

文章编号 1004-924X(2015)增-0631-07

基于几何不变量的形状上下文星图配准

庄幽文, 高 昆*, 卢 岩, 韩 璐

(北京理工大学 光电学院, 北京 100081)

摘要:针对多画面天文星图的刚性配准,提出一种基于几何不变量的形状上下文配准算法。该算法首先对天文星图进行降噪预处理,并利用阈值分割与形态学算法提取天文星图中的星点及其质心坐标;然后利用星点质心间的几何不变量关系,对每个星点建立基于几何不变量的特征描述向量并由此构建了评价不同维数向量之间相似度的代价函数,以判断两个特征点之间特征描述向量的相似程度,从而得到两幅图像间的匹配星点对集合;最后,利用随机一致性鲁棒算法去除误匹配星点对,并计算得到空间变换配准参数。实验结果表明,该方法可对特征点数目、画面亮度等差异较大的两幅星图实现亚像素级精度的有效配准,性能及鲁棒性均好于传统配准方法。对于大小为 $4\ 608 \times 3\ 072$,曝光时间与 ISO 各不相同的两组实际拍摄图像,本文方法的配准精度在 0.5 pixel 左右,能够成功完成配准任务。

关键词:天文星图;星图配准;几何不变量;形状上下文

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152313.0631

Star image matching by using geometric invariants

ZHUANG You-wen, GAO Kun*, LU Yan, HAN Lu

(School of Optics and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

* Corresponding author, E-mail: gaokun@bit.edu.cn

Abstract: To match rigidly star images with multi-screens, a shape context based registration method by using geometric invariants was proposed. First, denoise methods, segmented method and morphology method were applied to star images to extract star points, so that centroid of star points could be calculated. Then, feature descriptors for every star point were calculated based on geometric invariants among all stars. Each descriptor was used to represent the relationship between this star and others. A price function to evaluate the similarity between star points was constructed to get a star match pair set between the two images. Finally, random sample consensus robust method was used to remove wrong star match pairs and calculate registration parameters for the space transform. Experimental results demonstrate that proposed method can successfully match the image with different number of feature points and different brightnesses in a sub-pixel level. For two group images with the size of $4608 * 3072$ and different ISOs, the proposed method can offer the registration accuracy near 0.5 pixel, which meets the requirements of the registration.

Key words: astronomical image; star image matching; geometric invariant; shape-context

收稿日期:2015-05-28;修订日期:2015-06-12.

基金项目:国家自然科学基金(No. 61340018, No. 61271427)和北京市自然科学基金项目(No. 4152045)联合资助项目

1 引言

天文星图在天文观测、天文导航、空间目标监视等领域有着广泛应用,可以视为无穷远处点光源所成的像^[1]。天文星图配准是对获取的多传感器、多视角、多时段等的多源图像重叠区域进行几何校准的过程,对大视场下高分辨率星图拼接、融合、目标搜索等应用有着重要意义^[2]。配准参数的获取是刚性配准的核心问题之一,目前广泛应用的图像配准参数的获取方法主要可分为两大类:基于区域和基于特征的图像配准方法^[3]。前者主要利用待配准图像灰度相似性度量,如互信息^[4]、Alignment Metric 测度^[5]、互相关函数^[6]、统计矩等,搜索配准参数使得度量值最大化。后者则是先提取图像中的特征并构造描述子,如 Harris 角点算子及其衍生的 Harris-Laplace 算子^[7]、Harris-Affine 算子^[7];尺度不变特征算子(SIFT)^[8]及其衍生的 PCA-SIFT(Principal Component Analysis SIFT)^[9]与加速鲁棒特征(SURF)^[1,10]方法;最大不变稳定区域(MSER)^[11];形状上下文(Shape-Context)^[12]轮廓匹配方法等,再利用各个特征点描述子之间的相似程度得到两幅图像间的匹配点集,最后计算配准参数。然而,由于天文星图幅大、动态范围高、目标小且缺乏纹理等细节特征,待配准图像中往往还存在曝光时间不等、信噪比差异较大等现象,采用传统的基于区域的配准算法往往存在着搜索运算量大、对噪声敏感等问题,而基于特征的配准算法有可能难以找到两幅星图中正确的匹配特征点而导致失配。

针对上述情况,本文提出了一种基于几何不变量的形状上下文星图配准的改进方法,充分利用星图中星点间存在的几何不变量信息,对图像中存在的特征点建立特征描述子并进行匹配,从而有效降低了特征点失配的现象,以提高配准精度。

2 基于几何不变量的形状上下文配准

图像配准的数学模型为^[13]:

$$I_1(x, y) = g(f(I_2(x, y))), \quad (1)$$

式中: I_1 与 I_2 分别为参考图像与待配准图像, f

代表图像的空间变换, g 代表图像的灰度插值变换。

基于特征点的图像配准过程可分为特征提取、特征匹配、变换参数估计和图像变化与灰度重采样等若干步骤^[14]。而最终配准结果的好坏主要取决于能否构造好的特征描述向量。形状上下文描述向量在两幅图像采样点较为一致时能够起到较好的作用;SIFT与SURF等基于尺度不变特征的描述向量则能在纹理信息丰富的情况下提取丰富且稳定的特征点。尽管这两种方法在其他领域的运用取得了显著的成果,但是都不很适合星图配准。主要原因在于星图缺乏纹理信息且存在背景噪声,使得基于尺度不变特征的描述向量提取的特征点数目稀少且主要是由于噪声产生的,导致配准失败;而形状上下文描述向量则会因为星点提取不完整而导致配准失败。

为此,本文提出了一种新的用于星图配准的方法。该方法是在形状上下文配准方法的基础上,对天文星图中各个星点建立基于几何不变量的特征描述向量,通过内积来判断描述向量之间的相似程度,并使用随机一致性鲁棒算法(RANSAC)^[6]去除误匹配点,最后得到匹配的点

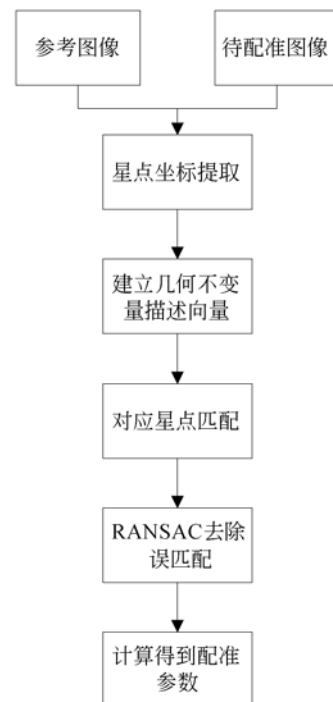


图 1 本文方法流程框图

Fig. 1 Flow diagram of proposed method

对集并计算变换矩阵。本文提出星图配准方法流程图如图 1 所示。

2.1 形状上下文配准算法

形状上下文配准算法是由 S. Belongie 等人于 2002 年提出的一种用于形状匹配的方法^[12]。该方法分别以图像中每一个特征点 q 为原点建立对数极坐标,以最远点距离为最大半径,将半径均匀划分为 5 份,再沿角度均匀划分为 12 份,总共划分出 60 块。之后,依据式(2)计算每个区块 k 中的特征点 p_i 个数,得到形状直方图 h_i 。

$$h_i(k) = \#\{q \neq p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(k)\}. \quad (2)$$

定义两个特征点 p_i 与 q_j 之间的匹配代价函数:

$$C_{ij} \equiv C(p_i, q_j) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_i(k) - h_j(k)]^2}{h_i(k) + h_j(k)}, \quad (3)$$

式中 K 为划分的总块数,这样就可将两个特征点集转变为了一个带权无向二分图。最后使用匈牙利算法或是更有效率的算法^[15]进行求解得到匹配点对。

形状上下文方法要求较小的一组点集必须为较大一组点集的子集,但这在图像配准场合下是难以满足的。为此,本文提出的对特征点集的匹配策略改进如下:对每一个特征点 p_i 的匹配量 C_{ij} 构建二叉搜索树,并使用 K 最近邻算法判断最大匹配 $C_{ij\max}$ 与其余匹配是否为同一类。即利用式(4)计算二叉搜索树中前 K 个比值:

$$r_n = \frac{C_{ij\max}}{C_{ijn}}, n = 1, 2, \dots, k, \quad (4)$$

并将 r_n 与预设的阈值 t 进行比较。当 $\forall r_n < t$ 时,认为特征点 p_i 与 q_j 是匹配点。

形状上下文的方法能够充分利用上下文信息,在刚性与非刚性物体匹配中,具有很好的鲁棒性。但该方法在点集存在较多无效点或噪声时,匹配效果变差。天文星图由于曝光时间的差异,当两幅天文星图能够提取的特征点数相差太大时,形状上下文所获取的匹配点对数较少且正确率较低。

2.2 几何不变量描述向量

几何不变量是针对特定的空间几何变换而言,对于一般的天文星图,各个传感器间通常只存在平移与旋转,可视为刚体变换,变换矩阵的形式为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & \Delta x \\ \sin \theta & \cos \theta & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

故可以选择距离作为特征点的描述方法。

设图像的特征点集分别为 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, 仿照形状上下文描述向量的获取方法,对每个特征点 p_i 计算到其余特征点 p_j 的距离,但是不进行形状直方图的划分,从而形成一个 $1 \times (N-1)$ 的向量 d_{p_i}

$$d_{p_i}(j) = \|p_i - p_j\|_2, j = 1, 2, \dots, N, j \neq i. \quad (6)$$

若参考图像与待配准图像的特征点数量分别为 N 与 M , 则两幅图像分别产生 $N \times (N-1)$ 与 $M \times (M-1)$ 的特征描述矩阵。一般而言, $M \neq N$, 因而无法采用式(3)来衡量两组特征向量间的相似程度。为此,本文提出了改进描述模型,设与特征点 p_i 与 q_j 对应的特征向量分别为

$$\begin{aligned} d_{p_i} &= (d_{p_{i1}}, d_{p_{i2}}, \dots, d_{p_{iM-1}}), \\ d_{q_j} &= (d_{q_{j1}}, d_{q_{j2}}, \dots, d_{q_{jN-1}}), \end{aligned}$$

由此定义了新的匹配代价函数:

$$C_{ij} = \sum_{k=1}^{M-1} \sum_{l=1}^{N-1} \delta(d_{p_i}(k) - d_{q_j}(l)). \quad (7)$$

其中 δ 为脉冲响应函数:

$$\delta(x) = \begin{cases} 0 & x \neq 0 \\ 1 & x = 0 \end{cases}. \quad (8)$$

式(7)和式(8)表明:若两个特征描述向量中有相等的元素,则为这两个向量的相似程度加 1;当两个特征向量完全不相关,即 $d_{p_i} \cap d_{q_j} = \emptyset$ 时, $C_{ij} = 0$;当 $d_{p_i} \subseteq d_{q_j}$ 时, C_{ij} 为一个很大的数。

考虑到两幅图像中同名点的坐标不可能完全对应一致,即两组特征向量中的距离不会刚好相等。因此这里用高斯函数代替脉冲响应函数,式(7)变为:

$$C_{ij} = \sum_{k=1}^{M-1} \sum_{l=1}^{N-1} \exp \left\{ -\frac{[d_{p_i}(k) - d_{q_j}(l)]^2}{\sigma^2} \right\}. \quad (9)$$

σ 为高斯函数的标准差。通过调整该标准差大小,可以人为控制容许的距离误差限。

2.3 随机一致性鲁棒算法

随机一致性鲁棒算法是 Fischler 和 Bolles 于 1981 年提出的,目的是尽量用比较少的点估计出模型,再利用剩余点来检验模型。去除误匹配点的流程如下:

(1) 随机抽取 N 组匹配点对,按照式(5)计算

出对应的变换矩阵。

(2)将剩余匹配点对代入变换矩阵,若误差小于预设门限,则认为该匹配点对是正确的,最后统计出总的正确匹配点对数。

(3)在达到迭代次数上限前,重复步骤 1 与步骤 2,并记录下其中最大正确匹配点数中包含的点对。若期望正确点对概率为 p ,本次计算前正确点对数与总点对数比值为 e ,则迭代次数 k 的计算公式为:

$$k = \frac{\log(1-p)}{\log(1-e^N)}. \quad (10)$$

随着算法不断进行迭代,比值 e 不断变大,最大迭代次数也随之不断减小。

2.4 本文算法流程

(1)对参考图像 I_1 与待配准图像 I_2 分别使用高斯模板进行去噪处理,接着使用阈值分割技术,得到二值化图像 BW_1 与 BW_2 ,

$$BW(i,j) = \begin{cases} 1 & I(i,j) \geq T \\ 0 & I(i,j) < T \end{cases} \quad (11)$$

(2)使用形态学开操作去除 BW_1 与 BW_2 中面积小于阈值 t_s 的连通域,并对剩下的连通域提取质心坐标作为特征点坐标。

(3)分别对两幅图像的各个特征点计算几何不变描述向量,得到大小分别为 $N \times (N-1)$ 与 $M \times (M-1)$ 的特征描述矩阵 M_p 与 M_q 。

(4)利用式(9)对 M_p 中的每行特征描述向量分别与 M_q 中每行特征描述向量计算匹配代价,最后得到一个 $M \times N$ 的匹配代价矩阵 M_r 。

(5)对 M_r 每一行进行遍历,若第 i 行的第 j 列为最大匹配代价值 C_{ij} ,第 k 列为次大匹配代价值 C_{ik} ,且 C_{ij}/C_{ik} 大于阈值 t_c ,则认为第 i 个点与第 j 个点为匹配点。最终得到记录匹配关系的向量 v 。

(6)对 v 使用 RANSAC 算法去除误匹配点,得到 v_{match} 。

(7)用最小二乘法通过 v_{match} 计算 I_1 与 I_2 间的变换矩阵 M_t 。

3 实验与分析

3.1 猎户座天文星图实验结果

图 2 是一组 4 张存在旋转与位移的猎户座天文星图,拍摄相机为 Canon EOS-1DC,图像大小

为 $4\,608 \times 3\,072$,曝光时间均为 $1/25\text{ s}$,ISO 分别为 51 200、25 600、12 800、6 400。图 3 则显示了使用本文方法的配准结果。图 4 与图 5 则分别是使用 SIFT 特征点匹配与形状上下文配准方法所得到的结果。

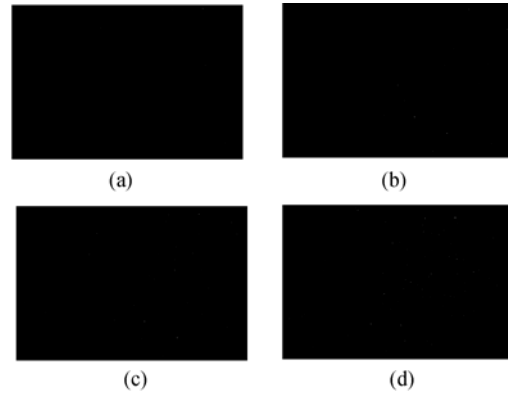


图 2 一组 ISO 各不相同的猎户座星图
Fig. 2 Orion star images with different ISO

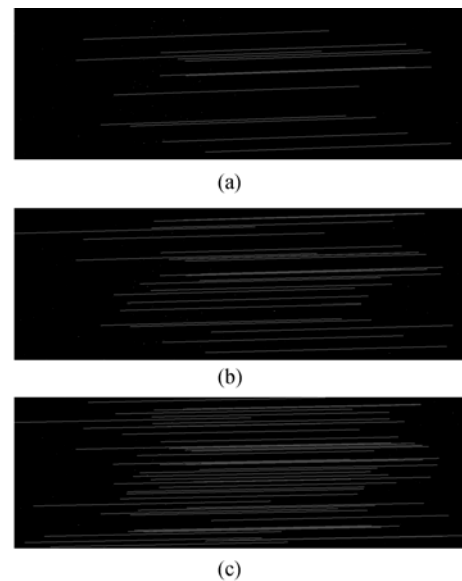


图 3 猎户座星图配准结果
Fig. 3 Registration results of orion star image



图 4 SIFT 配准结果
Fig. 4 Registration results of SIFT method

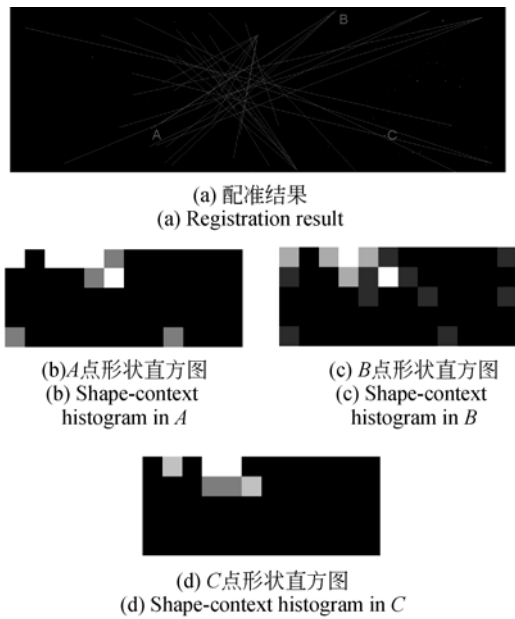


图 5 形状上下文配准结果

Fig. 5 Registration results of shape context method

3.2 金牛座卯星团天文星图实验结果

图 6 是一组金牛座卯星团星图的配准结果图。各个图像中右侧图像为参考图像,曝光时间为 1/2 s,ISO 为 6 400。左侧的图像为待配准图像,曝光时间分别为 1/8 s 与 1/4 s,ISO 分别为 25 600 与 12 800。

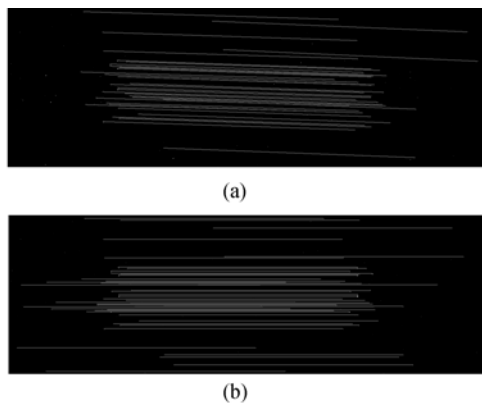


图 6 金牛座卯星团配准结果

Fig. 6 Registration results of M45 star images

3.3 结果分析

从图 4 可以看出,由于缺乏纹理信息,导致 SIFT 方法难以在星图中提取有效特征点,造成图像失配;从图 5 则可以看出,由于两幅图像获取的特征点个数不同,导致两幅图像中 A 点与 C 点的形状直方图比较相似,从而导致误匹配。而图 3

与图 6 的结果表明本文方法能够克服该缺点。

表 1 为对于两组实验图像,本文算法和 Shape-Context 算法提取的正确匹配点对/总匹配点对数。其中,正确匹配点对是经过 RANSAC 算法得到的匹配点对数。从中可以看出,当两幅图像中所获得的特征点数量差距很大时,Shape-Context 获得的正确匹配点对也越来越少。而本文算法在特征点数目差距很大的情况下仍然性能良好。同时还可以看到,当图像中的星点较为密集时(如金牛座卯星团),Shape-Context 算法的正确率较低,而本文算法正确率较高。

表 1 各个星图获取特征点对数比较

Tab. 1 Comparison of feature points pairs in different star images

	图 5(a)	图 5(b)	图 5(c)	图 6(a)	图 6(b)
Shape-Context	3/6	8/9	29/31	9/38	27/61
本文方法	10/10	23/24	50/51	37/43	38/53

此外,利用猎户座中的参宿二、参宿三与参宿四以及金牛座卯星团中卯宿一到卯宿七作为标识点,人工选取配准点并计算配准参数,并利用如式(12)所示的均方根误差公式计算自动配准的精度^[16]。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu_n)^2 + (y_n - \nu_n)^2}, \quad (12)$$

其中 N 为特征点对总数, (x_n, y_n) 为本文算法计算出的坐标, (u_n, v_n) 为手动计算出的坐标。

表 2 各组试验图像 RMSE

Tab. 2 RMSEs in different star images

	图 5(a)	图 5(b)	图 5(c)	图 6(a)	图 6(b)
Shape-Context	1.230	2 0.602	1 0.732	2 0.897	3 0.803
本文方法	0.526	2 0.460	6 0.525	8 0.725	7 0.608

从表 2 中可以看出,本文提出的配准方法的精度在 0.5 个像素左右,满足后续的图像融合或图像拼接的需要。

另外,该方法能够有效克服由于两幅图像特征点个数不同而导致的误匹配。如图 7(彩图见期刊电子版)所示,绿线与红线分别为参考图像和待配准图像的特征点个数随着二值化门限的变

化趋势,其中绿线的二值化门限值始终为 90,红线的门限值则随横坐标变化;黑线为理想情况下两幅图像所能够获得

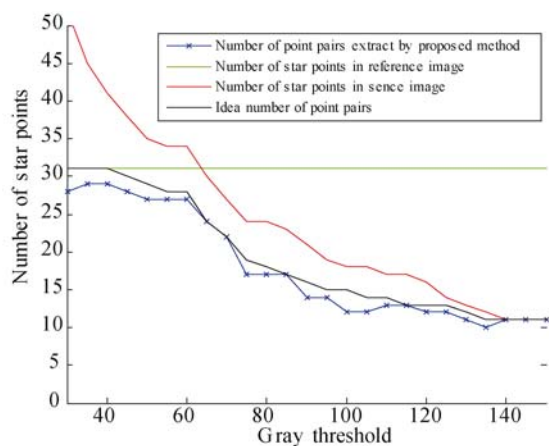


图 7 阈值变化时匹配点对变化情况

Fig. 7 Number of matching pairs varies with different threshold

参考文献:

- [1] 翟优,曾峦,熊伟. 基于不变特征描述符实现星点匹配[J]. 光学精密工程,2012,20(11):2531-2539.
ZHAI Y, ZENG L, XIONG W. Star matching based on invariant feature descriptor [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012,20(11): 2531-2539. (in Chinese)
- [2] 余先川,吕中华,胡丹. 遥感图像配准技术综述[J]. 光学精密工程,2013,21(11): 2960-2972.
YU X CH, LÜ ZH H, HU D. Review of remote sensing image registration techniques [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013,21(11):2960-2972. (in Chinese)
- [3] 易盟,郭宝龙,严春满. 结合优化梯度滤波与投影不变的航拍视频配准[J]. 光学精密工程,2012,20(3): 651-660.
YI M, GUO B L, YAN CH M. Aerial video registration combining optimal gradient filters and projective invariant [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(3):651-660. (in Chinese)
- [4] PLUIM J P W, ANTOINE M J B, VIERGEVER M A. Mutual-information-based registration of medical images: A survey[J]. *IEEE Transaction on Medical Image*, 2003,22(8):986-1004.
- [5] 李金屏,常晓丽,尹建芹. 最大对齐度算法在多模态图像配准中正负像无关性分析[J]. 高电压技术, 2011,37(2):417-421.
- [6] LI J P, CHANG X L, YIN J Q. Independent of positive or negative image in multi modal image registration using alignment metric[J]. *High Voltage Engineering*, 2011,37(2):417-421. (in Chinese)
- [7] HE O Y, LEE K, LEE S. Robust stereo matching using adaptive normalized cross-correlation [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2011, 33(4):807-822.
- [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 keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004,60(2):91-110.
- [10] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors [C]. *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA: IEEE*, 2004:511-517.
- [11] BAY H, TUYTELAARS T, van GOOL L. Surf: Speeded up robust features [C]. *European Conference on Computer Vision, Austria: Computer Vision Laboratory*, 2006:404-407.
- [12] MATAS J, CHUM O, URBAN M, et al. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions [J]. *Image and Vision Computing*,

- 2004,22(10):761-767.
- [12] 秦瑾,张新峰. 基于改进 Shape-context 的分层交通标志识别系统[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(1):183-187.
- QIN J, ZHANG X F. Hierarchical traffic sign recognition system based on improved shape context [J]. *Computer Engineering and Design*, 2014, 35(1):183-187. (in Chinese)
- [13] SONG ZH L, ZHOU SH G, GUAN J H. A novel image registration algorithm for remote sensing under affine transformation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8):4895-4912.
- [14] 倪国强, 刘琼. 多源图像配准技术分析与发展 [J]. 光电工程, 2004, 31(9):1-6.
- NI G Q, LIU Q. Analysis and prospect of multi-source image registration techniques [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2004, 31(9):1-6. (in Chinese)
- [15] JONKER R, VOLGENANT A. A shortest augmenting path algorithm for dense and sparse linear assignment problems [J]. *Computing*, 1987, 38(1): 325-340.
- [16] GONÇALVES H, GONCALVES J, CORTE-REAL L. Measures for an objective evaluation of the geometric correction process quality [J]. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2009, 6(2):292-296.

作者简介:



庄幽文(1990—),男,福建漳州人,硕士研究生,2013年于北京理工大学获得学士学位,主要从事机器视觉与图像处理算法方面的研究。E-mail: xdestiny@bit.edu.cn

导师简介:



高昆(1974—),男,河南信阳人,博士,副教授,1995年、2002年于浙江大学分别获得学士、博士学位,主要从事光电成像技术、遥感图像处理、成像光谱应用技术等方面的研究。E-mail: gaokun@bit.edu.cn