

# 基于标记的改进分水岭分割算法

葛世国,王茂芝,刘娟娟,苏建美

(数学地质四川省重点实验室,成都 601159)

**摘要:**针对传统分水岭分割算法中存在的过分割问题,提出了一种基于标记的改进分水岭分割算法。该方法首先对原图像进行形态学开闭预重建,去除图像中的暗纹理和噪声,在计算形态梯度之后采用开闭后重建,然后,对重建后的梯度图像利用最大熵阈值方法进行标记处理,依据标记对原始梯度图像进行修正,最后使用分水岭算法在修正后的梯度图像上进行分割。从实验结果来看,该方法能较好地抑制传统分水岭算法的过分割现象。

**关键词:**标记;分水岭;形态梯度;形态重建;最大熵阈值

**中图分类号:**TU375

**文献标志码:**A

## 引言

分水岭分割算法,是一种基于区域的数学形态学分割方法,在图像分割应用中十分有效,它以快速、有效、准确的分割特点逐渐得到人们的重视。分水岭算法借助地形学的概念<sup>[1]</sup>,其基本思想是:把图像看作地貌表面,灰度值代表地面的高度,并假设在每个极小值区域表面上打一个孔,水将从这些孔中慢慢进入表面,从最低点的极小值开始,水逐渐淹没各个盆地。另外,在某一点,当来自两个不同极小值的水面不断升高要汇集到一起时,在此建立起一道堤坝,对整个地貌表面实施淹没就会分割出许多区域。分水岭算法中这些区域叫做积水盆地,区域边缘建立起的堤坝称为分水岭。由于图像容易受到噪声和暗纹理细节的影响,在图像中会存在大量的伪局部极小值,他们在图像中产生相应的伪积水盆地<sup>[2]</sup>。因此,伪局部极小值将和那些真正的局部极小值一起会被作为一个独立的区域,通过传统分水岭算法将其分割出来,最终会造成严重的过分割问题。为解决过分割问题,一些学者对分水岭分割算法做了大量的改

进,目前主要有两种思想,一种是图像后处理,在运用分水岭分割算法之后,利用某种准则,进行相似区域的合并<sup>[3]</sup>,但是图像变换后分割的区域数目较多,合并过程相当复杂;另一种是在使用分水岭分割算法之前,先对图像进行预处理,从而有效抑制某些噪声和纹理产生的伪边界。

## 1 算法概况及原理

本文所使用的算法是基于第二种方法的思想,其过程如图 1 所示。首先为消除原始图像中的部分噪声,对原图像进行形态学开闭重建滤波,称为开闭预重建,然后对开闭预重建图像进行形态学梯度运算,得到分割图像。之后对梯度图像再次进行开闭滤波,以除去噪声引起的明暗细节,称之为开闭后重建<sup>[4]</sup>。在二次重建后的图像上利用最大熵阈值方法进行标记处理,用所得到的标记图像对分割图像进行修正,最后对修正后的梯度图像进行分水岭分割。

### 1.1 形态学梯度

梯度图像能较好地反映原图像的变化趋势,在梯

收稿日期:2013-01-13

基金项目:863 计划项目(2008AA121103)

作者简介:葛世国(1986-),男,河南濮阳人,硕士生,主要从事空间分析及图像处理方面的研究,(E-mail)287746680@qq.com

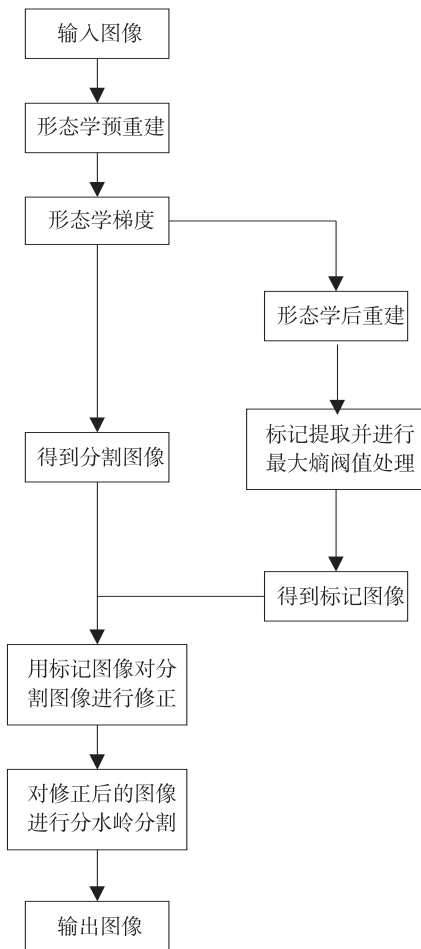


图1 分割方法的主要流程

度图像上进行分水岭分割能取得更好的效果,分割后的结果也较为准确。由于不同梯度函数的选取对最终分割的效果有很大影响,本文中采用形态学梯度的方法在原图像上进行梯度变换,因为形态学梯度能使输入图像灰度级变化更大,而对边缘的方向性依赖更小。

对于灰度图像 $f$ ,其形态学梯度表示为:

$$\rho_B = \delta_B - \varepsilon_B$$

式中 $\rho$ 表示形态学梯度, $\delta$ 和 $\varepsilon$ 分别表示形态学的膨胀和腐蚀, $B$ 为所选结构元素。由于圆盘状结构元素具有各向同性,使得形态学梯度对边缘的方向性依赖更少<sup>[5]</sup>。

### 1.2 形态学重建

形态学开闭重建是首先进行开重建,然后再进行闭重建,开闭重建的结合,可以同时消除图像中的一些明、暗细节,使得所有无法容纳结构元素的图像目标将被去除,其余的则保持不变。而图像的显著轮廓却在重建过

程中得以恢复,同时保持主要对象的形状信息。

形态学开闭重建运算是建立在测地学膨胀和腐蚀<sup>[6]</sup>基础上的。假定 $f$ 为标记图像, $g$ 为掩模图像,如果 $D_f = D_g$ ,且 $f \leq g$ ,标记图像 $f$ 相对于掩模图像 $g$ 的测地膨胀在尺度为1时表示为 $\delta_g^{(1)}(f)$ ,则测地膨胀定义为掩模图像与标记图像的基本膨胀运算 $\delta^{(1)}$ 间的逐点极小值,表示为:

$$\delta_g^{(1)}(f) = \delta^{(1)}(f) \wedge g$$

其中 $\wedge$ 表示逐点求取极小值。

当尺度为 $n$ 时,标记图像 $f$ 相对于掩模图像 $g$ 的测地膨胀,可通过连续对 $f$ 相对 $g$ 做 $n$ 次测地膨胀实现:

$$\delta_g^{(n)}(f) = \delta_g^{(1)}[\delta_g^{(n-1)}(f)]$$

测地腐蚀是测地膨胀的对偶变换,同理可得:

$$\varepsilon_g^{(1)}(f) = \varepsilon^{(1)}(f) \vee g$$

$$\varepsilon_g^{(n)}(f) = \varepsilon_g^{(1)}[\varepsilon_g^{(n-1)}(f)]$$

其中 $\vee$ 表示逐点求取极大值。

从标记图像 $f$ 中对掩模图像 $g$ 进行的膨胀重建表示为 $R_g^\delta(f)$ ,其定义为 $f$ 相对 $g$ 的测地膨胀循环直至稳定:

$$R_g^\delta(f) = \delta_g^{(i)}(f)$$

其中 $i$ 为 $\delta_g^{(i)}(f) = \delta_g^{(i+1)}(f)$ 时的循环次数。同理可得腐蚀重建:

$$R_g^\varepsilon(f) = \varepsilon_g^{(i)}(f)$$

其中 $i$ 为 $\varepsilon_g^{(i)}(f) = \varepsilon_g^{(i+1)}(f)$ 时循环终止的次数。

当以原图像的腐蚀作为标记图像做膨胀重建时,就得到开重建:

$$\gamma_r^{(n)}(f) = R_f^\delta[\varepsilon^{(n)}(f)]$$

当以原图像的膨胀作为标记图像做腐蚀重建时,就得到闭重建:

$$\varphi_r^{(n)}(f) = R_f^\varepsilon[\delta^{(n)}(f)]$$

形态学开闭重建运算可以同时消除梯度图像中的明暗细节,使区域极小值与极大值得到修正,削弱了因细节和噪声干扰所造成的分水岭过分割问题,而物体显著轮廓却在重建中得到恢复,使图像在简化的同时保持主要对象的形状信息。在平滑图像的同时,不会产生边界偏移现象<sup>[7-8]</sup>。

### 1.3 阈值提取

经过形态学梯度和开闭重建滤波后,梯度图像中仍然存在一些暗噪声和不规则的细节纹理,使得图像被分割成许多无意义的区域。标记提取就是把感兴趣的点标记出来,传统的H-minima<sup>[6]</sup>标记提

取方法对于阈值的选取具有一定的盲目性,而本文中采用最大熵阈值方法根据图像的统计特征选取阈值<sup>[9]</sup>,去除梯度图像中由噪声和图像纹理细节所引起的伪极小值。

设灰度图像有  $L$  个灰度级,灰度值是  $i$  的像素数为,其中  $i = 0, 1, \dots, L-1$ , 则总的像素数是  $N$ , 各灰度值出现的概率为:

$$p_i = n_i/N \text{ 且 } \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1$$

设阈值为  $t$ , 将图像分割为 2 个区域,即把灰度级分为背景类  $A = (0, 1, \dots, t)$ , 和目标类  $B = (t+1, t+2, \dots, L-1)$ 。两类出现的概率分别为:

$$p_A = \sum_{i=0}^t p_i; p_B = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i = 1 - p_A$$

那么,  $A$ 、 $B$  两类的灰度均值可分别记为:

$$\omega_A = \sum_{i=0}^t ip_i/p_A; \omega_B = \sum_{i=t+1}^{L-1} ip_i/p_B$$

则图像总的灰度均值为:

$$\omega_0 = p_A \omega_A + p_B \omega_B = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i$$

由此可以得到  $A$ 、 $B$  两区域的类间方差:

$$\sigma^2 = p_A(\omega_A - \omega_0)^2 + p_B(\omega_B - \omega_0)^2$$

类间方差越大,两类灰度差别越大,则使得类间方差  $\sigma^2$  最大的  $t^*$  即为所求的最佳阈值:

$$t^* = \text{Arg Max}_{0 \leq t \leq L-1} \{p_A(\omega_A - \omega_0)^2 + p_B(\omega_B - \omega_0)^2\}$$

## 2 基于标记的分水岭分割

通过最大熵阈值方法处理得到标记梯度图像  $\cdot I^{mark}$ , 利用数学形态学中的极小值标定技术<sup>[6]</sup>, 把标记强制作为梯度图像的局部极小值, 从而修改分割图像  $\cdot I$ , 得到修改后的梯度图像  $\cdot I_g^{mark}$ , 即

$$\cdot I_g^{mark} = \text{MIN}(\cdot I | \cdot I^{mark})$$

其中  $\text{MIN}(\cdot)$  表示形态学极小值标定操作。分水岭分割是在  $\cdot I_g^{mark}$  上执行的, 最终得到分割结果, 即

$$\text{wat} = \text{watershed}(\cdot I_g^{mark})$$

## 3 算法结果与分析

为了验证算法的分割效果, 本文首先用“lena”图像(图 2(a))进行实验。图 2(b)为采用传统分水岭分割算法对 lena 图像进行分割得到的结果, 在图像处理过程中, 该算法未对图像进行阈值优化, 很明显出现了严重的过分割现象, lena 的主要轮廓辨别不出。本文基于标

记控制的分水岭分割算法, 对传统的分水岭算法有了很大改进, 在对梯度图像标记提取时利用最大熵算法获取阈值进行处理。本文算法自动获取阈值为 0.2, 并对图像进行分割, 如图 2(d)所示。图 2(c)是随机选取阈值为 0.7 时图像的分割效果, 在其他处理相同的情况下, 对比两幅图像可以看到图 2(d)的效果会更好一些。但是仍存在一些不足, lena 的帽子不是连续的, 出现一小块伪区域, 即对灰度变化较小区域分割不理想, 从整体来看分割效果是较好的。图 2(c)中阈值的选取滤去了一些目标细节使得脸部区域不够完整, 主要轮廓没有分割出来, 这说明阈值的选取对图像的分割结果有较大的影响。

在图像分割中, 结构元素的选取至关重要, 对分割的结果影响很大。在分析过程中阈值选取相同, 具体来研究结构元素大小的影响。由图 2(e)可知, 由于选取的结构元素半径较小, 图像保持了很多的细节, 但是很难滤除大量的噪声, 使得在图像处理过程中产生较多的极小值, 分割的区域数目太多, 影响到了图像的分割效果。图 2(f)选取的结构元素半径较大, 滤除噪声的能力较强, 但同时会滤除一些主要信息, 分割的区域数目较少, lena 的主要轮廓例如眼睛、脸部、帽子、头发辨别不出。所以选择适当的结构元素大小以使得分割效果最佳是很有必要的。

再对“rice”图像进行实验, 进一步观察本文分割算法的有效性。原始图像如图 3(a)所示, 采用本文分割方案对“rice”图像经过预处理, 并自动获取阈值为 0.17, 最后运用分水岭算法得到的分割效果如图 3(c)。与传统分水岭分割算法的结果图 3(b)对比, 从结果中可以看到, 本文算法较好地保留了重要的目标轮廓信息, 米粒清晰地被分割出来, 分割效果较好。结合两幅图像的分割结果, 说明本文的分割算法可以有效抑制传统分水岭的过分割现象。

## 4 结束语

本文是在传统分水岭算法基础上, 提出一种基于标记控制的分水岭分割算法。该方法运用形态学梯度, 形态学重建对原图像进行处理, 并通过最大熵自动获取阈值对梯度图像标记提取, 在修改后的梯度图像上直接进行分水岭变换。从分割的效果中可以看到, 本文算法可以有效地抑制部分细密纹理和噪声, 保留图像的主要轮

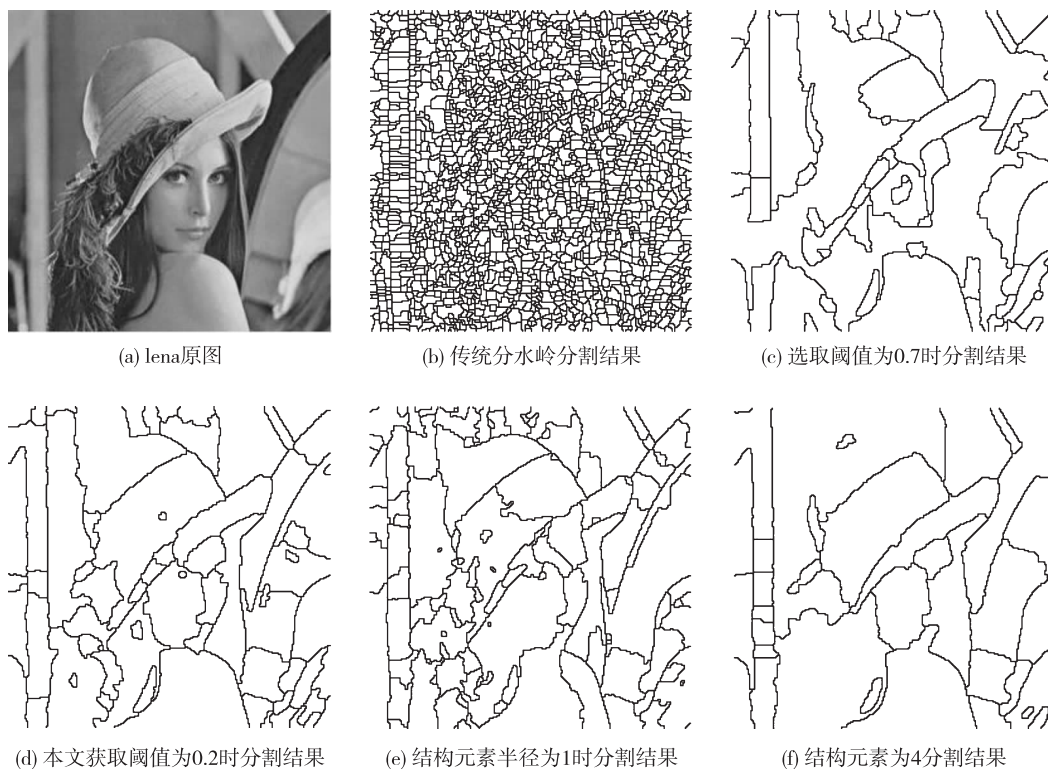


图2 lena 图像的分割结果

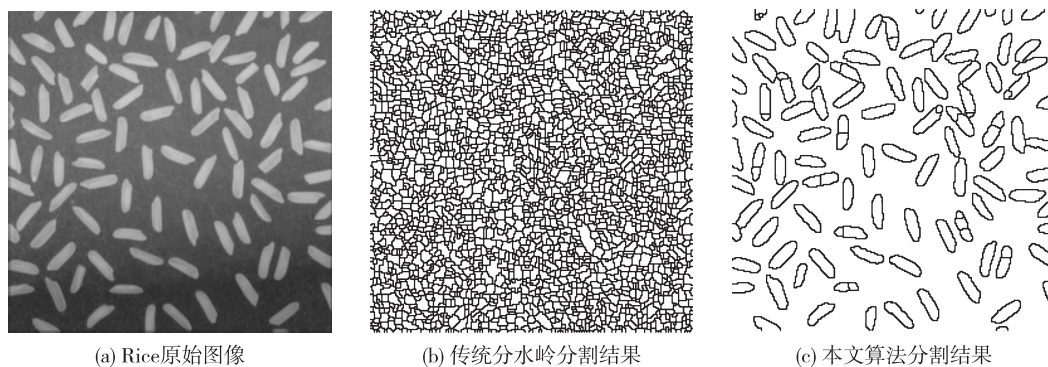


图3 rice 图像的分割结果

廓信息,避免过分割问题的出现。同时,在图像分割过程中结构元素的形状和半径的选取对图像最终的分割结果有较大的影响,需要进一步研究和改进。

#### 参考文献:

- [1] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 589-598.
- [2] 关新平, 黄娜, 唐英干. 一种基于标记阈值的分水岭分割新算法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(4): 972-975.
- [3] O'Callaghan R J, Bull D R. Combined morphological-spectral unsupervised image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(1): 49-62.
- [4] 杨文明, 陈国斌, 沈晔湖, 等. 一种基于分水岭变换的图像分割方案[J]. 浙江大学学报, 2006, 40(9): 1503-1510.
- [5] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. 2nd ed. USA: Prentice Hall & IBD, 2002.
- [6] Soille P. Morphological image analysis principles and applications[M]. Berlin Germany: Springer-Verlag, 1999.

- [7] 胡敏,蔡慧芬.基于形态学标记连通的分水岭图像分割[J].电子测量与仪器学报,2011,25(10):864-869.
- [8] 安素珍,王茂芝,张涛,等.形态梯度重构的标记分水岭高光谱影像分割[J].四川理工学院学报:自然科学版,2012,25(4):59-63.
- [9] 汪梅,何高明.一种自适应标记分水岭算法的研究[J].梧州学院学报,2012,22(1):59-64.

## Improved Watershed Segmentation Algorithm Based on Marker

*GE Shi-guo, WANG Mao-zhi, LIU Juan-juan, SU Jian-mei*

(Geomathematics Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610059, China)

**Abstract:** Aimed at the problems of over-segmentation existing in traditional watershed algorithm, a marker-based improved watershed segmentation method is proposed. Firstly, morphological opening and closing pre-reconstruction of the original image is utilized to remove the dark texture and noise. Morphological double opening and closing reconstruction is performed after the morphological gradient's calculation. Then, by using the maximum entropy threshold method reconstruction gradient image is dealt with the marks. According to the marks the original gradient image is amended. Finally, the watershed transformation of the modified gradient image is performed to achieve the segmentation results. Experimental results show that the proposed algorithm can be effective to restrain the over-segmentation phenomenon of traditional watershed method.

**Key words:** marker; watershed; morphological gradients; morphological reconstruction; maximum entropy threshold