

基于改进主动轮廓模型的图像分割方法研究

任守纲 马超 徐焕良

(南京农业大学信息科技学院 南京 210095)

摘要 主动轮廓模型是进行图像分割的有效方法,但主动轮廓模型在确定初始轮廓方面主要靠经验,理论方法不多。为此,提出了一种基于改进骨架算法的主动轮廓模型进行图像分割的方法。首先利用改进的骨架算法和轮廓重生算法,生成初始轮廓;再利用含有形状能量的主动轮廓模型进行轮廓的演化,使其接近真实的目标边缘,获得期望的图像分割结果。实例验证和对比实验结果表明,与传统的主动轮廓模型相比,该方法在图像分割的准确性和抗噪性方面有很大的提升。

关键词 图像分割,骨架算法,主动轮廓,初始轮廓

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Improved Skeleton Extractor Algorithm Based Active Contour Model Research

REN Shou-gang MA Chao XU Huan-liang

(College of Information Science and Technology, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract Active contour model is an effective image segmentation method, but there aren't many methods in the active contour model when determining the initial contour. In such case, this article put forward an improved skeleton extraction algorithm based active contour model to solve the problem. The model creates an initial contour by improved skeleton extraction algorithm and contour repossession algorithm, then evolves the contour towards true edge of object by the active contour model with shape energy item, to achieve the expected image segmentation. The example verification and comparison experiment prove the model can segment out the object area from the image in a much better way, with good noise immunity. Compared with traditional active contour, the model has a great improvement in segmentation accuracy.

Keywords Image segmentation, Skeleton extraction algorithm, Active contour, Initial contour

1 引言

图像分割是图像识别与处理的首要问题,也是图像处理的经典难题之一,图像分割的质量将对图像处理的结果产生重要影响。近年来,利用主动轮廓模型进行图像分割的方法已成为研究的热点。

关于主动轮廓的研究,国内外已经有不少专家对其表现形式和能量模型进行了卓有成效的改进。文献[1-4]是在参数主动轮廓的基础上进行能量方程改进,使其较原始的主动轮廓模型有了更好的图像分割能力。但是参数模型通常只能对单目标进行轮廓分割,且在曲线演化中缺少应付拓扑变化的灵活性。几何主动轮廓模型由于采用了水平集方法而隐含有拓扑变化的能力^[5-7],因而能够使得更为复杂结构的图像分割成为可能。唐利明等提出的基于几何活动轮廓模型的多尺度扩散分割算法^[8]、Caselles等提出的测地活动轮廓算法^[9],均利用图像的梯度信息改进主动轮廓的分割准确性和复杂适应性;Chan等人提出的C-V模型^[10]、Li等人提出的可变区域

模型RSF^[11]则主要利用图像区域信息,控制主动轮廓向其目标边界移动,也取得了较好的分割效果。为了抑制噪声对主动轮廓的干扰,现存的大多数几何主动轮廓模型都采用了平均曲率项(MCM)方法^[5-13],这样可以较为有效地缓解图像噪声对轮廓迭代的影响。但是由于几何模型发展是一个曲面且描述为隐式的,因此计算量相当大,轮廓迭代的时间成本较高。

在上述主动轮廓模型中,这些学者研究的重点放在了主动轮廓能量项的调整上,在初始轮廓的选择上基本是固定的圆或者框,但是笔者认为选择一个好的初始轮廓能够提高主动轮廓模型分割的精确性,也能减少主动轮廓迭代次数,从而提高效率。初始轮廓与期望的图像分割轮廓的距离大小,对图像分割的准确性和效率具有重要的影响,目前获取初始轮廓的方法主要有以下几种^[14]:

(1)人工勾勒法。采用手工进行初始轮廓的勾勒。

(2)基于序列图像的预测法。该方法把序列图像的前一帧看作初始轮廓,对下一帧图像边界进行预测,该方法不适合

到稿日期:2012-09-09 返修日期:2012-12-21 本文受江苏省科技支撑计划项目(BE2011339),中央高校基本科研业务专项资金项目(Y0201100080)资助。

任守纲(1977-),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、人工智能;马超(1989-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理;徐焕良(1963-),男,博士,教授,主要研究方向为知识工程、人工智能,E-mail:huanliangxu@njau.edu.cn。

对单一图像进行分割。

(3) 水域分割法。该方法利用传统的水域分割法来获取初始轮廓。胡同森等人^[14]以及李丽勤等人都研究了利用水域分割来获取初始轮廓的方法^[15]。但水域分割法易过分割,形成复杂的轮廓,这对后期主动轮廓的迭代将产生不利影响。

除此之外,刘彩霞、范延滨等人还就 GVF 模型下提出了基于小波变换的多尺度轮廓检测方法^[16]来确定初始轮廓,但是此方法获取的初始轮廓一开始并非是连续的,需要一些连接方法。

针对上述一些初始轮廓获取方法的不足,本文提出了一种基于改进骨架算法的主动轮廓模型。首先利用改进的骨架算法获得接近物体边界的初始轮廓,再进行主动轮廓的迭代,获得期望的图像分割结果。本文改进的骨架算法能够较好地找出分割图像的边缘,某些情况下,此边缘甚至可以直接用作图像分割的最终轮廓。该方法不仅可以提升图像分割的准确性,还具有较好的抗噪性,并能减少主动轮廓迭代次数,提高图像分割的速度和效率。

2 骨架算法与主动轮廓模型

2.1 骨架算法

Lantuejoul formula 在 1987 年提出了一种比较简单的骨架算法形式^[17],如式(1)所示,其骨架是由结构元素 B 对图像集合做腐蚀与开运算后的集合差产生。

$$SK(X) = \bigcup_{\lambda > 0} \bigcap_{\mu > 0} \{ \epsilon_{\lambda B}(X) \setminus \gamma_{\mu B}[\epsilon_{\lambda B}(X)] \} \quad (1)$$

式中, $SK(\cdot)$ 代表骨架算法, $\epsilon(\cdot)$ 和 $\gamma(\cdot)$ 代表形态学的腐蚀和开运算, λ 和 μ 代表腐蚀和开运算的运算次数。

2.2 主动轮廓模型

Kass 在 1987 年提出了第一个主动轮廓模型^[18],其基本能量表达式:

$$E = \int_0^1 \{ E_{int}(X(s)) + E_{ext}(X(s)) \} ds$$

其中, s 表示弧长参数; $X(s)$ 表示主动轮廓在图像中的位置; E_{int} 代表活动曲线的内部能量; E_{ext} 代表外部能量,计算公式分别为:

$$X(s) = [x(s), y(s)]$$

$$E_{int}(X(s)) = \frac{\alpha |X'(s)|^2 + \beta |X''(s)|^2}{2}, s \in [0, 1]$$

E_{ext} 可以定义为以下几种形式:①如果一幅图像仅仅是由一些线条组成,则 $E_{ext} = -I$;②对于有连续区域的图像,则图像中基于灰度的梯度向量场定义为 $E_{ext} = -|y'I|^2$;③为了进一步扩展能量场的作用范围,有时候采用标准偏差为 σ 的 Gauss 函数来进行卷积低通滤波,即 $E_{ext} = -G_\sigma * y'I$ 。

E_{ext} 能够使图像朝着目标边缘移动。当曲线到达目标边缘时,总体的能量 E 应达到最小值。

2.3 基于局部区域的主动轮廓模型

Shawn 等人在 2008 年提出了基于局部区域的主动轮廓模型,它能够部分地分割出内部灰度不均匀的物体^[19]。其主要思想是增大局部周围像素点对轮廓的影响,相对减少距离与轮廓较远的像素点对其的影响。其能量方程为:

$$E(\phi) = \int_{\hat{\Omega}_x} \delta\phi(x) \int_{\hat{\Omega}_y} B(x, y) \cdot F(I(y), \phi(y)) dy dx + \int_{\hat{\Omega}_x} \lambda \delta\phi(x) \|\nabla\phi(x)\| dx$$

式中, $\delta\phi(x)$ 是一个平滑过后的狄拉克函数; $B(x, y)$ 代表一个局部区域, r 是一个常量参数。表达式分别为:

$$\delta\phi(x) = \begin{cases} 1, & \phi(x) = 0 \\ 0, & |\phi(x)| < \epsilon \\ \frac{1}{2\epsilon} \{1 + \cos(\frac{\pi\phi(x)}{\epsilon})\}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$B(x, y) = \begin{cases} 1, & \|x - y\| < r \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

该方法可以利用局部牵引力来降低全局牵引力的影响,生成更接近实际轮廓的初始轮廓。

3 改进的骨架算法和主动轮廓模型

3.1 改进的骨架算法

根据开运算骨架的定义,将式(1)应用于数字图像框架,并用结构元素 B 作为离散近似值,尺度为 1,得到骨架算法的表达式:

$$SK(I) = \bigcup_{\lambda > 0} \{ \epsilon_{\lambda B}(I) \setminus \gamma_{\lambda B}[\epsilon_{\lambda B}(I)] \} \quad (2)$$

结构元素 B 是用户自定义的一个子框架,可以是固定半径 r 为半径的圆,也可以是 8 邻域方框等, I 代表给定图像。

若某骨架点 $SK(I)_{i,j}$ 由第 λ 次集合差产生,则:

$$W(SK(I)_{i,j}) = \lambda \quad (3)$$

式中, $SK(I)_{i,j}$ 代表骨架上的某一骨架点。 $W(\cdot)$ 代表骨架点的权值,即表示此骨架点是由多少次迭代产生的。 W 记录了每个骨架点的权值,这是 3.2 节轮廓重生算法中的骨架连通和轮廓生成的依据。

针对图 1 中的(a)图像,利用改进的骨架算法进行骨架提取,效果如图 1(b)所示。

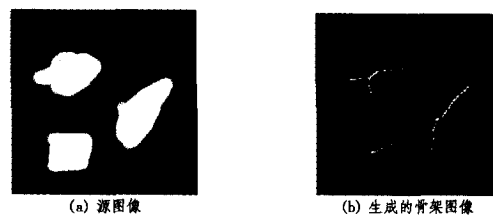


图 1 数字图像骨架算法

3.2 轮廓重生算法

轮廓重生算法是根据式(2)中的骨架 $SK(I)$ 和式(3)中的骨架权值 $W(SK(I)_{i,j})$ 进行的初始轮廓生成算法。算法过程如下:

第 1 步 判断骨架点的连通性,判断准则是:如果两点的距离小于两点中任意一点的权值,则为连通,计算表达式:

$$Con(x, y) = \begin{cases} 1, & D(x, y) < W(SK(I)_x) \cup D(x, y) < W(SK(I)_y) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $x, y \in SK(I)$, 代表两个不同的骨架点; $Con(\cdot)$ 代表两点的连通性; $D(\cdot)$ 代表两点在图像中的距离。

第 2 步 根据骨架连通性进行分组,相互连通的骨架为一组,当 $Con(x, x_{g_i}) = 1$ 时,计算表达式:

$$G(x) = g_i$$

式中, g_i 代表骨架组 i , $i = 1, 2, 3, 4, \dots$, x_{g_i} 代表骨架组 i 中的点, $G(\cdot)$ 代表骨架点所属的组。

第 3 步 根据骨架点所在的组 $G(SK(I)_{i,j})$ 和骨架点自

身的权值 $W(SK(I_{i,j}))$ 生成初始轮廓, 初始轮廓满足下述表达式:

$$C(g_i) = \{x | (D(x, SK_{g_i}(a)) = W(SK_{g_i}(a))) \cap (D(x, SK_{g_i}(b)) \geq W(SK_{g_i}(b)))\}, b \in g_i \cap b \neq a \quad (5)$$

式中, a, b 代表某两点, SK_{g_i} 代表属于 g_i 组的骨架。

重生出来的轮廓点满足以下条件:

此轮廓点与某组某个骨架点的距离与该骨架点的权值相等, 并且该距离要大于等于此轮廓点与其他该组骨架点的权值。这样生成的初始轮廓能够比较接近目标边缘。

图 2 中骨架图(a)根据轮廓重生算法, 计算后获得的初始轮廓如图 2(b)所示。

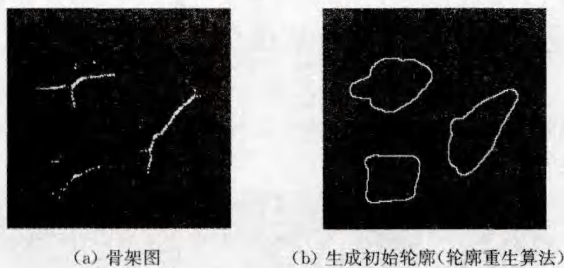


图 2 轮廓重生算法

由于轮廓是由某一组的骨架点生成, 这样的轮廓也拥有了固定的组, 不同组轮廓之间的主动轮廓迭代可以是相互独立的, 不受其他轮廓影响, 这样可以使得许多本不具备多目标检测的主动轮廓模型, 也拥有了多目标分割的能力。

3.3 辅以轮廓保持力的主动轮廓模型

由于骨架已经包含了某些原图形的形状特性, 因此可以向主动轮廓模型中添加一个能量项作为轮廓形状的约束, 其表达式为:

$$E_{shape} = \int_{C_{g_i}} [D(C_{g_i}(x), SK_{g_i}(x_{*})) / W(SK_{g_i}(x_{*})) - avg(C_{g_i})]^2 dx \quad (6)$$

式中, $x \in C_{g_i}$; C_{g_i} 代表 i 组骨架生成的轮廓; $C_{g_i}(x)$ 代表轮廓上某一点; $SK_{g_i}(x_{*})$ 代表轮廓点 $C_{g_i}(x)$ 所对应的骨架点; $avg(C_{g_i})$ 代表当前轮廓 i 上的点到其对应的骨架点的距离与其骨架权值比值的平均, 其表达式为:

$$avg(C_{g_i}) = \frac{\int_{C_{g_i}} D(C_{g_i}(x), SK_{g_i}(x_{*})) / W(SK_{g_i}(x_{*})) dx}{\int_{C_{g_i}} dx} \quad (7)$$

结合 kass 的主动轮廓模型和 Shawn 等人的基于局部区域的主动轮廓模型, 最终的能量表达式为:

$$E(C_{g_i}) = \int_{\Omega_x} \delta\phi(x) \int_{C_{g_i}} B(x, y) \cdot E_{int}(I(y), \phi(y)) dy dx + \lambda \int_{\Omega_x} \delta\phi(x) \|\nabla\phi(x)\| dx + \mu \int_{\Omega_x} [D(C_{g_i}(x), SK_{g_i}(x_{*})) / W(SK_{g_i}(x_{*})) - avg(C_{g_i})]^2 dx \quad \{\phi(x) = 0\} \quad (8)$$

式中, $C_{g_i} = \{x | \phi(x) = 0\}$, $E_{int}(I(\cdot), \phi(\cdot))$ 代表当前轮廓上的点以及轮廓点周围局部点的内部能量。

式(8)可以演化为:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}(x) = \delta\phi(x) \int_{C_{g_i}} B(x, y) \cdot \nabla_{\phi(y)} E_{int}(I(y), \phi(y)) dy + \lambda \delta\phi(x) div\left(\frac{\nabla\phi(x)}{|\nabla\phi(x)|}\right) + \mu [D(C_{g_i}(x), SK_{g_i}(x_{*})) / W(SK_{g_i}(x_{*})) - avg(C_{g_i})]^2 \quad \{\phi(x) = 0\} \quad (9)$$

式中, λ 和 μ 是两个能量的权重, 一般为固定值; 第 3 个能量项只在 $\phi(x) = 0$ 时才生效, 即只计算当前轮廓上的点的能量。

3.4 算法步骤

算法流程如下:

- Step1 获得初始图像并进行预处理, 如果是自然图像, 则进行灰度转换;
- Step2 利用式(2)、式(3)计算出图像的骨架及骨架权值;
- Step3 根据式(4)、式(5)进行轮廓重生算法, 生成初始轮廓;
- Step4 利用式(8)、式(9)进行主动轮廓迭代, 并迭代至最终分割轮廓。

4 图像分割实验及分析

为了验证算法的有效性, 分别用灰度图像、高噪声图像以及自然图像对本文算法进行验证。骨架结构元素 SE 是 3×3 的 8 邻域结构, 轮廓邻域方程 $B(x, y)$ 中的 r 设置为 5, 能量方程中第 2 项能量权值 λ 为 0.15, 第 3 项能量项权值 μ 选 0.5。

4.1 实验 1 及分析

选取两幅灰度图, 图像大小为 200×200 , 如图 3(a)所示, 第 1 幅是有多个物体的图像, 第 2 幅图是有一些无关的线条图像。通过改进的骨架算法和轮廓重生算法, 获得初始轮廓, 如图 3(b)所示。最后通过主动轮廓模型, 获得图像分割, 如图 3(c)所示。

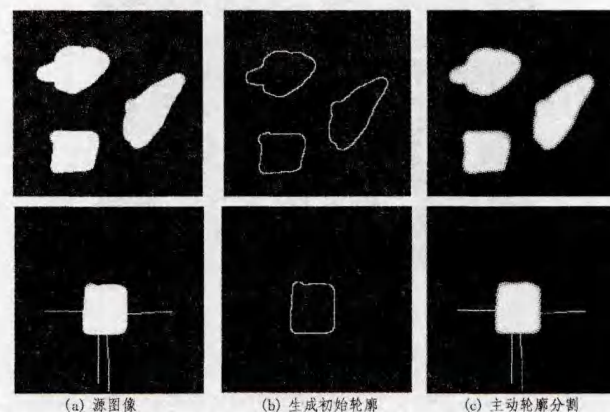


图 3 图像分割实验

实验分析: 从第 1 幅图像的实验效果可以看出, 由于本文骨架算法在灰度图像中的特性, 可以直接产生比较好的初始轮廓, 与最终的图像分割轮廓举例较近, 如图 3 中的 (b) 图为初始轮廓, (c) 图为最终轮廓, 两者距离非常接近。这样可以减少主动轮廓迭代的次数, 提高图像分割的速度和效率。从第 2 幅图像的实验效果可以看出, 由于骨架算法本身拥有较强的抗噪能力, 图中无关的线条通过改进的骨架算法可以被排除掉。

4.2 实验 2 及分析

为了检验本文算法的抗噪能力, 对图 3 中的源图像(a)增加了椒盐噪声, 如图 4(a)所示。通过改进的骨架算法和轮廓

重生算法,获得初始轮廓,如图4(b)所示。最后通过主动轮廓模型,获得图像分割,如图4(c)所示。

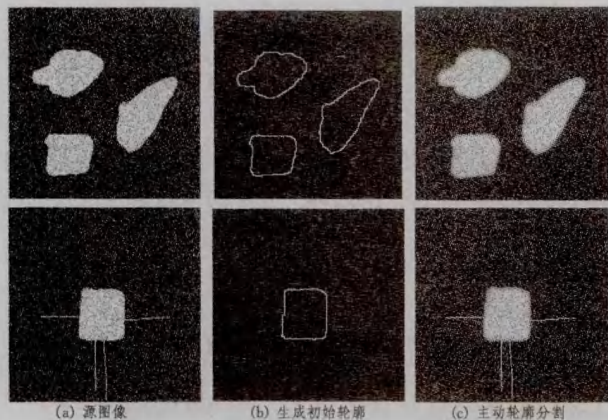


图4 图像分割抗噪能力试验

实验分析:通过图4实验结果可以看出椒盐噪声对初始轮廓的生成产生的影响很微小,通过主动轮廓的迭代,最后的轮廓贴近了物体的真实边界。

另外,针对本文算法和传统主动轮廓算法进行了对比实验,实验结果如图5所示。可以看出,传统主动轮廓模型以及一些基于局部区域力的模型都易受噪声干扰,没有获得良好的分割效果。而本文的算法,由于改进的骨架算法本身具有一定的抗噪能力,再加上主动轮廓的迭代,即使在强噪声下也能产生很好的分割效果。

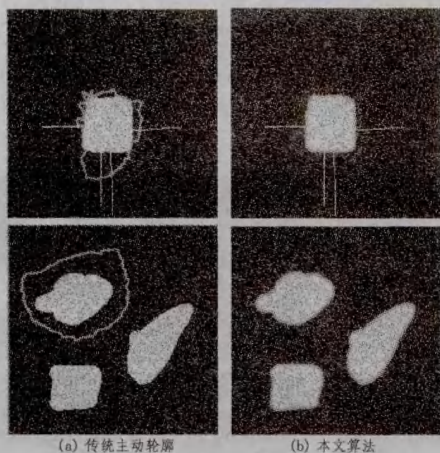


图5 本文算法与传统主动轮廓比较

4.3 实验3及分析

本文对一些自然花卉图像进行了分割实验,实验结果如图6所示。图6(b)是改进的骨架算法生成的初始轮廓,其已经比较接近真实的轮廓;再根据彩色梯度进行主动轮廓的迭代,最终的图像分割效果如图6(c)所示。

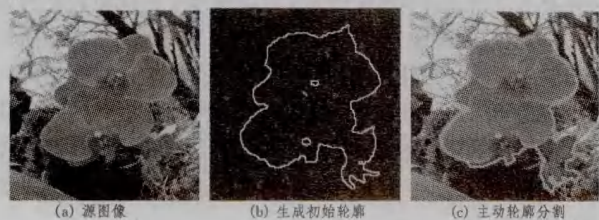


图6 基于改进骨架算法的主动轮廓模型自然图像分割试验

最后,选取了10幅图片,针对本文改进的主动轮廓模型和传统主动轮廓模型进行了分割对比实验。分割准确性的量

化数据如表1所列,其中,错误分割数代表与人工分割有差异的像素点个数,主动轮廓提取像素数是利用算法提取出来的区域像素个数。

表1 不同主动轮廓模型图像分割的准确性数据对比

编号	传统主动轮廓 提取像素数	错误 分割数	错误率	本文主动轮廓 提取像素数	错误 分割数	错误率
1	4824	1215	25%	9145	822	8.9%
2	13469	3659	27.2%	7128	468	6.6%
3	12310	2914	23.7%	12143	404	3.3%
4	8464	1764	20.8%	7806	1041	13.3%
5	6236	1661	26.6%	11316	982	8.7%
6	10056	2405	24.0%	10993	448	4.0%
7	10594	2323	21.9%	8739	323	3.7%
8	10562	2555	24.2%	12096	1356	11.2%
9	12252	3248	26.5%	10811	870	8.0%
10	10258	2442	23.8%	9703	1095	11.3%

分割示意图如图7所示,第1行为采用传统主动轮廓模型分割的效果图,第2行为采用本文改进的主动轮廓模型分割的效果图。



图7 主动轮廓对比实验图

实验分析:通过该实验对比表明,与传统的主动轮廓图像分割算法相比,本文改进的主动轮廓算法不仅对标准图像分割有很好的效果,而且对自然环境下的图像具有很好的适应性,较大地提高了图像分割的准确性,降低了误分割的比例。

结束语 本文提出了一种基于改进骨架算法的主动轮廓模型进行图像分割的方法。该方法首先利用改进的骨架算法和轮廓重生算法生成了比较接近真实边缘的初始轮廓,再利用主动轮廓进行迭代,使其更加接近真实的轮廓,获得期望的图像分割效果。实例验证和对比实验结果表明,该方法进行图像分割的准确性高,抗噪能力强,还具有多目标分割的能力。

在实验中我们也发现,在改进的骨架算法和轮廓重生算法计算过程中产生的数据量较大,占用的存储空间较多;同时,骨架算法的时间开销较大。因此,在后面的研究过程中,将进一步改进算法,以降低骨架算法所需的时间和空间成本。

参考文献

- [1] Menet S, Saint-Mark P, Medioni G. B-Snakes: Implementation and application to stereo [A] // Proceedings of Image Understanding Workshop [C]. Pittsburgh, Penn, USA, 1990: 720-726
- [2] Brigger P, Hoeg J, Unser M. B-spline snakes: A flexible tool for parametric contour detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1484-1496

(下转第296页)

进行识别,并采用网格化搜索算法获取参数 $C=4.00, \gamma=0.0312$ 。其识别结果如表 1 所列。

表 1 分类识别结果

藻类名称	测试 样本数	识别 正确数	错误 识别数	据识数	识别 准确率
海洋原甲藻	79	69	6	4	87.34%
红色裸甲藻	67	64	0	3	95.52%
拟菱形藻	60	59	0	1	98.33%
中肋骨条藻	54	52	2	0	96.30%
平均识别率					94.37%

从表 1 的识别准确率可以看出,本文算法对海洋原甲藻、红色裸甲藻、拟菱形藻、中肋骨条藻的识别效果较好,平均识别率达到 94.37%。

实验结果表明 SVM 对于简单的分类问题显现出很好的性能,即种类少则边界数目少,边界划分简单,分类性能高。

实验中以顶刺作为重要特征来区分海洋原甲藻与其他的赤潮生物。由于拍摄角度的问题,有些海洋原甲藻的顶刺未被拍摄到,进而影响海洋原甲藻的识别准确率。红色裸甲藻因拍摄角度而存在 2 种形状特征,通过建立它们的特征关联来提高识别准确率。中肋骨条藻和拟菱形藻都是长条状,在尺寸上相似,但中肋骨条藻有明显的圆形细胞组成的链状结构,而拟菱形藻为梭形细胞,首尾相叠形成链状群体,以此特征可较好地对其区分。

结束语 本文介绍了一种基于流式图像的赤潮藻类监测方法,提出了用背景差法准确地分割定位出藻类细胞,以平移、旋转和尺度不变性的几何形状特征和基于灰度不变共生矩阵的纹理特征共同构成藻类的特征集,采用一对一的多分类支持向量机进行训练识别。利用本文所提出的算法对培养的藻类样品进行了试验,结果表明该算法能够克服藻类细胞

不同生长周期和环境带来的形态和个体差异影响,对不同角度得到的藻类细胞完成识别,实现对海洋原甲藻、红色裸甲藻、拟菱形藻、中肋骨条藻的快速分类识别。

参考文献

- [1] 国家海洋局. 2000—2012 年中国海洋灾害公报[OL]. <http://www.coi.gov.cn/gongbao/zaihai/>
- [2] Buskey E J, Hyatt C J. Use of the FlowCAM for semi-automated recognition and enumeration of red tide cells (*Karenia brevis*) in natural plankton samples[J]. *Harmful Algae*, 2006, 5: 685-692
- [3] 乔小燕,姬光荣. 基于生物形态学的赤潮藻显微图像分割与特征提取研究[D]. 青岛:中国海洋大学,2010
- [4] 王锐,于新生,唐颖,等. 图像自动识别技术在海洋浮游生物分析中的应用[J]. *海洋科学*, 2007, 31(10): 61-66
- [5] 蔡丽. 基于背景差法的车辆停车检测算法研究[D]. 西安:长安大学,2011
- [6] 郑少平,谢杰镇,王博亮,等. 基于形状特征描述子的赤潮优势种识别研究[J]. *厦门大学学报:自然科学版*, 2009, 48(5): 676-679
- [7] 江涛,王程,王博亮,等. 基于 SVDD 和 SVM 的赤潮藻类识别[J]. *厦门大学学报:自然科学版*, 2010, 49(1): 47-51
- [8] 余肖翰,谢杰镇,郑少平. 傅里叶识别分析在赤潮生物自动识别中的应用研究[J]. *海洋湖沼通报*, 2011(4): 11-15
- [9] 郭晓宇. 基于 Hu 矩和 Zernike 矩的图像目标识别算法设计[D]. 沈阳:沈阳航空工业学院,2009
- [10] 徐小军,邵英,郭尚芬. 基于灰度共生矩阵的火焰图像纹理特征分析[J]. *计算技术与自动化*, 2007, 26(4): 64-67
- [11] 高艳. DR 图像铸件工件号识别算法的进一步研究[D]. 重庆:重庆大学,2012

(上接第 292 页)

- [3] Staib L H, Duncan J S. Boundary fitting with parametrically deformable models[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(11): 1061-1075
- [4] Chakraborty A, Staib L H, Duncan J S. Deformable boundary finding in medical images by integrating gradient and region information [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15(6): 859-870
- [5] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[A]// *Proceedings of International Conference on Computer Vision* [C]. Boston, MA, USA, 1995: 694-699
- [6] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: A level set approach [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(2): 158-174
- [7] Sapiro G. *Geometric Partial Differential Equations and Image Analysis*[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2001
- [8] 唐利明,何传江,申小娜. 几何活动轮廓模型的多尺度扩散分割算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2007, 19(5): 661-666
- [9] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79
- [10] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277
- [11] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(10): 1940-1949
- [12] Mishra A K, Fieguth P W, Clausi D A. Decoupled active contour (DAC) for boundary detection [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(2): 310-324
- [13] Yu W, Franchetti F, Chang Y J, et al. Fast and robust active contours for image segmentation[C]// *Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2010: 641-644
- [14] 胡同森,项方云. 使用标识分水岭算法确定 Snake 模型的初始轮廓[J]. *浙江工业大学学报*, 2008, 36(4): 374-377
- [15] 李丽勤,高焕文,周兴祥. Snake 模型初始轮廓选取的研究[J]. *计算机工程与应用*, 2004, 11: 43-45
- [16] 刘彩霞,范延滨,杨厚俊. GVF Snake 模型中一种新的初始轮廓设置方法[J]. *计算机应用*, 2006, 26(7): 1614-1619
- [17] Soille P. *Morphological Image Analysis Principles and Applications*[M]. Berlin, Germany: Springer Verlag, 1999: 123-140
- [18] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321-331
- [19] Lankto S, Tannenbaum A. Localizing Region-Based Active Contours [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 11(17): 2029-2039