文章编号:1001-506X(2011)10-2311-06

面向高分辨率遥感影像敏感目标识别的局部特征描述算法

田　昊，李国辉，贾　立，徐树奎
(国防科学技术大学信息系统与管理学院，湖南 长沙 410073)

摘　要：提出了一种用于高分辨率遥感影像中敏感目标识别的局部描述算法——归一化像素分布直方图局部描述子。首先提取目标边缘，将目标边缘上每一像素点依次作为坐标原点构建“对数-极坐标”坐标系，规格化所有像素点的像素值，利用当前坐标原点以外的目标边缘像素点的分布来构建局部描述子。用提出的局部描述算法对敏感目标提取局部特征，构建敏感目标局部特征数据库。同时对待识别目标提取局部特征后与敏感目标局部特征数据库中的特征使用一种“分步匹配”的策略进行匹配，完成目标识别。

关键词：图像匹配；目标识别；局部描述子；匈牙利法

中图分类号：TP 751　　**文献标志码**：A　　**DOI**:10.3969/j.issn.1001-506X.2011.10.33

Sensitive target recognition-oriented local feature description algorithm in high-resolution remote images

TIAN Hao, LI Guo-hui, JIA Li, XU Shu-kui
(*School of Information System & Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China*)

Abstract: A local feature description algorithm for sensitive target recognition-oriented in high-resolution remote images, which is called the normalized pixel distribution histogram local descriptor (NPDHLD), is proposed. First object edges are extracted. The “log-polar” coordinate is established by using every edge points as the coordinate origin. Normalize every pixel value, the local descriptor is constructed by capturing the distribution of the object edge pixel points which are situated beyond the current origin point. The sensitive objects are described with the proposed local description algorithm to build a sensitive objects feature database. The local features extracting from the objects to be recognized are matched with the ones in the sensitive object database under a “two-step matching” strategy. Object recognition is completed after matching.

Keywords: image matching; object recognition; local descriptor; Hungarian method

0　引　言

随着高分辨率遥感及航空影像的不断涌现，从高分辨率遥感影像中快速定位并识别敏感及典型目标的需求变得越来越迫切[1]。典型的目标识别步骤一般为：检测、描述、识别，基于局部特征的识别也同样为这三个阶段。首先对图像中的感兴趣点(或区域)进行检测，随后对检测到的感兴趣点及其邻域的像素点进行鲁棒的、不变性的描述，最后利用匹配方法对待识别目标和已知目标的局部不变特征进行匹配。然而，对于遥感图像的识别而言，如何设计适合遥感图像的、鲁棒的、具有空间不变性的描述算子成为一道难题。同时，由于遥感影像数据量大且复杂，在实际应用中，如何针对复杂的遥感数据，构建有效的描述，并使用适合的匹配方法快速准确地完成匹配，得到识别结果，也成为了人们研究的热点。本文主要讨论目标感兴趣点的局部描述子的设计以及对应的匹配算法。

局部描述子提供了一种对图像某种或某些特征鲁棒的表示。其主要解决的问题是如何有效地对图像进行描述，并提取对应的特征[2]。近年来，对局部描述子算法的研究受到学术界的普遍关注[3-5]，出现了一些经典且实用的算法。按照描述子的实现方式，目前的局部描述子主要可以分为以下三大类：基于分布的描述子、基于空间频率技术的描述子、微分描述子。基于分布的描述子主要使用直方图来表现不同的外观或者形状特征，是目前人们研究最为广泛的局部描述子类型如文献[6]提出了形状上下文描述子，利用边缘点和参考点在对数-极坐标系中的直方图来表征

收稿日期:2010-07-15；**修回日期**:2011-04-19。
基金项目:国家自然科学基金(60902093)资助课题
作者简介:田昊(1981-)，男，博士研究生，主要研究方向为图像处理、模式识别。E-mail:navygz@163.com

其间的内在联系。文献[7]提出的尺度不变特征变换(scale invariant feature transformation, SIFT)算法描述子,利用兴趣点及周围邻域像素点的加权梯度方向直方图来对特征进行描述,是一种尺度和旋转不变的描述子。同时,作为一种公认的在尺度和角度变化下有较好匹配效果的局部特征描述子,人们又提出了许多适应领域更广的改进算法,如文献[8]提出的基于主成分分析(principal component analysis, PCA)的 SIFT(PCA-SIFT)算法,对梯度块进行主成分分析,代替原始 SIFT 算法使用的平滑加权的梯度直方图。而文献[9]为了增强 SIFT 描述子的鲁棒性和独立性,提出了梯度位置方向直方图(gradient location-orientation histogram, GLOH)描述子,在一个局部的对数-极坐标系中计算 SIFT 特征,然后再应用 PCA 方法降低特征维数。总而言之,以上各种基于分布的描述子,其主要目的就是为了构建区分性更好且维数更低的描述子,从而提高匹配的精度和速度。基于空间频率技术的描述子主要利用图像的频率信息来构建对应的特征描述,主要算法有基于傅里叶变换和 Gabor 变换的描述子。而微分描述子主要通过微分组合来建立相应的局部描述,如文献[10]提出的导向(可控)滤波器。文献[11]提出的局部灰度不变特征等。

对于遥感影像数据,利用纹理特征对目标进行描述并识别是一种重要的方法,文献[12]提出的颜色直方图方法可视为纹理描述的一种。而局部二进制模式(local binary pattern, LBP)[13]方法将一个围绕着特征点的半径为 R 的圆上的像素点与特征点的灰度值作差并规格化后,在一个阈值的约束下构建了一种二值的描述算子。LBP 方法及其各种改进方法可以较好地对纹理特征进行描述。

本文出了一种用于高分辨率遥感影像敏感目标识别的局部描述算法。利用遥感影像中敏感目标的像素分布来构建其局部特征描述,构建了一种计算速度较快、特征维度较低、具有较好匹配素质的局部描述子,同时,构建的算子在一定的范围内具有尺度、平面旋转和线性照度不变性,用于高分辨率遥感影像中敏感目标的识别。

本文的思路如下:首先利用特征提取算法得到目标特征点(本文中,使用加入先验知识的水平集分割方法[14])得到目标的边缘,对目标边缘像素点规格化后,分别以每个边缘点为原点,构建能够包含目标其他边缘点的对数-极坐标系(即认为每个边缘点均为一个特征点,提取包含目标其他所有边缘点的邻域来进行特征描述),计算坐标系中的像素点与原点之间的规格化像素差。相对于 SIFT(PCA-SIFT 以及 GLOH)描述算法,本文的算法无需计算区域中像素的梯度方向,而只需得到原点与其他像素点的规格化像素差,提高了计算速度,更加适合于大规模数据、实时的部署应用。同时对比颜色直方图及 LBP 方法,本文的方法计算的是特征点与其邻域中像素点的规格化像素差,在照度变化时同样具有不变性,且将整个目标(闭合边缘区域)作为邻域的描述充分利用了目标像素点之间内在的关系,能较好地对目标内在和外在的特征进行描述。

需要说明的是,关于加入先验知识的水平集分割方法提取目标边缘的方法,在文献[9]中有详细的讨论,本文主要讨论局部描述算法,故对于目标边缘提取部分不再赘述。

1 本文算法

1.1 描述子设计

设计局部不变描述子的主要目的在于有效地、可区分地表示一个局部区域。本文提出的方法利用一种基于规格化像素差直方图的形式来对特征点及其邻域像素点间的关系进行描述,除了利用邻域内像素点与特征点之间像素值差的方向和大小信息外,同时像素差的直方图信息也被用来对特征点及其邻域内像素点的关系进行刻画。下面具体说明本文提出描述子的构建。

首先从图像 I 提取目标边缘。这时的目标边缘实际上是一个离散的点集(包含目标内、外边缘)。在应用中,不需要对这个点集中的所有点进行计算,实际上,对这个点集进行采样后的一个有限的子集就能够有效地包含目标的形状信息。假设目标边缘是分段光滑的,那么如果采样点的个数 n 取得足够大,自然就能够用更少的采样点来表征一个目标的形状。这种采样减少了整个算法流程的计算量。

在本文算法中,对目标边缘进行均匀采样,同时对目标形状发生突变的边缘位置点予以保留,以保证采样点能够尽可能地逼近目标形状,并继承目标形状信息。本文称对目标边缘采样后得到的点集 $P\{p_c \mid c=1,2,\cdots,n\}$ 为该目标的特征点集。随后的计算都是在特征点集上进行的。将特征点集中每个特征点 p_c 看作参考点,以其为中心,在一个 $n\times n$ 的区域 R 中计算落入该区域的像素点与位于中心的参考点的规格化像素差。首先对特征点集 P 中的像素作零均值规格化:

$$\hat{I}_{p_c} = \frac{I_{p_c} - \bar{I}_{p_c}}{\sigma_{p_c}} \tag{1}$$

式中,I_{p_c} 表示特征点集中像素点的原始像素强度;$\hat{I}_{p_c}$ 表示像素点的规格化像素强度;$I_{p_c} - \bar{I}_{p_c}$ 表示以参考点 p_c 为中心的 $n\times n$ 的区域 R 中像素的平局强度;σ_{p_c} 表示以 p_c 为中心的局部区域像素的标准差。由于零均值规格化方法适用于参考值的最大值和最小值未知,或有超出取值范围的离群数据的情况,比较适合用于规格化局部区域的像素值,且根据其方差的定义,可以证明其在形如 $aX+b$ 的线性变换下具有不变性。故而使用零均值方法规格化像素强度表示使描述子具备线性照度变换中的不变性。

在完成像素强度规格化后,对于每个参考点 p_c,定义以其为中心,落入 $n\times n$ 的区域 R 中的像素点与参考点的像素强度差为

$$D(p) = I(p) - I(p_c) \tag{2}$$

其中,$I(p)$ 与 $I(p_c)$ 分别是落入区域的像素点 p 与中心点 p_c 规格化后的像素值。

本文正是基于上述规格化后的像素强度差计算方法来构建 p_c 的描述子。在本文方法中,使用对数-极坐标系 (r,θ) 将 R 划分为若干个互不重叠的子区域 $R_1,R_2,\cdots,R_k$。使用对数-极坐标系划分区域的方法在文献[6,9,15]中都有使用,其离坐标原点越近位置关系越敏感,能够强化局部特征的特性是本文采用这种坐标系的主要原因。同时,在本文中,使用如下的做法来保证描述子具有平面旋转不变

性：由特征点集 P（或目标边缘点集）计算该目标的质心位置 o，将每个特征点 p_c 到质心的矢量方向 $\overrightarrow{p_c o}$ 作为以该点为坐标原点的对数-极坐标系的 $\theta=0$ 指向。相对而言，直方图方法对区域非均匀的形变不敏感，故本文中考虑到使用直方图来表示目标像素点之间的关系。很直接的方法就是将每个子区域中的像素点差值的分布数计算其统计分布直方图。考虑到每个子区域中的像素差值可能会出现正负值之分，笼统地将像素差值求和会降低子区域区分能力，所以本文方法中对正向像素差值与负向像素差值分别进行统计，定义如式(3)所示。

对子区域 R 中的每个像素点 p，其相对当前参考点 p_c 的正向像素差直方图为

$$H_{R_i+}(p_c)=\frac{\sum\{D(p)\mid p\in R_i, D(p)\geqslant 0\}}{\#R_i+} \tag{3}$$

式中，$\#R_i+$ 为第 i 个子区域 R_i 中正向像素差值的数目。同理可得负向像素差直方图定义为

$$H_{R_i-}(p_c)=\frac{\sum\{D(p)\mid p\in R_i, D(p)\leqslant 0\}}{\#R_i-} \tag{4}$$

式中，$\#R_i-$ 为第 i 个子区域 R_i 中负向像素差值的数目。

最后，将每个子区域的直方图统计合成为一个向量，则参考点 p_c 关于其邻域 R 规格化后的局部描述子定义如下：

$$\mathrm{NPDHLD}(p_c)=(H_{R_1+}, H_{R_1-}, H_{R_2+}, H_{R_2-}, \cdots, H_{R_k+}, H_{R_k-}) \tag{5}$$

本文称之为规格化像素点分布直方图局部描述子（normalized pixel distribution histogram local descriptor，NPDHLD）。NPDHLD 可以看作是参考点 p_c 的一个局部像素强度差值的有符号测度。对于整个点集 P，分别以其 n 个点 $p_1, p_2, \cdots, p_n$ 作为参考点，由各点的 NPDHLD 形成的矩阵就是点集 P 的 NPDHLD，描述了整个目标轮廓的特征。

NPDHLD 的突出特点表现在：① 是一种相对大尺度的局部描述，随着对数-极坐标系半径 r 的取值不同，描述子可以覆盖整个图像区域；② 参考点的位置选择没有硬性规定；③ 对外点和小范围的遮挡有较强的鲁棒性；④ 规格化后的描述子具有照度变换不变性；⑤ 使用参考点到目标质心的矢量方向作为坐标系 0 角度方向，一定范围内保证了其具有平面旋转不变性。

1.2　具体实现

为了利用本文提出的描述子对目标进行描述，首先用加入先验模型约束的水平集方法对遥感影像进行处理，提取出目标边缘，并对边缘进行采样，得到特征点集。对点集中的每个点，在对数-极坐标系中计算其 NPDHLD。

NPDHLD 中，所有涉及的距离关系都是关于参考点的相对量，故具有平移不变性。同时，通过上述极坐标 0 角度的选取方法，又保证了描述子的平面旋转不变性。而尺度的不变性取决于描述子坐标系中半径 r 的选取，基于此，提出的算法通过以下步骤得到用于高分辨率遥感影像敏感目标识别的 NPDHLD：

步骤 1　计算极坐标半径 r

以特征点集任一点为当前参考点，分别计算其与点集中其余像素点之间的相对距离 r_i：

$$r_i=\lg\left(\sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2}\right),\ i=1,2,\cdots,n \tag{6}$$

取这些距离中的最大值作为当前参考点的对数-极坐标系的坐标半径：

$$r_c=\alpha\max_{1\leqslant i\leqslant n}\{r_i\} \tag{7}$$

这样做的目的在于使 NPDHLD 能够将目标作为一个整体来描述，为后续的识别提供方便。式(7)中的 α 是一个调整因子，在实际计算中，为了调整 NPDHLD 的描述作用，可以对 α 进行微调，α 越小，NPDHLD 的局部描述性越强；反之，全局描述性越强，α 默认值取 1。

步骤 2　极坐标极角 θ 的确定

首先根据目标边缘点集（特征点集）计算出目标的质心位置 o，计算当前参考点到质心的向量角度：

$$\theta_o=\arctan\frac{y_c-y_o}{x_c-x_o} \tag{8}$$

式中，x_c-x_o，y_c-y_o 分别为当前参考点与质心的位置坐标。则目标特征点集中的点 (x,y) 在以当前参考点 (x_c,y_c) 为圆心的对数-极坐标系中的极角定义如下：

$$\theta_c=\arctan\frac{y-y_c}{x-x_c}-\theta_o \tag{9}$$

步骤 3　NPDHLD 描述特征矩阵的构建

在以当前参考点 p_c 为圆心，半径为 r_c 的局部区域内，按照对数距离间隔建立 m 个同心圆。同时将此区域沿圆周方向 s 等分，形成如图 1 所示的靶状分割。由于半径 r_c 是当前参考点与其边缘点向量距离的最大值，所以可以保证当前参考点所在的目标能够完全被同心圆包含。此时，落入此靶状分割的目标特征点集中的点到当前参考点 p_c 的向量相对位置简化为靶状分割上个扇区内的点分布数。这些点的统计分布直方图就构成了 NPDHLD 描述子。文中取 $m=5$，$s=12$，于是 NPDHLD 的维数为 $m\times s=5\times 12=60$ 维。

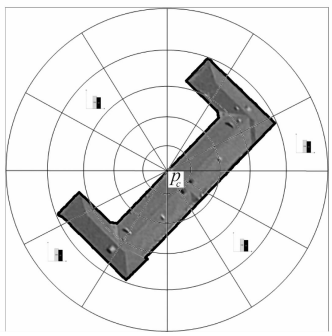


图 1　点 p_c 为中心的 60 维描述子划分方式

1.3　匹配方法

1.3.1　匹配代价

若有某个目标特征点集 P 上的任一点 p_i，另一目标特征点集 Q 上的任一点 q_j，文中用 $C_{i,j}=C(p_i,q_j)$ 表示这两点之间的匹配代价。由于 NPDHLD 使用点集的统计直方图分布，适合使用 χ^2 统计量来表示点间的匹配代价：

$$C_{i,j}=C(p_i,q_j)=\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{K}\frac{[\mathrm{NPDHLD}_i(k)-\mathrm{NPDHLD}_j(k)]^2}{\mathrm{NPDHLD}_i(k)+\mathrm{NPDHLD}_j(k)} \tag{10}$$

式中，K 为扇区块数。

1.3.2 二部图匹配

为了完成目标识别，本文将事先构建好的敏感目标数据库中的目标模板（或称为原型）与当前要识别的目标利用NPDHLD进行匹配。敏感目标数据库的构建是一项长期工作，利用长时间以来搜集的各种在军事、工业、经济领域中被认为是敏感目标的数据综合提炼而构建。文中可以简单将其看作是一个模板库，关于模板库的构建，将在其他的文章里讨论。其基本思想是利用聚类的方法对同一目标不同视角或尺度的状态进行描述。在进行识别时，对模板库中的目标计算其 NPDHLD，作为参考目标，然后将当前要识别的对象计算 NPDHLD 后，与参考目标的 NPDHLD 进行匹配计算，得到的匹配结果在满足一定条件时，当前对象继承模板库中目标的属性，完成目标识别。

同时，本文在匹配时采取了如下策略：对于参考图像 I 和待匹配图像 I'，令 p'_i，p''_i 分别为 I' 中，I 中特征点 p_i 最相似与次相似（匹配代价最小与次小）的两个特征点。如果点 p_i 与点 p'_i 满足以下条件，则认为 p_i 与 p'_i 为两幅图像中的最优匹配点对：

$$C(p_i, p'_i) < \beta \times C(p_i, p''_i) \tag{11}$$

式中，β 为可变参数，用来调节匹配的严格程度。经过此步骤处理的特征点对可以认为是参考特征点集与待匹配特征点集中的最优匹配。然而，在匹配要求较为严格的情况下，即 β 取值较小时，满足上述条件的点对可能只是特征点集中的一小部分，特征利用不完全，只利用这一部分匹配结果来完成识别任务可能会有较高的误警率。所以依然需要对不满足上述筛选条件的特征点进行进一步的处理。本文认为对经过式(11)筛选后点集的匹配实际上就是最小化两个点集间总的匹配代价：

$$H = \sum_i C(p_i, q_{\pi(i)}) \tag{12}$$

由于匹配的意义在于一一对应，为了对所有特征点都能够充分利用，以将匹配看作两个点集的排列对应问题。也就是一个典型的加权二部图匹配问题，利用匈牙利方法[15]在计算复杂度为 $O(N^3)$ 的时间内可以较好地解决。

考虑到经过上述初步筛选后的两个待匹配的目标（或是带匹配目标与模板库中的目标）的特征点集的大小并不是始终保持一致，同时，匹配可能会出现逸出点。为了保证算法的鲁棒性，实验时，在待匹配点集和参考点集中都加入了一些“空白样本点”。这些点的匹配代价是一个人为控制的常量 ε_d，同时在加入“空白样本点”后保证两个匹配点集的匹配代价矩阵是一个方阵。如此，当匹配代价小于 ε_d 的点找不到对应的匹配点时，就会与“空白样本点”匹配。而 ε_d 作为一个门限参数，某种程度上控制了逸出点的出现。

使用上述策略进行匹配有如下优势：首先，利用一个简单的但是门限较严格的条件对特征点集中的点进行初步匹配，挑选出匹配较为明确的点对，随后再利用匈牙利法对剩余点集中的点进行匹配，相对使用匈牙利法对整个点集进行搜索最优解的做法，计算量有明显下降；其次，避免了单纯使用式(11)的条件进行匹配时，β 参数人为选择造成的局部匹配较优而全局效果较差的问题。再者，使用本文的策略对特征的利用较为充分。特征的充分利用是进行识别的重要前提，因为稀疏的特征并不能完全对目标进行描述，而如果在匹配阶段由于匹配准则的选择问题，使得许多特征被剔除，不能被利用，就有可能造成匹配的失败，进而造成识别错误。

2 实 验

2.1 Mikolajczyk 数据集[9]匹配实验

（1）数据集说明

为了验证本文提出算法的有效性，我们首先在Mikolajczyk数据集上进行了实验。Mikolajczyk 数据集是目前使用较多的验证描述子性能的数据集。它包括了若干典型的场景及其变换后的一系列图像，包括：视角变换、尺度和旋转变换、模糊变换、照度变换以及 JPEG 压缩变换。其中，视角变换是以 60°为度量变换拍摄位置得到的，尺度和旋转变换是沿着拍摄的光轴进行旋转并同时改变焦距得到的，模糊变换是通过改变拍摄的焦距得到的，照度变换是通过调整光圈大小完成的，JPEG 压缩变换是通过改变JPEG 算法的压缩参数得到的。

在本数据集中进行实验时，首先对图像提取Harris角点作为特征点集，因为这里只是为了验证本文提出描述算法的有效性，同时在该数据集中由于场景设计问题，并没有很明确的目标，所以使用上文描述中的边缘提取算法得到特征点集并不合适。同时，如前所述，本文重点讨论的是描述算法的设计，但针对高分辨率遥感影像中目标特征检测算法的研究和使用也是更好完成识别的基础，作者将会在别的文章中进行讨论。

（2）评估准则

本文使用文献[9]中使用的评估准则，即 Recall-Precision 准则。

（3）实验结果及分析

分别使用 60 维（$m=5$，$s=12$）的 NPDHLD 描述子，120 维（$m=12$，$s=10$）的 NPDHLD 描述子与 128 维的 SIFT 描述子对比。所有的实验都是在相同的硬件条件下（Intel Core Dual CPU 7350@2。0 GHz，2 G DDR3 RAM，操作系统为 Windows7-32bit）完成的。

首先对于图像的模糊变换，其匹配结果及与 SIFT 方法匹配后的评估结果分别如图 2(a)和图 3(a)所示。从图中可以看出，虽然由于镜头焦距的变化造成了图像中像素值和图像中目标边缘的变化，但是本文提出的描述方法依然有较高的匹配率，同时可以看出，120 维的 NPDHLD 有着更好的效果。

JPEG 压缩算法是一种广泛使用的图像压缩算法，在实际应用中非常普遍。很多遥感影像实际上已经不是原始数据，而是经过压缩后的图像，故而描述子对于 JPEG 压缩的鲁棒性更具有实际意义。从图 2(b)和图 3(b)的结果可以看出，图像经过压缩后，依然能够表征图像中的特征。120 维 NPDHLD 的效果在某些情况下要好于 SIFT 方法。

图 2(c)及图 3(c)所示的是由镜头光圈变化引起的照度变换的匹配及评估结果。由于本文算法设计时已消除了线性照度变化的影响，故而，照度变换对匹配结果造成的影响并不明显。另外也可看出 120 维的 NPDHLD 在照度变换的情况下有着可与 SIFT 方法比拟的稳健性。而 60 维的

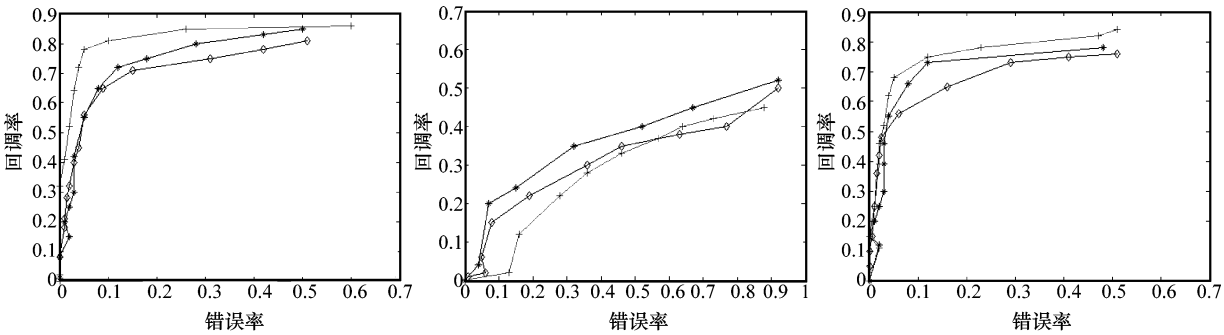
NPDHLD 由于描述不充分，所以造成了性能的相对落后。

图 2(d)及图 3(d)为视角变换匹配及评估结果图。在该幅视角变换的图像中，不但有视角变换，同时存在细微的亮度和尺度变换。从图中可以看出，由于存在较丰富的边缘信息，SIFT 方法有着相对更佳的匹配效果。

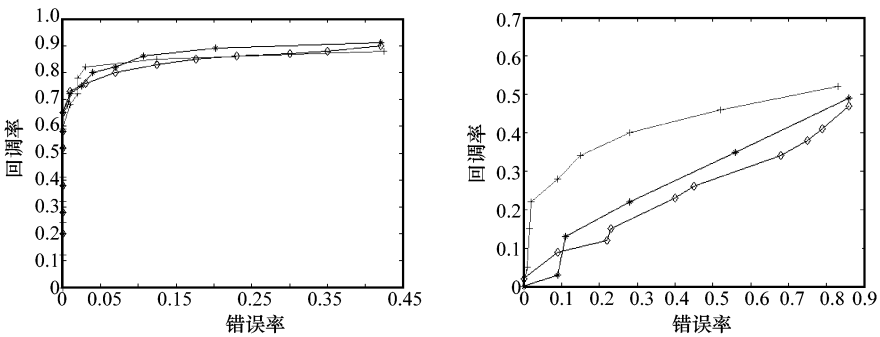
尺度和旋转变换的匹配及评估结果如图 2(e)和图 3(e)所示。由于本文描述子在本次实验中搭配了 Harris 角点，本文算法相较 SIFT 方法有着更好的效果。

(a) 模糊变换　(b) 旋转和尺度变换　(c) 照度变换　(d) 视角变换　(e) JPEG变换

图 2　不同变换下的匹配结果



(a) 模糊变换的ROC曲线　(b) 旋转和尺度变换的ROC曲线　(c) 照度变换的ROC曲线



(d) 视角变换的ROC曲线　(e) JPEG变换的ROC曲线

—✱—: NPDHLD120; —◇—: NPDHLD60; —+—: SIFT。

图 3　本文算法与 SIFT 算法对比图

2.2　目标识别实验

在目标识别实验中，首先构建了一个小型的模板库，即对一些较为典型的目标取其某一时期的影像，连同其属性数据一起存入数据库，同时将这些目标的边缘形状提取出来，作为先验形状约束的水平集方法中的先验形状模板。在进行目标识别实验时，如前所述，首先对待识别图像利用先验形状约束的水平集方法勾勒出多个目标的边缘，随后使用 NPDHLD 对初步提取的目标进行描述，得到目标的 NPDHLD 特征。将其与典型目标模板库中的 NPDHLD 特征进行匹配，如果匹配率满足某一条件，则认为图像中的目标与模板库中的目标为同一目标。将模板库中的目标与图像中待识别目标一一匹配后，识别过程结束。

为了说明本文算法思路的正确性及有效性，使用模板库中的两个典型目标来进行验证，分别是俄罗斯的克林姆林议会建筑及德国科隆大教堂。这两个目标图像中，克林姆林议会是去除背景后的单纯目标图像，而科隆大教堂则是包含背景的局部图像切片。利用本文思路和算法实验后的匹配结果分别如图 4、图 5 所示。实验中，当匹配正确率达到 85%以上时，认为待检测图像中的目标可以继承与其匹配的模板库中目标的属性及概念，也就是完成了识别。

实验中科隆大教堂的匹配正确率为 87%，而克林姆林议会由于是去除背景的目标模板，匹配正确率达到了 93%。同时，本文方法与 SIFT 方法相比在时间效率上也有一定优势，具体数据如表 1 所示。

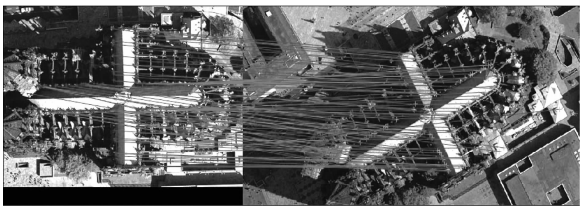


图 4 科隆大教堂匹配识别结果

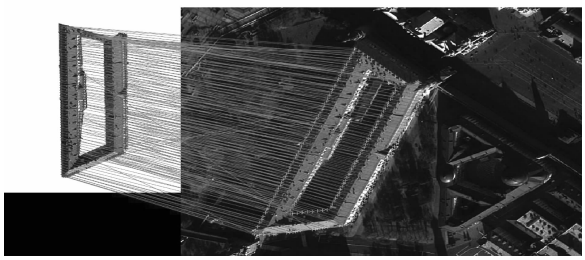


图 5 克林姆林议会匹配识别结果

表 1 本文方法和 SIFT 方法运行时间对比 s

方法	描述时间	匹配时间
本文方法	37.1	76.2
SIFT 方法	89.7	69.1

3 结 论

本文提出了一种适用于高分辨遥感图像目标识别的局部描述算法——NPDHLD。首先用先验模型约束的水平集方法得到图像中的目标边缘，将目标边缘上每一像素点依次作为坐标原点构建“对数-极坐标”坐标系，并规格化所有像素点的像素值，利用当前坐标原点以外的目标边缘上像素点的分布来构建局部描述子。对图像中的待识别目标利用提出的描述算法进行描述后与模板库中的典型目标进行匹配，匹配时采取分步匹配的策略，在提高匹配效果的同时，降低计算复杂度。若匹配结果高于某一阈值则待识别目标继承模板库中目标的属性和概念，完成目标识别。

从实验结果来看，本文的算法能够有效且相对高效地完成对目标特征的提取和描述，并有着较好地匹配效果，能够较好地完成从遥感图像中依据典型目标数据库进行目标识别的任务。同时，本文方法在包含尺度和旋转变换、模糊变换、照度变换及 JPEG 压缩变换的图像匹配中均达到或优于目前公认效果较优的 SIFT 方法的性能，而减少了运行时间。在与典型目标模板库中的目标进行匹配，完成目标识别的实验中同样取得了预期的效果。

下一步的工作主要有以下几点：① 构建典型目标模板库。构建更为丰富的详实的目标模板库，为高分辨率遥感影像的目标识别提供坚实的基础和前提；② 目前本文方法更加适合于在灰度图像上进行匹配，下一步应扩展其至更多类型的图像上；③ 匹配方法的选择，选择时间效率更优的匹配方法或是更合理的相似度测度，可以进一步降低算法的计算复杂度。

参考文献：

[1] Yu H Y, Gan F P. Object recognition of high resolution remote sensing image based on PSWT[C]// *Proc. of the International Conference on Image Analysis and Signal Processing*, 2009: 52 - 56.

[2] Makar M, Chang C L, Chen D, et al. Compression of image patches for local feature extraction[C]// *Proc. of the International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2009: 821 - 824.

[3] Zhou W, Ahrary A, Kamata S. Image description with 1D local patterns by multi-scans: an application to face recognition[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Image Processing*, 2010: 4553 - 4556.

[4] Lemaitre C, Perdoch M, Rahmoune A, et al. Detection and matching of curvilinear structures[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(7): 1514 - 1527.

[5] Lee W T, Chen H T. Probing the local-feature space of interest points[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Image Processing*, 2010: 857 - 860.

[6] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(4): 509 - 522.

[7] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91 - 110.

[8] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]// *Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004: 506 - 513

[9] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615 - 1630.

[10] Freeman W T, Adelson E H. The design and use of steerable filters[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(9): 891 - 906.

[11] Schmid C, Mohr R. Local grayvalue invariants for image retrieval[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(5): 530 - 535.

[12] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]// *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000: 142 - 149.

[13] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971 - 987.

[14] 田昊，杨剑，汪彦明，等. 基于先验形状约束水平集模型的建筑物提取方法[J]. 自动化学报，2010, 36(11): 1502 - 1511. (Tian H, Yang J, Wang Y M, et al. Variational level set using shape prior towards automatic building extraction[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(11): 1502 - 1511.)

[15] Pereira S, Ruanaidh J J K O, Deguillaume F, et al. Template based recovery of Fourier-based watermarks using log-polar and log-log maps[C]// *Proc. of the Multimedia Computing and Systems*, 1999: 870 - 874.