

# 改进 FAST 特征点支持下的实时影像地标匹配算法

杨琪莉\*, 朱兰艳, 李海涛

(昆明理工大学 国土资源工程学院, 昆明 650093)

(\* 通信作者电子邮箱 1057858377@qq.com)

**摘要:**针对图像匹配技术中匹配时间与匹配精度不能同时满足要求的问题,提出一种基于特征点匹配的方法,利用随机森林分类器实现地标的匹配,将匹配问题转化为简单的分类问题,大大简化了计算过程,保证影像匹配实时性;采用 FAST 特征点表示影像地标,利用高斯金字塔结构以及仿射增强策略改进 FAST 特征点的尺度和仿射不变性,提升影像地标匹配率。将实验结果与尺度不变特征变换(SIFT)算法和加速鲁棒性(SURF)算法进行比较。实验结果表明在尺度变化、发生遮挡以及旋转情况下,匹配率能达到 90% 左右,保持与 SIFT 算法和 SURF 算法相近的匹配率,并且匹配时间相较其他两种算法减少了一个数量级,能有效地对影像地标进行匹配,匹配时间也满足实时影像地标匹配要求。

**关键词:**随机森林;地标匹配;FAST 特征点;高斯金字塔结构;仿射增强策略

**中图分类号:**TP391.41 **文献标志码:**A

## Real-time landmark matching algorithm supported by improved FAST feature point

YANG Qili\*, ZHU Lanyan, LI Haitao

(Institute of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunnan 650093, China)

**Abstract:** Concerning the problem that matching time and accuracy requirements can not be met the simultaneously in image matching technology, a method based on feature points matching was proposed. Landmark matching was achieved successfully by using Random Forest (RF), and matching problem was translated into simple classifying problem to reduce the complication of computation for real-time image matching. Landmark image was represented by Features from Accelerated Segment Test (FAST) feature points, the scale and affine invariability of FAST feature points were improved by Gaussian pyramid structure and affine augmented strategy, and the matching rate was raised. Comparing with Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) algorithm and Speed Up Robust Feature (SURF) algorithm, the experimental results show that the matching rate of the proposed algorithm reached about 90%, keeping the matching rate approximately with SIFT and SURF in cases of scale change, occlusion or rotation, and its running time was an order of magnitude than other two algorithms. This method matches landmarks efficiently and its running time meets the real-time requirements.

**Key words:** Random Forest (RF); landmark matching; Features from Accelerated Segment Test (FAST) feature point; Gaussian pyramid structure; affine augmented strategy

## 0 引言

影像地标匹配的主要支撑技术是图像匹配。文献[1]将图像匹配主要分为基于灰度相关匹配和基于特征匹配。其中,基于特征匹配又可以细分为基于特征点匹配以及基于变换域匹配两种类型。文献[2]总结出了灰度相关匹配方法是利用对待匹配图像遍历窗口进行相似性比较的方式进行搜索匹配的方法,该方法计算量较大,图像相似性计算对尺度变化和旋转情况比较敏感。文献[3]指出基于特征的匹配方法通过对两幅图像提取特征,按照某种数学法则或几何约束方法对特征进行描述,通过特征匹配实现图像的匹配;该方法匹配效果好,但是计算复杂,达不到实时性要求。文献[4]对基于特征点的图像匹配算法进行概述,主要有尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)算法以及加速鲁棒

性(Speed Up Robust Feature, SURF)算法,Lowe<sup>[5]</sup>提出 SIFT 算法,通过引入高斯拉普拉斯算子建立尺度空间、卷积运算和差分近似,保证了特征点的尺度不变性,旋转不变性和仿射不变性,但是相应地增加了其计算复杂度,运行时间达不到实时性要求。Bay 等<sup>[6]</sup>提出 SURF 算法,在 SIFT 算法的基础上进行了改进,利用 Hessian 矩阵和积分图像缩短了特征点计算时间,采用 Haar 小波计算特征点主方向,该算法匹配速度大于 SIFT 算法,但仍然没达到实时性的要求。文献[7-8]分别对两种算法进行影像匹配应用研究。变化域匹配方法将图像进行相应的特征空间转换,在空间变化域进行图像匹配,该方法能有效处理图像的旋转和尺度变化,但其计算复杂、计算量大,不满足实时性要求。

Lepetit 等<sup>[9-10]</sup>提出运用随机森林算法进行宽基线匹配,根据这一思路,可将影像地标匹配转换为分类问题进行处理。

收稿日期:2015-09-25;修回日期:2015-11-27。

**作者简介:**杨琪莉(1993—),女,云南大理人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别; 朱兰艳(1966—),女,四川西昌人,副教授,硕士,主要研究方向:空间数据处理及误差分析、地理信息系统的质量评估; 李海涛(1991—),男,云南楚雄人,硕士研究生,主要研究方向:地理信息系统空间分析、图像处理。

随机森林算法通过将匹配过程分为离线训练以及在线匹配两个过程,离线过程对目标图像计算 FAST (Features from Accelerated Segment Test) 特征点,并训练得到随机森林。文献[11-12]对随机森林算法学习以及利用随机森林对目标进行检测、跟踪、识别等方面进行研究。由于 FAST 特征点的提取只与影像的灰度值有关,不具有尺度不变性和仿射不变性,对光照变化、旋转变换与尺度变化等较为敏感,会对随机森林的匹配性能产生影响。不同于 SIFT、SURF 稳健的特征点提取过程,为了保证算法的实时性,本文利用高斯金字塔结构以及仿射增强对 FAST 特征点进行改进,使其具有尺度不变性和仿射不变性的同时,亦能保持实时匹配性能。

## 1 改进的 FAST 关键点选取

FAST 特征点是 Rosten 等<sup>[13]</sup>提出的一种快速角点特征检测算子,FAST 特征点检测具有很强的实时性。FAST 特征点的提取是针对每个像素点  $m$ ,考虑以  $m$  为中心的离散圆上的点。若存在圆上点和其直径方向上的对应点与  $m$  点的灰度值相近,则认为  $m$  不是特征点。由于在图像上很难找到一对点是真正直径相对的。用以下公式近似:

$$\begin{cases} |I(m) - I(m + dR_\alpha)| \leq \tau \\ |I(m) - I(m - dR_\alpha)| \leq \tau \end{cases} \quad (1)$$

若点  $m$  满足式(1),则点  $m$  不是特征点。其中  $dR_\alpha = (R \cos \alpha, R \sin \alpha)$ ,  $R$  是圆半径,  $\alpha$  取值范围为  $[0, \pi]$ 。将图像离散化,实际并不是将图像上两个直径相对的点进行比较,而是与其直径相邻的点比较。

基于特征点的分类器与特征点的位置往往有很大的关系,需要对满足式(1)的点重新训练局部优化位置。采用拉普拉斯高斯 (Laplacian of Gaussian) 能产生很好的局部位置优化结果,可近似为式(2):

$$LoG(m) = \sum_{\alpha \in [0, \pi]} (\hat{I}(m - dR_\alpha) - \hat{I}(m) + \hat{I}(m + dR_\alpha)) \quad (2)$$

FAST 特征点的计算只涉及到了图像灰度值上的计算,在尺度以及仿射方面性能表现不是很好,本文算法通过对图像建立尺度空间的方法增强 FAST 特征点的尺度不变性,运用仿射增强策略增强 FAST 特征点的仿射不变性,使得在尺度和外形有很大变化的情况下,特征点能很好地表示地标影像。

### 1.1 尺度增强

本文算法通过对地标影像建立尺度空间的方法对 FAST 特征点进行尺度增强。尺度空间方法将传统的单尺度图像信息处理技术纳入尺度不断变化的动态分析框架中,获取图像的本质特征。通过连续变化尺度参数获得多尺度下的尺度空间表示序列,对这些序列进行尺度空间主轮廓的提取,并以该主轮廓作为一种特征向量,实现边缘、角点检测和不同分辨率上的特征提取等。

尺度空间  $L(x, y, \sigma)$  是一个变化尺度的高斯函数与  $G(x, y, \sigma)$  原图像的  $I(x, y)$  卷积结果:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \times I(x, y) \quad (3)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-m/2)^2 + (y-n/2)^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

其中:  $m, n$  表示高斯模板的维度;  $(x, y)$  代表图像的像素位置;  $\sigma$  是尺度空间因子,值越小表示图像被平滑得越少,相应

的尺度也就越小。大尺度对应于图像的概貌特征,小尺度对应于图像的细节特征。

本文算法采用高斯金字塔建立尺度空间,将目标图像  $I_0$  不断降阶采样,得到一系列大小不一的图像集合  $I \in \{I_1, I_2, \dots, I_i\}$ ,由大到小,从下到上构成的塔状模型。为了让尺度体现其连续性,高斯金字塔在降采样的基础上加上了高斯滤波。

$$\begin{cases} I_{i0} = \text{down\_sample}(I_{(i-1)0}) \\ I_{ij} = \text{gaussian\_filter}(I_{i(j-1)}) \end{cases} \quad (5)$$

根据式(5)建立高斯金字塔,将目标图像设置为金字塔第0组的第0层图像  $I_{00}$ ,对  $I_{00}$  进行降采样处理可生成图像  $I_{10}$  (金字塔第一组第0层图像),以此类推可建立好高斯金字塔结构中每一组的第0层图像;对图像  $I_{i0}$  进行高斯模糊操作生成图像  $I_{i1}$ ,对每一组中的第0层图像依次进行高斯模糊可生成该组的其他层图像。即采用组间降采样处理,层间高斯模糊操作的方式构建高斯金字塔尺度空间。本文算法采用高斯模版为  $7 \times 7$ ,设置金字塔组数为3,每组图像层数为3。

建立好影像尺度空间,分别计算在金字塔每组下的每层图像的 FAST 特征点集  $F_{scale\_ij}$ ,金字塔每组的特征点为  $F_{scale\_j} = \{F_{scale\_j1}, F_{scale\_j2}, \dots, F_{scale\_ji}\}$ ;将金字塔每组特征点集合到一起形成带有尺度属性的影像 FAST 特征点集  $F = \{F_{scale\_1}, F_{scale\_2}, \dots, F_{scale\_j}\}$ ;影像 FAST 特征点集  $F$  能表示不同尺度下的同一幅地标影像,增强 FAST 特征点的尺度不变性。

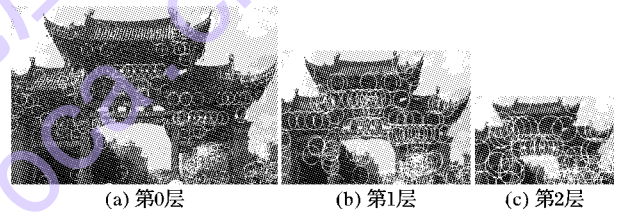


图1 不同尺度空间下目标地标图像 FAST 特征点集

图1表示目标地标图像在不同尺度空间下的 FAST 特征点,图(a)为高斯金字塔图像的第0层以及在该尺度下的 FAST 特征点集,图像分辨率为  $715 \times 438$ ;图(b)为高斯金字塔图像的第1层以及在该尺度下的 FAST 特征点集,图像分辨率为  $357 \times 219$ ;图(c)为高斯金字塔图像的第2层以及在该尺度下的 FAST 特征点集,图像分辨率为  $178 \times 109$ 。由图1可以看出,在不同的尺度空间下图像的特征点概括了不同图像信息,图(a)特征点表示图像的细节信息,图(b)特征点表示的主要是图像的边缘信息等,图(c)特征点表示的信息比较概括。

### 1.2 仿射增强

当影像发生旋转和扭曲的时候,通过 FAST 特征点很难将两幅地标图像匹配。本文算法采用仿射增强策略对 FAST 仿射不变性进行增强,以解决影像旋转和扭曲的不稳定情况。仿射增强策略通过将原图像  $I_0$  利用仿射变换矩阵  $A$  生成仿射图片集合  $I_A = \{I_{A1}, I_{A2}, \dots\}$ ,集合  $I_A$  在一定程度上模拟了目标地标的每一种影像表示。

$$I_{Ai} = A_i \times I_0 \quad (6)$$

$$A_i = R_\theta R_\varphi^{-1} S R_\varphi \quad (7)$$

每个仿射图片是按照式(6)对原图像乘以仿射矩阵  $A_i$  生成的,仿射矩阵  $A_i$  计算过程如式(7)所示。 $R_\theta$  和  $R_\varphi$  是两个旋转矩阵,  $\theta, \varphi$  表示旋转的角度,  $S$  是一个关于  $\lambda_1, \lambda_2$  的对角矩阵,  $\lambda_1, \lambda_2$  表示比例缩放因子,  $S$  为尺度矩阵。本文算法通过随



机选取仿射矩阵参数的方式产生随机仿射矩阵。

为了计算方便仿射矩阵  $A_i$  被设为  $3 \times 3$  矩阵,在实际仿射过程中  $A_i$  是  $2 \times 3$  矩阵,其中的  $2 \times 2$  的  $A$  矩阵块表示的是旋转变换,  $2 \times 1$  的  $b$  矩阵块表示的是平移变换。

$$A_i = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & b_1 \\ A_{21} & A_{22} & b_2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

图像按照仿射矩阵  $A_i$  转换时,是对目标图像  $I_0$  中每个像素计算其在仿射图像  $I_{A_i}$  中的相应位置:

$$I_{A_i}(x, y) = I_0(A_{11}x + A_{12}y + b_1, A_{21}x + A_{22}y + b_2) \quad (9)$$

考虑到地标影像的表现形式,对仿射矩阵的参数进行了优化设置。地标影像通常不会出现与原始图像完全翻转等情况,对于两个旋转角度进行实验优化,设置角度参数  $\theta, \varphi$  的取值范围为  $[-\pi/2, \pi/2]$ , 比例缩放因子  $\lambda_1, \lambda_2$  取值范围为  $[0.5, 1.5]$ 。由于有些地标的特殊性,有些地标影像基本上不会发生遮挡的情况(如实验一地标),可以对平移矩阵进行抑制,有些影像在采集过程中可能会受到围栏、树木等的影响发生遮挡(如实验二地标),可以设置合适的平移矩阵。通过对仿射矩阵参数的优化设置,使得训练过程中的仿射图像能较好地模拟现实情况中的地标表现形式。图2是部分实验一过程中的仿射图像,其分别对应的仿射矩阵  $A_i$  如表1所示。

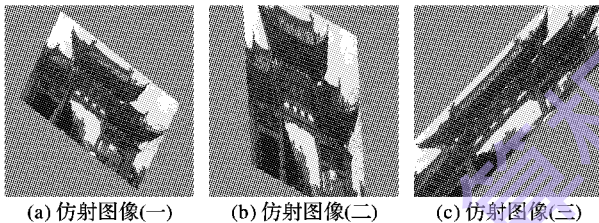


图2 实验过程中部分仿射图像

表1 图2对应仿射矩阵

仿射图像	仿射矩阵 $A$
图2(a)	$\begin{bmatrix} 1.157 & 0.933 & 357.000 \\ -0.754 & 1.598 & 219.000 \end{bmatrix}$
图2(b)	$\begin{bmatrix} 1.689 & -0.147 & 357.000 \\ -0.346 & 1.017 & 219.000 \end{bmatrix}$
图2(c)	$\begin{bmatrix} 0.663 & -0.394 & 357.000 \\ 1.043 & 1.678 & 219.000 \end{bmatrix}$

### 1.3 关键点选取

选取关键点是随机森林算法离线过程中重要的部分,选取对目标地标影像表达能力强的关键点,对随机森林分类正确率有至关重要的作用。本文算法在 FAST 特征点的基础上,利用高斯金字塔和仿射增强策略对其进行改进,使 FAST 特征点具有尺度不变性和仿射不变性。通过计算目标图像的改进 FAST 特征点集,从中选取表达能力强的作为目标图像的关键点集。改进 FAST 选取关键点集过程如下:

1) 对目标图像按 1.1 节建立尺度空间,即建立高斯金字塔结构。

2) 在每个金字塔尺度空间中每一组图下的每一层图像  $I_j$  提取 FAST 特征点  $F_{scale_{ij}} = \{f_i\}$ , 图像高斯金字塔每一层图像上提取的特征点的集合形成该图像的 FAST 特征点  $F = \{F_{scale_{ij}}\}$ 。

3) 按仿射增强策略,将目标地标影像根据仿射矩阵  $A_i$  进行仿射变化生成仿射影像,并按照 1)、2) 步对仿射影像提取

FAST 特征点  $F' = \{F_{scale_{ij}}'\}$ 。

4) 根据仿射矩阵  $A_i$ , 逐个计算特征点集合  $F$  和  $F'$  中的同一尺度下的特征点  $f_i$  和  $f_j'$  的相似性,若  $f_i - A^{-1}f_j' < Threshold$ , 则  $f_i$  和  $f_j'$  两个点可表示目标地标图像的同一个位置;计算点  $f_i$  和  $f_j'$  的重心作为整合后的点位,并记录同一个点出现的次数。

5) 重复 3)、4) 步,直到满足仿射停止条件(本算法设置仿射次数为 1000)。

选出现次数最多的 FAST 特征点产生关键点集  $K = \{K_1, K_2, \dots, K_N\}$ 。

图3表示了关键点集的生成过程,图3(a)为目标地标影像,图3(b)为目标地标影像的 FAST 特征点集  $F$ , 图3(c)为仿射增强后选取的目标地标影像关键点集  $K$ 。影像中不同半径的圆代表不同尺度下的 FAST 特征点。算法选取 400 个关键点生成关键点集。

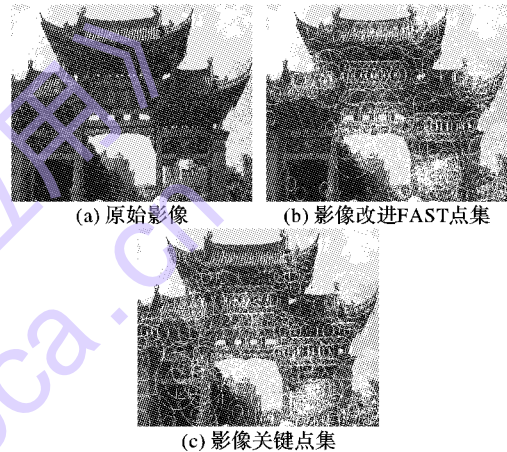


图3 选取改进 FAST 关键点集

## 2 随机森林匹配

利用随机森林匹配影像地标,将传统的匹配方式转换为离线的训练过程和在线的匹配过程。在离线过程对地标图像建立尺度空间并进行特征点检测,按照仿射增强的策略选取图像的稳定点,生成  $N$  个点的关键点集  $K = \{K_1, K_2, \dots, K_N\}$ , 利用该关键点集训练生成由  $m$  棵树组成的随机森林分类器  $C_T = \{C_{T1}, C_{T2}, \dots, C_{Tm}\}$ 。在线过程,输入图像检测特征点,并对每一个特征点  $i$  利用随机森林分类器判断其所属类别  $Y(i) \in C = \{-1, 1, 2, \dots, N\}$ ,  $-1$  表示没有与  $N$  个类别中的任意一个匹配。

### 2.1 随机森林训练

随机树的每个节点包含一个简单的二元测试,通过节点测试划分数据空间并分类。在每个叶子节点包含对所有类别的后验概率分布。由于存在大量的数据类别、训练样本和节点测试,建立单一的一棵随机树将无法满足不同分类要求,需要建立多棵树即森林,每棵树产生不同的空间划分。随着随机树的数量和树的深度增加,划分变得越来越好,叶子节点的后验概率分布越来越接近真实,但是相应的计算复杂度和内存的需求会越来越大。本文算法均衡了随机森林的规模以及耗时,设定随机树的数目为 16 棵,每棵树深度为 10 层。

随机树里的节点二元测试都是随机生成的,节点二元测试与点  $m_1, m_2$  的亮度值有关,  $m_1, m_2$  是以特征点为中心的剖

分空间(测试片元)中的两个随机点。若点  $m_1$  亮度值小于  $m_2$  亮度值,则该片元进入左子树,否则,进入右子树。将每个训练数据按照式(10)通过每棵随机树,并在叶子节点记录下每个类别出现的概率,进行归一化处理后生成后验概率分布。

$$T(m_1, m_2) = \begin{cases} \text{left}, & I_\sigma(P, m_1) \leq I_\sigma(P, m_2) \\ \text{right}, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

每棵随机树训练步骤如图4所示,首先在每个非叶子节点生成随机二元测试  $T(m_1, m_2)$ ,将每个训练片元按照式(10)逐层通过随机树,如图4(a)所示;每个片元通过一棵树都会落入该树的某个叶子节点,图4(b)是落入某个叶子节点的类别片元部分示意图;图4(c)表示训练结束的叶子节点的后验概率分布图,由落入该叶子节点的类别片元所决定。

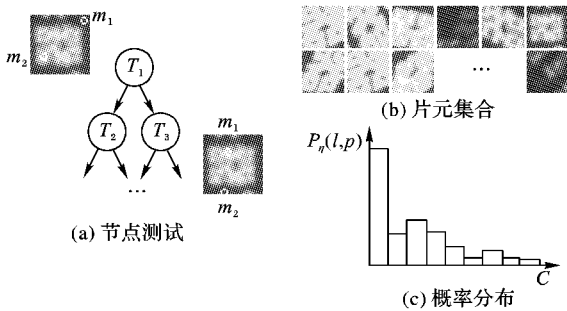


图4 随机树训练过程

为保证随机森林分类效果,在训练过程中分别从两个方面保证本文算法的随机性:在训练过程中的仿射增强阶段,随机选取范围内的仿射因子生成随机仿射矩阵,保证训练样本包含了所有地标图像出现的情况,使得关键点集能很好地表达地标建筑。在建立随机森林的节点测试阶段,测试位置的随机选取,即每个节点随机分割数据空间,将每棵树的随机分割结构组合到一起形成的随机森林具有很强的分类能力。

## 2.2 随机森林分类

在训练过程生成了  $m$  棵随机树,每棵树的叶子节点存储的后验概率为  $p_{\eta(l,p)}(Y(P) = c)$ ,  $c$  属于类别集  $C$  的类别,  $\eta(l, P)$  表示片元  $P$  落入第  $l$  棵树的叶子节点。则片元  $P$  类别为  $P$  所落入的所有叶子节点的概率分布的平均所决定,即:

$$Y(P) = \arg \max p_c(P) =$$

$$\arg \max \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m p_{\eta(l,p)}(Y(P) = c)$$

对一个新片元分类的时候,根据每棵树的每个节点测试判断新片元从左子树或右子树往下落,当落到叶子节点,叶子节点所存储的概率分布将决定该片元所属的类别。如图5所示,当待分类片元按图4(a)方法通过随机树时,都将落到某个叶子节点,图5第一列列出部分叶子节点的概率分布,将通过每棵树所得到的概率分布平均得到新片云的平均概率分布,其中最大概率类别即为片元类别。

$p_c(P)$  是片元  $P$  平均概率分布中的最大概率值。只有当  $p_c(P)$  大于匹配概率阈值  $T_c$  时,分类才是正确的;当  $p_c(P)$  小于匹配概率阈值  $T_c$  时,该特征点是背景点或误分类的点。

$$P_{\text{class}} = \begin{cases} c, & p_c(P) \geq T_c \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

## 2.3 本文算法过程

本文算法过程如下:

1) 对目标地标影像按照第1章介绍提取关键点集,并生

成关键点片元。

2) 生成在每个节点都包含随机二元测试的随机森林。

3) 按照2.1节方法,将步骤1)中的关键点片元投入步骤2)中的随机森林,通过不断的二元测试比较得到随机森林叶子节点的后验概率分布,至此随机森林训练完毕。

4) 对新的测试影像按1.1节建立尺度空间,计算其FAST特征点集  $F_{\text{test}}$  并生成特征点片元。

5) 测试影像的每个FAST特征点片元投入随机森林,随机森林分类器按2.2节将每个特征点进行归类。

6) 通过随机采样一致性(RANDOM SAMPLE CONSENSUS, RANSAC)方法剔除误分类点,得出匹配结果。

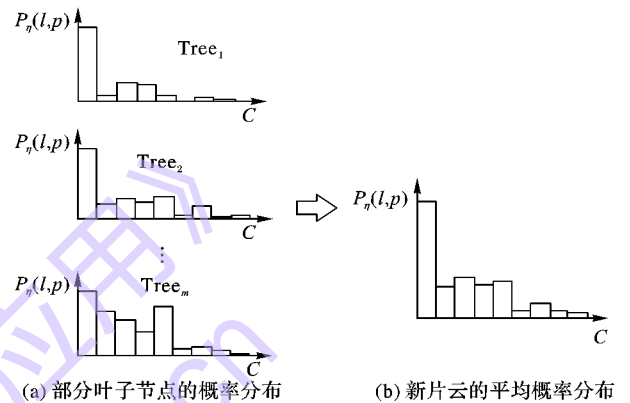


图5 测试片元叶子节点概率分布示意

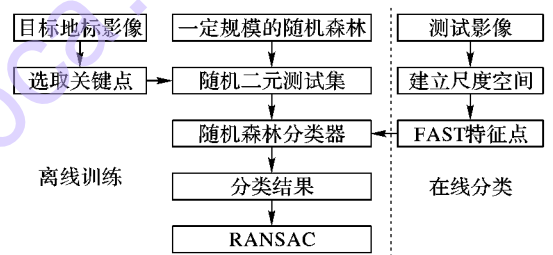


图6 本文算法流程

本文算法关键步骤:1) 提取改进FAST稳定点并生成稳定点训练片元,2) 训练随机森林生成叶子节点概率分布,3) 根据训练好的随机森林对待分类片元进行分类。每个步骤计算简单,计算复杂度低,保证算法的实时性。

1) 提取改进FAST稳定点,需要将原图像进行仿射变换1000次,并对每一个仿射后图像计算改进FAST特征点,最后对每个特征点出现次数进行排序,选取前400个作为稳定点;由于对每个图像计算改进FAST特征点只需几十毫秒,整个稳定点计算过程不会产生较大的时间开销。

2) 生成关键点训练片元,每个关键点就是一个类别,每个类别的训练片元由不同视角影像中的关键点片元组合而成,只需对图像进行简单的仿射变换,并根据仿射变换矩阵计算关键点位置坐标截取片元即可。

3) 训练随机树,需要将每个类别的训练片元依次通过每一个节点,随机树的每个节点仅仅包含了简单的二元比较,不涉及复杂的计算步骤,保证算法实时性。

4) 随机森林分类,利用随机森林对待分类的片元分类时,只需要在每个树节点进行简单的二元比较,并对每个叶子节点的概率分布进行均值计算。



### 3 实验结果与分析

为对本文算法的地标影像匹配效果进行验证,分别从算法匹配效率以及匹配正确性两方面将实验结果与 SIFT 算法、SURF 算法以及原始 FAST 特征点随机森林算法进行比较,采用两组实验数据表明本文算法在保证匹配正确率的情况下匹配时间上的优点。第一组数据是昆明市地标建筑碧鸡坊,地标图像为碧鸡坊正面视图图像,分辨率为  $715 \times 438$ ,测试图像为任意角度下的碧鸡坊图像,图像分辨率为  $348 \times 464$ ;第二组实验数据地标建筑是陆军讲武堂,地标图像分辨率为  $355 \times 433$ ,测试图像分辨率为  $608 \times 810$ 。实验硬件环境为 Intel Core i3 2.13 GHz CPU, 2 GB RAM; 软件环境为 Microsoft Visual Studio 10.0 及 OpenCV 2.45。

实验一地标碧鸡坊为城市中心地标建筑,采集的图片含有行人、车辆以及周边建筑物的干扰信息。表 2 列出了实验一测试图像计算 4 种特征点所需时间,FAST 特征点计算所需时间最短,其次为本文改进 FAST 特征点,最后是 SURF 和 SIFT 算法。FAST 特征点虽然计算速度快,但直接用其进行匹配效果不理想,本文改进 FAST 特征点,加强了 FAST 特征点的尺度和仿射不变性,仍能保持算法的实时性;在匹配时间方面,本文算法相对 SIFT 算法和 SURF 算法减少了两个数量级,能实现对地标影像的实时匹配。

表 2 4 种特征点计算时间对比 ms

分辨率	SIFT	SURF	FAST	改进 FAST
$715 \times 438$	4 750	2 183	40	83
$355 \times 433$	2 717	1 566	23	51

本文算法利用改进 FAST 特征点匹配并对匹配后的匹配点对运用 RANSAC 剔除误匹配。当匹配点数大于 20 即可表示两个地标图像匹配成功。实验一测试影像在尺度上相较于目标影像发生了很大的变化,FAST 特征点不具备尺度不变性,利用 FAST 特征点随机森林算法匹配未成功。在影像发生遮挡或是影像中有大量的相似的结构时,SIFT 算法和 SURF 算法会产生一定误匹配。三种算法实验结果如图 7 所示,结果表明本文算法具有很好的匹配性能。

表 3 将实验一的结果进行对比分析,分别对图 7 中的两组图像的匹配点数、点匹配率和匹配时间进行了分析。点匹配率是对测试图像计算得到的特征点与匹配成功的点的比值。经过对比分析,本文算法能保持与 SIFT 相近的点匹配率,成功匹配地标影像,并且在匹配时间方面远远优于其他两种算法,实现实时匹配地标。

表 3 实验一结果统计

图像	算法	匹配点数	点匹配率/%	匹配时间/ms
图像 1	SIFT	90	16	11 933
	SURF	196	38.3	3 120
	FAST	0	0	86
	本文算法	55	12.8	143
图像 2	SIFT	79	9.3	9 313
	SURF	188	23.5	3 547
	FAST	0	0	94
	本文算法	58	8.2	162

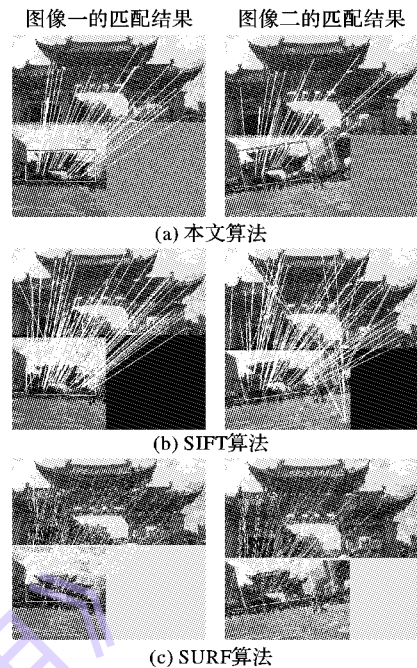


图 7 实验一匹配结果

实验二对地标建筑陆军讲武堂进行测试,与实验一地标碧鸡坊相比背景相对简单。实验二测试影像在尺度上较目标影像变化不大,只是产生较大的旋转、遮挡以及杂乱背景等情况。FAST 特征点随机森林算法对图 8 三个影像的点匹配数分别为:8、20 和 21 (RANSAC 后),对发生较大旋转的情况无法进行匹配。本文算法在训练阶段利用仿射增强策略增强 FAST 特征点仿射不变性,能对实验二测试影像高效匹配,实验结果见图 8。

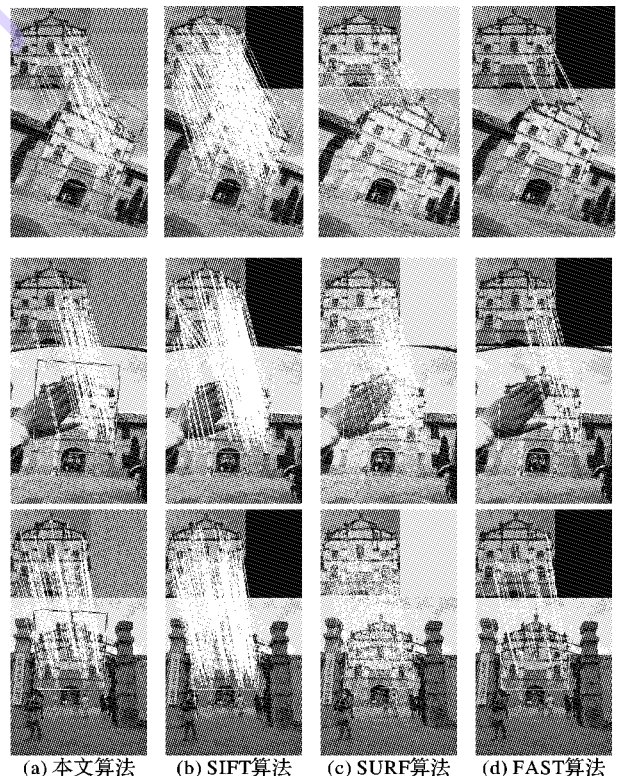


图 8 实验二匹配结果

对实验二结果进行统计分析,从匹配效率以及匹配正确

性两方面与SIFT算法、SURF算法以及FAST随机森林算法进行比较,对比结果如图9所示。

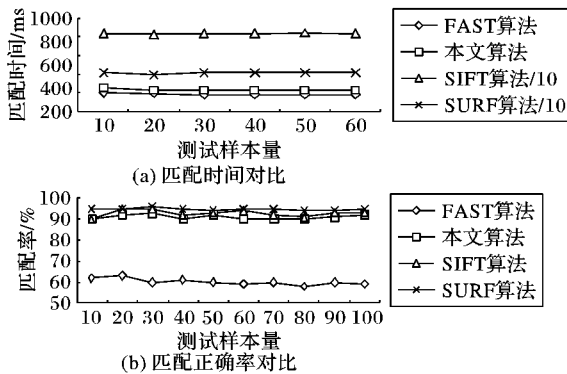


图9 实验结果对比分析

图9(a)表示四种算法的匹配时间对比分析,采用样本量为10的倍数,分别统计四种算法进行匹配所需时间。对比结果表明,本文算法平均的匹配时间大约在220 ms每个图像,FAST随机森林算法匹配时间大约在180 ms,而SIFT算法和SURF算法分别在4000 ms和8500 ms左右每个图像。通过对比本文算法在匹配速率远远优于其他两种算法,与SIFT算法和SURF算法匹配时间的1/10进行比较仍然是本文算法具有更优匹配速率。匹配正确率对比分析,采用样本量为10的倍数,统计四种算法的匹配正确率如图9(b)。本文算法匹配率在90%左右,FAST特征点随机森林算法在60%左右,SIFT算法和SURF算法匹配正确率分别维持在92%和95%左右。本文算法在匹配正确率方面稍弱于SIFT和SURF算法,但是远远高于FAST特征点随机森林算法。本文算法在保证匹配正确率与SIFT算法和SURF算法相近的情况下,匹配时间满足实时性要求。

#### 4 结语

本文提出了利用改进FAST特征点的随机森林算法进行影像地标的匹配,实现对地标的识别。对昆明市地标建筑碧鸡坊和陆军讲武堂分别进行实验,并将实验结果与SIFT算法、SURF算法以及FAST特征点随机森林算法进行比较。在匹配正确率方面本文算法通过改进FAST特征点将匹配正确率从60%提升到90%,保证与SIFT算法和SURF算法相近的匹配正确率。在匹配效率上较SIFT算法和SURF算法而言,提高了不止10倍,满足实时性要求。通过实验验证了本文算法在保证匹配正确率的同时能有效地提高匹配效率,能快速且高效地对地标图像进行匹配识别。由于本文只训练了地标建筑的正面图像,只能对地标建筑物的正面进行匹配与识别,可以对地标建筑建立三维模型再进行匹配与识别。

#### 参考文献:

- [1] ZITTOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
- [2] 饶俊飞. 基于灰度的图像匹配方法的研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2005: 14-19. (RAO J F. Research of image matching method based on intensity[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2005: 14-19.)
- [3] 惠国保, 童一飞, 李东波. 基于改进的图像局部区域相似度学

习架构的图像特征匹配技术研究[J]. *计算机学报*, 2015, 38(6): 1148-1161. (HUI G B, TONG Y F, LI D B. Image features matching based on improved patch similarity learning framework[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2015, 38(6): 1148-1161.)

- [4] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[C]// *Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ: IEEE, 2003: 257-263.
- [5] LOWE D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints [J]. *Computer Vision*, 2004, 20(2): 91-110.
- [6] 徐秋辉, 余江峰, 宋晓群, 等. 利用Harris-Laplace和SIFT描述子进行低空遥感影像匹配[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2012, 37(12): 1443-1447. (XU Q H, SHE J F, SONG X Q, et al. Matching low altitude RS image with Harris-Laplace and SIFT descriptor[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(12): 1443-1447.)
- [7] BAY H, TUYTELAARS T. SURF: speeded up robust features [C]// *ECCV 2006: Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision*, LNCS 3951. Berlin: Springer, 2006: 404-417.
- [8] 闫利, 陈林. 一种改进的SURF及其在遥感影像匹配中的应用[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2013, 38(7): 770-773. (YAN L, CHEN L. A modified SURF descriptor and its application in remote sensing image matching[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(7): 770-773.)
- [9] LEPETIT V, FUA J P. Keypoint recognition using randomized trees [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(9): 1465-1479.
- [10] LEPETIT V, PILET J, FUA P. Point matching as a classification problem for fast and robust object pose estimation [C]// *CVPR 2004: Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ: IEEE, 2004, 2: II-244-II-250.
- [11] LEISTNER C, SAFFARI A, BISCHOF H. MIForests: multiple-instance learning with randomized trees [C]// *ECCV 2010: Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision*, LNCS 6316. Berlin: Springer, 2010: 29-42.
- [12] GALL J, YAO A, RAZAVI N, et al. Hough forests for object detection, tracking, and action recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(11): 2188-2202.
- [13] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]// *ECCV 2006: Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision*, LNCS 3951. Berlin: Springer, 2006: 430-443.

#### Background

YANG Qili, born in 1993, M. S. candidate. Her research interests include image processing, pattern recognition.

ZHU Lanyan, born in 1966, M. S., associate Professor. Her research interests include spatial data processing and error analysis, quality evaluation of GIS.

LI Haitao, born in 1991, M. S. candidate. His research interests include spatial analysis of GIS, image processing.