

基于快速视网膜局部特征的遥感图像目标识别*

陈彦彤^{1,2} 徐 伟¹ 朴永杰¹ 陈 娟¹

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033; 2. 中国科学院大学 北京 100049)

摘 要: 针对目前航天遥感图像信息复杂、数据量大,导致目标识别中特征检测准确率低、特征匹配识别时间长的问题,提出了一种基于差分加速分割角点检测算法(AGAST-Difference)和快速视网膜关键点描述算法(FREAK)相结合的目标识别方法。在特征检测阶段,建立 AGAST-Difference 特征检测算子,将尺度空间理论融合到加速分割角点检测算法(AGAST)中,生成具有强仿射不变性的特征点;再利用简化的 FREAK 采样模型描述局部特征,并构建二进制特征向量,通过计算向量间的汉明距离,完成特征匹配及目标的快速识别;最后选用美国 Quick Bird 卫星的遥感图片进行验证,实验结果表明,所提特征检测算子仿射不变性能较强,不仅提高了检测的可重复率,而且特征描述符区分性较强,平均匹配正确率提高了 9.91%,识别用时仅为 35 ms。该方法识别效率高、速度快,能够满足遥感图像实时识别的需求。

关键词: 图像处理; 遥感目标识别; AGAST-Difference 检测子; FREAK 描述符

中图分类号: TP391.41 TH166 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Remote sensing image target recognition based on fast retina key point local invariant feature

Chen Yantong^{1,2}, Xu Wei¹, Piao Yongjie¹, Chen Juan¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Aiming at the problems that aerospace remote sensing image contains complex information and large amount of data, which leads to low feature detection accuracy and long feature matching recognition time in target recognition, a new target recognition method is proposed based on AGAST-Difference algorithm and FREAK description algorithm. Firstly, in the feature detection phase the AGAST-Difference feature detector is created, which fuses scale space theory into adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test (AGAST) detection algorithm by adding difference of Gaussian (DoG) operator, and generates the feature points with strong affine invariant. Then, the brief FREAK sampling model is used to describe the local features and build binary feature vectors. Finally, the feature matching and fast target recognition are achieved by computing the hamming distances among the features. The Quick Bird satellite remote sensing images were adopted to verify the proposed method; and the experiment results show that the proposed feature detector has strong affine invariant; it not only improves the detection repeatability, but also has strong discrimination ability for the feature descriptor. The average matching accuracy increases by 9.91%, and the recognition time is only 35ms. To sum up, the proposed method is fast and efficient, and could satisfy the requirement of remote sensing image real time recognition.

Keywords: image processing; remote sensing target recognition; AGAST-Difference detector; FREAK descriptor

1 引 言

航天遥感图像在军事和民用领域都发挥着重要作

用,尤其是在军事领域,遥感图像用于军事侦察,可以不受国界和地域的限制,广泛获取被侦察区域多种军事目标的类型、分布态势和地理坐标等情报信息,在国防领域有着不可或缺的作用^[1]。但现阶段我国从遥感图像中获

收稿日期: 2015-05 Received Date: 2015-05

* 基金项目: 国家 863 计划(2012AA121502) 项目资助

取军事情报仍然依赖于人工判读,导致情报获取周期长、利用率不高,如何快速提取图像中的情报信息,是目前迫切需要解决的问题。

目标识别系统可以自动判读遥感图像,快速提取遥感信息。在目标识别系统中按识别时对目标信息的利用程度,可将特征不变量分为全局不变量和局部不变量。传统的目标识别方法通常采用全局不变量的方法,需要经过特征分割,对目标的全局信息建模,从而识别目标,如矩不变量^[2]、基于变换域的不变量^[3]等,这类方法对图像中的噪声和目标的遮挡较为敏感,对于遥感图像中的目标识别效果较差。而基于局部不变特征的方法^[4-5]是利用图像中目标的局部不变量进行建模,能有效解决背景噪声和遮挡等问题,应用范围也越来越广泛。

目前主流的基于局部不变特征的提取算法主要分为两步,即特征检测和特征描述。比如 Lowe D. G.^[6]提出的尺度不变特征变换算法(scale invariant feature transform, SIFT),通过高斯差分检测算子(difference of Gaussian, DoG)和尺度不变特征描述符得到强区分性的局部不变特征向量; Bay H 等人^[7]提出利用构建 FAST-Hessian 特征检测子和 Haar 特征采样生成描述符的加速旋转特征算法(speeded up robust features, SURF)通过降低特征维数提高算法速度; Ke Y 等人^[8]提出通过主成分分析的方法(principal components analysis, PCA)得到归一化梯度块的 PCA-SIFT 描述符,以及 GLOH (gradient location and orientation histogram)^[9]和 DAISY (descriptor applied to wide-baseline stereo)^[10]算法均是通过线性降维的方式对 SIFT 描述符进行改进。但这些算法的计算量仍然较大,导致时间复杂度较高。近年来流行的 BRISK (binary robust)^[11]、ORB (oriented fast and rotated brief)^[12]和 FREAK (fast retina keypoints)^[13-14]等算法,对于特征描述均采用了二进制的描述符,大幅降低了特征匹配时间,而在特征检测阶段采用的加速分割算法(adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test, AGAST),虽然提高了检测效率,但该检测子仍存在对尺度变化敏感等问题,从而影响了目标识别的效果。

由于遥感图像背景复杂、数据量大,目前的目标识别方法在处理遥感图像时不能取得良好的效果。因此,本文针对遥感图像信息复杂的特点,提出一种基于差分加速分割角点检测算法(AGAST-Difference),该算法将尺度空间理论与加速分割角点检测算法相结合,生成具有强仿射不变性的特征点,提高特征检测正确率;并根据遥感图像数据量大、处理困难的问题,引入基于快速视网膜关键点的特征描述符,通过简化特征描述模型,进一步减少计算量,提高算法运算速度。实验证明,该方法识别效率高、速度快,对遥感图像目标识别系统具有应用价值。

2 基于尺度空间的 AGAST 特征检测方法

光学遥感卫星成像范围广、信息丰富,导致遥感图像信息复杂,增大了目标识别的难度。遥感图像的复杂性主要体现在两个方面:1) 目标种类复杂,尺度变化较大;2) 背景信息复杂,导致特征检测冗余。本文的特征检测方法主要针对这两个问题展开研究。

2.1 尺度空间理论

遥感图像目标种类复杂,不同目标也具有不同的尺度信息,为了识别出目标,需要使目标尺度特征与观察窗口相符合,即找出目标的尺度不变特征。尺度空间理论是将尺度作为一个自由参量引入到信号中,以图像为例,通过尺度空间核将二维图像信号转换为三维空间的图像信号,得到不同尺度的图像,即不同尺度的目标。

在尺度空间理论中,著名的 DoG 检测算子提出了高斯尺度空间,由于高斯函数具有因果性、可分离性和线性等性质,使得高斯空间核也保留了这些特质,通过对两个相邻尺度空间的图像差分,搜索局部极大值,从而确定尺度不变特征点。

2.2 AGAST 特征检测算法

遥感图像背景信息复杂,传统的特征检测容易带来大量的检测冗余。AGAST 角点特征检测算法是在 FAST (features from accelerated segment test) 算法的基础上改进而得到的,其检测速度相比 FAST 算法的检测速度提高了 20 倍以上,并且增强了 FAST 算法对检测冗余和遮挡的应对能力,更适用于复杂遥感图像中对目标的检测。

首先在目标图像上使用 AGAST 算法检测出候选特征点,利用二进制搜索树^[15],将像素中心点 n 与其临近的 8 个像素点 x 进行灰度值比较,依次判断图像中所有像素点的相对亮暗程度:

$$S_{n \rightarrow x} = \begin{cases} d, I_{n \rightarrow x} < I_n - t & \wedge S'_{n \rightarrow x} = u & \text{(暗)} \\ \bar{d}, I_{n \rightarrow x} < I_n - t & & \text{(较暗)} \\ s, I_{n \rightarrow x} < I_n - t & \wedge S'_{n \rightarrow x} = b & \text{(相似)} \\ \bar{s}, I_{n \rightarrow x} > I_n - t & & \text{(相似)} \\ s, I_{n \rightarrow x} > I_n - t & \wedge S'_{n \rightarrow x} = d & \text{(较亮)} \\ \bar{s}, I_{n \rightarrow x} > I_n - t & & \text{(亮)} \\ b, I_{n \rightarrow x} > I_n - t & \wedge S'_{n \rightarrow x} = u & \end{cases} \quad (1)$$

通过比较与像素中心点 n 相邻的像素点,将其中亮暗变化明显的特征点标记出来,作为候选特征点。

2.3 基于尺度空间的 AGAST-Difference 算法

针对遥感图像信息复杂的特点,本文特征检测方法通过融合尺度空间理论和 AGAST 特征检测算法得到。由于 AGAST 算法并不具备尺度不变性,所以根据高斯差

分理论,通过卷积运算将目标图像在 高斯尺度空间中表示:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y) \quad (2)$$

式中: $G(x, y, \sigma)$ 为高斯函数, $I(x, y)$ 为目标图像, σ 表示尺度空间。

接着在高斯尺度空间中对相邻图像中的标记点进行差分运算,计算标记点以及以标记点为中心的邻域差分,为避免重复采样,选用 3×3 的模板^[4],从而得到高斯差分特征点:

$$D(x, y, \sigma) = |(G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) \otimes I(x, y)| = |L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)| \quad (3)$$

式中: k 为常数,表示相邻的尺度空间倍数。根据差分结果,若标记点是以 3×3 为模板邻域内的极值点,则记录该标记点的像素位置及尺度空间信息;若当前标记点非极值点,则对特征空间中的当前层与相邻两层的 AGAST 得分做二次函数拟合,并计算该二次函数的极值,通过极值点对特征空间进行插值运算,记录插值点所对应图像中像素点的位置和尺度信息,此像素点即为新的特征检测点。更加直观详细的特征检测过程如图 1、2 所示。

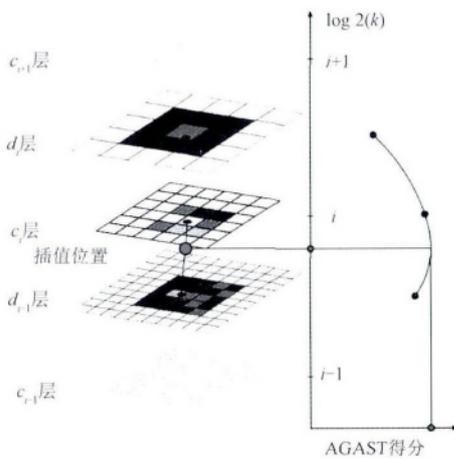


图1 AGAST-Difference 特征点检测
Fig. 1 AGAST-Difference feature point detection

理论上这种先在图像标记候选特征点的差分方式相比 DoG 算子的相邻尺度空间图像逐个像素点的差分,减少了计算量,提高了计算效率,有利于图像的实时处理。通过特征空间的插值运算,得到了亚像素级的特征精度,减少了检测冗余,避免了后续特征匹配过程中造成的识别错误。

3 FREAK 特征描述

由于遥感图像数据量巨大,处理时间较长,延误了信

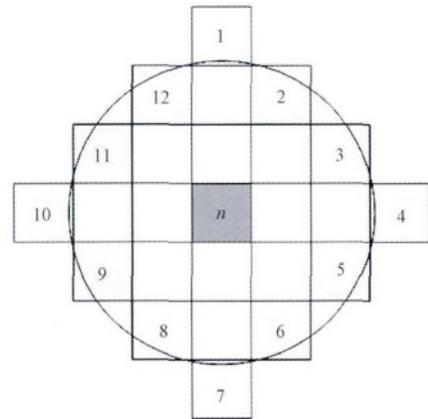


图2 AGAST 得分表
Fig. 2 AGAST score

息的时效性。而 FREAK 描述符生成的是由 0 和 1 组成的二进制描述符,描述符之间的关系采用汉明距离计算,即异或操作。与 SIFT 或者 SURF 的计算欧式距离匹配相比,二进制描述符的异或操作计算速度大大提升。

FREAK 算法是一种模拟人类视网膜成像原理的特征描述符。人类视觉形成的过程首先是光的刺激在视网膜上以“点阵”的形式使视神经细胞兴奋,然后视神经将“点阵”信息以串行的方式传递至视网膜外侧膝状体上进行解码,在膝状体上分布着中央视觉细胞与周缘视觉细胞,他们分别对信息的细节特征和轮廓特征进行提取,最后由中枢神经向高级区域的相应分工区域传递,通过在不同皮质区域对信息的整合,来产生对视觉信息的完整认知。

根据人眼视网膜成像原理,FREAK 描述算法构建了快速视网膜关键点采样模型,该模型由 7 层同心圆环构成,如图 3 所示,每层圆环均有 6 个采样点,模仿中央视觉细胞与周缘视觉细胞的关系:1) 离中心特征点越近,采样点的分布就越密集,通过重复采样的方式提取更多的细节特征;2) 离中心特征点越远,采样点的分布就越稀疏,用于提取更多的轮廓特征。

针对遥感图像数据量大的特点,进一步简化 FREAK 算法的特征描述模型。根据目标匹配识别的过程中,主要关注目标的角点、边缘等轮廓特征,而目标的纹理等细节特征的缺失不会给识别结果带来重大的影响。所以本文根据人眼视网膜的成像原理,重新调整了 FREAK 描述符的采样点分配比例模型,如图 4 所示,将原有描述符的 7 层同心圆环采样模型调整为 4 层,这种做法虽然降低了采样点数目,但特征描述时间相应缩短,特征匹配时误匹配的现象也减少。

生成的 FREAK 描述符是通过对比采样点灰度值的比较而形成的二进制值,如式(4)、(5)所示。

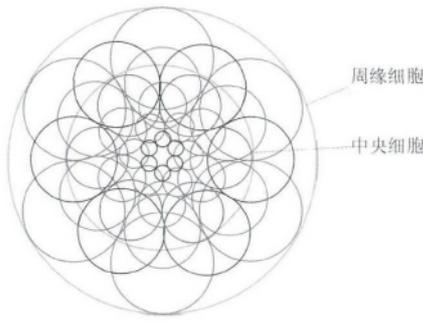


图 3 FREAK 描述符采样模型

Fig. 3 FREAK descriptor sampling model

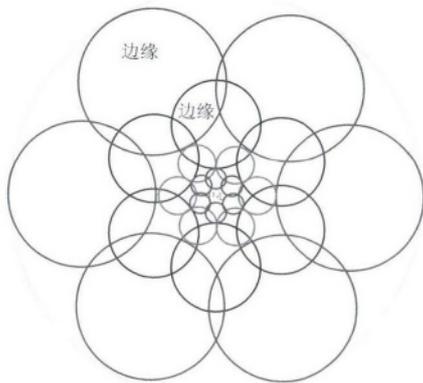


图 4 调整的 FREAK 描述符采样模型

Fig. 4 The adjusted FREAK descriptor sampling model

$$\|F\| = \sum_{0 \leq a \leq k} 2^a J(S_a) \quad (4)$$

$$J(S_a) = \{1, I(S_a^{r1}) - I(S_a^{r2}) > 0, \text{其他}\} \quad (5)$$

式中: $\|F\|$ 表示二进制 FREAK 描述符的十进制值, S_a 表示采样点的位置, $I(S_a)$ 表示当前采样点的灰度值。最终通过训练提取特征点的高维度信息,从而生成强区分度的特征向量。实验证明当特征向量维数 N 为 512 时,特征的区分度最强,且不会随着进一步增加维数而得到更强的区分度。

FREAK 算子自身的圆形对称采样结构使其对于旋转具有不变性,采样位置和半径随着尺度变化使其具备尺度不变性,而由灰度强度对比生成二进制描述子使其对光照具有不变性。所以理论上 FREAK 算子对于各种变换和噪声均具有稳健性的局部不变特征描述符。

4 特征匹配及识别

本文采用最邻近距离比值法对目标特征进行匹配识别,通过计算目标图像上的特征向量与待识别图像上的所有特征向量的距离,比较其中最邻近特征与次邻近特

征的距离,来判断局部特征是否匹配,如式(6)所示。

$$\begin{cases} D_{\min}/D_{n\min} < t, & \text{特征匹配} \\ D_{\min}/D_{n\min} > t, & \text{特征不匹配} \end{cases} \quad (6)$$

式中: D_{\min} 为待匹配特征的最邻近距离, $D_{n\min}$ 为次临近距离,当比值小于阈值 t 时认为特征是匹配的,通过实验发现阈值设定为 0.4 时,可以排除 90% 的干扰特征,而误删除率仅为 5%。

由于 FREAK 描述符生成的是二进制的特征向量,所以在判断特征距离时,可以通过异或运算计算向量间的汉明距离,假设 FREAK 描述符的两个特征向量 F_1, F_2 , 其中:

$$F_1 = m_1 m_2 \dots m_{512} \quad (7)$$

$$F_2 = n_1 n_2 \dots n_{512} \quad (8)$$

则 F_1, F_2 的汉明距离为:

$$HM_distance = F_1 \oplus F_2 \quad (9)$$

然后通过确定汉明距离的阈值,判断特征向量是否匹配,最终在待识别图像中框选出匹配点数目最多的位置,即为所识别到的目标。

5 实验分析

为了验证本文算法的鲁棒性与高效性,实验采用文中的 AGAST-Difference 特征检测算法和 FREAK 特征描述算法对航天遥感图像进行目标识别,内容包括:

- 1) AGAST-Difference 特征检测算法和 DOG、FAST-Hessian、AGAST 检测算法的性能分析对比实验;
 - 2) 遥感图像飞机目标识别实验;
 - 3) SIFT、SURF、FREAK 3 种局部不变特征提取算法和本文算法的时间复杂度比较分析实验。
- Intel(R) Core(TM) i5-4570 CPU@3.2GHz 实验软件平台为 Visual Studio2010 + OpenCV2.4.11 和 MATLAB2013a。实验中选用美国 Quick Bird 卫星对墨西哥国际机场成像的遥感图片,分辨率为 0.61 m,像素比例为 800 × 800,如图 5 所示。



图 5 实验选用的遥感图像

Fig. 5 The remote sensing image used in the experiment

5.1 AGAST-Difference 特征检测子的性能分析

根据遥感图像尺度、视角变换较多,光照变化明显等特点,特征点检测实验主要从这3个方面展开,分别对DoG、FAST-Hessian、AGAST和本文中AGAST-Difference算子进行可重复性实验。可重复率为两幅待匹配图像上重复检测到的特征点数目与其中一幅较少特征点的数目之比^[16]。通过可重复率实验可以测试特征检测子的性能,采用Mikolajczyk推荐的尺度变换、视角变换与光照变化方法^[16],对4种特征检测方法进行性能对比实验,得到可重复率变化曲线如图6所示。

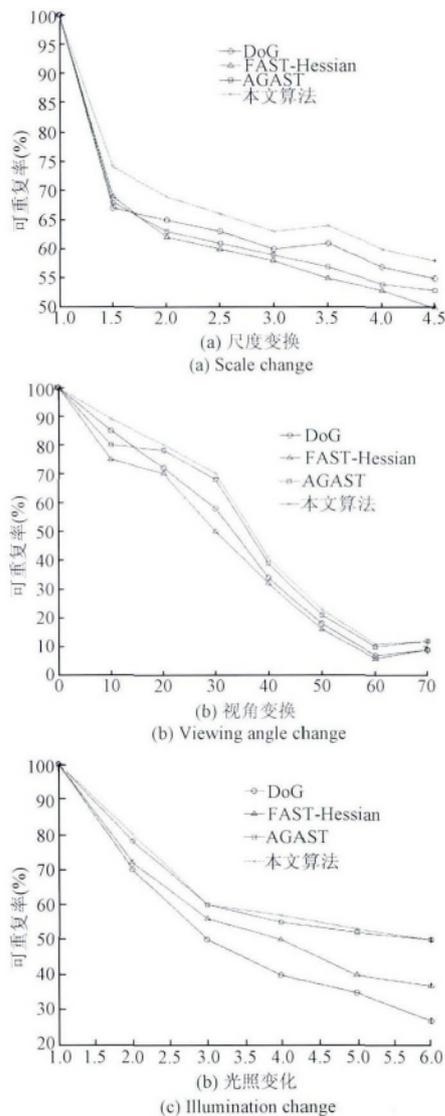


图6 不同变换条件下特征检测子可重复率比较
Fig.6 The repeatability comparison of feature detector under different situations

特征检测的可重复率越高,表明检测算子的鲁棒性越强,从图6(a)可以看出,在尺度变换条件下,本文中

AGAST-Difference算子由于引入了尺度空间理论,且像素点精确到了亚像素级,算子表现出更好的尺度不变性。对于图6(b)来说,4种算子对视角变换都较为敏感,但总体来说本文算法表现较其他3种更好。而图6(c)表明,本文算子良好地继承了AGAST算子优秀的光照不变性。总而言之,本文提出的AGAST-Difference特征检测算子在保留了AGAST算子视角、光照不变性的同时,对于尺度变换也具有良好的不变性,该算法满足针对于遥感图像的特点,具备更优秀的鲁棒性。

5.2 遥感图像飞机目标识别

在同时存在尺度、视角以及光照变化的条件下,使用本文提出的AGAST-Difference特征检测算子和FREAK特征描述算符对遥感图像中的一架波音747飞机进行目标匹配识别。通过建立尺度空间理论,如图7所示,使特征检测具备更强的仿射不变性,然后应用简化的FREAK特征点采样模型,描述特征向量,最终识别出目标,如图8所示。

实验也对SIFT、SURF、FREAK局部不变特征提取算法进行了目标识别实验,识别结果如图9所示。

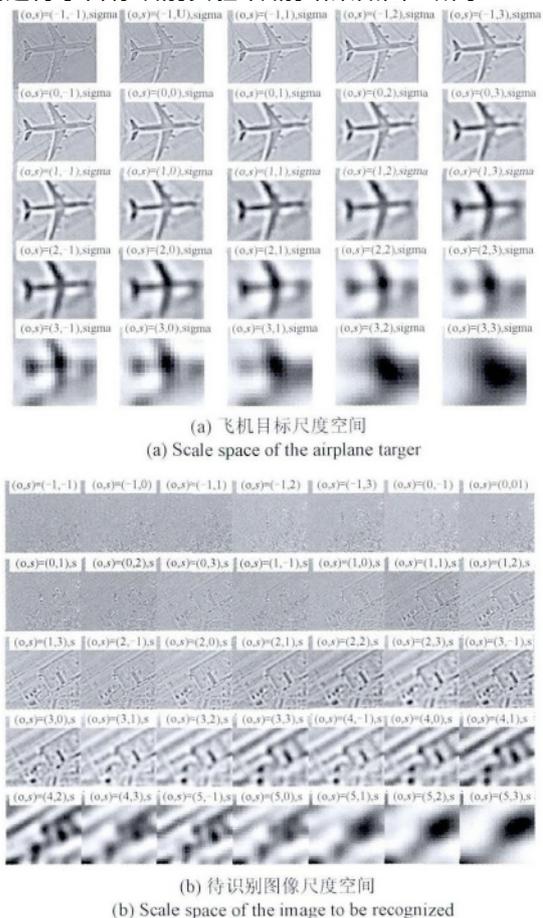


图7 高斯尺度空间
Fig.7 Gaussian scale space

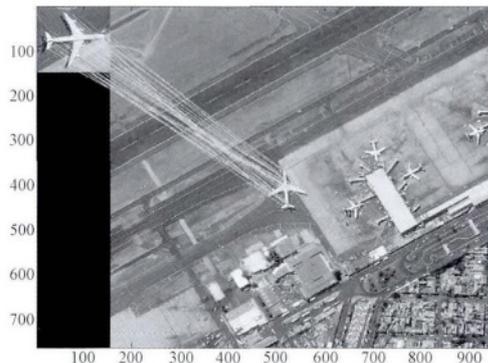
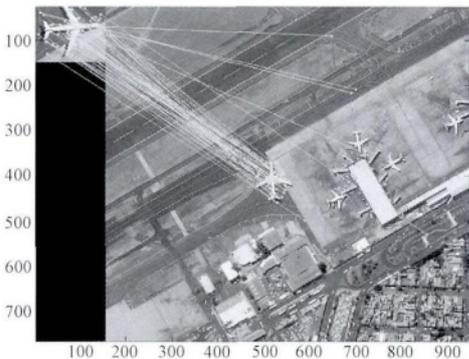
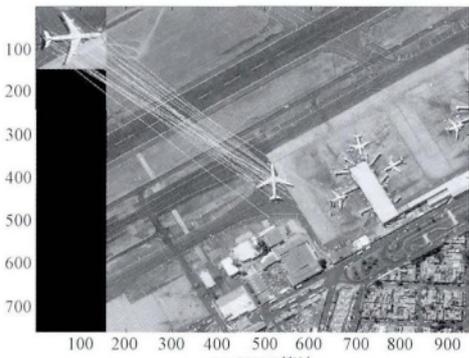


图 8 本文算法识别结果

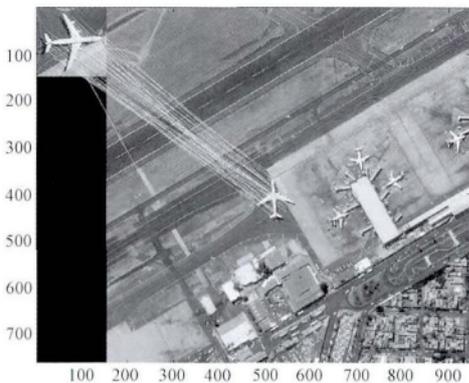
Fig. 8 The recognition result of the proposed method



(a) SIFT算法
(a) SIFT algorithm



(b) SURF算法
(b) SURF algorithm



(c) FREAK算法
(c) FREAK algorithm

图 9 目标识别对比实验

Fig. 9 The comparison experiment of target recognition

从实验结果可以看出, SIFT 和 SURF 算法的误匹配较多, 不能确定目标所在的具体位置, 而 FREAK 和文章所提方法能够匹配到目标位置。从图 9(a) 可以看出, 表示匹配点位置关系的直线有交叉, 交叉则意味着误匹配。SIFT 算法误匹配较为严重, 导致无法找到模板与目标之间的变换矩阵, 这是由于 SIFT 严重依赖于周围像素之间的梯度关系, 对于光照的稳健性较差。从图 9(b) 可以看出, SURF 在两幅图之间找到的匹配点数最少, 并且匹配关系仍然杂乱, 误匹配显现依旧严重, 可见, 虽然 SURF 算法优化了特征维数, 但提取特征鲁棒性方面仍有待提高。从图 9(c) 可以看出, FREAK 算法匹配上的特征点对最多, 存在少数的交叉点和误匹配点, 匹配识别效果较好。而本文算法由于简化了特征描述模型, 匹配上的特征点数目较 FREAK 算法少, 但算法依旧可以准确找到目标与模板之间的对应关系, 匹配到目标, 识别效果最好。这一方面是由于 AGAST-Difference 能够在飞机目标的角点上定位特征点, 且尺度不变性更好, 使特征点更具有代表性; 另一方面也因为 FREAK 描述子的稳健性在此处比 SIFT 和 SURF 要好。表 1 为 4 种算法匹配识别正确率的统计结果。

表 1 4 种算法匹配识别正确率比较

Table 1 The comparison of recognition accuracy for four algorithms

算法	总匹配数	正确匹配数	正确率(%)
SIFT	95	68	71.57
SURF	73	54	73.97
FREAK	108	87	80.56
本文算法	96	82	85.42

5.3 算法的时间复杂度比较

在计算复杂度对比实验中, 通过 MATLAB 分别比较 4 种算法在特征检测、特征描述以及特征匹配步骤上的耗时, 最终得到每种算法的总耗时, 如表 2 所示。

表 2 特征提取算法耗时比较

Table 2 Time consumption comparison of four feature extraction algorithms (ms)

算法	特征检测	特征描述	特征匹配	总耗时
DoG + SIFT	732	394	173	1 299
FAST-Hessian + SURF	347	164	111	622
AGAST + FREAK	3	32	2	37
本文算法	16	18	1	35

如表 2 可见, 本文算法和 AGAST + FREAK 算法耗时均优于传统的 SIFT、SURF 算法, 原因已在前文说明。由

于本文算法在特征检测阶段加入了高斯差分算子,所以检测时间相比 AGAST 长,但本文算法在特征描述阶段简化了模型,所以耗时更短,算法的总时间与 FREAK 算法接近。

6 结 论

本文提出一种基于 AGAST-Difference 特征检测和简化 FREAK 特征采样描述的局部不变特征提取算法,用于遥感图像目标识别。针对遥感图像信息复杂的问题,在特征检测阶段,通过引入尺度空间理论,使算法具备更强的尺度不变性;面对遥感图像数据量大的特点,在特征描述阶段,简化了 FREAK 算法的采样模型,从而提高描述、匹配效率,准确识别目标。传统的局部不变特征提取改进方案一般是通过增加采样点的方式,从而获取目标更多的细节信息,提高识别的准确度,但是往往会导致算法耗时且目标识别的过程中误匹配点增加,本文方法打破了传统的改进思想,通过提高检测子的鲁棒性和简化采样模型的方式,提高描述、匹配效率,最终正确识别目标。

但文中的特征描述符生成的特征向量为 512 维,高维特征向量使算法的耗时增加,如何对特征向量进行非线性降维,提高算法效率,是本文算法的下一步研究工作。

参考文献

- [1] 陈彦彤,王绍举. 高分辨遥感图像目标识别技术综述[J]. 中国光学, 2014, 7(37): 17-23.
CHEN Y T, WANG SH J. Review of target recognition technology for high resolution remote sensing image [J]. Chinese Optics, 2014, 7(37): 17-23.
- [2] 白丰,张明路,张小俊. 卫星装配中基于强区分性描述子的识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(12): 2653-2662.
BAI F, ZHANG M L, ZHANG X J. Identification method based on strong distinguishing descriptor in satellite assembly [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(12): 2653-2662.
- [3] 闫钧华,许俊峰,艾淑芳. 基于局部多特征的机场跑道检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8): 1714-1720.
YAN J H, XU J F, AI SH F. Airport runway detection algorithm based on local multi-feature [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(8): 1714-1720.
- [4] 赵春晖,李晓慧,王玉磊. 高光谱图像异常目标检测研究进展[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(8): 803-811.
ZHAO CH H, LI X H, WANG Y L. Research advance on anomaly detection for hyperspectral imagery [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(8): 803-811.
- [5] 王顺飞,闫钧华,王志刚. 改进的基于局部联合特征的运动目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2241-2248.
WANG SH F, YAN J H, WANG ZH G. Improved moving object detection algorithm based on local united feature [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2241-2248.
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. SURF: Speeded up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 110(3): 346-359.
- [8] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, 2: 511-517.
- [9] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [10] TOLA E, LEPETIT V, FUA P. DAISY: An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 815-830.
- [11] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: Binary robust invariant scalable key points [C]. Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Computer Vision, 2011: 2548-2555.
- [12] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIDGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]. Proceeding of the 13th IEEE International on Conference Computer Vision, 2011, 58(11): 2564-2571.
- [13] ALAHI A, ORTIZ R, VANDERGHEYNST P. FREAK: Fast retina key point [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 510-517.
- [14] 王灿进,孙涛,陈娟. 基于 FREAK 特征的快速景象匹配[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(2): 204-212.
WANG C J, SUN T, CHEN J. Rapid scene matching based on FREAK descriptor [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(2): 204-212.

- [15] MARI E ,HAGER G D ,BURSCHKA D ,et al. Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test [C]. Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision ,2010: 183-196.
- [16] MIKOLAJCZYK K ,SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision ,2013 ,60(1) : 63-86.

作者简介



陈彦彤 2012 年于吉林大学获得学士学位 现为中国科学院长春光学精密机械与物理研究所硕博连读博士研究生,主要研究方向为遥感图像处理与机器视觉。

E-mail: chenyantong1@yeah.net

Chen Yantong received his B. Sc. degree in 2012 from Jilin University. Now , he is a Ph. D. candidate in Changchun Institute of Optics , Fine Mechanics and Physics

(CIOMP) , Chinese Academy of Sciences. His main research direction is satellite remote sensing image processing and robot vision.



徐伟(通信作者) 2003 年于吉林大学获得学士学位 2008 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,现为中国科学院长春机所研究员、博士生导师,主要研究方向为星载一体化卫星技术及高可靠一体化航天电子学系统。

E-mail: xwciomp@126.com

Xu Wei (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2003 from Jilin University and Ph. D. degree from CIOMP , Chinese Academy of Sciences in 2008. Now , he is a research fellow and doctoral supervisor in CIOMP. His current research interests are satellite and payload integration technology and high reliable electronic system for aerospace.