

基于 SIFT 和非参贝叶斯的高分辨率遥感影像地物识别算法

王 健¹ 白鹤翔¹ 李德玉^{1,2}

(山西大学计算机与信息技术学院 太原 030006)¹

(山西大学计算智能与中文信息处理教育部重点实验室 太原 030006)²

摘 要 地物识别是遥感图像处理领域中的一个重要问题。随着遥感技术的发展,高分辨率遥感影像中携带有大量相似的具有尺度不变特征的地物,传统的地物识别方法难以适应这一发展,亟需对其进行改进。针对高分遥感影像,在 SIFT(Scale-invariant Feature Transform)算法的基础上进行改进并得出一种快速精准的地物识别算法 DBSIFT(Double Backward SIFT),实现了相似地物多对一的模式识别。DBSIFT 在原算法的基础上构造了二重差金字塔,利用 DP(Dirichlet Process)识别出相似地物并对其进行分割。在几何与算数关系上,选取 9 个指标对分割精度进行评价。实验中,使用该方法得到的地物能够被准确识别,且分割效果良好,说明了该算法的有效性。

关键词 地物识别, SIFT, 金字塔, DP

中图分类号 TP753 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.01.053

High Resolution Remote Sensing Image Object Recognition Algorithm Based on SIFT and Non-parametric Bayes

WANG Jian¹ BAI He-xiang¹ LI De-yu^{1,2}

(School of Computer and Information Technology, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)¹

(Key Laboratory of Computational Intelligence and Chinese Information Processing of Ministry of Education, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)²

Abstract Object recognition has always been a significant problem in the field of remote sensing image processing. With the development of remote sensing technology, the high resolution remote sensing images carry plenty of scale invariant features which are highly correlated with each other, and the traditional recognition methods are difficult to adapt this development. Based on the SIFT(Scale-invariant Feature Transform) algorithm, a fast and accurate algorithm for ground object recognition was proposed, namely DBSIFT(Double Backward SIFT). This method constructs the new pyramid based on SIFT, uses DP(Dirichlet Process) to identify the similar features, and then segments them. Weighing upon the relationship between geometry and arithmetic, nine indexes were selected to evaluate the accuracy of segmentation. In the experiment, similar ground object can be identified accurately, and the segmentation result's performance is well. The effectiveness of this method is further explained.

Keywords Object recognition, SIFT, Pyramid algorithm, DP

1 引言

图像算法在遥感领域中的应用十分广泛,早在 21 世纪初期, Pesaresi^[1]在进行城市区域遥感图像分类时,就利用了形态变换对其特征进行提取。近年来,涌现出了越来越多将图像特征检测与遥感影像特征检测相结合的方法,并取得了良好的效果。这些方法主要解决了两类问题:1)准确检测出高分遥感图像特征,诸如陈梦婷^[2]、Song^[3]、葛盼盼^[4]等人完成了 Harris 角点、SURF 和 SIFT 等特征在遥感图像领域的探索;2)实现了遥感图像中的地物配准、识别及分割等问题,如 Mobley^[5]的光谱特征配准, Sternlicht^[6]的回声信号配准等。遥感技术的飞速发展对遥感数据的处理技术的要求也越来越高,上述两类问题表明遥感图像特征检测、识别分割方法的选

择对解决该领域的问题至关重要。其中 SIFT 算法是一种提取局部特征的算法,也是一种模式识别技术,最早由 David. G. Lowe^[7]于 1999 年提出, David. G. Lowe 并于 2004 年^[8]正式提出了基于尺度空间的对图像缩放、旋转甚至仿射变换保持不变性的图像局部特征描述算子,即尺度不变特征算子。Mikolajczyk^[9]对包括 SIFT 算子在内的 10 种局部描述子所做的不变性对比实验中, SIFT 及由其扩展算法已被证实同类描述子中具有最强的健壮性,应用非常广泛。

目前,遥感领域对全色波段高分辨率遥感影像进行图像领域探索时,主要面临两类挑战:1)遥感影像的纹理极清晰,空间分辨率、光谱分辨率极高,分辨率较普通图像要高数倍,多数算法处理 PBSI 的时间长,效率低^[10];2)在进行地物识别时,包括 SIFT 在内的大多数算法都只能解决一对一识别问

到稿日期:2016-04-28 返修日期:2016-06-24 本文受国家自然科学基金资助项目(41101440),山西省青年科技基金资助项目(2012021015-1)资助。

王 健(1992—),男,硕士,主要研究方向为空间数据挖掘、遥感图像处理, E-mail: forint@163.com; 白鹤翔(1980—),男,博士后,副教授,主要研究方向为粗糙集、空间数据挖掘; 李德玉(1965—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为数据挖掘、智能计算。

题。当有相似地物存在时,相似地物特征会对识别结果造成干扰,从而导致识别结果不准确,甚至识别机制失效^[11]。遥感图像主要包含了山川、建筑、河流、森林及环境资源等地物的光谱信息,其信息量丰富,其中目标地物的特征数目海量,众多地物特征类似且高度相关。基于此,针对高分遥感图像,找到一种快速且有效地识别相似地物的方法对遥应用有重要的价值。

综合上述两类挑战,需要对适用于普通图像特征识别的 SIFT 算法进行进一步改进才能用于高分辨率遥感图像,本文提出一种新的算法即 DBSIFT 来对遥感图像进行地物特征识别。在遥感影像空间分辨率、光谱分辨率及储存空间极高的情况下,该算法在高分差分金字塔的基础上构建二重差分金字塔,能够快速探测到关键点,从而提高了特征检测的效率;其次,通过逆向匹配对识别模式进行改进,有效地识别出遥感影像中高度相似的地物特征的地物;利用 DP 对识别结果进行聚类并分割。最后,选取高分辨率遥感影像中的相似地物来验证 DBSIFT 算法的有效性,并通过多类指标对分割质量进行评估。

2 SIFT 算法概述

SIFT^[7]是一种基于尺度不变特征的匹配特征算法,其识别局部尺度不变特征不受图像尺度空间、仿射变换、亮度、旋转以及仿射变换的影响,该特征稳定性较高,故应用广泛。该算法主要由图像特征检测和特征匹配两方面构成。2.1 节与 2.2 节对 SIFT 算法进行了简单概述。

2.1 尺度不变特征检测及生成

在探测尺度不变特征之前,需要利用二维平面空间图像构造尺度空间金字塔,同时检测局部极值并将其作为特征点,以使特征具备良好的独特性和稳定性。构造尺度空间时利用高斯函数进行图像模糊,Koenderink^[12]证明了高斯卷积核是实现尺度变换的唯一变换核,而 Lindeberg 等人^[13]则进一步证明了高斯核是唯一的线性核。二维高斯核的定义如下:

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

在尺度局部不变特征检测时,通过模仿埃及金字塔的构造形式来形象地表示高斯模糊渐变。利用下采样,将图像逐渐模糊的过程看作是一个热源逐渐散热的过程,结合热传导公式 $\frac{\partial u}{\partial t} - \alpha(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial z^2}) = 0$ 及高斯拉普拉斯算子相关理论得到差分金字塔表达式:

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, (x, y) 代表像素位置,称为尺度因子。通过上述关系,可在 3 个相邻尺度中检测局部空间极值,最后通过偏移量修正以及消除边缘响应等操作后,确定关键点位置。

2.2 特征匹配级物体识别

地物识别在异常检测^[14]、动态子空间目标提取^[15]、场景分类^[16]方面有着广泛应用。利用尺度不变特征进行匹配时,首先需对关键点添加主方向,使其具有方向旋转不变性。至此每个关键点均具有 3 种信息,即尺度、位置坐标及主方向。其次,通过每个关键点具有的信息可构造属于关键点区域的 128 维特征描述子。最后,特征匹配和检索时,目标地物图像与检索图像均生成 SIFT 特征向量,用 kd 树存放这些特征,通过 BBF 算法与 Hough 变换实现特征匹配。

3 快速相似地物识别的 DBSIFT 算法

因 SIFT 算法在处理高分辨率遥感图像时面临着两个挑战,本文在对 SIFT 算法的尺度不变特征检测和目标识别方面进行改进的同时,增添了地物识别后的分割。结合这 3 方面提出了进行快速相似地物识别的 DBSIFT 算法。

3.1 特征检测

在尺度不变特征方面,DBSIFT 在 SIFT 的基础上构建了二重差分金字塔,并对新金字塔在特征检测时的复杂度进行分析,与 SIFT 算法的效率进行了对比。

3.1.1 构建二重差分金字塔

构造 SIFT 特征的过程中,在尺度不断变换的金字塔中探测到具有尺度不变特性的稳定关键点,其中构造差分金字塔来探测图像的关键点是至关重要的一步。SIFT 算法通过式(2)的差分关系在原始图像金字塔的基础上得到了高斯差分金字塔(Gaussian Difference Pyramid, D 塔)。本文在 D 塔的基础上得到了二重差分金字塔(Gaussian Double Difference pyramid, S 塔),并利用 S 塔进行关键点探测。二重差分金字塔如图 1 所示。

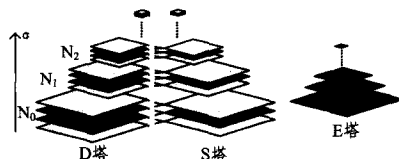


图 1 二重差分金字塔构造

设 w 和 h 表示图像的宽高,金字塔由若干子空间集 $\{N_0, N_1, N_2, \dots, N_{\max}\}$ 组成,则金字塔子空间 N 的数目范围为: $N \leq N_{\max} = (\log_2(\min(w, h))) - \lambda$, 其中 λ 为金字塔每层图像数目的最小值。

设每个子空间中包含随尺度函数变化的图像层的层号为 l ,子空间内图像数目为 μ ,同一金字塔子的空间图像层数相同,定义尺度变化函数 $\sigma(l) = \sigma_0 \cdot 2^{\frac{l}{\mu}}$,同一子空间相邻图像尺度关系满足: $\sigma(l+1) = \sigma(l) \cdot k, k = 2^{\frac{1}{\mu}}$,相邻子空间同一层尺度关系满足: $\sigma_{N+1}(l) = 2 \cdot \sigma_N(l)$,由上述两关系可得金字塔自底向上图层尺度变化序列为:

$$2^{n-1}(\sigma_0, k_0\sigma_0, k_0^2\sigma_0, \dots, k_0^{l-1}\sigma_0), k_0 = 2^{1/\mu} \quad (3)$$

结合式(3),对于 S 塔,第一个子空间内底层图像信息可表示为: $S(N_0, P_0, \sqrt{2}\sigma_0)$ 。D 塔第一个子空间内最底层两张图像的差分关系可表示为:

$$D(N_0, P_1, \sqrt{2}\sigma_0) - D(N_0, P_0, \sqrt{2}\sigma_0) = S(N_0, P_0, \sqrt{2}\sigma_0) \quad (4)$$

则 S 塔第 n 个子空间第 l 张图像中图像与 D 塔所对应的差分关系可表示为:

$$\begin{aligned} D(N_{n-1}, P_l, 2^{n-2}k^{l-1}\sigma_0) - D(N_{n-1}, P_{l-1}, 2^{n-2}k^{l-2}\sigma_0) \\ = S(N_{n-1}, P_{l-1}, 2^{n-2}k^{l-2}\sigma_0) \end{aligned} \quad (5)$$

至此,由式(3)和式(4)可知,S 塔的构造工作已完成,如图 1 所示。

3.1.2 DBSIFT 算法的复杂度分析

在构造金字塔的过程中,空间消耗集中在存储各子空间内多层不同尺度的图像,复杂度为线性阶 $O(nl)$,记作 C_s ;时间消耗主要集中在各层图像模糊、图像差分以及关键点探测 3 个方面,其复杂度分别为 $O((wh)^2)$ 、 $O(nl)$ 、 $O((wh)^2)$,记为 C_t 。金字塔最底层图像的像元个数为 A ,经式(2)尺度序

列变化后金字塔中像元总数记作 M , 可得 M 的表达式如下:

$$M = \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^l \frac{A}{(2^{i-1} k^{j-1} \sigma_0)^2} \right) + A \quad (6)$$

其中, 根据式(6)分别以 M_D, M_S, A_D, A_S 表示 D 塔与 S 塔的像元总数与最底层像元个数, 那么对拥有 M_S 个像元的 S 塔进行关键点探测的时间消耗可表示为 $M_S \cdot C_t$, 空间总消耗可表示为 $M_S \cdot C_s$, 可将其表示为二元矢量 $C_S = (M_S, C_t, M_S, C_s)$, D 塔同理。由式(4)可知, 对 D 塔与 S 塔进行关键点探测的过程中, D 塔的子空间集 $\{N_0, N_1, N_2, \dots, N_{\max}\}$ 探测层的次数均比 S 塔对应层的多一层。根据 Adelson^[14] 的论述, 关键点探测层的顺序并不固定, 每个子空间最顶层与最底层为边缘层, 无相邻尺度层信息, 故不参与探测过程。当关键点探测方向为自底向上时, 多出的一层为每个子空间的倒数第二层; 当关键点探测方向为自顶向下时, 多出的一层为每个子空间的第二层。将多出的每一层提取出来构造为消耗差塔 (Extra Pyramid, E 塔), 如图 2(b) 所示, 该塔可以抽象地代表在关键点探测过程中, D 金字塔比 S 金字塔在时间与空间上多出的消耗。探测顺序并不固定, 为考虑消耗差最大值, 默认关键点探测方向为自底向上, 随尺度变化函数增大。由相邻子空间同一层关系可知, E 塔图像信息自底向上为: $E(N_0, P_1, \sqrt[4]{2} \sigma_0), E(N_1, P_1, \sqrt[4]{2^3} \sigma_0), \dots, E(N_{n-1}, P_1, \sqrt[4]{2^{4n-3}} \sigma_0)$ 。由上述序列可知, E 塔各子空间层号相同, 则其像元数目总数 M_E 的表达式如下:

$$M_E = \sum_{i=1}^n \frac{A_E}{(2^{i-1} \sigma_0)^2} + A_E \quad (7)$$

综上所述, 结合式(5)可得消耗差 E 塔的表达式为:

$$C_E = C_D - C_S = (M_E, C_s, M_E, C_t) \quad (8)$$

由式(8)可知, SIFT 算法中所构造的 D 塔较本文 DB-SIFT 所构造的 S 塔减少了 $O(wh)^2$ 的时间消耗和 $O(nl)$ 的空间存储。

3.2 目标识别

设 $X = (x, y)$ 是图像 S_p 中关于像素的二元组向量, 构成该图像的集合 $U = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}$, 图像特征全集为 $I = \{X_{F1}, X_{F2}, \dots, X_{Fm}\}$, 指定区域的特征点集合为 $A = \{X_{F1}, \dots, X_{Fk}\}$, 其中 $A \subseteq I$ 。原 SIFT 中所建立的一对一映射关系为 $A \rightarrow I$ 。当提取地物目标变为多对一模式时, 特征难以寻回在原图像中的准确位置, 会出现特征误匹配、地物错识别的情况, 此时该类识别机制失效, 如图 2(a) 所示。

本文所提算法中, 修改映射关系为: $I \rightarrow A$, 当 A 是 I 的单一不重复子集时, 对应的识别模式为一对一识别; 当 A 是 I 的重复不唯一子集时, 对应的识别模式为多对一识别。此映射单向且不可逆, 如图 2(b) 所示, 当从全集向指定特征集反向搜寻时, 因指定特征集中均是单一、不重复、不相似特征, 故全集中与特征集相似度较高的特征均可被搜寻到, 经可靠匹配后可对其有效识别, 识别结果理想且稳定。

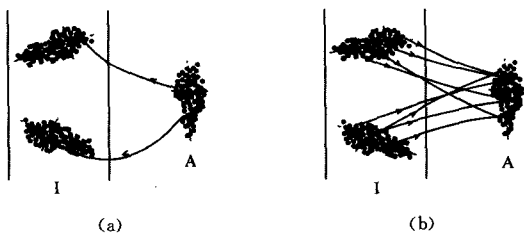


图 2 SIFT 与 DBSIFT 多对一模式识别

3.3 基于 DP 的聚类分割

DBSIFT 识别出的相似地物以点坐标集的形式体现在遥

感图像上, 如图 2 所示。统计高分辨率遥感图像中相似地物数目时本文使用对地物点坐标集进行聚类的方法。聚类算法的选择直接影响了聚类结果。聚类方法中, DP (Dirichlet Process) 由 Thomas Ferguson^[15] 于 1973 年正式提出, 在计算机视觉领域得到了广泛应用。概率论中, DP 是由概率分布实现的一类随机过程, 由基本分布 H 和正实数 α 所定义, 其中, 基本分布 H 代表了 DP 的预期值, 参数 α 用来刻画 DP 的离散程度。DP 可以看做是狄利克雷分布在无限维上的展开, 也可以看作是对无穷且非参离散分布的一个共轭先验概率。参考梅素玉^[16]、张林^[17] 等人对 DP 具有天然的聚类特性的论述, 可以得出 DP 混合模型及其扩展模型能够从数据中自动推断聚类的个数。因相似地物数目事先未知, 且每个簇特征点分布密度不同, DP 适用于需要规避明确指定聚类数目的集群的聚类情形。

结合 DP 混合模型的定义^[16], 将 2.2.2 节中得到的遥感地物的空间坐标集 X_i 作为观测数据服从参数为 θ_i 的分布 $F(\theta_i)$, 某一估计值坐标 θ_i 在贝叶斯方法中服从可通过 DP 构造该地物坐标所属聚类的概率测度 G , DP 混合模型的定义如下:

$$\begin{aligned} X_i | \theta_i &\sim F(\theta_i); \\ \theta_i | G &\sim G; \\ G | \alpha, G_0 &\sim DP(\alpha, G_0) \end{aligned} \quad (9)$$

θ_i 存在被重复抽样的概率, 以 θ_i' 表示观测数据中服从混合分布中某个分布分量, 分量从 X_i 中可自动推断得出, 无需人工设定。 η_k 为截棍过程^[16] 中的原子概率质量序列, 结合式(9)的混合模型, X_i 可被分配到指定的混合分量中。

$$\begin{aligned} \theta_k' | H &\sim H; \\ G &= \sum_{k=1}^{\infty} \eta_k \delta_{\theta_k'} \end{aligned} \quad (10)$$

在遥感影像中, 不同的分量即不同的相似地物簇。 X_i 隶属于第 k 个类, 可分割出 k 个相似地物的特征聚集簇, 即目标地物对应的 k 相似地物。

3.4 DBSIFT 算法概述

经 2.1—2.3 节的二重差分与逆向匹配改进后, 可得到完整的 DBSIFT 算法, 其主要步骤如下。

输入: 遥感图像 T1, 指定遥感地物 R1

输出: 图像特征点 X_F , 分割结果 Tr

Step1 构建 L 塔、D 塔与 S 塔。其中 S 塔第 p 层: $S_p = D_{n+1} - D_n = I_{m+2} - 2I_{m+1} + I_m$ 。

Step2 利用极值探测方法 $F: F(X_i) = \max/\min F(X_i)$, $X_i \in \{\Omega_{k \times k}^X \cup X_i\}$ 对 SP 进行关键点极值探测, 若 $F(S_p) = \{X_E | X_E \in U\}$, 则 $X_i \in U$ 是 $\Omega_{k \times k}^X$ 内的极值;

Step3 极值点 X_E 经偏移量修正、消除边缘响应、添加主方向 θ 后, 可得到图像特征: $X_F = (x_i, y_i, \theta)$ 。

Step4 对 T1 与 R1 均进行 Step1—Step3 操作后, 可得特征集合 I 与 A , 建立映射关系 $I \rightarrow A$ (此后识别与原算法一致, 此处不再赘述)。

Step5 将识别地物坐标的提取通过 DP 进行聚类, 将聚类结果通过仿射变换得到分割结果 Tr 。

4 实验与分析

4.1 实验准备

本实验从北京朝阳区以经度 116.50486° 、纬度 40.04312° 为中心点的高分遥感影像中随机选取了 5 个具有相似地物的样本区域, 选取情况如图 3 所示。针对 SIFT 与 DBSIFT 进行

了实验,并做了分割质量评价。实验均使用 C++ 语言实现,测试平台 CPU 为 i7-2600,内存为 8GB,操作系统为 Ubuntu 14.04 LTS。

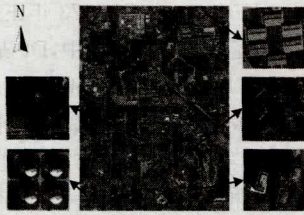


图3 样本 1—5 的选取情况

4.2 实验方案

为验证本文所提方法的有效性,设计了相关实验,具体实验方案如下:

Step1 对比本文二重差分金字塔与原差分金字塔的构造效率;

Step2 将 DBSIFT 算法与 SIFT 算法识别相似地物的结果进行对比,验证本文提出方法的有效性。

Step3 针对 Step1 的分割结果,利用指标 $SI^{[18]}$, QR, OR, UR, PSE, ED2, NSR^[19], T 与 $D^{[20]}$ 等构成的评价体系对分割结果进行质量评价,验证分割结果的准确性。

4.3 结果及分析

4.3.1 两类金字塔对比及分析

对图 3 中样本 1—样本 5 分别构造 D 塔与 S 塔,其中 S 塔的结果如图 4(b)所示。在尺度最小时比较两者探测关键点、卷积及在差分过程中两者的加减次数、乘法次数、耗费时间,对比结果如表 1 所列。

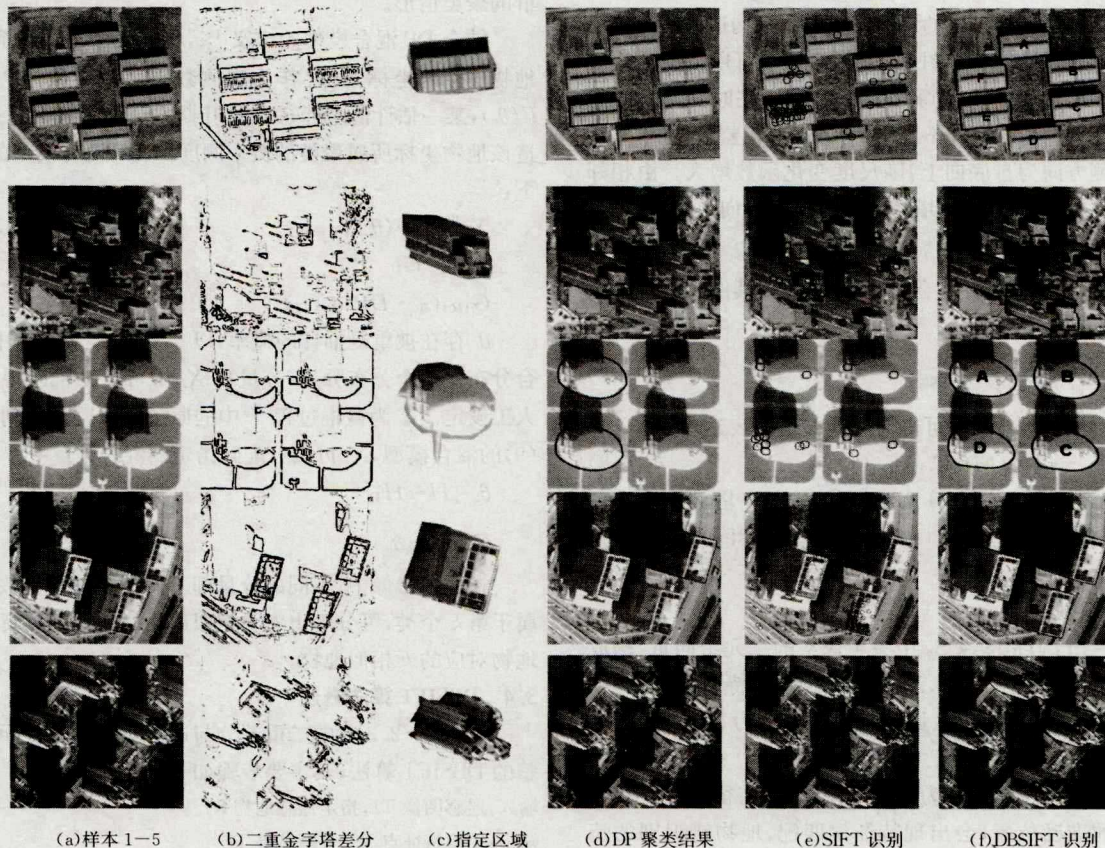


图4 多对一地物模式识别结果

表1 D塔与S塔相关信息对比

金字塔	样本号	乘法次数(次)	加减次数(次)	耗时(s)
高斯差分 金字塔 (D塔)	1	1.93×10^8	1.65×10^8	0.0500
	2	1.86×10^8	1.81×10^8	0.0700
	3	2.16×10^8	2.02×10^8	0.0800
	4	3.01×10^8	2.94×10^8	0.0900
	5	2.54×10^8	2.13×10^8	0.0600
二重差分 金字塔 (S塔)	1	5.12×10^6	5.45×10^6	0.0012
	2	3.72×10^6	3.30×10^6	0.0007
	3	5.68×10^6	5.49×10^6	0.0015
	4	6.93×10^6	6.47×10^6	0.0018
	5	4.22×10^6	4.07×10^6	0.0008

表 1 记录了遍历 D 塔、S 塔最底层的最小尺度影像的乘法次数、加减次数与时间消耗。可以看出,遍历 D 塔底层花费的时间均小于 0.1s,而遍历 S 塔底层花费的时间均小于 0.001s,乘法运算次数由 10^8 量级减小至 10^6 ,加减法运算次数由 10^8 量级减小至 10^6 ,减少了整体时间消耗。尺度越小,影像分辨率越高,底层以上图像遍历时间均少于底层。故

DBSIFT 缩减了遥感影像的遍历基数,进而加快了遍历,耗时较少,显著节省了运算时间。

4.3.2 识别结果及分析

高分辨率遥感影像样本 1—样本 5、二重差分效果图、目标地物、SIFT 地物识别结果、基于 DP 相似地物聚类结果及 DBSIFT 地物分割如图 4 所示。样本识别后的轮廓区域由轮廓线圈出,如图 4(c)所示,SIFT 算法不能有效识别多对一地物模式中的所有相似地物。在 DBSIFT 方法中,样本 1—样本 5 中的绝大多数能有效地识别出相似地物,以字母表顺序予以标号,如图 4(d)所示。

4.3.3 分割质量评价

在图像分割的方法中,整个图像可被分成一系列离散的、连续的、不相交的分割片段,在极端的情况下,最小片段可以是一个单一的像素^[21],而最大的片段可以是整个图像^[22]。判断识别后分割结果是否准确的过程称为质量评价。从视觉

层面、几何及算术层面和同异质层面对 DBSIFT 分割结果选取 9 项评估参数。

(1)通过比较指定区域与分割区域的 SI,对分割物体的轮廓、形状与指定区域进行一个直观对比。此处的分割精度为后者与前者 SI 的比值。样本 1—样本 5 形状指数如表 2 所列。

表 2 SI 及分割精度

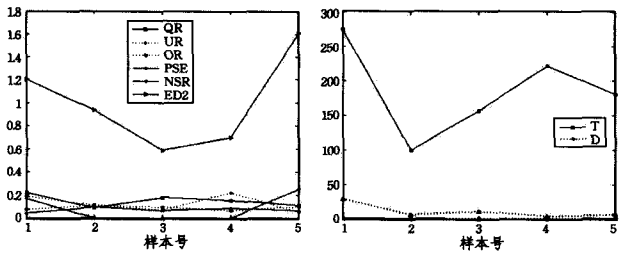
识别物名称	指定区域	分割区域	精度
样本 1	0.15610	0.14350	0.91900
样本 2	0.14380	0.14330	0.99680
样本 3	0.23170	0.21430	0.92500
样本 4	0.08815	0.06240	0.70890
样本 5	0.10590	0.10670	0.99280

从表 2 可以看出,样本 1—样本 5 中分割精度最高达到了 99.7%,最低为 70.1%,大多数分割精度均大于 85%,综合 Neubert M 的叙述,表明 DBSIFT 所分割的区域在轮廓和形状上与指定区域有较高的吻合程度,可认为是理想分割。

(2)样本 1—样本 5 关于 QR,OR,UR,PSE,NSR,ED2 的变化趋势如图 5(a)所示。特别地,样本 2—样本 4 均为完全分割,故算术分割率 NSR 为 0。其中,误分割率 QR 的取值稳定在 0.15 左右,未分割率 UR 与过分割率 OR 的取值绝大多数稳定在 0.1 及其以下,这表明 DBSIFT 分割的相似地物中

误分割率较低,且几乎不存在未分割与过分割情形。潜在分割误差 PSE 的取值在 0.1 以下,表明样本存在较低的潜在分割误差,与指定区域有较高的吻合程度,同时根据 Liu 的论述,ED2 为衡量 PSE 与 NSR 的综合指标,取值在 10 以下时,各分割块在算术关系和几何关系上都达到了良好的配准程度。详细信息如表 3 所列。

(3)样本 1—样本 5 同质性参数 T 与异质性参数 D 的变化趋势如图 5(b)所示。 T 的取值稳定在 100 以上, D 的取值稳定在 10 左右, T 远大于 D ,表明在同一幅遥感图像中多个相似地物间的同质性较高、异质性较低,在图像特征、色彩纹理上有较高的相似度,而相异程度较低,即表明分割的地物为相似地物,分割效果良好。



(a)均衡指数变化 (b)同异质参数变化

图 5 均衡指数与同异质参数变化趋势

表 3 均衡指数与同异质参数信息

识别物名称	均衡指数						同异质参数	
	QR	UR	OR	PSE	NSR	ED2	T	D
样本 1	A	0.2134	0.2045	0.1098	0.0266		1.277	
	B	0.2253	0.1825	0.0391	0.0966		0.9801	
	C	0.2119	0.1745	0.0265	0.0236	0.1667	1.3371	274.1145
	E	0.2258	0.1798	0.1504	0.0133		1.1454	
	F	0.2164	0.1855	0.0311	0.0266		1.2768	
样本 2	A	0.0846	0.1022	0.0844	0.0955		0.9546	
	B	0.0857	0.1120	0.0758	0.0925		0.9246	
	C	0.0849	0.1027	0.1388	0.0966	0	0.9658	99.3621
	D	0.0944	0.1163	0.1345	0.0890		0.8897	6.3327
样本 3	A	0.1683	0.0634	0.0678	0.0632		0.6324	
	B	0.1975	0.0512	0.1512	0.0594		0.5945	
	C	0.1756	0.0747	0.0783	0.0554	0	0.5541	156.2347
	D	0.1711	0.0661	0.0691	0.0562		0.5632	11.2574
样本 4	A	0.1604	0.2213	0.1008	0.0965		0.6549	
	B	0.1304	0.2451	0.0663	0.0875	0	0.8752	221.3626
	C	0.1576	0.1954	0.0220	0.0557		0.5579	4.2566
样本 5	A	0.1033	0.0412	0.0318	0.0665		1.6845	
	B	0.1146	0.0522	0.1183	0.0621	0.2500	1.6404	180.1123
	C	0.1028	0.0589	0.1423	0.0469		1.4909	6.2588

结束语 针对高分辨率遥感影像中大量重复出现但具有相似尺度不变特征的地物识别的问题,本文改进了 SIFT 算法,提出了 DBSIFT 算法,实现了快速多对一的地物模式识别,提高了识别速度。实验结果表明,该方法能在图像特征近似的情况下,将相似建筑进行有效识别并分割。7 项分割精度指标表明了 DBSIFT 识别准确,分割效果理想,具有一定的实用价值。该方法在模式识别、遥感图像处理^[23]、地理地物分析^[24]等相关领域中具有重要的应用价值。

此外,本文所提出的识别及分割方法主要针对遥感图像,所指的相似地物主要指在受到光照、环境、尺度和噪声的影响后轮廓、纹理特征及色彩构成基本一致的地物,提出的方法也同样适用于普通图像中的物体识别。最后,本方法中,对相似地物的同质性 T 有待进一步研究,例如当地物同质性 T 达到某一参数时识别的精度最高。对该方法其他层面的研究也是下一步的研究重点。

参 考 文 献

[1] PESARESI M,BENEDIKTSSON J A. A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001,39(2):309-320.

[2] CHEN Meng-ting,YAN Dong-mei,WANG Gang. High resolution remote sensing image matching algorithm based on Harris corner and SIFT descriptor[J]. Chinese Journal of Image and Graphics,2012,17(11):1453-1459. (in Chinese)

陈梦婷,闫冬梅,王刚. 基于 Harris 角点和 SIFT 描述符的高分辨率遥感影像匹配算法[J]. 中国图象图形学报,2012,17(11): 1453-1459.

[3] SONG Z,LI S,GEORGE T F. Remote sensing image registration approach based on a retrofitted SIFT algorithm and Lissajous-curve trajectories[J]. Optics Express,2010,18(2):513-522.

- [4] GE Pan-pan, CHEN Qiang, GU Yi-he. Based on Harris corner and surf feature of remote sensing image matching algorithm [J]. Application Research of Computers, 2014, 31 (7): 2205-2208. (in Chinese)
葛盼盼, 陈强, 顾一禾. 基于 Harris 角点和 SURF 特征的遥感图像匹配算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31 (7): 2205-2208.
- [5] MOBLEY C D, SUNDMAN L K, DAVIS C O, et al. Interpretation of hyperspectral remote-sensing imagery by spectrum matching and look-up tables[J]. Applied Optics, 2005, 44(17): 3576-3592.
- [6] STERNLICHT D D, DE MOUSTIER C P. Remote sensing of sediment characteristics by optimized echo-envelope matching [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2003, 114 (5): 2727-2743.
- [7] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on. IEEE, Computer Vision, 1999, 2: 1150-1157.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (2): 91-110.
- [9] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- [10] SEDAGHAT A, EBADI H. Remote Sensing Image Matching Based on Adaptive Binning SIFT Descriptor[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2015, 53 (10): 5283-5292.
- [11] BENEDIKTSSON J A, PESARESI M, AMASON K. Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(9): 1940-1949.
- [12] KOENDERINK J J. Scale-time[J]. Biological Cybernetics, 1988, 58(3): 159-162.
- [13] LINDBERG T. Scale-space theory: A basic tool for analyzing structures at different scales[J]. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(1/2): 225-270.
- [14] DU B, ZHANG L. A discriminative metric learning based anomaly detection method[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(11): 6844-6857.
- [15] DU B, ZHANG L. Target detection based on a dynamic subspace[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(1): 344-358.
- [16] ZHANG F, DU B, ZHANG L. Saliency-guided unsupervised feature learning for scene classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(4): 2175-2184.
- [17] ADELSON E H, ANDERSON C H, BERGEN J R, et al. Pyramid methods in image processing[J]. RCA Engineer, 1984, 29 (6): 33-41.
- [18] FERGUSON T S. A Bayesian analysis of some nonparametric problems[J]. The annals of statistics, 1973: 209-230.
- [19] MEI Su-yu, WANG Fei, ZHOU Shui-geng. Dirichlet process mixture model, the extended model and application [J]. Science Bulletin, 2013, 57(34): 3243-3257. (in Chinese)
梅素玉, 王飞, 周水庚. 狄利克雷过程混合模型, 扩展模型及应用 [J]. 科学通报, 2013, 57(34): 3243-3257.
- [20] ZHANG Lin, LIU Hui. The clustering algorithm of mixed model in Dirichlet process [J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2012, 41(1): 159-163. (in Chinese)
张林, 刘辉. Dirichlet 过程混合模型的聚类算法[J]. 中国矿业大学学报, 2012, 41(1): 159-163.
- [21] NEUBERT M, HEROLD H, MEINEL G. Evaluation of remote sensing image segmentation quality-further results and concepts [C]// Proceedings of the 1 st International Conference on Object-Based Image Analysis. 2006.
- [22] LIU Y, BIAN L, MENG Y, et al. Discrepancy measures for selecting optimal combination of parameter values in object-based image analysis[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 68(1): 144-156.
- [23] ZHANG X, XIAO P, FENG X. An unsupervised evaluation method for remotely sensed imagery segmentation[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2012, 9(2): 156-160.
- [24] NEUBERT M, HEROLD H. Assessment of remote sensing image segmentation quality[C]//Proceedings of Geobias Pixels Objects Intelligence-geographic Object Based Image Analysis for the 21st Century. 2008.
- [25] CARDOSO J S, CORTE-REAL L. Toward a generic evaluation of image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(11): 1773-1782.

(上接第 263 页)

- [18] ANUGRAH I G, SARNO R, ANGGRAINI R N E. Decomposition using Refined Process Structure Tree (RPST) and control flow complexity metrics[C]//2015 International Conference on Information & Communication Technology and Systems (ICTS). Surabaya, 2015: 203-208.
- [19] REIJERS H A, MENDLING J, DIJKMAN R M. On the Usefulness of Subprocesses in Business Process Models[OL]. <http://bpmcenter.org/wp-content/uploads/reports/2010/BPM-10-03.pdf>.
- [20] QU Y, HU W, CHENG G. Constructing virtual documents for ontology matching[M]//The Semantic Web. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 23-31.
- [21] ZHAO Wei-zhong, MA Hui-fang, LI Zhi-qing, et al. Efficiently active learning for semi-supervised document clustering [J]. Journal of Software, 2012, 23(6): 1486-1499. (in Chinese)
赵卫中, 马慧芳, 李志清, 等. 一种结合主动学习的半监督文档聚类算法[J]. 软件学报, 2012, 23(6): 1486-1499.
- [22] BELIAKOV G, KING M. Density based fuzzy c-means clustering of non-convex patterns[J]. European Journal of Operational Research, 2006, 173(3): 717-728.
- [23] PORTER M F. An algorithm for suffix stripping [J]. Program, 1980, 14(3): 130-137.
- [24] WEIDLICH M, DIJKMAN R, MENDLING J. The ICOP framework-Identification of correspondences between process models [J]. Advanced Information Systems Engineering, Lecture Notes in Computer Science Volume 6051, 2010: 483-498.
- [25] EUZENAT J, SHVAIKO P. Ontology matching [M]. Springer-Verlag, 2007.
- [26] SMIRNOV S, WEIDLICH M, MENDLING J. Business Process Model Abstraction Based on Behavioral Profiles[J]. Service-Oriented Computing, Lecture Notes in Computer Science, 2010, 6470: 1-16.
- [27] BASU S, BANERJEE A, MOONEY R J. Semi-Supervised clustering by seeding[C]//Proc. of the 9th Int'l Conf. on Machine Learning. 2002: 19-26.