 所示的全景拼接图。这种方法不仅能有效消除拼接痕迹，符合人眼视觉特性要求，而且实时性较高。

表 1　三组红外图像配准实验数据分析

红外图像	算法	特征点数量/个	P_s/对	P_c/对	P_r/%	T/s	ΔP_r/%
实验一	SIFT	198/113	50	46	92	3.018	3.349
	本文算法	109/68	43	41	95.349	3.018	
实验二	SIFT	281/369	138	127	92.029	4.646	3.775
	本文算法	146/198	121	116	95.804	2.411	
实验三	SIFT	503/588	133	122	91.729	4.819	3.942
	本文算法	262/297	119	107	96.423	2.435	



(a)　室内图



(b)　室外图

图 10　红外全景拼接图

4　结论

全景图像拼接技术可以解决传统红外成像设备无法兼顾分辨率和视场规模的问题，被广泛应用于民事和军事领域。经实验测试，本文提出的基于 ROI 的高精度红外图像拼接算法，与传统 SIFT 图像拼接算法相比，能够高效、准确地完成多帧红外图像的无缝拼接。该算法适用于需要宽视场、高分辨率的监控应用场景。

参考文献：

[1] Karami E, Prasad S, Shehata M. Image matching using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: performance comparison for distorted images [C]// Proc. of the 2015 Newfoundland Electrical and Computer Engin. Conf., 2015.

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

[3] 苏培峰，黄世奇，王艺婷，等. 具有 SIFT 描述的多尺度图像配准[J]. 计算机工程与科学，2017，39(9)：1700-1705.
Su P F, Huang S Q, Wang Y T, et al. Multi-scale image registration with SIFT description[J]. Computer Engineering and Science, 2017,39(9): 1700-1705.

[4] 李玉峰，李广泽. 基于区域分块与尺度不变特征变换的图像拼接算法[J]. 光学精密工程，2016，24(5)：1197-1205.
Li Y F, Li G Z. Image mosaic algorithm based on regional block and scale invariant feature transformation [J]. Optical Precision Engin., 2016, 24(5): 1197-1205.

[5] 章　雷. 基于改进的 SIFT 特征的图像匹配算法研究[D]. 淮南：安徽理工大学，2019.
Zhang L. Research on image matching algorithm based on improved SIFT features [D]. Huainan: Anhui University of Technology, 2019.

[6] 祁　曦. 基于改进 SIFT 和改进 K-means 的遥感图像配准算法[D]. 上海：华东师范大学，2018.
Qi X. Remote sensing image registration algorithm based on improved SIFT and improved K-means [D]. Shanghai: East China Normal University, 2018.

[7] Dai S, Liu J, Xiang H, et al. Super-resolution reconstruction of images based on uncontrollable micro-scanning and genetic algorithm[J]. Optoelectron. Lett., 2014, 10(4): 313-316.

[8] 张少坤. 全景图像拼接关键技术研究[D]. 西安：西安建筑科技大学，2018.
Zhang S K. Research on key technologies of panoramic image stitching [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2018.

[9] 陈　月. 基于 SIFT 特征检测与匹配的快速图像拼接方法研究[D]. 长春：吉林大学，2017.
Chen Y. Research on fast image stitching based on SIFT feature detection and matching [D]. Changchun: Jilin University, 2017.

[10] 何亚黎，袁　义. 全景图像拼接关键技术研究[J]. 信息化建设，2016(3)：357.
He Y L, Yuan Yi. Research on key techniques of panoramic image mosaic[J]. Information Construction, 2016(3): 357.

[11] 周佳欣，徐梦云，刘建全. 基于改进的 SIFT 算法的图像配准方法[J]. 工业控制计算机，2019，32(5)：97-98，101.
Zhou J X, Xu M Y, Liu J Q. Image registration method based on improved SIFT algorithm[J]. Industrial Control Computer, 2019, 32(5): 97-98, 101.

[12] 林文彬. 基于多角度的蛇果图像匹配算法研究[D]. 杭州：浙江大学，2014.
Lin W B. Research on snake fruit image matching algorithm based on multi-angle[D]. Hangzhou: Zhejiang Univ., 2014.

[13] Tomasi C, Kanade T. Detection and tracking of point features[R]. Tech Rep CMU-CS-91-132, Carnegie Mellon University, 1991.

作者简介：

代少升(1974—)，男，博士，教授，主要从事红外成像系统及 SOPC 嵌入式系统设计与开发。