

# 一种基于自适应标记与区域间近邻传播聚类的分水岭图像分割算法

蔡 强<sup>1,2</sup>, 刘亚奇<sup>3,4</sup>, 曹 健<sup>1,2</sup>, 李海生<sup>1,2</sup>, 杜军平<sup>5</sup>

(1. 北京工商大学计算机与信息工程学院, 北京 100048; 2. 食品安全大数据技术北京市重点实验室, 北京 100048;  
3. 中国科学院信息工程研究所信息安全国家重点实验室, 北京 100093; 4. 中国科学院大学网络空间安全学院, 北京 100093;  
5. 北京邮电大学计算机学院, 北京 100876)

**摘 要:** 分水岭算法是一种高效的图像分割算法, 能够准确地对图像进行基于区域的分割, 但是存在易过分割的问题. 为此本文提出一种改进的分水岭算法: 首先, 对彩色图像进行频谱包络滤波并计算彩色梯度获得梯度图像, 再采取一种自适应设定参数的 H-minima 技术, 对梯度图像的极小值区域进行标记; 然后, 对已标记极小值区域的梯度图像进行分水岭分割; 最后, 计算分水岭分割所得各区域的颜色矩, 作为该区域的颜色特征, 并对这些区域进行近邻传播聚类获得分割结果. 通过与近年来其它改进的分水岭算法和采用聚类的图像分割算法实验比较, 本文所提算法能更加有效地抑制过分割, 提高分割准确率, 具有良好的自适应性和鲁棒性.

**关键词:** 分水岭算法; 自适应标记; 近邻传播聚类; 图像分割; 过分割

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2017)08-1911-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.08.015

## A Watershed Image Segmentation Algorithm Based on Self-adaptive Marking and Interregional Affinity Propagation Clustering

CAI Qiang<sup>1,2</sup>, LIU Ya-qi<sup>3,4</sup>, CAO Jian<sup>1,2</sup>, LI Hai-sheng<sup>1,2</sup>, DU Jun-ping<sup>5</sup>

(1. School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China;  
2. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing 100048, China;  
3. State Key Laboratory of Information Security, Institute of Information Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China;  
4. School of Cyber Security, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China;  
5. School of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract:** The watershed algorithm can conduct region-based image segmentation effectively and accurately, but it tends to cause over-segmentation. To tackle the above mentioned problem, an improved watershed algorithm is proposed, as follows: first of all, the color gradient is computed using spectrum envelope filtered color image, based on which, regions with minimum gradient are marked using self-adaptive H-minima transformation method. Then, the watershed transform is applied to segment the marked gradient image. Finally, affinity propagation clustering is adopted to merge the regions segmented by the watershed transform, using color moments computed on each local region, to get the final segmentation result. Experiments conducted on public available datasets demonstrate the adaptability and robustness of proposed algorithm, compared with the relative state-of-the-art methods. The proposed method can solve the over-segmentation problem well and get accurate results.

**Key words:** watershed algorithm; self-adaptive marking; affinity propagation; image segmentation; over-segmentation

### 1 引言

分水岭算法是一种基于区域的图像分割算法, 该

算法借鉴了数学形态学理论, 算法思想来源于地理学, 最初由 Digabel 以及 Lantuejoul 将分水岭算法引入二值图像的分析过程<sup>[1]</sup>, 经过 Beucher、Vincent 等人的深入

收稿日期: 2015-04-08; 修回日期: 2016-12-29; 责任编辑: 诸叶梅

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61320106006, No. 61532006); 北京市自然科学基金 (No. 4162019); 北京市科技计划课题 (No. Z161100001616004)

研究<sup>[2,3]</sup>,建立了较为完善的水分岭理论体系.水分岭算法复杂度低,可以高效地对图像进行准确的分割.

水分岭算法易受噪声、量化误差和梯度局部不规则性等因素的影响导致过分割,且在低对比度图像中易丢失重要轮廓.现阶段,研究者对水分岭算法进行了大量改进,加州大学伯克利分校 Arbelaez 提出了 OWT-UCM (Oriented Watershed Transform-Ultrametric Contour Map algorithm) 算法<sup>[4]</sup>,能够对图像进行准确的自动分割,但是运行效率较低; Couprie 结合图割、随机游走和最短路径优化算法对水分岭算法进行改进<sup>[5]</sup>; Liu 提出一种针对电子显微镜图像的水分岭合并树分类的算法<sup>[6]</sup>; Zhang 提出将中智逻辑与水分岭算法相结合<sup>[8]</sup>; Han 提出一种快速的二步控制标记水分岭算法<sup>[9]</sup>; Li 提出一种针对高空间分辨率遥感图像的标记边缘的水分岭分割算法<sup>[10]</sup>; 余旺盛、侯志强将水分岭算法与预处理滤波、标记提取、区域合并等算法都进行了不同的组合取得较好的效果<sup>[11,12]</sup>; 文献[13]在 OWT-UCM 算法基础上,提出 MCG 算法,该算法可以得到一组前后景分割,分割结果可进一步应用于物体检测<sup>[14]</sup>以及语义分割<sup>[15]</sup>,目前水分岭算法的改进算法在医学图像分割方面也进行了深入研究<sup>[16,17]</sup>.

虽然这些水分岭算法的改进工作,在克服过分割问题上取得了一定的成效,但仍存在局部过分割或重要边界丢失的现象,或者运行效率较低.因此本文深入研究水分岭分割算法,提出了一种针对彩色图像的结合自适应标记 (Self-adaptive Marking, SM) 与区域间近邻传播 (Affinity Propagation, AP) 聚类的水分岭 (Watershed) 算法 (SMAPW),较好地解决了过分割和分割算法的运行效率问题.

## 2 算法框架

SMAPW 算法属于一种改进的基于梯度的水分岭算法,算法将极小值标记与近邻传播聚类有效结合,以抑制水分岭算法的过分割,获得准确的分割结果.在对图像进行水分岭变换前,对原始彩色图像进行频谱包络滤波可以平滑纹理细节,再对滤波后的图像计算彩色梯度能够获得更加准确和清晰的梯度图像,根据梯度值的分布规律提取极小值区域,并对标记了极小值区域的梯度图进行水分岭变换,可以有效抑制过分割的产生,但得到的分割结果,目标对象往往被分为多个区域,无法满足将目标对象分割出来的要求,因此下一步对分割出来的区域计算低阶颜色矩,作为该区域的颜色特征,再根据提取出的颜色特征进行近邻传播聚类,将相似的区域合并,得到的分割区域更少,分割更加准确.图 1 为 SMAPW 算法的总体框架.

## 3 彩色图像的自适应标记

### 3.1 彩色图像频谱包络滤波

传统低通滤波器在平滑背景噪声时,只保留了图

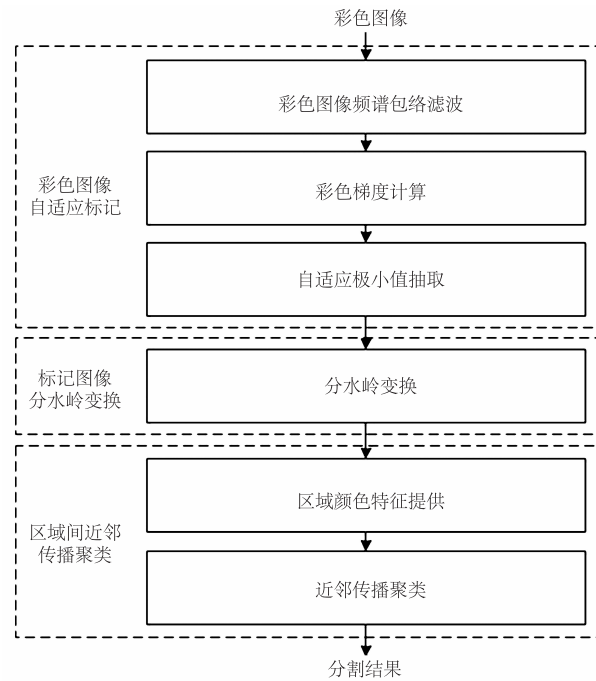


图1 SMAPW算法总体框架

像的低频成分,改变了原始图像的频谱分布特性,模糊了图像的重要边缘.频谱包络滤波器,如图 2 所示,能够尽量保留能量聚集区的频率,抑制非能量聚集区的频率,从而更好地保持原始图像的频谱特性,特别是保留对重构图像边缘起重要作用的能量聚集区.频谱包络滤波的传递函数为:

$$H(u, v) = (1 - \mu) D^{2k}(u, v) + \mu \quad (1)$$

$$D(u, v) = \left[ \frac{4}{M^2 + N^2} [(u - M/2)^2 + (v - N/2)^2] \right]^{1/2} \quad (2)$$

其中,图像的尺寸为  $M \times N$ ,  $(u, v)$  为频率矩阵中的点,  $(M/2, N/2)$  为频率矩阵的中心,  $\mu$  表示滤波器中心的最小高度,  $k$  为衰减控制因子,  $k$  取值越大则滤波器边缘衰减越剧烈,本文设置  $\mu = 0.1$ ,  $k = 0.2$ . 进行彩色图像频谱包络滤波的具体步骤如下:

(1) 对原始图像进行傅里叶变换获得傅里叶频谱  $F(u, v, d)$ , 其中  $d$  代表 RGB 颜色空间中的第  $d$  分量;

(2) 与传递函数相乘获得滤波后的频谱:

$$F'(u, v, d) = F(u, v, d) \times H(u, v) \quad (3)$$

(3) 对  $F'(u, v, d)$  进行傅里叶逆变换获得滤波后图像.

通过频谱包络滤波能够对彩色图像的纹理细节进行平滑,同时由于有效保留了频谱的能量聚集区特性,图像边缘得到保护,这样既消除了纹理细节对梯度计算的影响,同时能够获得清晰的图像边缘.

### 3.2 彩色梯度计算

将彩色图像转化为灰度图像再计算梯度会丢失图

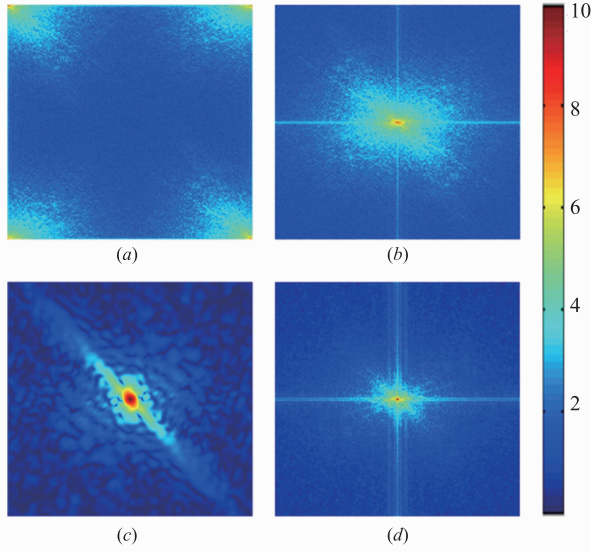


图2 图像频谱特性分析(a)图像原始频谱;(b)中心平移后频谱;  
(c)巴特沃斯低通滤波后频谱;(d)频谱包络滤波后频谱

像的彩色信息,分别计算独立的彩色平面的梯度,然后合成梯度图像也有可能产生错误的结果,因此 SMAPW 算法采用 Zenzo S D 提出的彩色图像梯度计算方法<sup>[18]</sup>,对经频谱包络滤波后的彩色图像计算彩色梯度,可以获得更加准确的边缘信息。

令  $r, g$  和  $b$  为 RGB 彩色空间沿  $R, G$  和  $B$  轴的单位向量,则有:

$$\mathbf{u} = \frac{\partial R}{\partial x} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial x} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial x} \mathbf{b}, \mathbf{v} = \frac{\partial R}{\partial y} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial y} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial y} \mathbf{b} \quad (4)$$

彩色图像在  $(x, y)$  处的最大变化率方向由角度给出:

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \left[ \frac{2\mathbf{u}^T \mathbf{v}}{\mathbf{u}^T \mathbf{u} - \mathbf{v}^T \mathbf{v}} \right] \quad (5)$$

$(x, y)$  点在  $\theta$  方向上的变化率即为彩色梯度值:

$$g(\theta) = \left\{ \frac{1}{2} [(\mathbf{u}^T \mathbf{u} + \mathbf{v}^T \mathbf{v}) + (\mathbf{u}^T \mathbf{u} - \mathbf{v}^T \mathbf{v}) \cos 2\theta + 2\mathbf{u}^T \mathbf{v} \sin 2\theta] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

### 3.3 自适应的极小值标记抽取

SMAPW 算法借助数学形态学中的 H-minima 技术<sup>[19]</sup>,对 3.2 所求的梯度图像进行极小值标记,能够抑制过分割。H-minima 通过与给定的阈值  $H$  进行比较,消除积水盆深度低于阈值  $H$  的局部极小值,提取出满足条件的极小值区域:

$$\hat{M} = \text{HMIN}(g|H) \quad (7)$$

其中,  $\hat{M}$  表示极小值区域,  $g$  表示梯度图像,  $\text{HMIN}(\cdot)$  表示 H-minima 变换。H-minima 技术中的阈值  $H$  的选取则直接影响抑制过分割的效果,这里针对梯度图像的极大值与极小值分布进行取值<sup>[11]</sup>:

$$H = \alpha \cdot (M_2 - M_1) \quad (8)$$

$$\alpha = \frac{(M_2 - M_0)^2 + (M_0 - M_1)^2}{(M_2 - M_1)^2} \quad (9)$$

其中,  $M_0$  表示梯度图像均值,  $M_1$  表示梯度图像局部极小值的均值,  $M_2$  表示梯度图像局部极大值的均值。经 H-minima 技术进行极小值标记后,仍会有冗余标记点出现,因此需要进一步对标记区域进行筛选,统计每个极小值区域的像素点数  $S$ ,以及像素点数与该区域梯度图像的平均深度的比值,求  $S$  的均值  $\bar{S}$ 、 $D$  的均值  $\bar{D}$ ,滤掉  $S$  小于  $\bar{S}$  或  $D$  小于  $\bar{D}$  的标记区域,保留剩余的区域为极小值标记区域。

## 4 标记图像的分水岭变换

SMAPW 算法对标记了极小值区域的梯度图像进行分水岭变换。  $M_1, M_2, \dots, M_R$  表示由 3.3 获得的彩色梯度图像  $g(x, y)$  的极小值标记区域,即 3(b) 所示白色区域,且  $g(\bar{x}, \bar{y}) = 0$ , 其中  $(\bar{x}, \bar{y}) \in M_i (i = 1, 2, \dots, R)$ 。  $M_i$  为极小值区域也为最小值点集。令  $g(x, y)$  的最小值为  $\min$ , 最大值为  $\max$ ,  $C(M_i)$  为与极小值区域  $M_i$  相联系的汇水盆地集合,  $T[n] = \{(s, t) | g(s, t) < n\}$ , 即表示坐标  $(s, t)$  的集合。  $n$  从  $\min + 1$  到  $\max + 1$  不断增加, 则第  $n$  阶段, 值小于  $n$  的  $C(M_i)$  内的点为  $C_n(M_i) = C(M_i) \cap T[n]$ , 令  $C[n]$  表示第  $n$  阶段汇水盆地被水淹没部分的合集, 即  $C[n] = \bigcup_{i=1}^R C_n(M_i)$ 。 标记图像分水岭算法如下:

- (1) 初始化  $g(\bar{x}, \bar{y}) = 0$ ,  $\min = g(\bar{x}, \bar{y})$ ,  $\max = \text{MAX}(g(x, y))$ ,  $n = \min + 1$ ;
- (2) 设定  $T[n]$  和  $C[n]$  值;
- (3)  $Q[n]$  表示  $T[n]$  中的连续区域,  $q_j \in Q[n]$ , 遍历  $Q[n]$  中的连续区域  $q_j$ , 如果  $q_j \cap C[n-1]$  包含多个  $C[n-1]$  集合中的区域, 在这些区域间建立分界线;
- (4)  $n = n + 1$ , 当  $n < \max + 1$  时, 执行 (2) (3) 步, 否则结束。

得到的分界线则可以将图像分为不同区域。由于目标区域纹理信息复杂, 保留了部分不合理的极小值标记区域, 而有的区域又没有进行标记, 如图 3(b), 因此得到的分割结果仍然不够准确, 而部分目标区域在颜色上很相近, 如图 3(c)、(d), 因此下一步针对此类区域进行聚类合并, 优化分割效果。

## 5 区域间近邻传播聚类

### 5.1 区域颜色矩

SMAPW 算法通过颜色矩 (Color Moments) 对上述步骤所得的每一分割区域的颜色特征进行描述。颜色分布信息主要集中在低阶矩中, 因此采用颜色的一阶矩、二阶矩和三阶矩表达图像颜色分布:

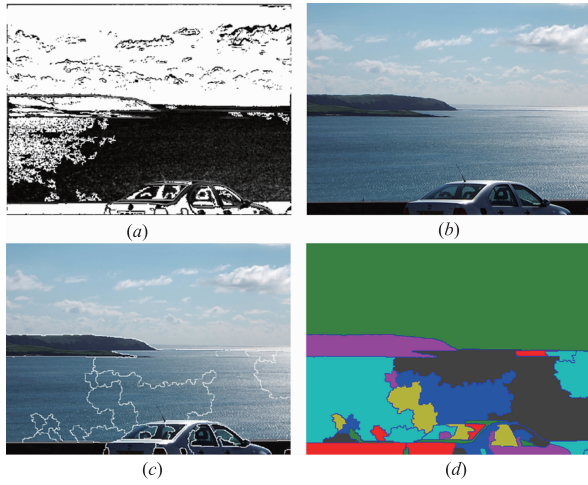


图3 分水岭分割效果图

$$\mu_i^k = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_{ij}^k \quad (10)$$

$$\sigma_i^k = \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{ij}^k - \mu_i^k)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

$$s_i^k = \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{ij}^k - \mu_i^k)^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (12)$$

其中,  $\mu_i^k$  表示一阶矩,  $\sigma_i^k$  为二阶矩,  $s_i^k$  为三阶矩,  $k$  表示第  $k$  个区域, 表示第  $i$  个颜色分量, 是图像的第  $k$  个区域中第  $j$  个像素的第  $i$  个颜色分量值, 这里选取 Luv 颜色空间计算低三阶矩.

## 5.2 近邻传播聚类

近邻传播聚类算法 (Affinity propagation, AP) 由 Frey 等人于 2007 年提出<sup>[20]</sup>, AP 算法可以根据结点的复杂程度自动确定分类的类数, 把参与聚类的结点都看作是聚类中心的候选结点, 通过在结点之间传播信息找到最终的聚类中心, 结果更稳定, 聚类质量更好, 一经提出便受到广泛关注和应用<sup>[21,22]</sup>. 近邻传播聚类可自动确定分类的类数, 将其应用于图像分割, 可以解决目前应用聚类的图像分割算法往往需要人工设定分割区域数目的问题.

本节将经分水岭分割后的分割区域作为近邻传播聚类的数据点, 数据点  $i$  和  $k$  之间的相似度为  $s(i, k)$ , 使用负的欧氏距离的平方表示, 由此构成相似度矩阵  $S$ :

$$s(i, k) = -\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_k\|^2, i \neq k \quad (13)$$

其中,  $\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_k$  为数据点  $i$  和  $k$  的颜色矩特征向量, 选取适当的相似度矩阵  $S$  对角线上的  $p$  值 ( $p < 0$ ). 吸引度矩阵  $\mathbf{R} = [r(i, k)]_{n \times n}$  和归属度矩阵  $\mathbf{A} = [a(i, k)]_{n \times n}$  的值初始化为 0, 并设置最大迭代次数以及聚类中心不发生改变的连续迭代次数.

**步骤 1:** 按照式 (9) ~ (11) 更新  $r(i, k)$ 、 $a(i, k)$  和  $a(k, k)$ :

$$r(i, k) \leftarrow s(i, k) - \max_{k' \text{ s.t. } k' \neq k} \{a(i, k') + s(i, k')\} \quad (14)$$

$$a(i, k) \leftarrow \min \{0, r(k, k) + \sum_{i' \text{ s.t. } i' \notin \{i, k\}} \max \{0, r(i', k)\}\} \quad (15)$$

$$a(k, k) \leftarrow \sum_{i' \text{ s.t. } i' \neq k} \max \{0, r(i', k)\} \quad (16)$$

**步骤 2:** 引入阻尼系数  $\lambda$  防止发生震荡:

$$\begin{cases} r_{\text{new}}(i, k) = \lambda \times r_{\text{old}}(i, k) + (1 - \lambda) \times r(i, k) \\ a_{\text{new}}(i, k) = \lambda \times a_{\text{old}}(i, k) + (1 - \lambda) \times a(i, k) \end{cases} \quad (17)$$

其中,  $0 < \lambda < 1$ ,  $\lambda$  值越大, 消除震荡的效果越好, 但是会减缓算法收敛的速度.

**步骤 3:** 根据归属度矩阵和吸引度矩阵的值确定点  $i$  的类中心点:

$$k = \arg \max_k \{a(i, k) + r(i, k)\} \quad (18)$$

**步骤 4:** 当聚类结果稳定或者达到最大迭代次数时, 终止迭代, 算法结束, 否则返回执行步骤 1.

依据聚类结果, 对相邻的被归为同一类的区域进行合并, 即为 SMAPW 算法最终的分割结果. 如图 4 为在伯克利分割数据集 BSDS300 上进行测试, 所得区域间近邻传播聚类后与聚类前的区域数目比例, 可以看出, 大部分图像通过近邻传播聚类可将分割区域数目减少 60% ~ 80%, 可对相似区域进行有效合并, 进一步抑制过分割.

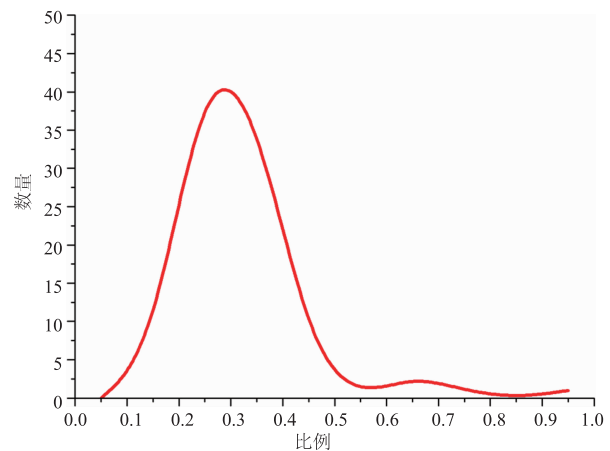


图4 聚类后区域数目与聚类前区域数比例分布图

## 6 实验结果与分析

本文进行实验的计算机配置如下: Intel (R) Xeon (R) CPU E5620 @ 2.40GHz 2.39GHz (2 处理器), 12GB 内存, MatlabR2012b 环境. 实验所用图像属于 PASCAL 图像库, 为 VOC2012 版本, 包含 20 类共 11530 幅图像和 6929 幅分割图像, 实验 1 中另外还使用了伯克利分割数据集 BSDS300, 对分割算法的查全率和查准率进行测试.

**实验 1** SMAPW 算法与其他分水岭改进算法分割

效果对比. 本实验选取了余旺盛提出的基于改进滤波和标记提取的水分岭算法<sup>[11]</sup>; Arbelaez P 提出的 OWT-UCM 算法<sup>[4]</sup>; matlab 的控制标记分水岭算法. 分别与 SMAPW 算法进行对比. SMAPW 算法在 AP 聚类过程中, 最大迭代次数 maxits 设置为 1000, 连续迭代过程不发生改变的次数 convits 设置为 10.  $p$  值为相似度矩阵的均值, 阻尼系数  $\lambda = 0.5$ . 表 1 为对比算法与 SMAPW 算法分割效果的对比, 表 2 为各算法分割区域数目的统计.

由表 1 可以看出文献[11]算法能够对图像进行准确分割, 然而由于极小值标记区域选取较多或丢失了

重要的极小值标记区域, 因此仍存在过分割或误分割现象. OWT-UCM 算法利用全局概率边缘检测, 对检测出的边缘信息进行方向加权并构造层次区域树, 对复杂彩色图像有很好的分割效果, 能够将图像的主体部分准确地分割出来, 但是算法复杂度较高, 且分割区域轮廓与原始图像边缘有一定的偏差. Matlab 分水岭算法通过开闭运算重建图像并标记前景、背景, 最终分割的区域数目相比其他三种算法最少, 如表 2 所示, 但是往往丢失重要轮廓信息, 如表 1. 从表 1 可以看出, 分割效果略优于其他算法, 而且处理步骤少, 复杂度低.

表1 SMAPW算法与其他分水岭改进算法分割效果对比






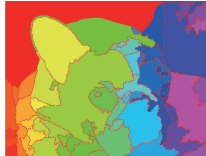



















|              | 1   | 2   | 3  | 4   | 5   |
|--------------|---|---|--|---|---|
| 原始图像         |    |    |    |    |    |
| 文献 [11]算法    |  |  |  |  |  |
| OWT-UCM 算法   |  |  |  |  |  |
| Matlab 分水岭算法 |  |  |  |  |  |
| 本文算法         |  |  |  |  |  |

表 2 算法分割区域数对比

| 图像编号<br>算法   | 1      | 2  | 3  | 4  | 5  |
|--------------|--------|----|----|----|----|
|              | 分割区域数目 |    |    |    |    |
| 文献[11]算法     | 73     | 41 | 27 | 57 | 23 |
| OWT-UCM 算法   | 21     | 9  | 16 | 30 | 10 |
| Matlab 分水岭算法 | 3      | 6  | 9  | 9  | 6  |
| 本文算法         | 15     | 10 | 6  | 19 | 6  |

以上通过在图像库中随机抽样对算法分割效果进行测试, 为进一步验证本文算法, 在伯克利分割数据集 BSDS300 的 100 幅测试样例上进行测试, 计算平均查全率与查准率<sup>[23,24]</sup>, 测试结果如表 3 所示. OWT-UCM 算法尽管查全率和查准率都很高, 但是本文算法处理平均处理一幅图像的时间为 2.94s, 小于 OWT-UCM 算法. 本文算法则在保证一定查全率的基础上有较高的查准

率,且运行效率较高.

表 3 伯克利分割数据集测试结果

| 分割算法         | 查全率  | 查准率  |
|--------------|------|------|
| 人工分割         | 0.70 | 0.89 |
| 文献[11]算法     | 0.57 | 0.49 |
| OWT-UCM 算法   | 0.70 | 0.71 |
| Matlab 分水岭算法 | 0.13 | 0.71 |
| 本文算法         | 0.43 | 0.57 |

**实验 2** SMAPW 算法与其它利用聚类的图像分割算法效果对比. 本实验选取了 Meanshift 算法<sup>[25]</sup>, 文献[26]提出的 Ncut 算法, 文献[27]提出的 MSNcut 算法, 文献[28]提出的 MSAP 算法, 与本文所提 SMAPW 算法进行对比. 本文算法与实验 1 所设参数一致, MSNcut 算法、MSAP 算法中 Meanshift 算法预处理部分按照原文献将划分区域内最少像素数目设置为  $M = 50$ , 特征空间半径  $h$ , 和核函数半径  $h_s$  设置为  $h = (h_r, h_s) = (6, 8)$ , 进行对比的 Meanshift 算法的参数进行同样的设置.

通过表 4 的分割效果, 并结合图 5, 可以看出, Meanshift 算法在运行时间上较短, 但得到的分割区域很多, Meanshift 算法无法将图像中的目标对象分割出来, 分割效果较差. Ncut 算法能够对图像进行较好的分割, 但是由于它以每一个像素点为数据节点进行聚类, 运行时间较其他 4 种算法过长, 而且需要人工设定分割的区域数目, 不利于图像数据的批量处理. MSNcut 算法具有良好的分割效果, 然而分割区域数目需要人工设定, 需要不断更改分割区域数目以达到理想的分割效果, 且分割边缘不平滑. MSAP 算法在 Meanshift 算法基础上进行改进, 由于 Meanshift 算法预处理分割所得区域数目较多且边界不平滑, 导致 MSAP 算法同一分割区域往往由数个不连通的小区域组成. 本文算法能够对图像的目标对象进行准确分割.

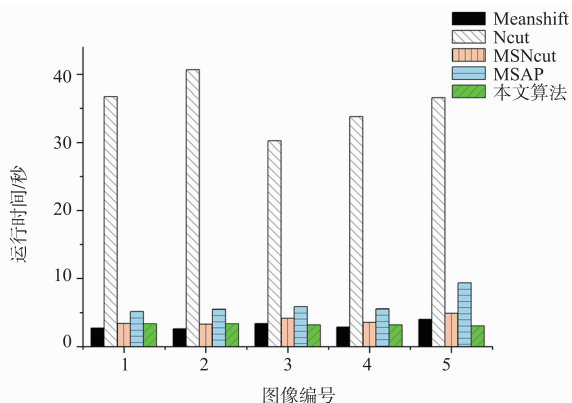


图 5 运行时间对比







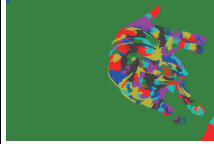




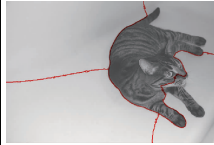








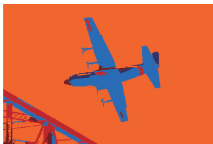
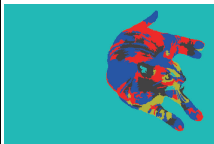
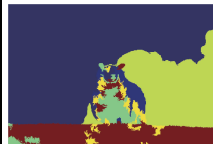







## 7 结束语

本文为解决分水岭算法的过分割问题, 提出一种针对彩色图像的结合自适应标记和区域间近邻传播聚类的分水岭算法—SMAPW 算法. SMAPW 算法通过求彩色图像梯度与区域颜色矩特征, 充分利用了图像的彩色信息; 通过频谱包络滤波平滑图像和对梯度图像进行自适应标记, 有效地减弱了噪声以及区域内梯度不规则性造成的过分割; 又通过区域间近邻传播聚类, 优化了分割的效果. 经实验证明, SMAPW 算法具有良好的分割效果, 能够对目标对象进行较为准确的分割, 且运行效率较高.

### 参考文献

- [1] Digabel H, Lantuejoul C. Iterative algorithms [A]. Proceeding 2nd European Symp. Quantitative Analysis of Microstructures in Material Science, Biology and Medicine [C]. Stuttgart, West Germany: Riederer Verlag, 1978. 85–99.
- [2] Meyer F, Beucher S. Morphological segmentation [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 1990, 1(1): 21–46.
- [3] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583–598.
- [4] Arbelaez P, Maire M, Fowlkes C, Malik J. Contour detection and hierarchical image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898–916.
- [5] Couprie C, Grady L, Najman L. Power watersheds: A new image segmentation framework extending graph cuts, random walker and optimal spanning forest [A]. IEEE International Conference on Computer Vision [C]. Kyoto: IEEE Computer Society Press, 2009: 731–738.
- [6] Liu T, Jurrus E, Seyedhosseini M. Watershed merge tree classification for electron microscopy image segmentation [A]. IEEE International Conference on Pattern Recognition [C]. Tsukuba: IEEE Computer Society Press, 2012. 133–137.
- [7] Tarabalka Y, Chanussot J, Benediktsson J A. Segmentation and classification of hyperspectral images using watershed transformation [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(7): 2367–2379.
- [8] Zhang M, Zhang L, Cheng HD. A neutrosophic approach to image segmentation based on watershed method [J]. Signal Processing, 2010, 90(5): 1510–1517.
- [9] Han X, Fu Y, Zhang H. A fast two-step marker-controlled watershed image segmentation method [A]. International Conference on Mechatronics and Automation [C]. Chengdu: IEEE Computer Society Press, 2012. 1375–1380.

表4 SMAPW算法与其它利用聚类的图像分割算法效果对比

|              | 1   | 2   | 3  | 4   | 5   |
|--------------|---|---|--|---|---|
| 原始图像         |    |    |    |    |    |
| Meanshift 算法 |    |    |    |    |    |
| Ncut 算法      |    |    |    |    |    |
| MSNcut 算法    |  |  |  |  |  |
| MSAP 算法      |  |  |  |  |  |
| 本文算法         |  |  |  |  |  |

- [10] Li D, Zhang G, Wu Z, Yi L. An edge embedded marker-based watershed algorithm for high spatial resolution remote sensing image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(10): 2781 – 2787.
- [11] 余旺盛, 侯志强. 基于改进滤波和标记提取的水分岭算法 [J]. 电子学报, 2011, 39(4): 825 – 830.  
Yu Wangsheng, Hou Zhiqiang. Watershed algorithm based on modified filter and maker-extraction [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(4): 825 – 830. (in Chinese)
- [12] 余旺盛, 侯志强, 宋建军. 基于标记分水岭和区域合并的彩色图像分割 [J]. 电子学报, 2011, 39(5): 1007 – 1012.  
Yu Wangsheng, Hou Zhiqiang, Song Jianjun. Color image segmentation based on marked-watershed and region-merger [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(5): 1007 – 1012. (in Chinese)
- [13] Pont-Tuset J, Arbelaez P, Barron J, Marques F, Malik J. Multiscale combinatorial grouping for image segmentation and object proposal generation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 1 – 1.
- [14] Girshick R. Fast R-CNN [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision [C]. Chile: IEEE, 2015. 1440 – 1448.
- [15] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [A]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Boston: IEEE, 2015. 3431 – 3440.
- [16] Wong AKO, Hummel K, Moore C, Beattie KA. Improving reliability of pQCT-derived muscle area and density meas-

- ures using a watershed algorithm for muscle and fat segmentation[J]. *Journal of Clinical Densitometry*, 2015, 18(1):93-101.
- [17] Das A and Ghoshal D. Human Skin Region Segmentation Based on Chrominance Component Using Modified Watershed Algorithm[J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 89:856-863.
- [18] Zenzo S D. A note on the gradient of a multi-image[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1986, 33(1):116-125.
- [19] 高丽,杨树元,夏杰,王诗俊,梁军利,李海强. 基于标记的 Watershed 图像分割新算法[J]. *电子学报*, 2006, 34(11):2018-2023.  
Gao Li, Yang Shuyuan, Xia Jie, Wang Shi-jun, Liang Jur-li, Li Haiqiang. A new marker-based watershed algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(11):2018-2023. (in Chinese)
- [20] Frey B J, Dueck D. Clustering by passing messages between data points [J]. *Science*, 2007, 315(5814):972-976.
- [21] Jia Y, Wang J, Zhang C, Hua XS. Finding image exemplars using fast sparse affinity propagation[A]. *ACM international conference on Multimedia [C]*. New York: ACM, 2008. 639-642.
- [22] 易剑,彭宇新,肖建国. 基于颜色聚类和多帧融合的视频文字识别方法[J]. *软件学报*, 2011, 22(12):2919-2933.  
Yi Jian, Peng Yuxin, Xiao Jianguo. Recognition of text in video based on color clustering and multiple frame integration[J]. *Journal of Software*, 2011, 22(12):2919-2933. (in Chinese)
- [23] Martin D R, Fowlkes C C, Tal D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[A]. *IEEE International Conference on Computer Vision [C]*. Vancouver: IEEE Computer Society Press, 2001. 416-423.
- [24] Martin D R, Fowlkes C C, Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(5):530-549.
- [25] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5):603-619.
- [26] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8):888-905.
- [27] Tao W, Jin H, Zhang Y. Color image segmentation based

on mean shift and normalized cuts[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2007, 37(5):1382-1389.

- [28] 许晓丽,卢志茂,张格森,李纯. 改进近邻传播聚类的彩色图像分割[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, 24(4):514-519.

Xu Xiaoli, Lu Zhimao, Zhang Gesen, Li Chun. Color image segmentation based on improved affinity propagation clustering[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2012, 24(4):514-519. (in Chinese)

#### 作者简介



**蔡强** 男, 1969 年出生, 重庆市永川市人, 博士, 教授, 主要研究领域为计算机图形学、计算几何、科学可视化、智能信息处理。  
E-mail: caiq@btbu.edu.cn



**刘亚奇(通信作者)** 男, 1991 年出生, 山西省高平市人, 在读博士生, 主要研究领域为图像处理、多媒体安全。  
E-mail: liuyaqi@ie.ac.cn



**曹健** 男, 1982 年出生, 山东省临沂市人, 博士, 副教授, 主要研究领域为图像处理、模式识别。



**李海生** 男, 1974 年出生, 山东省德州市人, 博士, 教授, 主要研究领域为计算机图形学、科学可视化、三维模型检索等。



**杜军平** 女, 1963 年出生, 北京市人, 博士, 教授/博士生导师, 北京邮电大学计算机学院, 主要研究方向: 人工智能、智能信息系统。