

## 基于小波变换和 Harris 角点检测的模糊集配准方法

赵泓扬, 朱义利

(常州工学院电子信息与电气工程学院, 江苏 常州 213002)

**摘要:** 提出了一种新的图像配准方法, 该方法基于小波变换将图像进行数据压缩以降低后续特征点检测所需时间, 利用多尺度 Harris 算子检测出特征点集合, 采用模糊集缩小对应特征点匹配范围, 选取两组匹配误差最小的特征点作为控制点求取仿射变换矩阵, 结合变换矩阵即可完成图像的配准。实验表明, 本文方法在提高图像配准速度方面具有明显效果, 并且同时降低了匹配误差。

**关键词:** 图像配准; 小波变换; 模糊集; 仿射变换

**中图分类号:** TN911.73      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1671-637X(2016)05-0045-05

## A Method of Fuzzy Set Registration Based on Wavelet Transform and Harris Corner Detection

ZHAO Hong-yang, ZHU Yi-li

(School of Electronic Information & Electronic Engineering, Changzhou Institute of Technology, Changzhou 213002, China)

**Abstract:** A novel method is presented for image registration. Firstly, the image data is compressed based on wavelet transform to decrease the time required for subsequent feature point detection, then multi-scale Harris operator is used for detecting feature point set. Fuzzy sets are adopted to reduce the matching range of corresponding feature points. Two sets of feature points with minimum matching error are selected as the control point for getting an affine transformation matrix. And finally image registration is implemented based on the transformation matrix. Experiments show that this method can improve the speed of image registration obviously while decreasing the matching error.

**Key words:** image registration; wavelet transform; fuzzy set; affine transformation

### 0 引言

图像配准就是确定源图像和待配准图像之间的旋转和平移矩阵, 把同一场景的两幅或多幅图像进行空间上的对准。图像配准应用于众多图像分析领域, 如遥测遥感图像分析、图像融合、目标检测与识别等。

目前常用的配准方法大致分为基于灰度和基于特征两类。其中: 基于灰度的归一化及相关方法由于无法处理尺度变化, 相关研究较少; 基于特征的配准方法目前为图像配准的热点研究课题, 该方法先利用特征提取方法提取出源图像和待配准图像中的特征点集, 再完成特征点集中特征点的匹配, 通过匹配的特征建

立图像之间的仿射变换关系, 利用仿射变换矩阵完成图像配准。常用的特征主要包括角点<sup>[1]</sup>、直线、模板、区域、边缘和轮廓<sup>[2]</sup>等。特征的选取与图像场景有较大的关系, 一般人工场景包含较多直线特征, 遥感图像包含较多的轮廓和区域特征。相对于一般的图像而言, 角点选取作为特征是合适的, 因为角点提取相对比较容易, 对两幅图像之间发生的亮度、平移、旋转等保持不变, 如利用 Harris<sup>[3]</sup>, SUSAN<sup>[4]</sup>, DOG<sup>[5]</sup>, Harris-Laplace, Hessian-Laplace<sup>[6]</sup>等方法提取特征点。参考文献[7]对上述几种角点检测算子进行了比较, 证明 Harris 角点检测算子对亮度变化和刚体几何变换具有很高的可重复性, 而且用于图像配准的信息量也是最大的。因此, 此算子是目前最稳定的角点检测算子。

文献[8-9]提出的 SIFT 算法是一种具有高鲁棒性的尺度不变特征描述方法, 应用于人脸识别<sup>[10]</sup>、图像拼接<sup>[11]</sup>、图像配准<sup>[12]</sup>等领域, 但其数据运算量大, 耗时长。近年来, 针对 SIFT 算法的缺陷, 研究者做了不

收稿日期: 2015-04-17

修回日期: 2016-03-25

基金项目: 江苏省高校自然科学研究面上项目(15KJD510004); 常州工学院自然科学基金(YN1566)

作者简介: 赵泓扬(1979—), 男, 山东高密人, 博士生, 讲师, 研究方向为信号处理。

同的改进,如文献[13]提出用 PCA-SIFT 方法对特征描述进行数据降维,但在缺乏先验知识的情况下增加了计算量;文献[14]用积分图像虽提高了 SIFT 的计算速度,却降低了算法精度。针对上述问题,本文提出了基于小波变换和 Harris 角点检测的模糊集匹配方法,实验表明,本文方法较大幅度地提高了运算速度和匹配精度。

## 1 配准理论

在图像配准中,几何变换是由待配准图像得到源图像的一个重要工具。假设源图像和待配准图像尺寸大小一样,经过一系列的旋转、平移和缩放之后,源图像上点  $(X, Y)$  对应待配准图像上点  $(P, R)$ , 则几何变换矩阵表示为

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = s \cdot \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P \\ R \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_x \\ \delta_y \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:  $(X, Y)$  为二维笛卡尔坐标下源图像中点的坐标;  $(P, R)$  为待配准图像中对应点的坐标;  $\theta$  为图像旋转的角度;  $\delta_x$  和  $\delta_y$  分别为在  $X$  和  $Y$  方向上的平移距离;  $s$  为单位长度上像素的个数。

为了降低运算量提高运行速度,先用 Harr 小波变换(HWT)对源图像和待配准图像进行 2 层分解。分解后的图像包含 4 个子带图像,分别记为 LL, HL, LH 和 HH。LL 子带图中包含有图像近似轮廓信息,其他子带图中包含原始图像细节信息,如图 1 所示。进行 HWT 对图像进行变换后,选取 LL 子带图进行图像配准特征点选取,大大压缩了数据量,提高了运算速度。

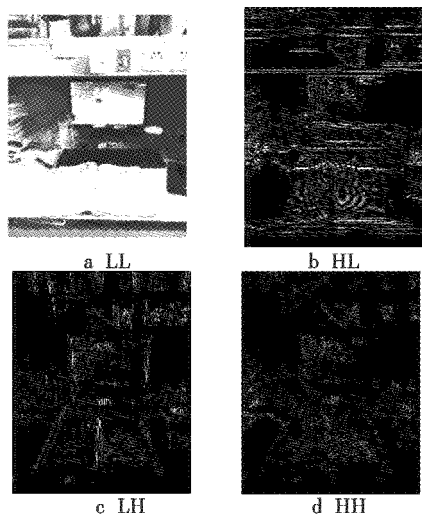


图 1 Harr 小波变换

Fig. 1 Harr wavelet transform

对获取的 LL 子带图采用 Harris 算子进行特征点提取,该方法计算每个像素点的平均梯度矩阵,通过分析特征值来提取特征点。但是,角点提取对噪声敏感,

容易产生漂移,而且 Harris 角点检测算子并不是尺度不变的,所以本文将角点进行多尺度空间表示,以便对不同分辨率下的角点进行匹配提高匹配精度。

本文中利用高斯核的一阶导数将 Harris 角点算子变换成尺度空间的表示。高斯核的一阶导数表示为

$$G(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-x^2/2\sigma} \quad (2)$$

多尺度 Harris 角点检测算子将图像分解成不同尺度空间,具有小尺度空间可以精确角点的位置以及大尺度空间可以消除错误点这两个优势。具体步骤如下文所述<sup>[15]</sup>。

1) Harris 算子的尺度空间表示。

$$I_x^2(\sigma_i) = G(\sigma_i) \otimes \left( \frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 \quad (3)$$

$$I_y^2(\sigma_i) = G(\sigma_i) \otimes \left( \frac{\partial I}{\partial y} \right)^2 \quad (4)$$

$$I_{xy}(\sigma_i) = G(\sigma_i) \otimes \left( \frac{\partial I}{\partial y} \cdot \frac{\partial I}{\partial x} \right) \quad (5)$$

$$M(\sigma_i) = \begin{bmatrix} I_x^2(\sigma_i) & I_{xy}(\sigma_i) \\ I_{xy}(\sigma_i) & I_y^2(\sigma_i) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中:  $\frac{\partial I}{\partial x}$  和  $\frac{\partial I}{\partial y}$  分别为图像  $I$  在  $X$  和  $Y$  方向上的一阶导数;  $G(\sigma_i)$  为高斯函数;  $M(\sigma_i)$  是尺度为  $\sigma_i$  的矩阵。

尺度  $\sigma_i$  下的角点响应函数为

$$R(\sigma_i) = \det(M(\sigma_i)) - 0.04(\text{tr}(M(\sigma_i)))^2 \quad (7)$$

2) 通过下文实验验证,发现使用  $C_{\text{num}} = D_{\text{num}}/10$  代替单尺度 Harris 角点检测中设定的阈值  $T$  比较合理,这样可以避免每个尺度都手动地设定阈值,达到自动设定阈值的效果。其中,  $D_{\text{num}}$  为所在图像长、宽尺寸的和。如果  $R$  值大于  $T$ ,则是角点,否则不是角点。

3) 对空间尺度函数  $D(x, y, \sigma)$  进行泰勒展开,从而进行亚像素的精确定位,即

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (8)$$

对上式进行求导,得到位置信息  $x$ , 即

$$x = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \cdot \frac{\partial D}{\partial x} \quad (9)$$

同理可以求得位置信息  $y$ 。

通过上述式子,可以求解出每个尺度  $\sigma_i$  下的角点位置信息  $(x, y, \sigma)$ 。角点检测由  $x, y$  和  $\sigma_i$  表示。

## 2 基于模糊集的角点匹配

实现图像的配准,必须为每个特征构建特征空间,特征空间不仅能够描述特征点的共性,还要能够体现出不同特征点的差异性。本文引入模糊集概念,用特征点之间的距离来衡量源图像与待配准图像之间的相

似性,同时体现出特征之间的不相似度,假设模糊集为

$$A = \{ \langle x, \mu A(x), \nu A(x) \rangle | x \in X \} \quad (10)$$

式中: $X$  中元素  $x$  属于隶属度  $\mu A(x)$  和非隶属度  $\nu A(x)$  所构成的一个区间对  $(\mu A(x), \nu A(x))$  为一个模糊距离。因此,利用模糊距离来定义特征点之间的距离,即

$$DL = M_{i,j}(\delta(s_i, r_j), \bar{\delta}(s_i, r_j)) \quad (11)$$

式中: $s_i$  为源图像中的点; $r_j$  为待配准图像中的点; $\delta(s_i, r_j)$  为特征点与特征点之间的匹配距离,表达式为

$$\delta(s_i, r_j) = 1 - \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^7 w_i |\mu s_i(\psi_i^i) - \nu r_j(\psi_i^i)| \right) \quad (12)$$

式中: $N = 7$ ;  $w$  为权重因子,且  $\sum_{i=1}^7 w_i = 1$ ;  $\psi_i^i$  为第  $t$  个特征点的第  $i$  个描述。

式(11)中,  $\bar{\delta}(s_i, r_j)$  为特征点与特征点的不匹配距离,即

$$\bar{\delta}(s_i, r_j) = \max_{1 \leq i \leq 7} \{ \min \{ \mu s_i(\psi_i^i), \nu r_j(\psi_i^i) \} \} \quad (13)$$

式中,  $M_{i,j}(a, b) = (7 * a + 3 * b) / (a + b)$ 。

### 3 控制点选取及仿射变换矩阵的求解

经过基于模糊集角点匹配后,选取对应图像中模糊系数最高区域,将区域中相关系数最高的两角点为中心的  $k \times k$  的区域分别记为源图像  $C_1$  和待配准图像  $C_2$ ,在这两个对应角点区域中进行遍历,计算出所有点的相关系数,选取其中相关系数最大的两组对应点作为控制点。

式(1)是仿射变换模型的一般表示形式,其中,  $(X, Y)$  和  $(P, R)$  是对应图像上的点的坐标。模型中有 4 个位置参数  $s, \theta, \delta_x$  和  $\delta_y$ ,只要上述求出的两组控制点  $(C_1(x_1, y_1), C_1(x_2, y_2), C_2(x'_1, y'_1), C_2(x'_2, y'_2))$  的坐标就可以求出对应仿射变换矩阵。将仿射变换模型进行变换,即

$$\begin{cases} x_1 = s(\cos \theta \cdot x'_1 - \sin \theta \cdot y'_1) + \delta_x \\ y_1 = s(\sin \theta \cdot x'_1 + \cos \theta \cdot y'_1) + \delta_y \\ x_2 = s(\cos \theta \cdot x'_2 - \sin \theta \cdot y'_2) + \delta_x \\ y_2 = s(\sin \theta \cdot x'_2 + \cos \theta \cdot y'_2) + \delta_y \end{cases} \quad (14)$$

仿射变换模型中的参数可通过两组控制点的坐标来求取,参数求解出来即可求得用于图像配准的几何变换矩阵,即

$$\begin{cases} s = \frac{x_2 - x_1}{\cos \theta \cdot (x'_2 - x'_1) - \sin \theta \cdot (y'_2 - y'_1)} \\ \theta = \arctan \left\{ \frac{[(x'_2 - x'_1) \cdot (y'_2 - y'_1) - (x_2 - x_1) \cdot (y'_2 - y'_1)]}{[(y'_2 - y'_1) \cdot (y_2 - y_1) + (x_2 - x_1) \cdot (x'_2 - x'_1)]} \right\} \\ \delta_x = x_1 - s(\cos \theta \cdot x'_1 - \sin \theta \cdot y'_1) \\ \delta_y = y_1 - s(\sin \theta \cdot x'_1 + \cos \theta \cdot y'_1) \end{cases} \quad (15)$$

在图像几何变换过程中,坐标值不一定是整数,或者映射点不存在,针对上述存在的问题,本文采用双线性像素值插值的方法解决。

### 4 算法步骤

本文基于小波变换和 Harris 角点检测的模糊集匹配方法,利用 HWT 将图像进行数据压缩,使图像中的特征点数目降低,然后利用多尺度 Harris 算子检测出的特征点集合,在大尺度空间消除了错误点,在小尺度空间精确进行亚像素定位,运用模糊集理论缩小对应特征点匹配范围,在匹配距离较高的区域选取两组匹配误差最小的特征点作为控制点求取仿射变换矩阵,结合变换矩阵即可完成图像的配准。步骤如下:

- 1) 将源图像和待配准图像进行一阶 HWT 分解,得到小波多分辨率两帧 LL 图像;
- 2) 采用多尺度 Harris 角点检测算法,检测出两帧图像特征点;
- 3) 将 LL 子带图分别提取到的特征进行模糊匹配,得到控制点对,估计出变换参数;
- 4) 利用仿射变换参数对原始图像进行配准。

经过上述步骤,可以获得比较高的匹配率,大大降低了干扰点对变换参数的影响,最后将配准后的图像进行双线性插值,输出得到配准结果。

### 5 实验及仿真

为了验证算法的准确性进行了仿真实验。实验平台采用主频为 Intel i5 M480 2.67 GHz,内存为 2 GB,运行 Windows XP 的 PC 机,编程环境 Matlab 2010。

为验证本文中自适应阈值设置的合理性,实验选取了 5 组  $C_{num}$  值进行对比,分别为  $\frac{D_{num}}{15}, \frac{D_{num}}{13}, \frac{D_{num}}{10}, \frac{D_{num}}{8}$

和  $\frac{D_{num}}{5}$ ,以 Matlab 生成的  $20 \times 20$  的棋盘格图像进行角点的选取,图中总共包含 400 个角点,检测的角点数如表 1 所示。

表 1 阈值比较

Table 1 Contrast of threshold

阈值 $T$	检测角点数	检测正确率
$D_{num}/15$	261	0.6525
$D_{num}/13$	307	0.7675
$D_{num}/10$	375	0.9375
$D_{num}/8$	316	0.79
$D_{num}/5$	284	0.71

从表 1 可以看出,当阈值在  $D_{num}/10$  时,设置比较合理,检测的正确率比较高。

图 2a 为获取的实验室桌面图像,图 2b 为待配准图

像,大小均为  $300 \times 400$ 。图 3 为基于本文多尺度 Harris 角点检测。应用本文方法获得 32 个匹配对,其中 1 个匹配错误,如图 4 所示。利用 SIFT 方法进行匹配获得 46 个匹配对,其中 8 个错误,如图 5 所示。利用本文方法求得的匹配对进行仿射变换参数,它们与变换参数纵横坐标差值的绝对值之和不超过 0.3 个像素点,输出配准结果如图 6 所示。

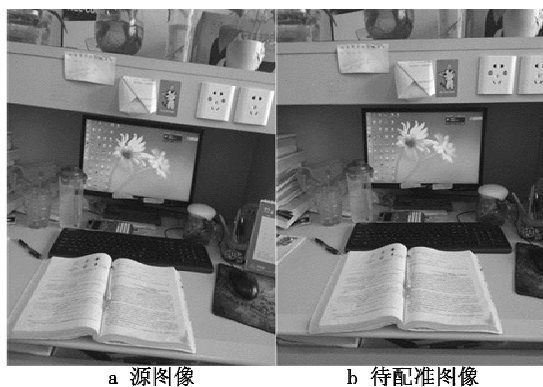


图 2 源图像与待配准图像

Fig. 2 Source image and the image to be registered

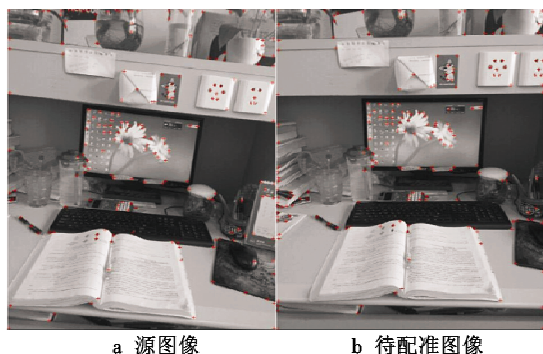


图 3 基于多尺度 Harris 角点检测

Fig. 3 Harris corner detection based on multi-scale

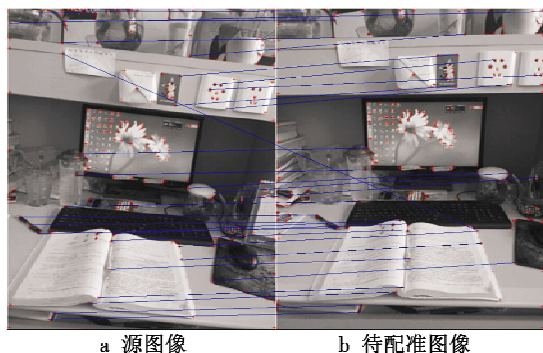


图 4 本文方法匹配对

Fig. 4 Matching pairs of our method

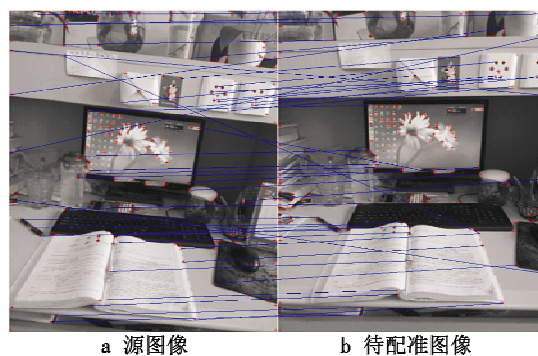


图 5 SIFT 法匹配对

Fig. 5 Matching pairs for SIFT



图 6 配准后图像

Fig. 6 Registered image

本文采用均方误差 (RMSE) 来评价配准图像效果好坏,即

$$\begin{cases} dx(i)' = x_i - sx_i' \cos \theta + sy_i' \sin \theta - \delta_x \\ dy(i)' = y_i - sx_i' \sin \theta + sy_i' \cos \theta - \delta_y \\ E_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K (dx_i'^2 + dy_i'^2)}{K}} \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $K$  为匹配的角点数;  $dx'$  和  $dy'$  分别为配准后对应点在  $X$  和  $Y$  方向上的偏移量;  $s, \theta, \delta_x, \delta_y$  分别为仿射变换矩阵的 4 个参数。本文匹配实验得出的仿射变换系数如表 2 所示,配准数据比较如表 3 所示。

表 2 本文配准实验求出的仿射变换矩阵系数

Table 2 Affine transformation matrix coefficients of our registration experiment

$s$	$\theta$	$\delta_x$	$\delta_y$	RMSE
1.124	10.51	20	14	0.5071

表 3 配准数据比较

Table 3 Registration data comparison

方法	特征对	正确匹配	匹配率	匹配时间/ms	误差
本文算法	296	31	0.105	1201	0.271
SIFT 算法	452	38	0.084	1762	0.364

从表 3 可以看出,本文算法提取的特征点数相比 SIFT 算法少 30%, 因为 SIFT 算法在提取特征点时,将

干扰点也考虑在内了,本文算法中很好地剔除了干扰点。本文算法的匹配特征对虽然少于 SIFT 算法,但是匹配率却比其高了 20%,说明本文算法的抗干扰能力提升了,并且运行速度提升了 30%。另外,从误差值也可以看出本文方法的精度也得到了提高。

为了更进一步表明本文算法的优势,将本文配准算法与人工实现配准方法进行比较,人工实现配准方法是利用 Matlab 工具箱来进行配准。表 4 为本文算法和人工配准方法的各项指标比较,这里选取最小均方误差(MSE)、归一化互信息(NMI)和归一化互相关系数(NCC)3个指标来作为判断指标。MSE 是指配准后两幅图像的最小均方误差,值越小,说明配准精度越高;NMI 是指图像信息熵,值越大,配准效果越好。NCC 是特征描述,值越大,配准效果越好。

表 4 本文算法与人工配准方法比较结果

Table 4 Comparison of the results of this algorithm and artificial matching algorithm

方法	MSE	NMI	NCC
本文算法	16.21	0.62	0.74
人工配准方法	35.16	0.26	0.50

从表 4 可看出,本文算法的 MSE 远远小于人工配准方法,而 NMI 和 NCC 的值均大于人工配准方法的值,配准效果较理想。综上所述,本文算法在各项评判指标中均远远好于人工配准方法,具有较高的实用价值。

## 6 结论

图像配准是图像融合特别是图像数据层融合技术中需要首先解决的问题。本文提出了一个新颖的图像配准方法,该方法先基于小波变换将图像进行数据压缩降低后续特征点检测所需时间,利用多尺度 Harris 算子检测出的特征点集合,采用模糊集缩小对应特征点匹配范围,选取两组匹配误差最小的特征点作为控制点求取仿射变换矩阵,结合变换矩阵即可完成图像的配准。通过大量数据测试,并与已有的一些方法比较,表明了本文算法在配准精度和速度方面均具有优势,多次实验测试表明,本文算法更具稳健性,并通过与人工配准方法比较证明了本文算法的有效性和精准度,达到了实验的预期结果。

### 参考文献

[1] 曾接贤,李炜焯. 曲率尺度空间与链码方向统计的角点检测[J]. 中国图象图形学报,2014,19(2):234-242. (ZENG J X, LI W Y. Corner detection based on curvature scale space and chain code direction statistics[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(2):234-242.)

[2] 陈颖峰,李金文,张婕. 模糊推理在边缘检测中的应用

[J]. 中国测试,2014,40(1):33-35. (CHEN Y F, LI J W, ZHANG J. Application of fuzzy inference in image edge extraction[J]. China Measurement & Test, 2014, 40(1):33-35.)

[3] HARRIS C G, STEPHENS M J. A combined corner and edge detector [C]//Processings Fourth Alvey Vision Conference, Manchester, 1988:147-151.

[4] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN-a new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1):45-78.

[5] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece Sept, 1999:1150-1157.

[6] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1):63-86.

[7] SCHMID C, MOHR R, BAUCKHAGE C. Evaluation of interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 37(2):151-172.

[8] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1):63-86.

[9] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.

[10] 马小虎,谭延琪. 基于鉴别稀疏保持嵌入的人脸识别算法[J]. 自动化学报,2014,40(1):73-82. (MA X H, TAN Y Q. Face recognition based on discriminant sparsity preserving embedding[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(1):73-82.)

[11] AYERS B, BOUTELL M. Home interior classification using sift key point histograms[J]. IEEE, 2007:1-6.

[12] 林小平,周石琳,张官亮,等. 一种基于蚁群算法和互信息测度的图像拼接技术[J]. 重庆理工大学学报:自然科学版,2013,27(1):76-81. (LIN X P, ZHOU S L, ZHANG G L, et al. An image mosaic technology based on ant colony algorithm and mutual information measure [J]. Journal of Chongqing University of Technology: Natural Science, 2013, 27(1):76-81.)

[13] SOTIRAS A, DAVATZIKOS C, PARAGIOS N. Deformable medical image registration: a survey[J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2013, 32(7):1153-1190.

[14] GRABNER M, GRABNER H, BISCHOF H. Fast approximated SIFT[C]//Proceedings Asian Conference on Computer Vision, 2006, 3851:918-927.

[15] 宋振环,唐伶俐,李传荣. 遥感图像配准技术研究最新进展[J]. 科技导报,2007,25(12):53-58. (SONG Z H, TANG L L, LI C R. Image registration techniques in remote sensing: a review[J]. Science & Technology Review, 2007, 25(12):53-58.)