

应用 Snake 模型提取彩色图象目标轮廓线的研究

李书达 张新荣

(天津大学电信学院计算机系, 天津 300072)

摘要 为了更好地利用 Snake 模型来提取彩色图象中的物体轮廓, 因而对 Snake 原型提出两点主要改进, 即针对 snake 模型的手工初值设置问题, 通过引入彩色聚类预处理过程来减少对人的依赖, 首先, 采用色彩聚类算法对原始图象进行分割, 然后用改进的边缘追踪算法提取有意义区域的边缘, 并用这一结果作为 Snake 模型的初值; 然后针对 Snake 原型应用于彩色图象时出现的失真问题, 通过对出错原因的分析, 重新设计了 Snake 的外部能量函数, 同时用像素在加权 HSI 颜色空间中的欧氏距离代替传统方法中常用的像素灰度的差分来近似图象梯度; 最后, 进行了对比实验, 实验结果证明, 改进后的算法, 特别是在处理彩色图象时, 大大优于原始方法。

关键词 计算机图象处理(520·6040) Snake 模型 色彩聚类 边缘追踪 欧氏距离 加权 HSI 颜色空间

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2003)11-1266-06

The Research of Using Snake Model to Extract Contours of Objects in Color Images

LI Shu-da, ZHANG Xin-rong

(Department of Computer Science Tianjin University, Tianjin 300072)

Abstract In order to improve the effectiveness of Snake active model, the deformable template approach of contour-tracking algorithm, in color images, this paper mainly focuses on resolving two problems. First, to reduce the difficulty of handcrafting initial contour for Snake, the authors introduce the pretreatment procedure. They first use color-based clustering algorithm to divide an image into several regions, then use improved graph-searching algorithm to get the contour of independent regions which may be important for further recognition, and take this result as the initial contour. Second, to avoid the distortion contour produced by Snake model when applying it to tracking the contour in some color images, they redesign the external energy function of Snake. They use neighborhood pixels' Euclidean distance of the colors in weighted HSI color space, instead of grey level difference in traditional algorithms, to approximate the grads of image, and take the square of the distance as external energy function to keep the active contour staying at the place where the real contour locates. At last, comparing prototype of Snake model with the new method, authors illustrate that the improvement is considerable, especially when color images are involved.

Keywords Computer Image Processing, Snake model, Color-based clustering, Contour-tracking algorithm, Euclidean distance, Weighted HSI color space

0 引言

本文采用改进的 Snake 动态轮廓线生成算法来提取彩色图象中物体的轮廓线。Snake 算法是由 Kass 于 1987 年提出的一种边缘检测方法^[1]。由于该算法能够生成一条包围目标物体的闭合、光滑曲线, 故这一技术在许多领域已有成功的应用, 但是,

Snake 模型还有如下一些问题需要进一步解决:

(1) Snake 模型的初值设置。这是一个始终制约着 Snake 模型应用和发展的重要问题, 因为它要求初值应尽可能地靠近物体的真实轮廓, 这在某些情况下是很难实现的。目前大多采用手工选取的办法来设置初始边界, 这种方式, 特别是对于不规则形体 (deformable object), 不仅非常繁琐, 而且给轮廓线的自动生成造成了困难; 此外, 手工设置的初始点很难达

到很高的密度,而密度低,就不能完整地表达轮廓上的细节;另外一种常用的办法是用包围目标的多边形或圆来作为初始边界,但是,这种方式精度低,使得 Snake 算子不能有效地检测到物体边缘上的凹陷。

(2) Snake 模型传统上是以前期提出的 Snake 原型到后期许多学者提出的各种改进方案,如 Amini 的动态轮廓线(Active contour)生成算法^[2],Cobel 的应用外部限制的动态轮廓线算法^[3],Mirboseini 的动态轮廓线贪心算法(Greedy algorithm)^[4],以及 Wilianm 提出的带有曲率估计(Curvature estimation)的贪心算法^[5]等等,都是以灰度图作为实验对象,然而当这些方法应用于彩色图象时,因针对灰度图而设计的外部能量函数(External energy function)中的固有缺陷,致使在某些情况下会造成严重的错误。本文主要针对这两个问题提出了相应的解决方案。

针对第 1 个问题,本文采用色彩聚类算法(Color-based clustering)来对图象进行预处理,再对有意义的聚类区域进行边缘追踪,并用边缘追踪得到的边界点作为 Snake 模型的初值。

针对第 2 个问题,本文重新设计了外部能量函数,即采用加权 HSI 颜色空间中的欧氏距离来代替传统的灰度差分。

1 Snake 动态轮廓模型简介

设 $V(s) = (x(s), y(s))$, 其中, s 为弧长, $V(s)$ 为轮廓曲线,那么 Snake 动态轮廓模型可以定义为以 $V(s)$ 为变量的能量函数,如下式

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 [E_{\text{int}}(V(s)) + E_{\text{ext}}(V(s))] ds \quad (1)$$

其中, $E_{\text{int}}(V(s))$ 为内部能量函数定义为

$$E_{\text{int}}(V(s)) = \alpha(s) |V'(s)|^2 + \beta(s) |V''(s)|^2 \quad (2)$$

其中, $|V'(s)|$ 为内部能量函数的一阶项,它用于控制轮廓线,使其尽可能短; $|V''(s)|$ 为内部能量函数的二阶项,它用于控制轮廓线,使其尽可能地平滑。 $\alpha(s)$ 和 $\beta(s)$ 分别为以 s 为变量的一、二阶项权值。

$E_{\text{ext}}(V(s))$ 为外部能量函数,多以图象的梯度充当,定义为

$$E_{\text{ext}}(V(s)) = - |\nabla I(V(s))|^2 \quad (3)$$

它是动态轮廓线的收缩限制力,用于控制轮廓线,使其尽可能地接近梯度变化高的区域。

Snake 动态轮廓模型原型的离散形式为

$$E_{\text{snake}}(V) = \sum_{i=0}^{n-1} \lambda_i E_{\text{int}}(V_i) + (1 - \lambda_i) E_{\text{ext}}(V_i) \quad (4)$$

其中, $V = \{V_0, V_1, \dots, V_n\}$ 为离散化的轮廓曲线, V_0, V_1, \dots, V_n 为动态轮廓线上的 n 个点; $\lambda_i \in [0, 1]$ 为权值。

$E_{\text{snake}}(\tilde{V}) = \min(E_{\text{snake}}(V))$ 使得能量总和为最低,此时得到的 $\tilde{V} = \{\tilde{V}_0, \tilde{V}_1, \tilde{V}_2, \dots, \tilde{V}_n\}$ 即为所求轮廓。

近期很多学者都对 Snake 原型提出了各自的改进方案:如,周继鹏等用轮廓线所包围区域的面积来代替 Snake 原型内部能量函数的一阶项,改进后的控制条件要求这个区域的面积尽可能小,而不再要求轮廓线长度尽可能短,从而使动态轮廓线可以达到一定程度凹陷^[6],而且当动态轮廓线上的点移动时,由于面积变化大于长度变化,所以抗噪声能力增强;邓航等采用归一化的梯度值作为外部函数,因而避免了孤立点状噪声和细小纹理的干扰^[7];再如,对于强边缘点堆积问题,Cobel 通过另外加入一垂直于轮廓线的能量,使得轮廓线产生一个垂直于轮廓线表面的力^[3];Amini 则是通过加入了一个强制条件(即任意两个边缘点的距离不能为零)^[2],邓航也是加入了一个强制条件来使得对于当前移动中的像素,只沿着与它相邻的两个参考点的中垂线方向寻找边界^[7],以上这些方法针对不同的情况都可以有效地避免强边缘点的堆积现象。

2 色彩聚类

色彩聚类是当前一种比较常用的图象分割方法,它是把一幅彩色图象根据其中颜色的相似程度化分为几个区域,每一个区域都由相似的颜色组成。本文采用的聚类算法^[8],其主要过程如下:

① 将输入图象转化为带权值的无向图 $G(v, e)$, 图中的每一个顶点代表图象中的一个像素,而每个顶点有 4 个相邻的顶点,分别由 4 条边相连,边的权值为这条边所连接的两个顶点颜色的欧氏距离。

② 遍历这个无向图的所有边,并将所有与权值小于 T_{color} (颜色距离阈值)的边相连接的两个部分合并为一个连通的区域,并动态地计算当前区域的颜色平均值和面积(像素个数)。

③ 将所有面积小于 T_{area} (面积阈值)的区域同与之相邻,且颜色距离最小的区域合并。

④ 以多 5 维特征向量 (H, S, I, A, n) 来标识每一个聚合区域。其中, H, S, I 记录这个区域的平均

颜色, A 是这个区域的面积, n 是这个区域的编号.

其中第③步,之所以将面积较小的聚合区域忽略掉,是因为小面积的区域对于目标的表达往往没有影响.此外,在聚类过程中,始终是以区域的平均色与当前像素进行比较,如果小于颜色阈值,则将当前像素与区域的平均色作平均,并作为下次比较的标准,以消除在聚类过程中的链式效应(chaining effect).颜色阈值的设置,本文采用自适应的全局阈值^[9]设置方式,即首先统计图象的直方图,并计算包含像素数最多的 4 个波峰的平均颜色,再以这 4 个波峰的平均颜色的最小颜色距离作为阈值 T_{Color} ,而面积阈值 T_{Area} 取总面积的 5%;颜色距离可用如下 HSI 颜色空间下的欧氏距离来衡量^[10].

$$D_{i,j} = \sqrt{(I_i - I_j)^2 + (S_i \cos H_i - S_j \cos H_j)^2 + (S_i \sin H_i - S_j \sin H_j)^2} \quad (5)$$

其中, $I_i, I_j, S_i, S_j, H_i, H_j$ 分别为两种颜色的灰度、饱和度和色度.

图版 I 图 1(b)、图 1(d)和图 1(f)是采用以上聚类算法得到的结果.

3 改进的 Snake 模型初值设置方案

对图象作色彩聚类之后,即可采用边界追踪算法来对目标区域做边界搜索,再以搜索结果作为 Snake 算法的初值.

由于简单的边缘追踪算法,在根据当前已知边界点寻找下一边界点时,多采用固定起始点的 8 邻域搜寻策略和不区分边界类型的方式^[11],因此存在如下两个重要的缺陷:(1)不能检测具有单像素宽的凸形的区域;(2)对于双像素宽的区域会生成错误结果.

针对第 1 个缺陷,可通过设计基于重叠边界概念的搜索策略来解决,即单像素宽的区域被看作是两条边界重叠在一起,称为重叠边界,而正常的边界称之为单边界,搜索时,当遍历了 8 个邻域找不到单边界时,就转而寻找重叠边界;针对第 2 个缺陷,可通过设计根据边界走向来动态设置搜索起始位置的策略,使搜索时总能保证搜寻起始点在边界的外侧.具体的实现过程如下.

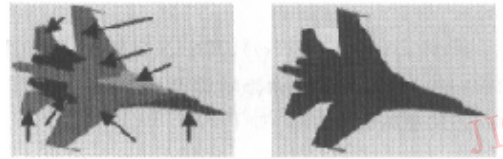
```
Find( $V[\varphi][\min] \in A$ ); //找到属于被检测区域 A 的最左侧的边界像素  $V[\varphi][\min]$ ;
 $V[\varphi][\min].flag = start$ ; //标记为起始点;
 $V = V[\varphi][\min]$ ; //以  $V[\varphi][\min]$  为当前搜索基准//点  $V$ ;
 $init = 0$ ; //设置搜寻起始点  $init$  的初值;
```

```
do{For( $i = 1; i <= 8; i++$ )//逆时针方向遍历当前坐标的 8 个邻域.(基准点正左侧的像素编为//1 号,左下的编为 2 号,沿逆时针方向以//此类推)
```

```
{if( $V[(i + init) \% 8] \in A \parallel V[(i + init) \% 8].flag == 0$ )
 $\{V[(i + init) \% 8].flag = 1$ ; //标记这个点为单边界;
 $V = V[(i + init) \% 8]$ ; //将新找到的边界点设置为当前点;
 $init = i + 5$ ; //始终保持起始点在边缘增长方向的左侧
break;}
else if( $V[(i + init) \% 8] \in A \parallel V[(i + init) \% 8].flag == 1$ )
 $\{V[i].flag = 2$ ; //标记这个点为重叠边界;
 $V = V[i]$ ;
 $init = i + 5$ ;
break;}}while( $V.flag != start$ );
```

最后,可对搜索的结果进行采样,即每隔两个边界像素取一个值作为 Snake 模型的初值.这样,既对提取轮廓线的结果没有显著的影响,又大大降低了运算量(降到原来总运算量的 33%).

在一些情况下,由于目标和背景颜色差别很小,因此色彩聚类的结果不能有效地将目标聚合成一个独立区域,也就是说,聚合结果中的任何一个单独的区域都没实际意义(见图版 I 图 1(f)聚类结果),这时可先通过人工选取有意义的区域(见图 1(a)箭头所标)来将其合并为一个整体(如图 1(b)所示),然后再提取这个综合区域的轮廓线.



(a) 有效区域选择 (b) 有效区域合并

图 1 目标与背景差别很小情况下的有效区域的选择

4 外部函数的改进

当 Snake 模型应用于彩色图象时,传统算法的缺陷有时会造成严重的错误,例如,对图版 I 图 2(a)的盾形图标, Mirboseeini 的贪心法对该图没有反应,即大部分初始动态边界点停留在原来的位置(见图版 I 图 2(b));而周继鹏用轮廓线所围区域的面积来代替曲线的一阶导数方法,也不能检测出灰色与桔黄色的边界,只是收缩在白色与桔黄色的交界处(见图版 I 图 2(c)).这是因为灰色和桔黄色

具有相同的灰度值,传统方法外部函数不能区分相同灰度的不同颜色,所以造成了错误。

为克服这种缺陷,本文引入图象颜色梯度的概念,即用颜色梯度代替灰度梯度来确定动态轮廓模型的外部能量。由于颜色梯度是彩色图象中颜色变化的一阶导数,因此可用相邻像素颜色的差分来近似。设轮廓线上第 i 个像素 V_i 坐标为 (x, y) , 其颜色梯度值为 $\nabla f(x, y)$ 。向量 $C_{x,y} = (I_{x,y}, S_{x,y}, H_{x,y})$ 为像素 (x, y) 的 HSI 颜色向量, 同理向量 $C_{x-1,y-1} = (I_{x-1,y-1}, S_{x-1,y-1}, H_{x-1,y-1})$ 为像素

$(x-1, y-1)$ 的 HSI 颜色向量。以此类推, 向量 $\bar{C}_{x,y-1} = (I_{x,y-1}, S_{x,y-1}, H_{x,y-1})$ 为像素 $(x-1, y-1)$ 、 $(x, y-1)$ 、 $(x+1, y-1)$ HSI 颜色空间中的加权平均值。

$\bar{C}_{x,y-1} = (C_{x-1,y-1} + \alpha C_{x,y-1} + C_{x+1,y-1}) / (\alpha + 2)$ (6) 其中, α 为权值, 本文取 $\alpha = 2$ 。同理可得 $(x-1, y+1)$ 、 $(x, y+1)$ 、 $(x+1, y+1)$ 3 个像素在 HSI 颜色空间中的加权平均值 $\bar{C}_{x,y+1}$ 。像素 (x, y) 颜色梯度的垂直分量 ∇y 为 $\bar{C}_{x,y-1}$ 和 $\bar{C}_{x,y+1}$ 的加权欧氏距离如下所示

$$\nabla y = \sqrt{(I_{x,y-1} - I_{x,y+1})^2 + [\varphi(I_{x,y-1})\bar{S}_{x,y-1}\cos\bar{H}_{x,y-1} - \varphi(I_{x,y+1})\bar{S}_{x,y+1}\cos\bar{H}_{x,y+1}]^2 + [\varphi(I_{x,y-1})\bar{S}_{x,y-1}\sin\bar{H}_{x,y-1} - \varphi(I_{x,y+1})\bar{S}_{x,y+1}\sin\bar{H}_{x,y+1}]^2}$$
 (7)

其中, 权值 $\varphi(I) = 1 - |I - 0.5| / 0.5$ 。这是由于随灰度值 I 改变, 色调和饱和度对人视觉的影响有相应的变化, 即灰度值越极化 (polarized), 不同色调和饱和度的颜色差异就越小 (I 值越高, 颜色越接近白色; I 值越低, 颜色越接近黑色); 而当灰度 I 为 0.5 时 (对于归一化的 HIS 颜色空间 $0 \leq I \leq 1, 0 \leq H \leq 2\pi, 0 \leq S \leq 0.5$), 不同色调的颜色有最显著的差异 (如图 2 所示)。

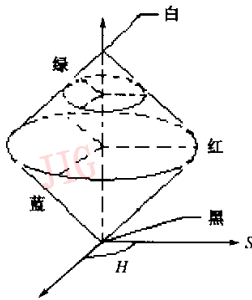


图 2 不同颜色对人视觉的影响, 随灰度 I 变化示意

同理可得颜色梯度的水平分量 ∇x 。将颜色梯度的水平分量与垂直分量叠加即得到像素 (x, y) 位置的颜色梯度 $\nabla f(x, y)$, 如下式所示:

$$\nabla f(x, y) = (\nabla y + \nabla x) / 2$$
 (8)

或
$$\nabla f(x, y) = \sqrt{\nabla x^2 + \nabla y^2}$$
 (9)

最后, 用 $\nabla f(x, y)$ 代替灰度梯度作为动态轮廓曲线的外部能量函数。新构造的外部能量函数如下

$$E_{ext}(V_i) = - |\nabla f(x, y)|^2$$
 (10)

5 实验及效果评价

改进后的初值设置方法, 不仅避免了手工设置

所带来的不便, 而且达到了较高的精度。在这个基础上完成的轮廓线提取, 具有很好的效果 (如图 3 所示)。

由实验结果可见, 在初始边界精度很低的时候 (见图 3(a)、图 3(d)), 动态轮廓线完全不能表达该物体的实际形状; 而改进后的方法则能够得到较好的结果 (见图 3(c)、图 3(f))。图 3(g) 是以手工选择的 10 个点的连线作为初始边界生成的轮廓线, 但同改进后算法提取的结果 (图 3(i)) 相比, 就损失掉了一些细节 (如图中箭头所指)。

本文提出的外部能量函数改进方案, 比传统方法也有较大提高。传统方法不能检测到由相同灰度的不同颜色形成的边界, 同时对于灰度相差很小, 而颜色差别很大的边界也非常不敏感, 而改进后的方法则弥补了这些缺陷。表 1 是原始方法同改进后方法得到的数据对照, 表中列举了传统方法几种有代表性的出错情况。

表 1 说明改进后的方法由于很好地符合了“色调和饱和度对视觉的影响随灰度 I 变化”的这一规律, 从而弥补了传统方法缺陷。

表 2 数据说明, 改进后的方法比传统方法不仅对于灰度相近的颜色, 更加敏感, 且随着色调差的增加, 敏感度递增。此外, 当改进后的方法应用于灰度图时, 由于色彩分量 H 和 S 为“0”, 此时颜色梯度等于灰度梯度, 因此改进后的外部能量函数仍适用于灰度图。

此外, 在灰度和色度相同的情况下, 饱和度 S 对于视觉也会有较大的影响。例如, 两种颜色的 $I = 0.5, H = \pi$; 颜色 1 的饱和度 S 为 0.500, 颜色 2 的饱和度 S 为 0, 传统方法的外部能量函数值为 0,

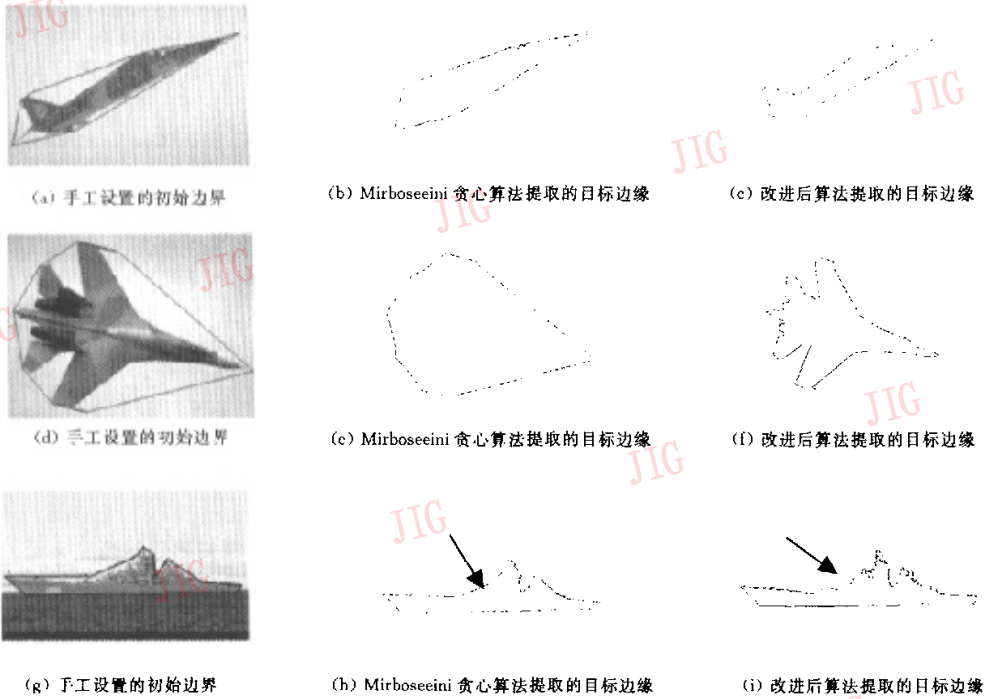


图 3 改进后的算法与原始算法对几种不同类型图象提取的边缘效果比较

表 1 颜色 1,2 传统方法与改进后方法外部能量函数
(颜色 1: $H=4\pi/3, S=0.5$; 颜色 2: $H=2\pi/3, S=0.5$)

样本	颜色 1(I)	颜色 2(I)	传统方法的外部能量函数	改进后方法的外部能量函数
1	0	0	0	0
2	0.250	0.250	0.000 000	-0.187 489
3	0.500	0.500	0.000 000	-0.749 956
4	0.250	0.250	0.000 000	-0.187 489
5	1.000	1.000	0	0

说明: (1) 为了描述 24 位真彩色图象中不同颜色的最小差异, 表中的各个颜色分量与颜色差精确到千分位;

(2) 设垂直彩色梯度为零, 梯度叠加和取公式(9).

表 2 颜色 1,2 传统方法与改进后方法外部能量函数
(颜色 1: $I=0.510, S=0.5$; 颜色 2: $I=0.5, S=0.5$)

样本	颜色 1(H)	颜色 2(H)	传统方法的外部能量函数	改进后方法的外部能量函数
1	0	0	-0.000 100	-0.000 100
2	$\pi/3$	0	-0.000 100	-0.245 025
3	$2\pi/3$	0	0.000 100	-0.734 449
4	π	0	-0.000 100	-0.980 200

改进后方法的外部能量函数值为 -0.250 000, 由此可见, 改进后的方法可以反映这一影响, 故优于传统方法.

对于图版 II 图 2(a), 改进后的方法可以检出正确的目标边缘(如图版 II 图 2(d)所示).

6 小结

以上实验结果表明, 对于背景与目标差异鲜明的图片(如图 1(a), 图 1(c)), 本方法比手动设置初始点的方法有很大改善, 并可以实现 Snake 算法的自动提取; 对于目标与背景较为模糊的图片(如图 1(e)), 可用间接设置初始边界的方法, 即首先手工选取有意义的区域, 然后对其作边缘追踪, 并将得到的边界作为 Snake 算法的初始值. 这样也提高了手工设置的效率和精度. 实验表明, 无论是自动生成的还是有人为介入生成的轮廓线, 都由于初始边界质量的提高而得到了更好的提取结果.

另一方面, 通过对外部函数的改进, 不仅避免了 Snake 原型应用于彩色图象时所产生的失真现象, 而且推广了 Snake 算法的适用范围.

但是, 本方法也有其局限性: (1) 虽然色彩聚类、边缘追踪和采样等预处理过程, 很大程度上降低了对人的依赖, 但是增加了总的计算量; (2) 虽然本文

采取了一些自适应的阈值设置措施,但同以往一样,阈值的设置仍然是限制动态轮廓生成算法应用范围的主要因素,而如何能智能化地设置阈值仍需要进一步研究。

参 考 文 献

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake, active contour models[A]. In: Proceedings of 1st International Conference on Computer Vision[C], London, 1987;321~331.
- 2 Amini A, Tehranic S. Using dynamic programming for minimizing the energy of active contour in the presence of hard constraints[A]. In: Proceedings of 2nd International Conference on Computer Vision [C], Los Alamitos, CA, USA 1988; 95~99.
- 3 Cobel L, Cohen I. A finite element method applied to new active contour models and 3D reconstruction from cross sections[A]. In: Proceedings of 3rd International Conference on Computer Vision[C], Paris IX University, France, 1990;587~591.
- 4 Mirboscchini A R, Hong Yan. An optimally fast greedy algorithm for active contour[A]. In: Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems[C], Hong Kong, China, 1997;1189~1192.
- 5 William D J, Shah M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation[J]. Computer vision and graphics, Image processing; Image Understanding, 1992,55(1);14~26.
- 6 周继鹏,耿国华,周明全. 一种新的动态轮廓模型 snake[J]. 计算机研究与发展, 1998,35(8);734~738.
- 7 邓航,任雨等. 用于边缘检测的 Snake 模型[J]. 上海交通大学学报,2000,34(6);848~850.
- 8 Renato O, Stelbling Mario A, Nascimento, Alexandre X Falcao. An adaptive and efficient clustering-based approach for content based image retrieval in image databascs[J]. IEEE Computer Society [DB/OL]. <http://computer.org/proceedings/ideas/1140/11400356abs.htm>.
- 9 章毓晋. 图象处理和分析[M]. 北京:清华大学出版社,1999:195~207.
- 10 李向阳,鲁东明,潘云鹤. 基于色彩的图象数据库检索方法研究[J]. 计算机研究与发展,1999,36(3);359~363.
- 11 王积分,张新荣. 计算机图象识别[M]. 北京:中国铁道出版社,1988.



李书达 1980年生,2002年获天津大学计算机工程学士学位,现为天津大学信息学院硕士研究生.研究方向为计算机图象处理与识别、人工智能及计算机图形学等方面的研究。



张新荣 1946年生,教授,天津大学信息学院计算机系副主任,硕士生导师.研究方向为计算机图象处理、模式识别及智能多媒体辅助教学系统、网络多媒体教学系统开发平台、视频和音频的同步传输、多媒体数据库及其检索技术等。

《中国图象图形学报》

关于公式中符号表示的一些约定

1、凡是量符号均用斜体表示,其中标量用白斜体,矢量(向量)、矩阵、集合用黑斜体(除整数、有理数、自然数集用正黑体)。

2、凡代表某一名称(含意)的符号用白正体,如:最大(max)、最小(min)、左(left)、右(right)、边缘(edge)有时用一个字母 e 表示,若用斜体则成了一个量符号,所以正斜体一定要区分。

3、一篇文章中,同一个量用同一符号,不同量用不同符号(包括希文字母、英文字母、大小写、黑体、白体),如,一个字母的黑、白体即为两个符号,因此不要一个量有时用黑体,有时用白体,或有时用大写,有时用小写(易误解为两个量)。

4、一个符号表示一个量,最好不用多个字母代表一个量,主量符号居中,其余限定(说明)符号放上、下角.如 A 代表面积,海洋的面积则为 A_{sea} ,第 i 块海洋面积则为 A_i^{sea} .一般限定符号均放下角,但有时有几个限定符号,既有正体,又有斜体,不好放在一起,正体的符号可放左上角(因不易与量的幂相混).若量符号放左上角,又不代表量的幂,则应加括号.如 $A_i^{(n)}$,指迭代 n 次形成的第 i 块输出。



图2 用本文改进后方法及Snake原型提取的彩色图象边缘

图1 色彩聚类算法的效果演示

杨敏华等：基于DM值趋势面的成像光谱数据低信噪比波段修复研究

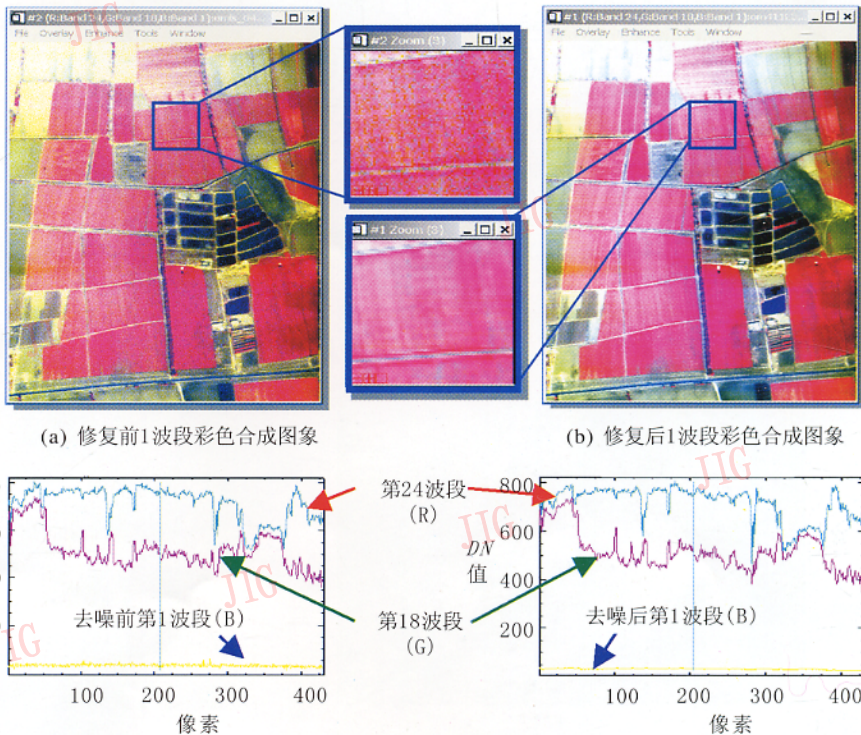


图1 低信噪比波段对彩色合成图象的影响及修复后的改善结果