

利用 GLCM 纹理分析的高分辨率 SAR 图像建筑区检测

赵凌君, 秦玉亮, 高 贵, 匡纲要

国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073

摘 要: 根据高分辨率 SAR 图像上建筑区的影像特征, 提出了基于灰度共生矩阵(gray-level cooccurrence Matrix, GLCM)纹理分析的城区提取方法, 该方法由初步定位和边界调整 2 个步骤组成, 均遵循特征计算、基于 Bhattacharyya 距离的特征选择和 KNN 分类流程, 所不同的是 2 个步骤中分别采用了逐块和逐点计算纹理特征的方式以兼顾纹理分析的效率和准确性。文中对不同 SAR 传感器获取的图像进行了实验。实验结果表明, 选用具有最大 Bhattacharyya 距离值的 3 或 4 个特征可以获得较好的初步定位结果, 建筑区的检测率超过 80%, 虚警率低于 10%; 随着边界调整的进行, 检测到的建筑区边界逐渐接近于真实边界。实验结果验证了该算法的有效性。

关键词: 纹理分析, 灰度共生矩阵, 合成孔径雷达, 建筑区检测, 特征选择

中图分类号: TN957

文献标识码: A

1 引 言

随着 SAR 成像技术的不断进步、新的 SAR 成像系统的研制及投入使用, 城区 SAR 图像的获取能力大大提升, 对图像解译能力提出了更高的要求。基于 SAR 图像的城区环境研究(包括城区分类、城区典型结构提取、变化检测和灾害评估等)已成为目前 SAR 图像解译领域的一项重要课题。

建筑区(built-up areas)是城区中的典型人造结构, 它是指被建筑物覆盖的区域(Borghys, 2001), 建筑区提取在图像配准、地图更新、建筑密度调查和道路网规划等方面具有重要的理论和应用价值。目前, 城区 SAR 图像分类与典型结构提取的主要手段是纹理分析方法, 包括灰度共生矩阵纹理测度、Markov 随机场模型纹理分类、小波分析方法等。Dell'Acqua 和 Gamba(2003a)利用灰度共生纹理度量来刻画城区 SAR 图像上不同区域的建筑覆盖密度, 从而区分城市中心、居住区和郊区。Dekker(2003)针对城区地图更新, 对直方图统计特性、小波能量测度、分形维特征和半变差特征等多种纹理度量值的分类性能进行了定量比较, 从中选择出分类性能

最佳的几个特征用于 ERS-1 SAR 城区图像分类, 实验表明, 对多种纹理特征选优能够改善分类效果。朱彩英等(2003)提出用纹理图像亮度阈值法提取 SAR 图像中的居民地, 获得与光学遥感图像近似的识别能力。吴樊等(2005)利用灰度共生矩阵计算高分辨率 SAR 图像的纹理特征, 通过统计分析选取合适的特征矢量, 结合非监督聚类分析提取居民地, 得到较好的效果。Tison 等(2004)利用 Markov 随机场纹理分类方法对城区进行精细的分类。在上述研究中, 由于常用 SAR 图像统计分布模型难以对高分辨率城区极不均匀区域进行正确建模, 以统计分布模型为基础的 Markov 随机场纹理分类法其性能受到较大影响。灰度共生矩阵等经典纹理分析法在分类能力上不易受高分辨率的影响, 得到广泛应用; 但是高分辨率情况下通常需要较大的纹理窗口, 因此存在计算效率和边界模糊的问题。

针对上述问题, 根据高分辨率 SAR 图像上建筑区的影像特征, 本文提出一种以灰度共生纹理分析为基础的城区提取方法, 旨在为大幅面高分辨率 SAR 图像的专题解译(如建筑物提取、建筑密度调查等)提供 ROI(region of interest)区域。由于对高分辨率图像进行纹理分析时需要采用较大的纹理窗口,

收稿日期: 2008-01-04; 修订日期: 2008-05-13

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 60772045 和 40801179)。

第一作者简介: 赵凌君(1981—), 女, 1981 年生, 国防科技大学电子科学与工程学院在读博士生。主要研究方向为 SAR 图像人造目标提取。

此时对整幅图像逐点计算纹理特征非常耗时, 考虑到建筑区检测的应用目的在于准确提取整片建筑群的外部轮廓而非刻画内部细节, 因此本文将建筑区提取分为建筑区初步定位和建筑区边界调整两步以兼顾算法的效率和精度。这 2 个步骤的基本思路是首先计算多种灰度共生纹理特征, 根据 Bhattacharyya 距离选择有效特征, 最后利用 K 最近邻分类器(K-nearest neighbor, KNN)提取感兴趣的目标范围。所不同的是, 在建筑区初步定位阶段, 以逐块的方式计算图像的纹理特征, 可相对高效地提取出建筑区的大致范围, 在此基础上再以逐点的方式计算建筑区轮廓点的纹理特征, 迭代调整建筑区的轮廓。

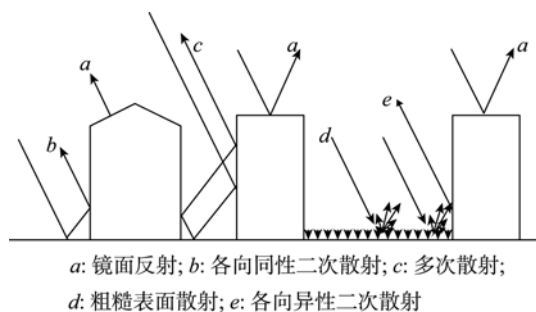


图1 建筑区的主要散射机制

2 高分辨率 SAR 图像上建筑区的影像特征

影响城区雷达回波的因素主要有雷达系统参数(雷达波长、极化方式、局部入射角和观测方向等)、地面目标参数(地物的表面粗糙度和介电性能)以及环境变量(土地利用类型、环境变化、历史和经济因素)等(Xia & Henderson, 1997), SAR 图像上建筑区的影像特征也是这些因素共同作用的结果。如图 1, 在雷达波照射下, 建筑区发生的散射主要有: 屋顶的镜面反射、光滑地面与墙面的二次散射、粗糙植被与墙面的二次散射、粗糙植被表面的散射、建筑物与建筑物墙面及其间的地面所发生的多次散射

(Borghys, 2001; Dong & Forster, 1997; Franceschetti 等, 2003)。由上述散射机制, 垂直于雷达观测角的倾斜屋顶产生的镜面反射是强反射, 相应的在 SAR 图像上表现为灰度值很高。当建筑物墙面朝向雷达波的入射方向时, 建筑区内墙面和地面形成的二面角、三面角反射也会产生较强的回波。雷达波进入狭窄的街道时, 建筑物的墙壁与地面之间会发生多次散射; 建筑物之间的草坪发生粗糙表面散射, 散射波射向建筑物的墙面会形成各向异性的二次散射, 这些散射回波相对较弱。在建筑物背离 SAR 传感器的一侧, 部分地面被建筑物遮蔽, 形成黑色的阴影区; 水平表面如水平屋顶、平静水面和道路一般发生镜面反射, 由于 SAR 传感器能接收到的回波很少, 所以在 SAR 图像上也呈黑色。根据上述分析, 对于高分辨率机载 SAR 图像, 建筑区内部存在大量由倾斜屋顶以及角反射器的强反射产生的亮斑, 亮斑之间夹杂黑色的道路、阴影和由粗糙植被引起的浅灰色斑块, 加之建筑物通常排列较为整齐, 往往形成有一定规律性的明暗相间的纹理, 因此易于同图像中的其他地物区分开。

3 高分辨率 SAR 图像建筑区提取方法

通过以上对高分辨率 SAR 图像上建筑区的影像特征分析, 可以看出, 建筑区具有区别于其他地物的纹理特征。灰度共生矩阵法是纹理分析的重要方法之一, 近年来在城区 SAR 图像分类研究中得到较为广泛的应用。本文将建筑区提取问题作为一个分类问题, 以灰度共生矩阵法为主要分析手段, 提出一种提取高分辨率 SAR 图像上建筑区的方法, 该方法主要由建筑区初步定位和建筑区边界迭代调整两部分组成, 两部分遵循纹理特征计算 基于 Bhattacharyya 距离的特征选择 KNN 分类的流程(图 2), 区别在于采用了不同的纹理特征计算方式以兼顾算法的效率以及对精度的不同要求。

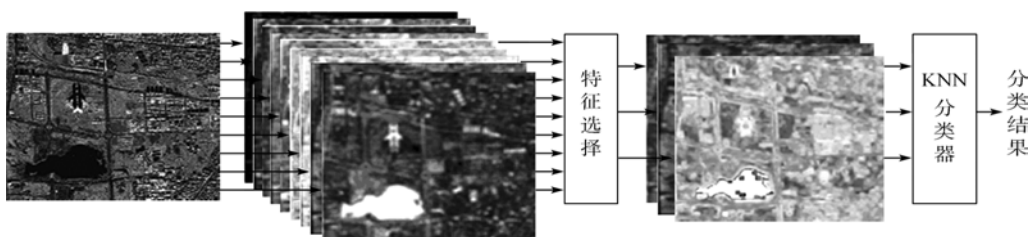


图2 基于纹理分类的基本流程

3.1 灰度共生纹理特征

灰度共生矩阵的概念由 Haralick 等(1973)提出, 目前已是公认的一种提取纹理特征的有效方法, 其定义如下: 对于取定的方向 θ 和距离 d , 在方向为 θ 的直线上, 一个像元灰度为 i , 另一个与其相距为 d 像元的灰度为 j 的点出现的频数即为灰度共生矩阵第 (i, j) 阵元的值。灰度共生矩阵阵元值的分布特征能够反映图像纹理的主要特征, 本文采用了 9 种常用的统计参数作为原始的纹理特征(Baraldi & Parmiggiani, 1995; Haralick 等, 1973; 朱彩英等, 2003), 分别是:

$$\text{能量:} \quad \text{ene} = \sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (1)$$

$$\text{熵:} \quad \text{ent} = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (2)$$

$$\text{对比度:} \quad \text{con} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (3)$$

$$\text{非相似性:} \quad \text{dis} = \sum_i \sum_j |i - j| p(i, j) \quad (4)$$

$$\text{逆差矩:} \quad \text{idm} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (5)$$

$$\text{均匀性:} \quad \text{hom} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (6)$$

$$\text{均值:} \quad \text{mea} = \sum_i \sum_j i p(i, j) \quad (7)$$

$$\text{方差:} \quad \text{var} = \sum_i \sum_j (i - \text{mea})^2 p(i, j) \quad (8)$$

$$\text{相关性:} \quad \text{cor} = \sum_i \sum_j \frac{(i - \text{mea})(j - \text{mea})p(i, j)}{\text{var}^2} \quad (9)$$

式中, $p(i, j)$ 表示在取定 θ, d 参数下已归一化的灰度共生矩阵的第 (i, j) 阵元的值。

上述 9 个特征刻画了图像灰度空间变化的信息, 能量 ene 是描述图像局部同质性的度量, 对于同质区域, 归一化灰度共生矩阵有少数几个阵元值接近于 1, 其他阵元值接近于 0, 从而 ene 值较大, 该特征易突出 SAR 图像中大片均匀的水域和阴影。熵 ent 描述图像的无序性, 当纹理相对比较杂乱时, 共生矩阵的阵元值相对均匀, 从而 ent 值较大。对比度 con 衡量图像的对比度或者是图像中出现的局部变化的数量, 当图像中出现较多的显著局部变化时, con 值较大, 在 SAR 图像上, 建筑区是强散射区, 局部对比度较强, 因此 con 值较大。非相似性 dis 与 con 类似。逆差矩 idm 和均匀性 hom 反映了共生矩阵中高值阵元在主对角线附近的集中程度, 其值越大, 表明越集中, 对粗纹理反应灵敏, 是图像均匀

程度的度量。均值 mea 和方差 var 分别描述共生矩阵中阵元均值以及阵元值偏离均值的程度, 反映了图像的均匀程度。相关性 cor 描述图像中像元灰度值之间的相关性, 像元灰度相关性越强, cor 越大。

3.2 特征选择与分类器

3.2.1 基于 Bhattacharyya 距离的特征选择

式(1)~式(9)所示的灰度共生矩阵特征从不同方面刻画了纹理信息, 它们对于不同类别的区分能力存在差异, 因此在分类前可进行特征选择或特征提取, 以从众多特征中提取出对分类识别最有效的特征, 同时这种特征空间维数的压缩也可在一定程度上降低分类过程的计算复杂度。

本文采用 Bhattacharyya 距离作为特征选择的判据, 这种特征选择方法在城区分类研究中不失为一种简单有效的方法(Dekker, 2001; Dell'Acqua & Gamba, 2003b)。Bhattacharyya 距离定义如下

$$BD = \frac{1}{4} \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} + \frac{1}{2} \log \left(\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2\sigma_1\sigma_2} \right) \quad (10)$$

式中, μ_1, σ_1 和 μ_2, σ_2 分别表示在某一特征图像上 2 个不同类别的均值和标准差, BD 越大, 该特征区分不同类别的能力越强。对于多类问题, 在特征图像上求取多个类别两两之间的 BD 值, 以其平均值表征该特征的类别区分能力。

3.2.2 KNN 分类器

目前存在多种基于特征矢量空间模型的训练算法和分类算法, 如神经网络法、K 最近邻法(KNN)、支持矢量机等, KNN 是其中应用较广的一种(Decker, 2003), 本文选用 KNN 这种无参数分类器对提取后的特征进行分类。KNN 的基本思路是(Sun, 2002): 对于 c 类问题, 设 k_1, k_2, \dots, k_c 为待识模式 x 的 k 个最近邻样本实属 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ 类的样本数, ω_i 类的判别函数为

$$d_i(x) = k_i, i = 1, 2, \dots, c \quad (11)$$

如果 $d_m(x) = \max_{i=1,2,\dots,c} d_i(x)$, 则判 $x \in \omega_m$ 。

3.3 建筑区初步定位

灰度共生矩阵纹理特征的计算涉及的参数有距离 d 、方向 θ 和局部纹理窗口尺寸。一般地, d 值得取得较小(本文取 $d=1$), 可提供较好的分析结果, θ 取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 四个方向。在确定 d 和 θ 后, 纹理窗口宽度 w 在很大程度上会影响最后的分类结果, 若 w 过小, 在高分辨率情况下可能不足以反映出感

兴趣的区域纹理,若 w 过大,则边界模糊的效应会更加明显。本文提取建筑区的目的在于准确提取整片建筑群的外部轮廓,我们并不关注其中的细节,即不希望将建筑区内部的小块植被单独归为植被类,而是将其归为建筑区类,尽可能保持建筑区的完整性,此时就需要选择包含若干个建筑物及其周围环境的纹理窗口以刻画建筑区内部明暗相间的纹理特征。在高分辨率情况下,若窗口较小(如窗口尺寸小于单个建筑物尺寸的情况),则会突出单个高亮的建筑物与其周围黑色阴影或灰色植被的差别,经过分类后易将整片建筑区划分为一个个小块。

灰度共生纹理特征的计算本身非常耗时,高分辨率情况下要求使用大窗口,相应的计算效率就更低。通常采用的方式是以原始图像 f (尺寸为 $M \times N$) 中的点 (i, j) 为中心取一个宽度为 w 的正方形窗口(图 3(a)),在该窗口中计算点 (i, j) 的纹理特征,随窗口的滑动,逐点计算特征矢量。实际上,在提取大块建筑区的应用中,可以采用如图 3(b)的逐块计算方式,即每次以图像 f 中宽度为 w_c 的小块为中心取一个窗口,同样在该窗口中计算纹理特征,得到的特征矢量同时赋给小块中的每个点。这种纹理计算方式在不要求提取建筑区内部细节的前提下是可取的,而且相比于逐点计算的方式,逐块计算的效率更高,计算量近似为逐点计算方式下的 $1/w_c^2$ 。

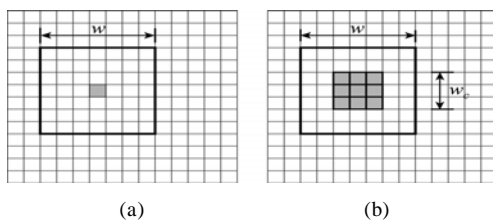


图3 纹理特征计算方式

(a)逐点; (b)逐块

基于上述分析,在进行建筑区初步定位时,考虑城区环境中的 3 类典型地物——建筑区、植被、水域(或道路等其他低散射地物),按照图 2 所示的流程,首先对选定的 3 类训练集像元计算特征矢量 $f = (f_1, f_2, \dots, f_9)$, 其中, f_1, f_2, \dots, f_9 表示式(1)~式(9)定义的 9 种纹理特征,然后根据 3.2.1 节所述方法计算每种特征的 BD 值,按 BD 值从大到小对 9 个特征进行排序得到 $f_{k_1}, f_{k_2}, \dots, f_{k_9}$, 选择前 k_n 个特征构成用于分类的特征组合 $f^* = (f_{k_1}, f_{k_2}, \dots, f_{k_n})$, 最后以逐块方式计算整幅图像每个像元 f^* , 用训练集中每个像元的 f^* 建立 KNN 分类器模型,对整幅图像进

行分类。根据分类结果,定义一幅建筑区-非建筑区二值图 B (B 的尺寸为 $M \times N$)

$$B(i, j) = \begin{cases} 1, & (i, j) \text{ 属于建筑区类} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

二值图 B 即标注了建筑区初步定位的结果。由于建筑区一般面积较大,可以进一步删除 B 上小的非 0 连通区域以去除虚警。

3.4 建筑区边界迭代调整

逐块纹理分析提供了一种高效提取建筑区的方式,然而,逐块计算显然存在斑块效应,造成提取的建筑区边界呈锯齿状,因此有必要对建筑区的边界进行调整,以得到更准确的边界。本文提出了一种迭代调整建筑区边界的方法,首先扩张建筑区,然后通过对边界像元的重新分类使其向建筑区收缩得到更准确、光滑的边界。具体实现时采用迭代的方式,每次对当前的建筑区边界像元点重新进行分类,归类属于建筑区的边界像元点与当前建筑区的内部点构成新的建筑区,由此可以提取出新的边界,重复这一过程,直到建筑区的边界不再发生变化。

建筑区边界调整的基础是选择合适的特征及建立相应的 KNN 分类器模型,我们关注的是建筑区边界附近的建筑区像元及非建筑区像元间的纹理差异,因此训练集考虑的是这两类像元。首先计算训练集每个像元的特征矢量 $f = (f_1, f_2, \dots, f_9)$, 计算每种特征的 BD 值,由 BD 值对特征排序,确定用于边界点分类的特征组合 $f_{\text{boundary}}^* = (f_{l_1}, f_{l_2}, \dots, f_{l_m})$, 其中 $f_{l_1}, f_{l_2}, \dots, f_{l_m}$ 表示由 BD 值排序确定的 l_m 种最佳特征,用训练集中每个像素的 f_{boundary}^* 建立 KNN 分类器模型。在边界调整过程中,特征计算采用逐点的方式提高其准确性。

在确定合适的特征矢量和 KNN 模型后,边界调整的步骤如图 4。

步骤 1 迭代次数 $t=1$, 对二值图 B 作形态学膨胀和填充空洞运算,提取每个连通的建筑区(像元值为 1), 记为 $\{R_1^t, R_2^t, \dots, R_s^t\}$, s 表示建筑区的总个数;建立边界像元标记集合 T_{bou}^t , 用来标记在迭代过程中已确定位于建筑区边界上的像元, $T_{\text{bou}}^1 = \Phi$ (Φ 表示空集)。

步骤 2 在第 t 次迭代中,提取 $R_i^t (i=1, 2, \dots, s)$ 的边界像元集 $R_i^{t, \text{bou}}$; 若 $R_i^{t, \text{bou}} \subset T_{\text{bou}}^t (\forall i=1, 2, \dots, s)$, 转至步骤 5, 否则转至步骤 3。

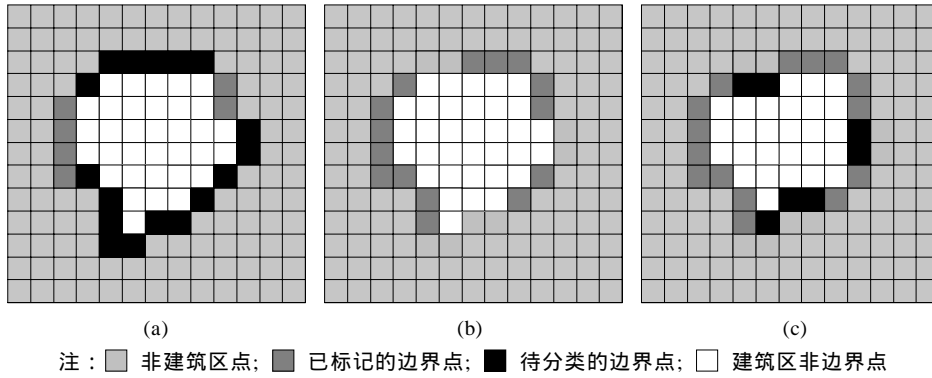


图4 边界迭代调整示意图

(a) 第 t 次迭代初始, 建筑区边界上包括已标记的点和待分类的点; (b) 对待分类边界点进行分类, 标记归类为建筑区的点; (c) 更新建筑区, 提取新的边界

步骤 3 记集合 $Q_i^t (i=1,2,\dots,s)$ 表示当前待分类的边界点, $Q_i^t = \{q | q \in R_i^{t,bou}, q \notin T_{bou}^t\}$, 计算 $Q_i^t (i=1,2,\dots,s)$ 中每个像元的特征矢量 $f_{boundary}^*$, 用已训练好的 KNN 分类器进行分类, 分类结果中归类为建筑区像元的集合记为 $Q_i^{t,builtup}$, 归类为非建筑区像元的集合记为 $Q_i^{t,nonbuiltup}$, 其中 $i=1,2,\dots,s$ 。

步骤 4 更新建筑区像元集合及边界像元标记集合为 $R_i^{t+1} = R_i^t \setminus Q_i^{t,nonbuiltup} \triangleq \{p | p \in R_i^t, p \notin Q_i^{t,nonbuiltup}\}$ $T_{bou}^{t+1} = T_{bou}^t \cup Q_i^{t,builtup}$; 迭代次数 $t=t+1$, 转至步骤 2。

步骤 5 以 $R_i^{t,bou} (i=1,2,\dots,s)$ 作为调整后的建筑区边界, 迭代结束。

4 实验结果与分析

为验证算法的有效性, 对不同机载 SAR 传感器获取的高分辨率图像进行了实验。图 5(a) 为华东电子工程研究所提供的合肥市局部 SAR 图像, 方位向和距离向分辨率均为 1m, 典型的建筑物影像为 20—30 个像元长度、几个像元宽度的白色长条, 建筑物之间间距一般为十几个像元。根据这样的影像

特征, 经过实验比较, 发现纹理窗口宽度 w 约为 35 时可以反映建筑区的内部纹理; w_c 的选择应兼顾建筑区初步定位步骤的效率与边界调整步骤的复杂度, w_c 较大时, 初步定位的速度较快, 但斑块效应也更加明显, 从而边界调整的迭代次数会增加, 本实验采用 $w_c=5$, 此时初步定位的效率已明显提高, 斑块效应的影响仍较小。

根据 3.3 节, 首先计算了用于初步定位的训练集中 3 类(建筑区、植被区和水域) 像元点的特征矢量 $f = (f_1, f_2, \dots, f_9)$, 并求得 f_1, f_2, \dots, f_9 每一特征 BD 值, 将这一组 BD 值除以其中的最大值得到归一化的 BD 值(表 1), 此时按类别区分能力由大到小的特征顺序为 hom, idm, var, ent, mea, dis, ene, cor, con。我们按照这一特征顺序分别采用 1—9 个特征训练 KNN 分类器, 并对测试集进行分类, 考察不同个数特征组合提取建筑区的效果。由于我们关注的是建筑区这类目标而非整体的分类精度, 因此采用 2 个度量值——检测率(detection rate)和虚警率(false alarm rate)评估测试集中建筑区像元提取的结果(Shufelt, 1999):

$$\text{检测率: } DR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (13)$$

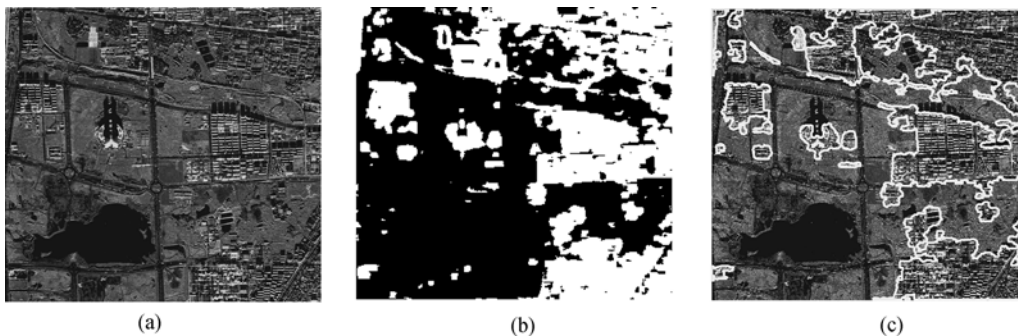


图5 合肥局部图像

(a)原始 SAR 图像; (b)建筑区初步定位结果; (c)边界调整后的建筑区边界轮廓

表 1 归一化 BD 值

特征			ene	ent	con	dis	idm	hom	mea	var	cor
归一化 BD 值	合肥图像	初步定位	0.57	0.76	0.34	0.58	0.96	1.00	0.67	0.91	0.52
		边界调整	0.13	0.01	0.27	0.07	0.08	0.07	0.15	1.00	0.74
	北京图像	初步定位	0.46	1.00	0.35	0.39	0.36	0.38	0.27	0.30	0.11
		边界调整	0.73	1.00	0.85	0.83	0.76	0.77	0.87	0.57	0.16

$$\text{虚警率: } \text{FAR} = \frac{\text{FP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (14)$$

式中, TP 表示正确被归类为建筑区的像元个数, FP 表示错误被归类为建筑区的像元个数, FN 表示漏分的建筑区像元个数。通过比较不同特征个数对应的 DR 和 FAR, 可以进一步确定选择几个排序后的特征用于分类。

图 6 给出 DR, FAR 随特征数变化的曲线。特征个数小于 3 时, DR 较小, 约为 40%; 特征个数等于 3 时, DR 达到最大值, 为 86.7%, 随着特征个数继续增加, DR 曲线呈下降趋势, 当特征个数为 9 时, DR 降至 68.4%。FAR 在特征个数小于 3 时较大, 约为 26%; 特征个数等于 3 时, FAR 迅速下降到 10% 以下, 随着特征个数的继续增加, FAR 缓慢下降至 5.3%。由 DR, FAR 曲线的变化趋势可以看出, 仅使用前两个特征 hom 和 idm 很难正确提取出建筑区, 而它们作为最佳特征出现的原因主要是在这两个特征空间中水域的方差非常小, 导致 BD 值很大, 它们的意义主要在于可提高整体分类精度; 当增加了特征 var 后, 建筑区的提取性能达到最优(DR 达到最大值且 FAR 降到较低值), 说明前 3 个特征 hom, idm 和 var 已能够有效地定位建筑区; 随着特征的增加, 多个特征组合后能更精细地区分不同的类别, 如分辨出建筑区内部的小块植被、阴影等, 但是这与我们的应用目的不符, 因此建筑区整体的提取性能是在下降的。根据对 DR, FAR 曲线的分析, 选择将前 3 个特征作为分类特征, 对全图进行分类, 得到建筑

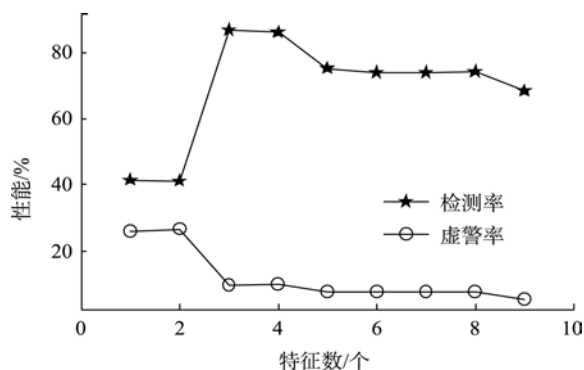


图 6 合肥图像建筑区初步定位性能

区初步定位结果(图 5(b))。可以看出, 原始图像中的建筑区大多被提取出来, 但存在一些由局部强散射和不同类别地物之间的边界造成的虚警, 这些虚警相对较小, 可根据面积去除。

得到建筑区初步定位结果后, 按 3.4 节所述的步骤对边界进行调整。与上述初步定位步骤类似, 首先利用训练集(由建筑区边界附近的建筑区以及非建筑区 2 类像元构成)求得 f_1, f_2, \dots, f_9 每一特征的归一化 BD 值(表 1), 选择 BD 明显较大的 2 个特征 var 和 cor 作为分类特征, 并训练 KNN 模型; 然后进行边界迭代调整, 图 7 给出了图中局部建筑区边界调整的结果, 随着迭代次数的增加, 建筑区边界的斑块效应逐渐消失, 边界更接近于建筑区与其周围环境的真实分界。图 5(c)给出了经过边界调整后图 5(a)中建筑区的提取结果, 其中初步定位结果中的小面积虚警已被去除, 建筑区内部的小空洞被填充, 从而保证建筑区的完整性。

图 8(a)为中国科学院电子学研究所提供的北京市局部 SAR 图像, 方位向和距离向分辨率均为 0.5m,

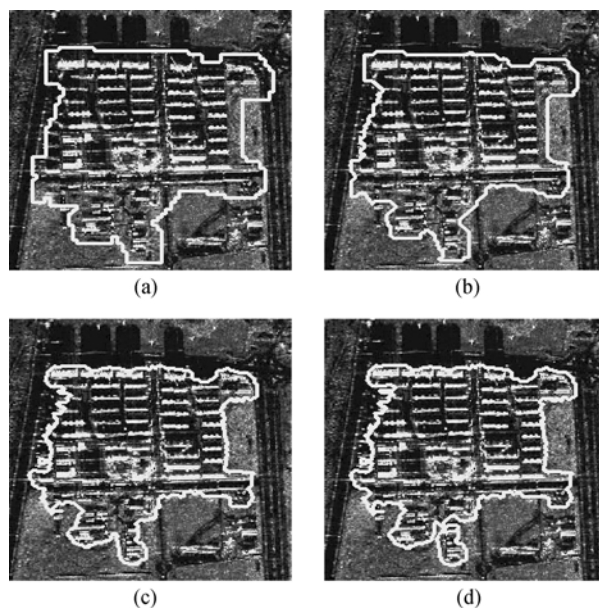


图 7 局部建筑区边界迭代调整结果

(a) $t=1$; (b) $t=5$; (c) $t=15$; (d) $t=37$

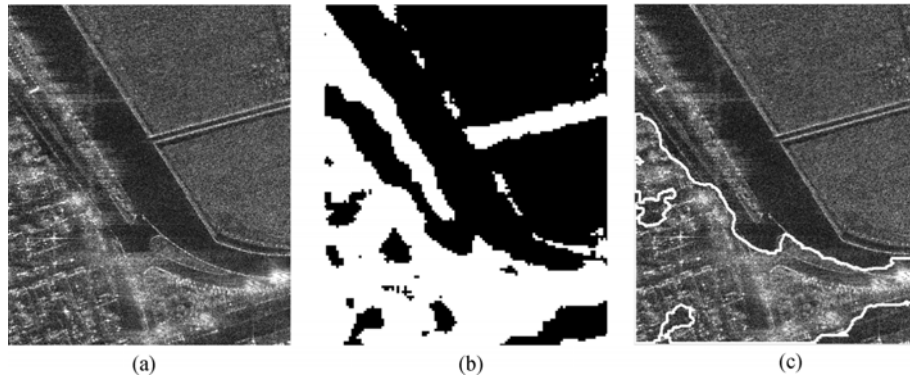


图 8 北京局部图像

(a) 原始图像; (b) 建筑区初步定位结果; (c) 边界调整后的建筑区边界轮廓

受雷达波长、入射角以及建筑物分布密集等因素的影响, 建筑物回波混杂在一起, 不能辨别出单个建筑物的尺寸, 但建筑区仍然表现出明暗相间的纹理特征, 由于该图像分辨率较高, 通过比较选择 51×51 的纹理窗口以刻画这种特征, 逐块计算的块尺寸仍为 $w_c = 5$ 。实验过程同图 5 的实验。实验中, 初步定位时的归一化 BD 值见表 1, 建筑区提取性能曲线如图 9, 此时第一个最佳特征就已具有较好的提取建筑区的能力, 在使用前 5 个特征时, DR 和 FAR 曲线基本稳定, 随着特征的继续增加, DR 和 FAR 曲线呈下降趋势。综合考虑 DR 和 FAR 曲线, 选择前 3 个特征作为初步定位步骤的分类特征, 由此得到的初步定位结果如图 8(b), 其中植被边界处的变化造成了较为明显的虚警, 但是面积与真正的建筑区相比仍有差距, 可以据此排除。边界调整步骤计算的归一化 BD 值见表 1, 选择前 3 个特征作为分类特征, 训练 KNN 分类器, 然后进行边界迭代调整, 图 8(c) 为经过边界调整后建筑区提取结果。

由上述实验可见, 将建筑区提取分为初步定位和边界调整 2 个步骤, 并分别采用不同的纹理计算方式、选择合适的特征组合, 可以有效地提取成片

建筑区的轮廓。在高效地逐块计算纹理特征的方式下, 建筑区初步定位结果具有较高的检测率, 对于虚警可以根据它们相对于建筑区的面积差异加以排除。通过逐点计算纹理特征迭代调整边界像元, 可以降低逐块计算方式造成的斑块效应, 得到更加接近于真实边界的建筑区轮廓。在这两个步骤中, 通过计算、比较不同特征的 BD 值, 可以有效地对特征排序, 从而选择有利于提取建筑区的特征组合。比较表 1 中 2 组实验的 BD 值可以发现, 对于不同的图像, 特征的优先顺序是不同的; 对于相同图像, 由于初步定位和边界调整关注的类别不同, 特征的优先顺序也存在一定的差异。由此可见, 特征选择不但可以降低计算复杂度, 对于提高建筑区提取的性能也是必要的。

5 结 论

本文在分析高分辨率 SAR 图像中建筑区呈现的纹理特征基础上, 提出一种基于灰度共生纹理分析的建筑区提取方法。该方法将建筑区提取分为建筑区初步定位和边界调整 2 步, 2 个步骤遵循纹理特征计算 特征选择 KNN 分类的流程, 不同的是分别采取了逐块和逐点的方式计算纹理特征。实验表明, 在建筑区初步定位阶段, 以逐块的方式计算图像的纹理特征, 可相对高效地提取出建筑区的大致范围。在此基础上, 以逐点的方式计算建筑区轮廓点的纹理特征, 通过重新分类迭代调整建筑区的边界像元, 能得到更加接近于真实边界的建筑区轮廓。此外, 基于 Bhattacharyya 距离的特征选择方法在初步定位和边界调整 2 种不同的应用目的下, 均有效选择出类别区分度高的特征, 对降低计算复杂度、提高算法的性能起到重要作用。

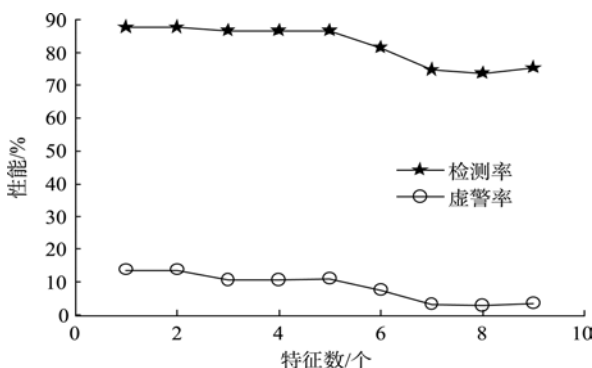


图 9 北京图像建筑区初步定位性能

REFERENCES

- Baraldi A and Parmiggiani F. 1995. An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **33**(2): 293—304
- Borghys D. 2001. Interpretation and Registration of High-resolution Polarimetric SAR Images. Paris: Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Dept. TSI
- Decker R J. 2003. Texture analysis and classification of ERS SAR images for map updating of urban areas in the Netherland. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **41**(9): 1950—1958
- Dekker R J. 2001. Texture analysis of urban areas in ERS SAR imagery for map updating, IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, Rome, Italy
- Dell'Acqua F and Gamba P. 2003. Texture-based characterization of urban environments on satellite SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **41**(1): 153—159
- Dell'Acqua F and Gamba P. 2003. Discriminating urban environments using multi-scale texture and multiple SAR images. IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, Washington DC, USA
- Dong Y, Forster B and Ticehurst C. 1997. Radar backscatter analysis for urban environments. *International Journal of Remote Sensing*, **18**(6): 1351—1364
- Franceschetti G, Iodice A, Riccio D and Ruello Giuseppe. 2003. SAR raw signal simulation for urban structures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **41**(9): 1986—1995
- Haralick R M, Shanmugam K and Dinstein I. 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, **3**(6): 610—621
- Shufelt A. 1999. Performance evaluation and analysis of monocular building extraction from aerial imagery. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **21**(4): 311—326
- Sun J X. 2002. Modern Pattern Recognition. Changsha: Publishing House of National University of Defense Technology
- Tison C, Nicolas J M, Tupin F and Maître H. 2004. A new statistical model for Markovian classification of urban areas in high-resolution SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **42**(10): 2046—2057
- Wu F, Wang C and Zhang H. 2005. Residential areas extraction in high resolution SAR image based on texture features. *Remote Sensing Technology and Application*, **20**(1): 148—152
- Xia Z G and Henderson F M. 1997. Understanding the relationship between radar response patterns and the bio- and geophysical parameters of urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **35**(1): 93—101
- Zhu C Y, Lan C Z and Jin G W. 2003. Habitation area extraction by the method of intensity separation from SAR textured images. *Journal of Image and Graphics*, **8**(6): 616—619

附中文参考文献

- 孙即祥. 2002. 现代模式识别. 长沙: 国防科技大学出版社
- 吴樊, 王超, 张红. 2005. 基于纹理特征的高分辨率 SAR 影像居民区提取. 遥感技术与应用, **20**(1): 148—152
- 朱彩英, 蓝朝桢, 靳国旺. 2003. 纹理图像亮度阈值法提取 SAR 图像居民地. 中国图象图形学报, **8**(6): 616—619