

基于小波变换和数学形态学的遥感 图像人工建筑区提取

强永刚 殷建平 祝恩 张国敏 陈涛

(国防科技大学计算机学院, 长沙 410073)

摘要 为了快速定位中高分辨率可见光遥感图像中的人工建筑目标, 一般需要先对目标进行粗定位, 提取人工建筑区域。根据遥感图像中的不同地貌具有不同的频谱特性, 人工建筑区相对其他区域具有较高的频率, 提出了基于小波变换和数学形态学的遥感图像人工建筑区提取算法。该算法先对遥感图像进行小波变换, 将不同地貌的信息转换到不同频带, 再对高频信息进行融合, 并将融合后的高频信息中幅度变化剧烈的区域看作“山峰”, 变化平稳的区域看作“盆地”, 最后采用形态学重建的方法提取人工建筑区, 实验结果表明, 该算法具有快速性和准确性的特点。

关键词 遥感图像 小波变换 数学形态学 形态学重建 区域跟踪 人工建筑区

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)08-1459-06

Extraction of Building Area from Remote Sensing Images Based on Wavelets Transformation and Mathematical Morphology

QIANG Yong-gang, YIN Jian-ping, ZHU En, ZHANG Guo-min, CHEN Tao

(School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract In the automatic interpretation of visible spectral remote sensing images (RSIs), in order to reduce the time of extracting a specific interested object of man-made building, it usually locates coarsely the area of man-made buildings first. A remote sensing image has the typical feature that different ground forms have different spectrums: The frequency of building area is higher than that of other areas. Based this kind of difference, an algorithm for locating the building area of RSIs using wavelets transformation and mathematical morphology is proposed. First, wavelets transformation is applied on a RSI to transform different information of ground forms into different frequency bands. Then, the high frequency information is merged, and in the merged image, the area where the amplitude changes rapidly is regarded as a peak, while the area where the amplitude changes smoothly is regarded as a basin. Finally, the building area is extracted based on morphological reconstruction. The experiments show that the proposed algorithm is accurate and fast.

Keywords remote sensing images, wavelets transformation, mathematical morphology, morphological reconstruction, region tracking, building area

1 引言

目前遥感图像的种类繁多, 针对中高分辨率的可见光成像的遥感图像进行分析发现, 在遥感

图像中, 不同的地貌呈现出不同的规律, 在图像上的表现形式就是具有不同的纹理, 所以对遥感图像的纹理进行粗分割实际上就是对图像中地貌的一种粗分类, 纹理分割的主要任务是将图像划分成具有相对一致纹理特性的有限区域集^[1]。遥感

基金项目: 国家自然科学基金项目(60373023, 60603015)

收稿日期: 2006-06-07; 改回日期: 2007-01-11

第一作者简介: 强永刚(1982 ~), 男, 国防科技大学计算机学院计算机应用技术专业硕士研究生。主要研究方向为图像处理及模式识别。E-mail: yqiang@nudt.edu.cn

图像中的地貌通常可以分成 3 类,分别是人工建筑区、陆地非人工建筑区和水域。人工建筑区包含着大量的有用信息,包括图形图像、遥感、计算机视觉领域在内的很多专家都在研究如何自动或半自动地在遥感图像中抽取人工建筑区^[2],但是,大部分算法都基于传统的边缘检测,统计水平和垂直的直线数以及统计类长方形体的区域数^[3-6],这些算法都存在复杂度较高的问题。本文根据人工建筑区在图像小波变换后的高频系数中对应着较大值的特点,对高频系数进行融合,并用形态学的方法分割出系数的局部极大值块,从视觉效果上看,该算法能较准确地获得人工建筑区域,同时具有较低的复杂度。

2 算法概述

设 I 为定义在 2 维离散集合 D_I 上的灰度图像, W_I 和 H_I 分别是图像 I 的宽度和高度, $D_I = \{(i, j) | 0 \leq i \leq H_I - 1, 0 \leq j \leq W_I - 1, i \in \mathbf{Z}, j \in \mathbf{Z}\}$, 且图像的灰度取值区间是 $[0, N - 1]$, 即 $I(i, j) \in [0, N - 1]$, $N \in \mathbf{Z}$, 其中 \mathbf{Z} 是整数集合。

通过对遥感图像的观测可知,不同的地貌或者说不同的纹理其灰度变化率不同,所以,先对图像进行小波变换,将图像分解为低频信息 LL 和高频信息 HL, LH 与 HH , 试图用分解出的高频信息来分析不同的纹理,由于一个高频通道的方向信息太少,本文对 3 个高频通道的信息进行融合得到 4 方向高频特征图像 I_g , 从而使得方向信息显著增强。然后用形态学重构的方法对融合后的图像进行分析,基本可分离人工建筑区与非人工建筑区,最后对提取的结果进行形态学连通处理。由于噪声的干扰或受遥感图像成像时天气状况等因素的影响,提取的结果可能存在一些“孤立点”, 本文采用区域跟踪的方法来消除这样的“孤立点”, 算法流程如图 1 所示。

3 对图像进行小波变换

得到小波变换不仅提供了一种将任何能量有限信号分解成一系列对数带宽相同频道的方方法,而且与传统的 Fourier 变换和短时 Fourier 变换相比,小波变换具有很多独特的优点^[7]。小波变换将能量有限的信号分解到不同频带, Mallat

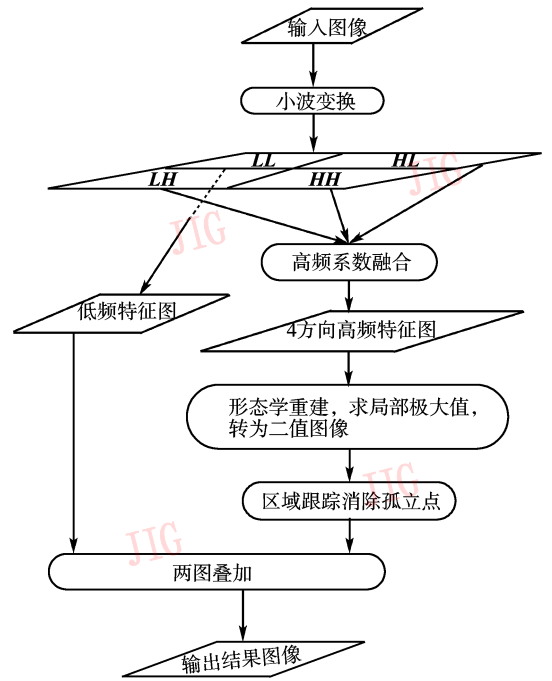


图 1 基于小波变换和形态学的遥感图像人工建筑区提取算法流程图

Fig. 1 The flow chart of the algorithm for extracting building area from remote sensing images based on wavelets transformation and mathematical morphology

将这个分解过程与多分辨率分析结合起来,形成了著名的小波分解金字塔算法^[8],使得小波应用飞速发展。Mallat 算法递归分解信号的低频部分,分解是由正交镜像滤波器组 (H, G) 滤波来实现的,其中 H 为低通滤波器, G 为高通滤波器。若 H 和 G 对应的系数分别是 $\{h(n), n \in \mathbf{Z}\}$ 和 $\{g(n), n \in \mathbf{Z}\}$, \bar{h} 是 h 的共轭, \bar{g} 是 g 的共轭,则以下公式成立:

$$\forall n \in \mathbf{Z}: g(n) = (-1)^n \bar{h}(1-n)$$

$$\forall j \in \mathbf{Z}, j \neq 0: \sum_{n \in \mathbf{Z}} h(n) \bar{h}(n+2j) = 0$$

$$\sum_{n \in \mathbf{Z}} |h(n)|^2 = 2$$

$$\forall j \in \mathbf{Z}: \sum_{n \in \mathbf{Z}} h(n) \bar{g}(n+2j) = 0$$

3.1 对称扩展

在进行图像小波分解时,需要对图像边界进行扩展,扩展的方法一般有两种,即周期扩展和对称扩展。因为纹理具有随机性和局部周期性,若使用周期扩展则可能导致不同区域间的边界处的灰度出现突变,从而影响分割性能;对称扩展却没有这个问题,所以本文采用对称扩展。

$$\begin{cases}
 I'(i,j) = I\left(\frac{l_0}{2} - 1 - i, j\right) & 0 \leq i \leq \frac{l_0}{2} - 1, 0 \leq j \leq W_I - 1 \\
 I'(i,j) = I\left(i - \frac{l_0}{2}, j\right) & \frac{l_0}{2} \leq i \leq H_I + \frac{l_0}{2} - 1, 0 \leq j \leq W_I - 1 \\
 I'(i,j) = I\left(2H_I + \frac{l_0}{2} - i - 1, j\right) & H_I + \frac{l_0}{2} \leq i \leq H_I + l_0 - 1, 0 \leq j \leq W_I - 1 \\
 I''(i,j) = I'\left(i, \frac{l_0}{2} - 1 - j\right) & 0 \leq i \leq H_I + l_0 - 1, 0 \leq j \leq \frac{l_0}{2} - 1 \\
 I''(i,j) = I'\left(i, j - \frac{l_0}{2}\right) & 0 \leq i \leq H_I + l_0 - 1, \frac{l_0}{2} \leq j \leq W_I + \frac{l_0}{2} - 1 \\
 I''(i,j) = I'\left(i, 2W_I + \frac{l_0}{2} - j - 1\right) & 0 \leq i \leq H_I + l_0 - 1, W_I + \frac{l_0}{2} \leq j \leq W_I + l_0 - 1
 \end{cases}$$

式中, I' 是 I 经过行延拓后的图像, I'' 为 I' 经过列延拓后的图像, l_0 为滤波器长度, 因本文旨在检测遥感图像中信息的变化情况, 故选择 haar 小波, 并取 $l_0 = 2$ 。

3.2 2 维小波变换

所谓 2 维小波分解就是首先将低通滤波器 H 和高通滤波器 G 同时作用于水平和垂直方向, 然后对每个输出进行 2 取 1 的抽样, 从而生成 4 个频带的小波系数图像, 即 LL 、 HL 、 LH 和 HH 。对于 2 维图像 I' , 其一次 2 维离散小波变换定义为

$$\begin{aligned}
 LL(i,j) &= \sum_{\substack{0 \leq k \leq H_I+l_0-1 \\ 0 \leq l \leq W_I+l_0-1}} I''(k,l)h(k-2i)h(l-2j) \\
 HL(i,j) &= \sum_{\substack{0 \leq k \leq H_I+l_0-1 \\ 0 \leq l \leq W_I+l_0-1}} I''(k,l)h(k-2i)g(l-2j) \\
 LH(i,j) &= \sum_{\substack{0 \leq k \leq H_I+l_0-1 \\ 0 \leq l \leq W_I+l_0-1}} I''(k,l)g(k-2i)h(l-2j) \\
 HH(i,j) &= \sum_{\substack{0 \leq k \leq H_I+l_0-1 \\ 0 \leq l \leq W_I+l_0-1}} I''(k,l)g(k-2i)g(l-2j)
 \end{aligned}$$

式中, $h(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(2x-k)\bar{\varphi}(x)dx$ 且 $g(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(2x-k)\bar{\psi}(x)dx$, $\varphi(x)$ 为尺度函数, $\psi(x)$ 为小波函数, $\bar{\varphi}(x)$ 为 $\varphi(x)$ 的共轭, $\bar{\psi}(x)$ 为 $\psi(x)$ 的共轭。

3.3 高频信息融合

从上面定义的 2 维小波来看, 图像经过小波分解后, HL 频带保持了图像水平方向的高频边缘信息, LH 频带保持了图像垂直方向的高频边缘信息, HH 频带保持了图像在对角线方向的高频信息^[9]。虽然它们可以检测到一些边缘信息, 但是一个高频通道的方向信息太少。所以, 本文对这 3 个通道进行信息融合以增强高频信息。

$$I_g(i,j) = \max(LH(i,j), HL(i,j), HH(i,j))$$

式中, $I_g(i,j)$ 为融合后的高频信息, $LH(i,j)$ 、 $HL(i,j)$ 和 $HH(i,j)$ 分别为 I' 经过一次小波变换后的 LH 、 HL 和 HH 频带信息。实验结果如图 2 所示。

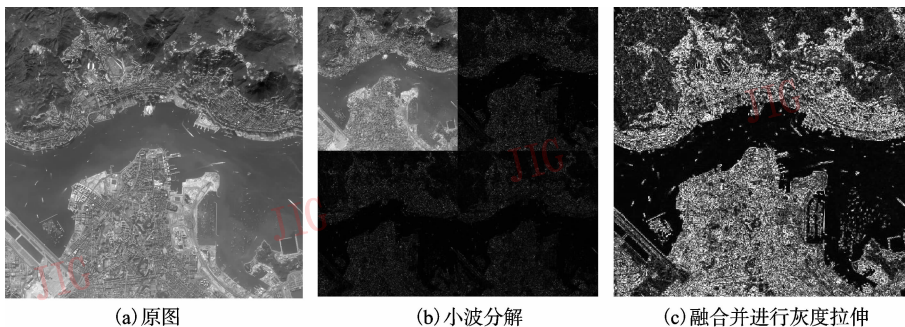


图 2 对遥感图像进行小波变换, 高频信息融合以及灰度拉伸的结果

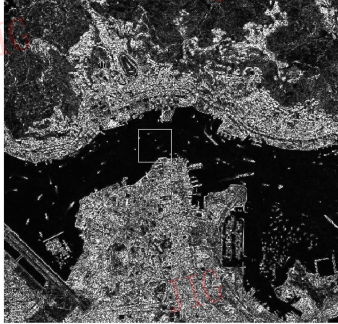
Fig. 2 An example of the wavelet transformation on a remote sensing image and the merging of the corresponding high frequency information

4 数学形态学处理

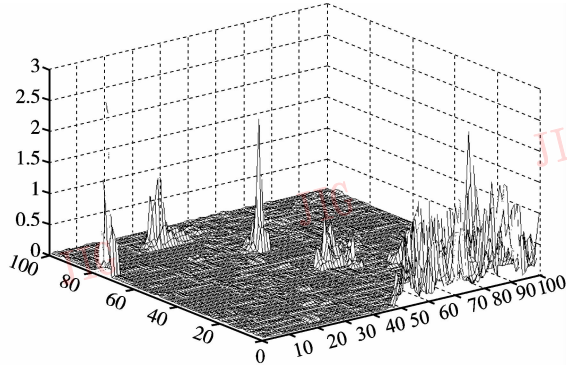
数学形态学 (mathematical morphology) 是一种应用于图像处理和模式识别领域的方法^[10]。取图 2(c) 中的一部分, 如图 3(a) 所示, 将其在 3 维空间中显示, 结果如图 3(b) 所示。

由图 3(b) 可以看出, 数值比较大的区域在

图像中对应着人工建筑区域, 也就是结果中的峰, 但不是每个峰都可看成人工建筑区域, 只有当局部峰值达到一定程度而且相对密集时才可认为是人工建筑区, 所以, 使用形态学中的 h-最大值变换对一些小的峰值进行抑制然后进行形态学图像重建 (morphological reconstruction)^[11], 再做一定的后处理, 便可以更准确地提取人工建筑区域。



(a) 在图 2(c) 中取一个窗口



(b) (a) 的 3 维显示

图 3 观察不同地貌的高频系数特征

Fig. 3 Observing the high frequency information of the different land faces

4.1 形态学图像重建

形态学重建是数学形态学的一个非常有用的算子, 通常定义在二值图像上, 用来抽取二值图像中的连通部分, 当然它也可定义在灰度图像上, 用来进行图像滤波, 求极值, 抽取图像“山峰”和“盆地”^[12]。

设 I 为灰度图像, $p = (i, j) \in D_I$, 则 $I(p)$ 为 I 在 p 处的灰度值, 且对任意 $p \in D_I$ 有 $0 \leq I(p) \leq N - 1$; 给定正整数 t , 若 D_I 中像素 $p = (i, j)$ 和 $q = (k, l)$ 满足 $I(p) \geq t, I(q) \geq t$ 且 $|i - k| \leq 1, |j - l| \leq 1$, 则称 p 和 q 在 I 中关于阈值 t 相邻, 记为 $\sigma_t^I(p, q)$; 对 $p_0, p_m \in D_I$, 若存在 $p_1, p_2, \dots, p_{m-1} \in D_I$, 使得 $\sigma_t^I(p_0, p_1) \wedge \sigma_t^I(p_1, p_2) \wedge \dots \wedge \sigma_t^I(p_{m-1}, p_m)$ 成立, 则称 p_0 与 p_m 在 I 中关于阈值 t 连通, 记为 $p_0 \overset{I}{\leftrightarrow} p_m$, 否则称 p_0 与 p_m 在 I 中关于阈值 t 不连通, 路径 p_0, p_1, \dots, p_m 的长度为 m ; 任给 $p, q \in D_I$, 若 $p \overset{I}{\leftrightarrow} q$, 则 $d_t^I(p, q)$ 为 p 与 q 之间在 I 中关于阈值 t 的最短路径的长度, 若 p 与 q 在 I 中关于阈值 t 不连通, 则 $d_t^I(p, q) = +\infty$, 对于集合 $D' \subseteq D_I$, 定义 $d_t^I(p, D') = \min_{p' \in D'} \{d_t^I(p, p')\}$; 对于灰度图像 I 和 $p \in D_I$, 定义阈值算子 $T_k(I)(p) = \begin{cases} I(p) & I(p) \geq k \\ 0 & \text{else} \end{cases}$, 记 $S_{T_k(I)} = \{p | p \in D_I, T_k(I)(p) \geq$

$k\}$ 。对于灰度图像 I 和 J , 若 $D_I = D_J$, 且对任意 $p \in D_I$ 有 $J(p) \leq I(p)$, 则称 J 在 I 下, 记为 $J \leq I$; 若灰度图像 I 和 J 满足 $J \leq I$, 则灰度图像 J 在灰度图像 I 下的阈值为 k 大小为 n 的最短距离膨胀 $\delta_t^{n,k}(J)$ 定义为

$$\delta_t^{n,k}(J) = \{p | d_k^{T_k(I)}(p, S_{T_k(I)}) \leq n, p \in S_{T_k(I)}\}$$

灰度图像 J 在灰度图像 I 下阈值为 k 的最短距离膨胀 $\delta_t^k(J)$ 可由 $n'(I, J, k) = \min \{n | \delta_t^{n+1,k}(J) = \delta_t^{n,k}(J)\}$ 定义为: $\delta_t^k(J) = \delta_t^{n'(I, J, k), k}(J)$ 。 $n'(I, J, k)$ 为满足迭代膨胀结果的收敛值对任意 $p \in D_I$, 灰度图像 I 关于灰度图像 J 的重建 $\rho_t(J)(p)$ 定义为

$$\rho_t(J)(p) = \max \{k | k \in [0, N - 1], p \in \delta_t^k(J)\}$$

对于图像 I_g , 构造图像 J_g^I 如下:

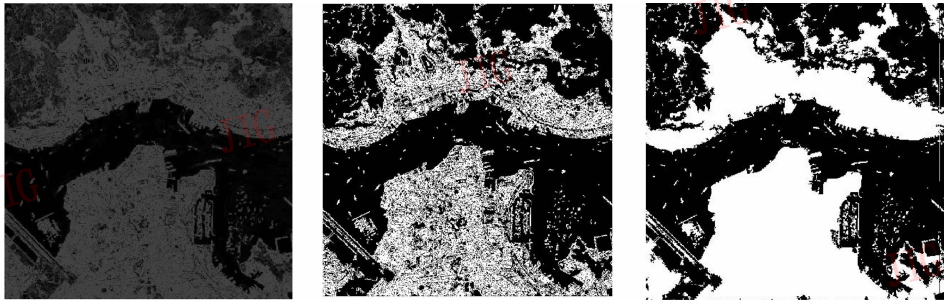
$$J_g^I(p) = \begin{cases} I_g(p) - (M^{I_g} - A^{I_g}) & I_g(p) - (M^{I_g} - A^{I_g}) \geq 0 \\ 0 & I_g(p) - (M^{I_g} - A^{I_g}) < 0 \end{cases}$$

式中, $M^{I_g} = \max_{p \in D_{I_g}} \{I_g(p)\}$, $A^{I_g} = \sum_{\substack{0 \leq i \leq H_{I_g} - 1 \\ 0 \leq j \leq W_{I_g} - 1}} I_g(i, j) / (H_{I_g} \times W_{I_g})$ 。若图像 I_g 关于图像 J_g^I 的重建图像为 I_R , 则对任意 $p \in D_{I_g}$ 有: $I_R(p) = \rho_{I_g}(J_g^I)(p)$ 。图 2(c) 经过重建后的结果如图 4(a) 所示。重建后取局部极大值, 将图像二值化为 I^b , 如图 4(b) 所示。

4.2 区域填充

进行形态学重建后的图像一般还有一些空洞,这些空洞可用形态学进行区域填充,区域填充从二值图像 I^b 的边界处开始,取空洞中的一点 p^* ,令 $X_0 = \{p^*\}$,对 $k = 1, 2, \dots$, 定义 $X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap$

$\{p | I^b(p) = 0, p \in D_{I^b}\}$, 其中 \oplus 为形态学膨胀操作^[11], \cap 为集合的交运算, $B = \{(-1, 0), (1, 0), (0, 0), (0, 1), (0, -1)\}$, 当 k 迭代到 $X_k = X_{k-1}$ 时算法终止;然后给 X_k 中的每个像素点赋值 1。对图 4(b) 进行区域填充后的结果如图 4(c) 所示。



(a) 图2 (c) 经过形态学重建后的结果 (b) 图4 (a) 经过二值化后的结果 (c) 图4 (b) 经过区域填充后的结果

图 4 形态学处理结果

Fig. 4 The result of applying mathematical morphology on the image

4.3 区域跟踪及后处理

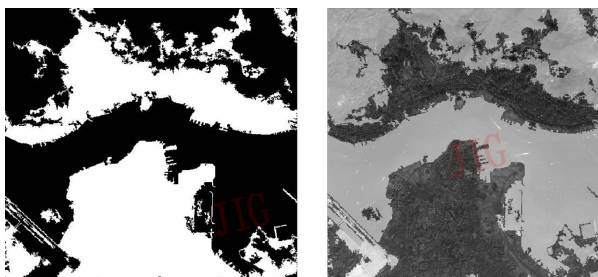
因为一些小目标的干扰和地貌的影响,在最后获得的结果中可能有一些孤立点,采用区域跟踪的办法可以消除这些孤立点。对二值图像 I^b 中的像素点 p , 记 $C_{I^b,p}$ 为与 p 连通的所有像素点的集合,则 $C_{I^b,p} = \{q \in D_I | p \leftrightarrow q\}$ 。区域跟踪就是计算每个像素点的连通域,若 $C_{I^b,p}$ 中的元素数 $\#(C_{I^b,p}) < T$, 则对任意 $q \in C_{I^b,p}$ 令 $I^b(q) = 0$, 其中 T 为判定阈值,一般与图像的分辨率、成像环境、图像的信噪比以及人工建筑物大小有关,即 $T = f(\text{resolution}, \text{snr}, \text{sizeofhouse})$, 本文的实验数据来自 Quickbird, 分辨率为 0.61m, 假设是纯信号, 不考虑噪声的影响, 单独一个房子的外围大小假设为 225m^2 , 即认为是 15×15 , 则 $T = \left(\frac{\sqrt{\text{sizeofhouse}}}{\text{resolution}}\right)^2 = \left(\frac{15}{2 \times 0.61}\right)^2 \approx 150$, 后处理的结果如图 5 所示。

4.4 在高分辨率图像中确定建筑区域

在小波变换中, 设 A_j 为某一次变换得到的低频信息 (A_0 为原图像), $HL_j \cup LH_j \cup HH_j$ 为高频信息。 A_j 为 A_{j-1} 通过一次变换后的低频信息, G_j (building area) 为 A_j 对应的人工建筑区域。若 $p \in A_j \cup HL_j \cup LH_j \cup HH_j$ 且 $p_i \in A_{j-1}$ 且 p 点小波系数的计算用到了 p_i 点的小波系数, 则称 p 和 p_i 相关, 记为 $r(p, p_i)$ 。记 $R_j(p) = \{p_1, p_2, \dots, p_n | r(p, p_i), 1 \leq i \leq n\}$, 那么对于任意的 $p \in BA_j$, 若 $q \in R_j(p)$ 且 $q \notin G_{j-1}$, 如果 $d_0^{A_{j-1}}(p_i, G_{j-1}) < \frac{l}{2}$ (l 为滤波器的长度), 则令新的 G_{j-1} 为 $G_{j-1} \cup \{q\}$, 即 $G_{j-1} \leftarrow G_{j-1} \cup \{q\}$ 。如此类推, 得到原图像中的人工建筑区域。

5 实验结果

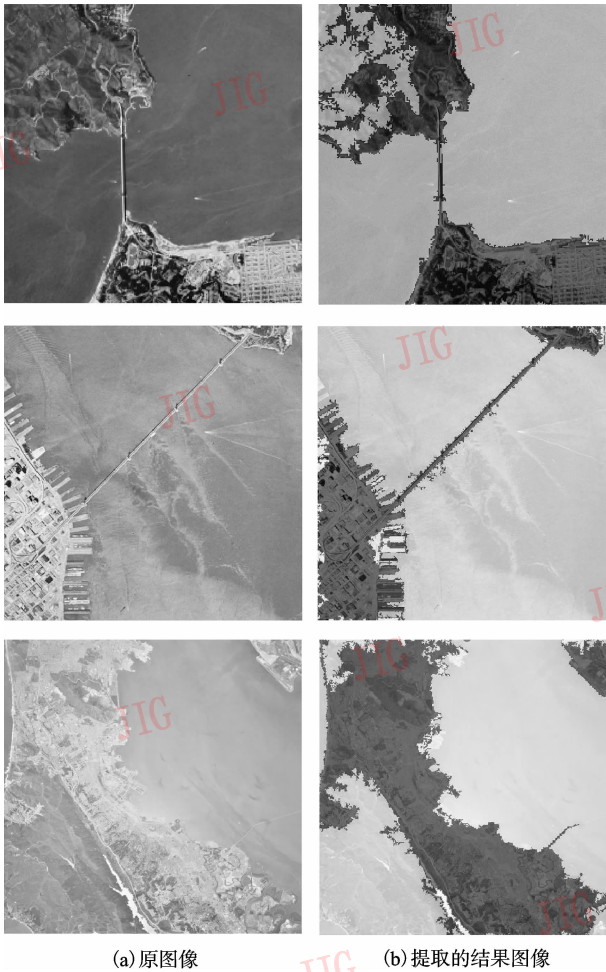
用本文提出的方法对 USC-SIPI 图像数据库^[13] 中的 Aerials 目录下的数据进行处理, 这些图像的对比度普遍不高, 采用基于颜色信息, 或其他的一些统计信息对图像进行分割的方法在这些图像上显得力不从心, 然而, 利用小波凸现了图像中的变化信息, 利用形态学重建勾勒出变化剧烈的信息对应到人工建筑区域, 结果表明了新方法的有效性和快速性。对 Aerials 目录的数据先规整化为 256×256 大小, 然后对 15 幅图像使用本文算法, 算法运行平均时间为 0.269 64s, 图 6 为结果中的 3 幅。



(a) 消除孤立点后的结果 (b) 与原图叠加后的结果

图 5 后处理的结果

Fig. 5 The result of the post-processing



(a)原图像 (b)提取的结果图像

图 6 实验结果

Fig. 6 The result of the experiment

从实验结果来看,本文提出的算法较好地提取了人工建筑区域,但对边缘的定位还不够准确,其中的一些参数目前是基于经验估计的。

6 结论

本文提出的新算法虽然比较准确地定位了人工建筑区域,但因为地貌的复杂性,单用二进制小波粗略地将图像分为低频和低频通道,获得的分类信息就不多,下一步的工作就是结合边缘检测算子,对人工建筑区域进行细分割,期望能得到更好的结果。

参考文献 (References)

- 1 Wu Gao-hong, Zhang Yu-jin, LIN Xing-gang. Texture segmentation with wavelet transform and feature weighting [J], Journal of Image and Graphics, 2001, **6A**(4): 333 ~ 337. [吴高洪, 章毓晋, 林行刚. 利用小波变换和特征加权进行纹理分割 [J]. 中国图象图形学报, 2001, **6A**(4): 333 ~ 337.]
- 2 Mayer H. Automatic object extraction from aerial imagery: A survey focusing on buildings [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, **74**(5): 138 ~ 149.
- 3 Lin C, Nevatia R. Building Detection and Description from a Single Intensity Image [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1998, **72**(2): 101 ~ 121.
- 4 Wei Yan-feng, Zhao Zhong-ming, Song Jiang-hong. Urban building extraction from high-resolution satellite panchromatic image using clustering and edge detection [A]. In: Proceedings of IEEE International on Geoscience and Remote Sensing Symposium, Alaska, USA, 2004; 2008 ~ 2010.
- 5 Krishnamachari S, Chellappa R. Delineating buildings by grouping lines with MRFs [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, **5**(1): 164 ~ 168.
- 6 Gerke M, Heipke C, Straub B M. Building extraction from aerial imagery using a generic scene model and invariant geometric moments [A]. In: Proceedings of Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas [C], Rome, Italy, 2001: 85 ~ 89.
- 7 Salari E, Ling Z. Texture segmentation using hierarchical wavelet decomposition [J]. Pattern Recognition, 1995, **28** (12): 1819 ~ 1824.
- 8 Mallat S G. A theory of multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. IEEE-PAMI, 1989, **11**(7): 674 ~ 693.
- 9 Jin Ji-fang. Visual C++ Wavelet Transform Technology and Project Implementation [M]. Beijing: People's Post&Telecommunications Publishing House, 2004. [靳济芳. Visual C++ 小波变换技术与工程实践 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2004.]
- 10 Ruan Qiu-qi, Digital images Processing [M], Beijing: China Publishing House of Electronics Industry, 2001. [阮秋琦. 数字图像处理学 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2001.]
- 11 The MathWorks, Inc, Image Processing Toolbox-Morphological Reconstruction [EB/OL]. <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/index.html>, 2006-04-25.
- 12 Luc Vincent. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: applications and efficient algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, **2**(4): 176 ~ 201.
- 13 Signal & Image Processing Institute, USC, The USC-SIPI Image Database: <http://sipi.usc.edu/services/database/database.cgi?volume=aerials> [EB/OL], 2006-04-25.