

# 基于 LCBFA 的多阈值图像

## 分割算法及在彩色图像处理中的应用研究

图像分割是图像分析重要的预处理步骤之一,广泛应用于计算机视觉、面部识别、医学成像、数字图书馆和视频检测等领域中。图像分割的主要目的是将图像分解成具有独特性质的区域,在每个区域中提取某一特定的目标。根据纹理、灰度、形状、颜色等分割特征的不同,可分为聚类分析法、纹理分析法、基于区域的分割和合并方法,以及阈值设定法等。在所有的方方法中,阈值设定法由于其操作简单,并有着较高的准确度和分割的精确性被广泛应用。如何有效地选择最优的阈值是图像分割的关键。

### 5.1 引言

灰度图像分割包含的信息量比较少,根据其基本特征,一般只考虑其不连续性和相似性。彩色图像包含亮度、色调、饱和度等因素,并且其具有比灰度图像更多的详细信息。通常采用的快速有效的图像分割方法是单阈值图像分割方法,而当阈值个数增加,对多阈值图像进行分割时,计算时间会随着阈值个数的增加呈指数增长,而基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法具有群体并行性搜索且不易陷入局部最优的优点,会大大降低多阈值图像分割的计算时间。

在最近几年,基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法模型已用于解决优化问题。模仿细菌的觅食行为的模型在复杂函数优化方面具有良好的稳定性和收敛性,已经发展到应用于解决一些实际工程优化问题,例如最优控制、彩色图像增强等。在本书中,图像分割问题被看成优化问题,我们提出了改进的基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法,该算法用于寻找图像分割的最优阈值组合,能够最大限度地提高寻优精度和寻优效率。结果表明,基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法的执行速度更快,比现有的一些方法更稳定。

## 5.2 彩色空间的转换与多阈值图像分割算法

彩色图像的特征在于三基色,包括红色(R)、绿色(G)和蓝色(B),由三基色可形成所有可能的组合。为了消除彩色图像的  $R$ 、 $G$  和  $B$  分量之间的高相关性,可以转换到 HSV 空间, $H$ 、 $S$ 、 $V$  三个分量分别代表色调、饱和度和亮度。

### 5.2.1 彩色空间的转换

HSV 彩色空间具有色彩自然、直观的优点,更接近人对视觉颜色的感知。其中, $H$  代表颜色的色调; $S$  代表颜色的饱和度; $V$  代表颜色的明度。从 RGB 空间到 HSV 空间的转换如式(5-1)所示:

$$\begin{cases} S = 1 - \frac{3}{R+B+G}[\min(R,G,B)] \\ H = \cos^{-1} \left\{ \frac{(R-G) + (R-B)}{2\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right\} \\ R \neq B(R \neq G), B > G, H = (2\pi - H) \\ V = \frac{R+B+G}{3} \end{cases} \quad (5-1)$$

### 5.2.2 多阈值图像分割算法

图像分割中,常用的阈值设定法包括最小误差阈值法、最大类别方差法及最佳直方熵法等。而最优阈值的选取(即转换成寻优问题)是这几种方法的关键。

根据选取阈值的个数,最大类别方差法分为单阈值图像分割算法和多阈值图像分割算法。单阈值图像分割算法中,将图像分为背景和目标两个类,以背景和目标的类间最大方差作为阈值选取的准则。多阈值图像分割指的是将图像保存为几个不同的类,选取多个阈值进行适当的分割。传统的最大类间方差法对于单阈值图像分割的处理是快速而有效的,面对多阈值问题,其图像分割计算方法的复杂度会大大增加,运算时间会随着阈值个数的增加呈指数增长。如果将图像分割过程看成一个优化问题,同时,最优多阈值的问题可以看成一个  $n$  维优化问题,通过选定图像分割的  $n$  个最佳阈

值,使目标函数最大化。这样的多阈值分割问题被简化为一个搜索最佳阈值的优化问题。

设待处理灰度图像的灰度级为  $L[0, 1, \dots, L-1]$ , 定义

$$p_i = \frac{h_i}{N}; \quad \sum_{i=1}^N p_i = 1 \quad (5-2)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^L i p_i \quad (5-3)$$

其中,  $i$  表示灰度值,  $N$  表示图像中包含的像素的总数,  $h_i$  表示相应的像素的数目,  $\mu_T$  表示总的灰度均值。

设定  $t_j (j=1, 2, \dots, n-1)$  为最佳阈值, 将一个给定的图像的像素分成  $n$  类 ( $D_1, D_2, D_3, \dots, D_n$ ), 通过式(5-4)可以计算类间方差:

$$\sigma_B^2 = \sum_{j=1}^n w_j (\mu_j - \mu_T)^2 \quad (5-4)$$

$$w_j = \sum_{i=1}^{t_j} p_i \quad (5-5)$$

$$\mu_j = \sum_{i=1}^{t_j} \frac{i p_i}{w_j} \quad (5-6)$$

其中,  $w_j$  和  $\mu_j$  分别表示图像相应的出现概率及灰度均值, 选取使  $\sigma_B^2$  最大的对应的阈值作为图像的最佳阈值, 目标函数如式(5-7)所示:

$$\phi = \max \sigma_B^2(t_j) \quad (5-7)$$

使用标准偏差评估算法的稳定性, 如式(5-8)所示:

$$\text{STD} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\sigma_i - \mu)^2}{N}} \quad (5-8)$$

其中,  $N$  是每个算法的重复次数,  $\sigma_i$  是第  $i$  次运行的最佳适应度值,  $\mu$  是  $\sigma_i$  的平均值。

对于多阈值图像分割, 其目标函数定义如式(5-9)所示:

$$\begin{aligned} J([t_1, t_2, \dots, t_m]) &= \sigma_0 + \sigma_1 + \dots + \sigma_m \\ &= w_0(t_1)(\mu_0(t_1) - \mu_T)^2 + w_1(t_1, t_2)(\mu_1(t_1, t_2) - \mu_T)^2 + \dots + \\ &\quad w_m(t_m, L-1)(\mu_m(t_m, L-1) - \mu_T)^2 \end{aligned} \quad (5-9)$$

将阈值求解问题转换为参数阈值  $t$  的优化问题:

$$[t_1^*, t_2^*, \dots, t_m^*] = \operatorname{argmax} J([t_1, t_2, \dots, t_m]) \quad 0 < t_1 < t_2 < \dots < t_m < L-1$$

当  $J([t_1, t_2, \dots, t_m])$  的值达到最大值时, 所对应的阈值是  $[t_1^*, t_2^*, \dots, t_m^*]$ , 即为所求结果。

### 5.3 基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法

多阈值图像分割是指根据多个阈值把图像分成多个区域的过程, 选取最大类间方差所对应的最优阈值。将图像的像素特征空间看成细菌的觅食空间, 可以采用基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法进行最优阈值的搜索。优化问题的阈值对应每个细菌的位置, 适应度值对应的是细菌所在位置的食物浓度, 通过趋化、复制、驱散操作, 搜索最优阈值。将式(5-7)所示目标函数定义为基于生命周期的新型菌群觅食算法的适应度函数。

#### 5.3.1 图像分割步骤

图像分割步骤如图 5-1 所示, 基于 LCBFA 的多阈值图像分割流程如图 5-2 所示。

```

读入待分割图像, 将彩色图像转换为灰度图像, 得到图像的灰度直方图
输入基于生命周期的新型菌群觅食算法的参数, 设定待分割图像的阈值和边界
计算细菌适应度
  While(终止条件不满足)
  For 每个细菌
    设置全局步长
    随机翻转方向
    进行趋化操作, 若有改进, 则继续在该方向上更进一步(最大前进步数), 每次适应度增加, 营
    养值加 1; 否则, 营养值减 1
    根据自适应种群变化规则, 判断细菌是否繁殖。若繁殖, 则该细菌分裂, 平分能量值, 年龄归
    1, 进行下一个个体操作
    根据自适应种群变化规则, 判断细菌是否消亡: 若消亡, 则从种群中移除, 进行下一个个体
    操作
    计算概率, 判断是否迁移, 迁移后年龄归 1, 进行下一个个体操作
  End for
  End while
将最佳阈值用于图像分割
  
```

图 5-1 图像分割步骤

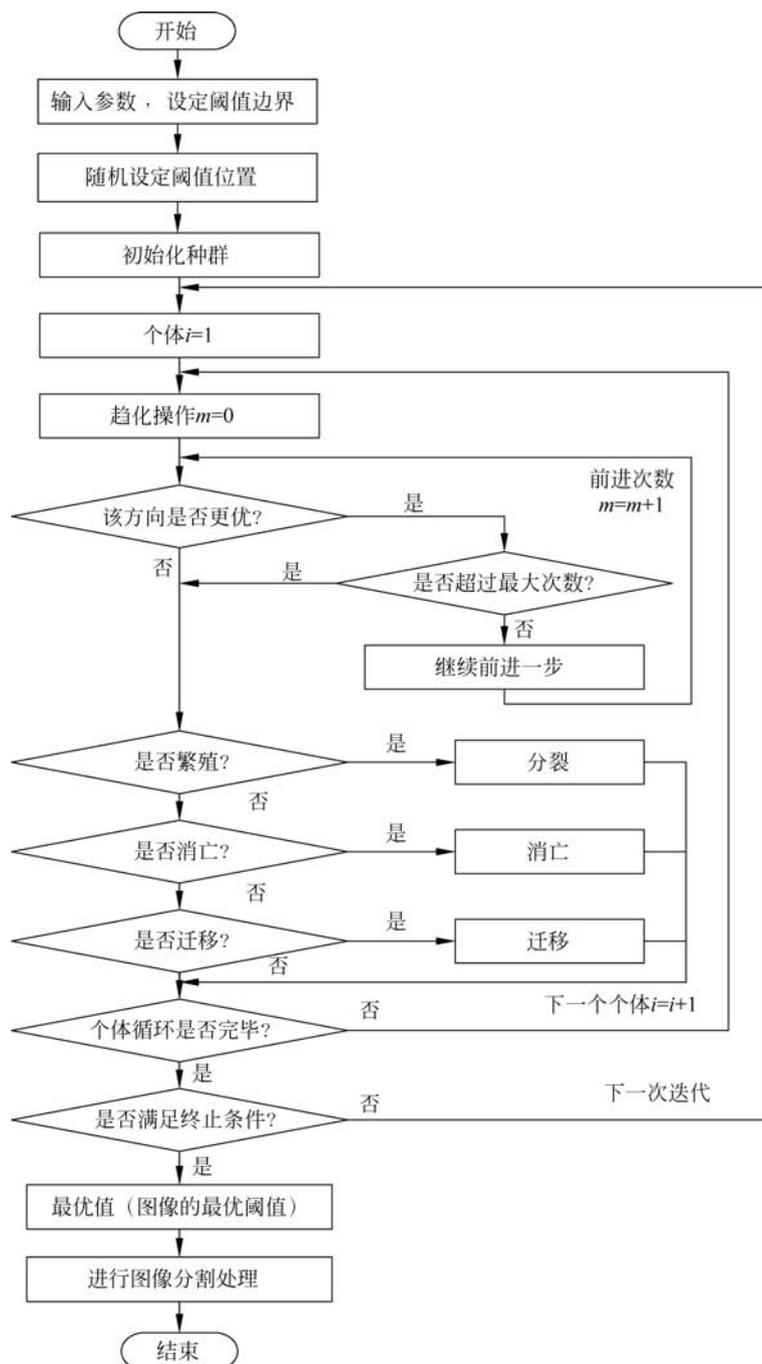


图 5-2 基于 LCBFA 的多阈值图像分割流程

### 5.3.2 彩色图像分割

彩色图像分割步骤如图 5-3 所示,彩色图像分割算法的流程如图 5-4 所示,RGB 图像空间被转换到 HSV 图像空间,从而使各成分的相关性应通过  $H$ 、 $S$ 、 $V$  分量被消除,可以通过获得相应的分离的图像使用基于 LCBFA 的多阈值分割算法,将得到的三个分量合并到最终的图像分割。

Step1: HSV 图像空间可以通过将 RGB 图像空间转换获得  
 Step2: 在分割图像的三个分量上分别运用基于 LCBFA 多阈值图像分割算法  
 Step3: 将三个分量结果合并,然后获得最终的分割图像

图 5-3 彩色图像分割步骤

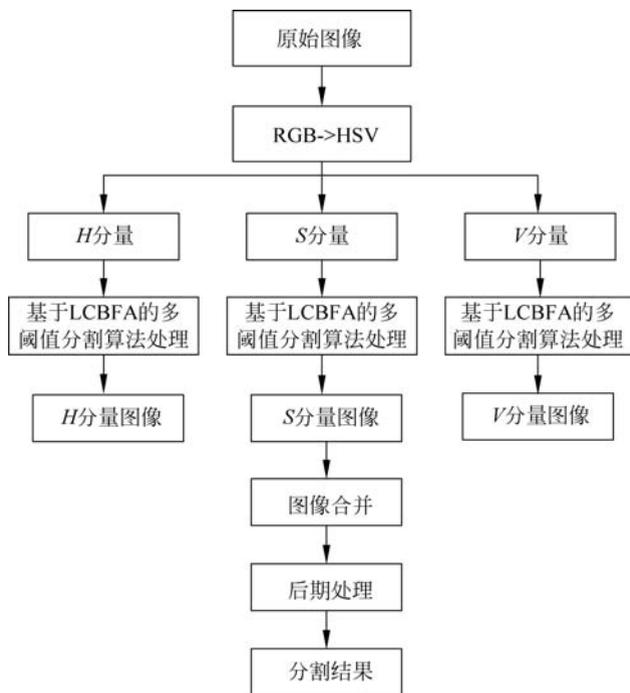


图 5-4 彩色图像分割算法流程

## 5.4 基于 BFA 和 LCBFA 的多阈值图像分割算法性能分析

本章提出基于传统的 BFA(细菌觅食算法)和基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法,并运用 MATLAB 语言对两个分别命名为“沙漠”和“绣球”的图像进行测试,以评估算法的性能。设定每个算法的运行次数为 50 次,设定菌群规模数为 20。

下面分别采用基于 BFA 和基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法,对“沙漠”和“绣球”两幅图像进行分割,阈值分别设为 2、3、4,其分割结果如图 5-5~图 5-8 所示。

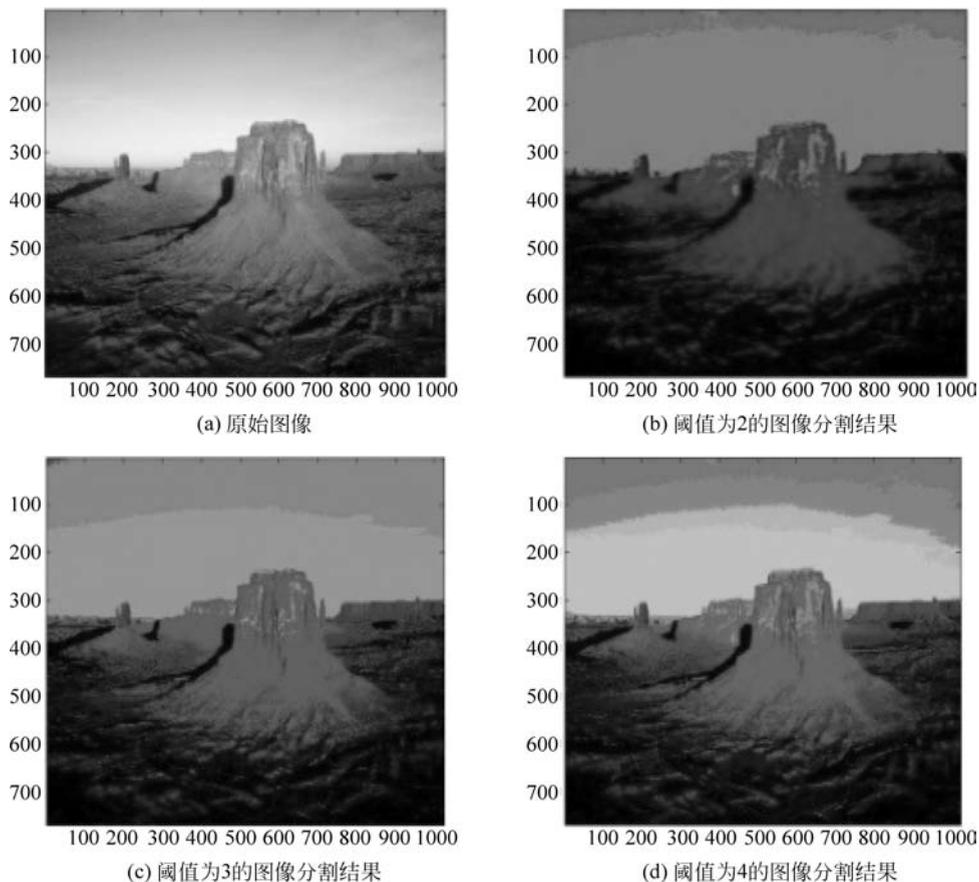


图 5-5 “沙漠”图像的 BFA 分割结果

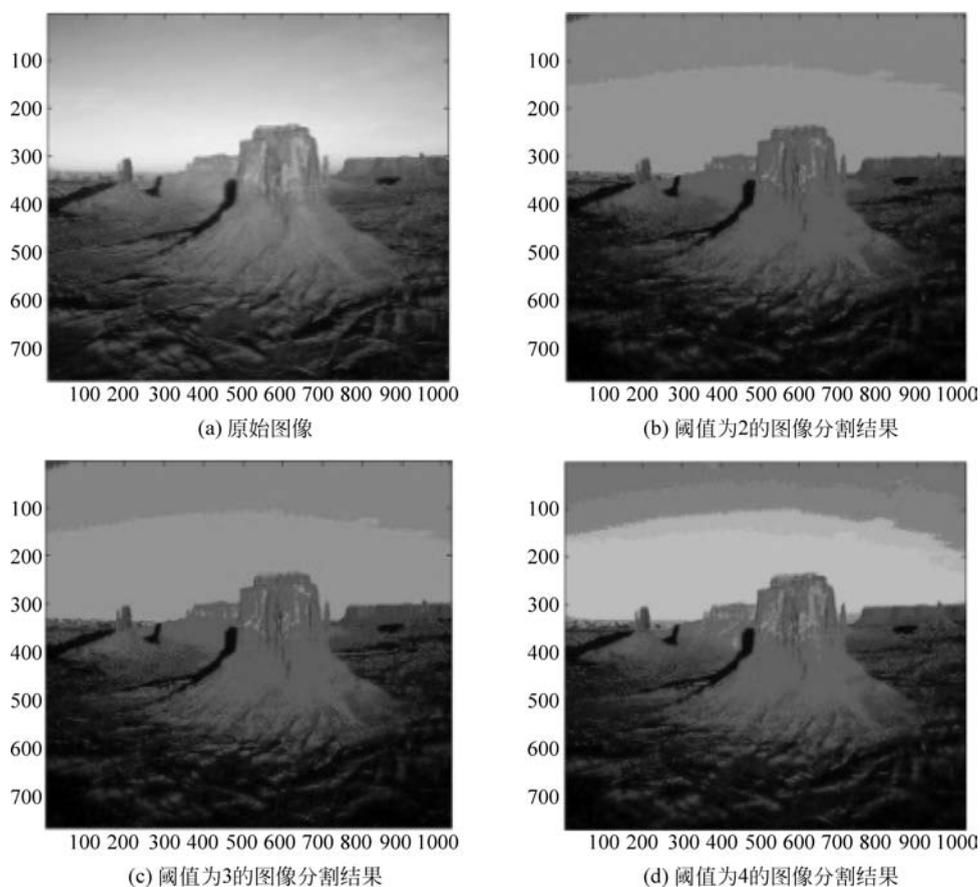


图 5-6 “沙漠”图像的 LCBFA 分割结果

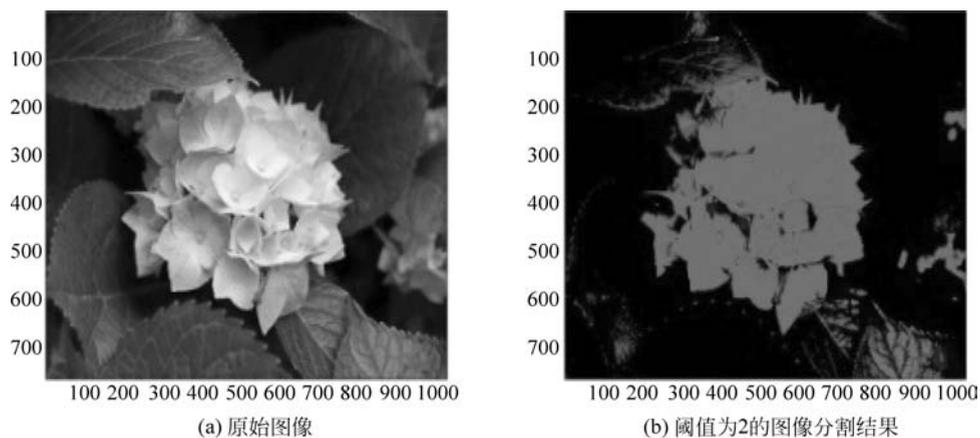


图 5-7 “绣球”图像的 BFA 分割结果

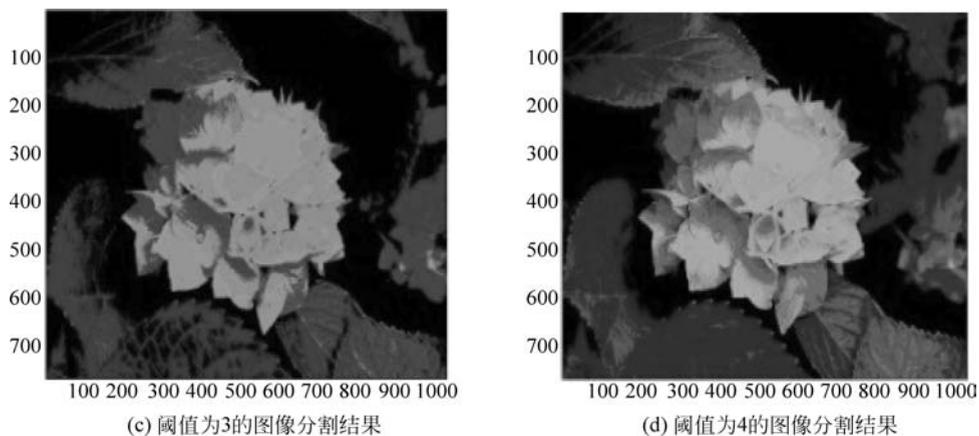


图 5-7 (续)

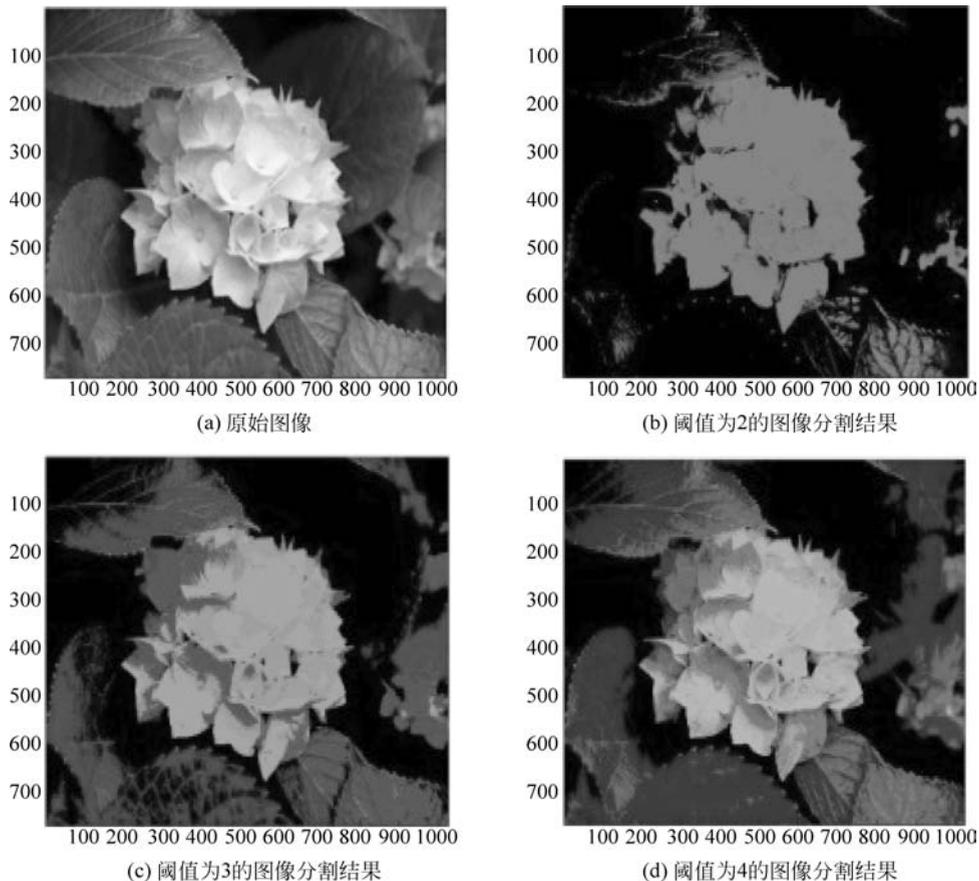


图 5-8 “绣球”图像的 LCBFA 分割结果

选择标准偏差和 CPU 运行时间作为基于 BFA 和基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法的性能测试指标,如表 5-1 所示。基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法的标准偏差值比传统的基于 BFA 的标准偏差值更加稳定,且基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法的 CPU(center processing unit,中央处理单元)处理时间要少于传统的细菌觅食算法,特别是对于数量较多的阈值。

表 5-1 两种算法性能比较

测试图像	分割阈值个数	BFA		LCBFA	
		标准偏差	CPU 运行时间	标准偏差	CPU 运行时间
“沙漠”图像	2	0.5974	3.1231	0.2912	3.0781
	3	1.7732	3.7629	0.3579	3.3848
	4	2.1779	4.0061	0.9818	3.5517
“绣球”图像	2	0.7824	3.2549	0.5087	3.1008
	3	1.2319	3.7129	0.6457	3.3891
	4	2.2287	4.2021	1.2887	4.0837

## 5.5 本章小结

在本章中,提出了基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法,设定多个阈值,采用该算法进行最优阈值的搜索。本书所提出的方法可以直接应用到彩色空间的每个分量,然后将结果以某种方式组合获得最终分割结果。对于给定的图像,采用基于 LCBFA 的多阈值图像分割算法,不仅分割结果更加精确,并且具有更大的稳定性且 CPU 处理时间大大缩短。