

GVF Snake模型中初始轮廓线设置算法的研究

范延滨 刘彩霞 贾世宇 潘振宽

(青岛大学信息工程学院, 青岛 266071)

摘要 在详细分析了动态轮廓模型抗干扰性差、运算量大、不能逼近比较复杂轮廓、初始轮廓线设置复杂等问题原因的基础上,提出了轮廓线“有效逼近域”概念,进一步研究发现,这些问题都可以通过设置初始轮廓线到“有效逼近域”内,并有效地控制“有效逼近域”范围而得以解决。由于初始轮廓线只要求设置在“有效逼近域”内,因此符合基于小波变换多尺度边缘检测算法的特性,“有效逼近域”也可以通过控制 GVF 力场迭代次数来有效控制其大小。基于此,通过采用小波变换多尺度边缘检测获得不同分辨率边缘点,合理控制 GVF 力场迭代次数,提出初始轮廓线连接算法,成功地实现了初始轮廓线的有效设置。实验结果表明,能够准确地将初始轮廓线设置在“有效逼近域”内,并且“有效逼近域”的大小可以减小到真实轮廓左右 5 个像素以内,运算量有效的减小,抗干扰性也得到了很大的提高。

关键词 GVF Snake模型 梯度矢量流 轮廓提取 有效逼近域 小波变换

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)01-0058-06

The Research of Contour Initialization Algorithm in GVF Snake Model

FAN Yan-bin, LIU Cai-xia, JIA Shi-yu, PAN Zhen-kuan

(College of Information Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071)

Abstract The concept of “effective area” is introduced in this paper based on detailed analysis of the problems of current active contour models: poor performance under interference, large computational cost, inability to converge to complex contours and difficulty of setting initial contour, etc. The above problems can be solved by setting the initial contour inside the so-called “effective area” and controlling the size of the “effective area”. Setting the initial contour inside the “effective area” is consistent with multi-scale edge detection methods based on wavelet transform. The size of “effective area” can be controlled by the number of GVF field iterations. Based on above discussion, a new contour initialization algorithm is implemented by connecting the initial points of different resolutions obtained using multi-scale edge detection methods based on wavelet transform and suitably controlling the number of GVF field iterations. Experiments show that the initial contour can be accurately set inside the “effective area” and the size of “effective area” can be reduced within 5 pixels from the true edges. The new contour initialization algorithm has also reduced computational cost and can perform reasonably well under interference.

Keywords GVF Snake model, GVF, edge-detection, effective area, wavelet transformation

1 引言

1987年, Kass提出了 Snake动态轮廓模型,把

它作为 3D 模型重建图像的基础,并用来跟踪物体轮廓等^[1]。但该模型存在着不足之处:首先,Snake 模型收缩性使它不能检测物体内部具有较高曲率的“U”形轮廓,而且不能检测一幅图像中的多个目标;

基金项目:山东省自然科学基金项目(Y2003G01)

收稿日期:2006-04-05 改回日期:2006-08-23

第一作者简介:范延滨(1964~),男,教授,硕士生导师。1988年于山东师范大学获量子电子学专业硕士学位。目前,主要从事小波分析、信号处理、智能仪器方面的研究与教学工作。E-mail: fybwel@163.com

其次,它要求动态轮廓的初始位置要放在非常靠近物体轮廓的位置处,这是一个非常困难的任务。为解决这些问题,许多研究者提出了许多方法^[2-7]:诸如模拟气球施压法、距离势能法、向心力方法等等,其基本原理都是寻求扩大外部力场捕获范围的方法,从而拓宽初始轮廓线的设置范围,以引导 Snake 拟合期望的轮廓。但是在解决此问题的同时,通常都会带来新的问题^[8]。1997 年, Xu 与 Prince 提出了 GVF (gradient vector flow) 方法^[9,10],通过扩展 GVF 力场的作用范围,有效地扩大了对初始轮廓线的捕获范围,由此使得轮廓线的设置更加宽泛;对于“U”形轮廓线,在“U”形轮廓线内部,也可以产生 GVF 力场,使轮廓线能够逼近到“U”形轮廓线的内部;较好地克服了原始 Snake 模型中初始轮廓线的设置和“U”形轮廓逼近问题。但是,初始轮廓线的捕获范围决定于 GVF 力场的作用范围,GVF 力场的扩展是以 GVF 的迭代次数为代价的,导致 GVF 力场迭代运算量极大;在逼近过程中,初始轮廓线远离真实轮廓,其运算量也很大。另外,在 GVF 力场中存在能量局部极小点,例如,在“Ω”的瓶口处就会形成能量局部极小值,阻止轮廓线逼近到“Ω”形的内部。

本文在定义“有效逼近域”的基础上,基于小波变换的多尺度边缘检测算法具有很好的分解方向性、强抗噪性、弱化虚假轮廓和多分辨率特性,研究了控制“有效逼近域”大小、实现初始轮廓线设置到真实轮廓线的“有效逼近域”内的方法,得到了良好的效果,比较全面地解决了 GVF Snake 模型存在的缺点。

2 GVF Snake 模型性能分析

GVF Snake 模型又称为梯度矢量流 Snake 模型,假设 $f(x, y)$ 为灰度图像 $I(x, y)$ 的轮廓图像,则 $f(x, y)$ 的梯度场为 $\nabla f(x, y)$;把梯度场 $\nabla f(x, y)$ 向图像边沿迭代扩散,则形成扩散梯度矢量流场 $V(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$, Xu 进一步定义 $V(x, y)$ 为静态外力场。此时,图像轮廓线的能量函数为

$$E = \iint \mu \nabla^2 V + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy \quad (1)$$

其中, μ 为参数, ∇^2 为拉普拉斯算子。在图像梯度 $|\nabla f|$ 比较小的地方,也就是动态曲线离真实轮廓线较远时,图像的能量主要决定于上式的第 1 项;在图像梯度 $|\nabla f|$ 比较大的地方,也就是轮廓线及其附

近,图像的能量主要决定于上式第 2 项^[9,10]。可通过求解最小化能量函数来实现模型与目标轮廓的匹配。为使能量函数最小,必须满足欧拉方程:

$$\mu \nabla^2 V - (V - \nabla f) |\nabla f|^2 = 0 \quad (2)$$

GVF 力场迭代式为

$$u_i(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - (u(x, y, t) - f_x(x, y))(f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)) \quad (3)$$

$$v_i(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - (v(x, y, t) - f_y(x, y))(f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)) \quad (4)$$

轮廓逼近迭代式为

$$X = \mathit{inv} \times (\gamma \times X + \kappa \times \mu) \quad (5)$$

$$Y = \mathit{inv} \times (\gamma \times Y + \kappa \times \mu) \quad (6)$$

式中, X, Y 为控制点的横纵坐标矩阵; γ, κ 为计算矩阵; inv 为参数矩阵。

按照式(3)迭代生成 GVF 力场,初次迭代取图像的梯度作为 GVF 力,即 $V(x, y) = \nabla f(x, y)$ 。设置初始轮廓线后,按照式(4)迭代逼近真实轮廓线。

图 1 为 GVF Snake 模型的轮廓提取过程和 GVF 力场分布,进一步分析可得以下结论:

(1) 图 1(e) 是 90 次迭代后,得到的最佳轮廓线逼近结果,即使再增加迭代次数,轮廓线也不再变化;GVF Snake 模型不能逼近“Ω”型、狭窄“U”型等较复杂的轮廓。

(2) 由图 1(e) 知,由于原始图像中存在干扰点 P ,阻挡了初始轮廓线逼近到真实轮廓,GVF Snake 模型其抗干扰性十分脆弱。

(3) 图 1(d) 是图 1(c) 左下方“Ω”轮廓的 GVF 力场的放大图,不论实际轮廓多复杂,在真实轮廓线两边的一定区域内,GVF 力场都是垂直指向真实轮廓线。如果初始轮廓线被设置在这个区域内,那么在 GVF 力场的作用下,就会逼近到真实轮廓线,我们把该区域定义为 GVF 力场的有效轮廓线逼近区域,简称“有效逼近域”。显然,只有当初始轮廓线设置在“有效逼近域”内,才会在 $V(x, y)$ 的作用下,逐渐逼近真实轮廓线。

(4) 图 1(c) 是按式(3)迭代 150 次得到 GVF 力场。GVF 力场是不均匀的,某一点上的力场是所有其他点在该点所产生力场的叠加,力线密集的位置包含真实轮廓线,空白处为零力场位置,亦即能量局部极小值位置,如果在轮廓线逼近过程中,轮廓线落入极小值位置,将形成假轮廓。

(5) 由图 1(b) 知,由于初始轮廓线距离真实轮廓线较远,通常需要多次逼近。

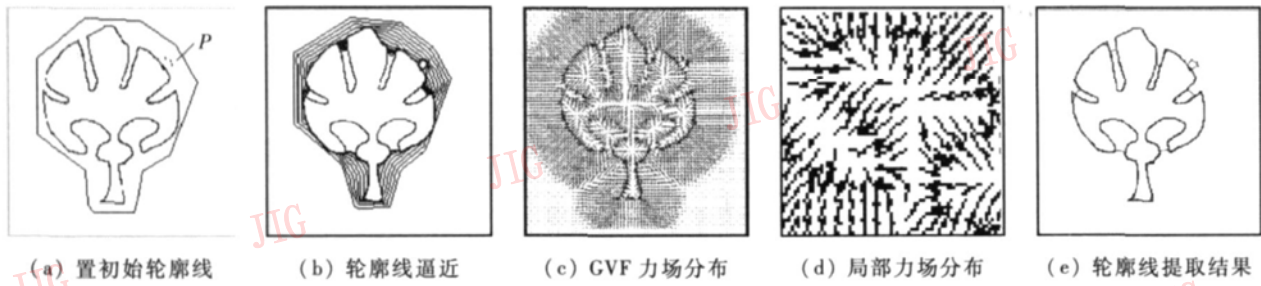


图 1 GVF Snake 轮廓提取

Fig. 1 Contour extraction using GVF Snake model

(6) 由图 1(a)知,在 GVF Snake 模型中,通常只能将初始轮廓线设置在距离真实轮廓线较远的位置处,难以设置到“有效逼近域”内。

(7) 生成 GVF 力场迭代 150 次所用时间约是 17.5s,轮廓线逼近 90 次所用的时间大约为 25.3s,时间开销大。

3 基于外层边缘点的初始轮廓线设置

3.1 导致 GVF Snake 模型缺陷的原因

从对图 1 的分析知,GVF Snake 模型无法正确提取出轮廓线,分析原因如下:

(1) 初始轮廓线没有完全设置到“有效逼近域”内,因此在轮廓线逼近过程中,必然会出现轮廓线落入零 GVF 力场(能量局部极小值)位置,使轮廓线停止逼近,也就不能逼近真实的轮廓线,通常称为假轮廓线。

(2) 为了增加初始轮廓线的捕获范围,必需加大迭代次数,扩大 GVF 力场;初始轮廓线的设置远离真实轮廓线,其轮廓线逼近次数也随之增大;使时间开销显著增大。如果仅仅靠人机交互,很难设置初始轮廓线到靠近真实轮廓的位置。

(3) 初始轮廓线的设置是解决 GVF Snake 模型中存在的问题的关键点,一般要求将初始轮廓线完全设置到“有效逼近域”内,并且尽可能地靠近真实轮廓,从而减小所需“有效逼近域”的范围。因此,初始轮廓线的设置并不要求十分准确,但是希望抗干扰性能好、实现的算法简单、速度快。

算法原理分析如下:

(1) 一般情况下,“感兴趣区域”的轮廓都具有边缘检测的特征,但是也存在着噪声干扰。因此,如果能把初始轮廓线设置到靠近真实轮廓,就会有效地消除干扰。

(2) 基于小波变换的多尺度边缘检测算法的优越性是:具有良好的抗噪性,并能弱化虚假轮廓,较精确地定位出各类边缘^[8];具有多分辨率特性,能够在不同的分辨率下,对真实边缘进行不同程度的近似。因此,很好地符合了 GVF Snake 模型对初始轮廓线设置的需要和特性。

(3) 首先基于小波变换获得离散边缘点,然后连接“感兴趣区域”轮廓最外层的像素点构成初始轮廓线。实验结果表明,所得到的初始轮廓线与真实轮廓之间的距离一般都小于几个像素点,初始轮廓线已经比较靠近真实轮廓,符合上述(1)的要求。

(4) “感兴趣区域”的轮廓线可能是闭合的,也可能是分段的。因此,在初始轮廓线的连接算法中,也需要分段连接。

3.2 基于小波分析边缘检测算法

选择 x, y 两个方向上的基小波函数 $\Psi^1(x, y), \Psi^2(x, y)$, 对表示图像的 2 维函数 $f(x, y)$, 在 x, y 两个方向上进行小波变换为^[11]

$$\begin{cases} WT^1 f(a, x, y) = f(x, y) * \Psi_a^1(x, y) \\ WT^2 f(a, x, y) = f(x, y) * \Psi_a^2(x, y) \end{cases} \quad (7)$$

其中, a 为尺度,通常取为 2^j ; 这样式(5)称为 $f(x, y)$ 的二进小波变换。它的模值为

$$Mf(2^j, x, y) = [|WT^1 f(2^j, x, y)|^2 + |WT^2 f(2^j, x, y)|^2]^{1/2} \quad (8)$$

上式所表示的小波变换矢量在 (x, y) 平面的辐角为

$$\begin{cases} Af(2^j, x, y) = \alpha(x, y) & WT^1 f(2^j, x, y) \geq 0 \\ Af(2^j, x, y) = \pi - \alpha(x, y) & WT^1 f(2^j, x, y) < 0 \end{cases} \quad (9)$$

小波变换的模值沿辐角方向的极大值点就是图像可能的边缘点,其辐角方向是轮廓线的法线方向。

小波选取:在获得图像的边缘点后,并不需要按照小波变换边缘检测的算法,继续对极大值点沿辐角方向连接形成边缘线,而是按照规定的连接算法,

连接起最外层的边缘点, 作为 GVF Snake模型的初始轮廓线, 而并不要求边缘线十分准确, 但是希望实现的算法简单 速度快。因此具有优良性质的 最简单的 haar小波是十分合适的, 其低通滤波器的系数为 $[0.707\ 106\ 8\ 0.707\ 106\ 8]$; 带通滤波器的系数为 $[0.707\ 106\ 8\ -0.707\ 106\ 8]$ 。

3.3 初始轮廓线连接算法

图 2 是通过小波变换得到的边缘点分布示意图, 要求连接连续段边缘点弧线 A_1A_2 和 B_1B_2 为初始轮廓线, 在连接算法中需要讨论如下几个问题:

- (1) 如何实现连续段的边缘点有向连接。
- (2) 如何实现连续段 A_1A_2 和 B_1B_2 的段间拟合。
- (3) 如何识别圆形目标边缘点和菱形干扰点。

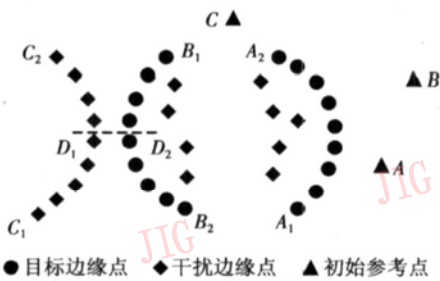


图 2 边缘点连接算法
Fig 2 Edge point connecting

3.3.1 连续段初始轮廓线的搜索算法

(1) 初始参考点选取规则: 参考点选取在感兴趣区域真实外轮廓的外侧, 选取次序为逆时针方向, 一段连续段对应 3 个参考点, 如图 2 中的 A, B, C 点。

(2) 边缘点搜索规则: 如图 3 所示, 空心圆形点是像素点的位置, A, B 为初始参考点。

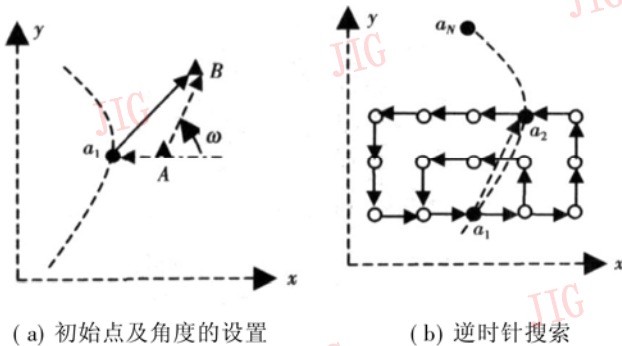


图 3 点的搜索
Fig 3 Edge points detection

(3) 确定初始搜索方向: 连接 \overrightarrow{AB} , 定义 \overrightarrow{AB} 与 x 轴之间的夹角 ω 为搜索角, 计算 ω 并根据 ω 的大小确定下一个边缘点的初始搜索方向: 当 $0 < \omega \leq \pi/2$

时, 定义搜索方向为从当前点 a_i 向右; 当 $\pi/2 < \omega \leq \pi$ 时, 定义搜索方向为从当前点 a_i 向上; 当 $\pi < \omega \leq 3\pi/2$ 时, 定义搜索方向为从当前点 a_i 向左; 当 $3\pi/2 < \omega \leq 2\pi$ 时, 定义搜索方向为从当前点 a_i 向下。

(4) 搜索第 1 个边缘点 a_1 : 从 A 点出发, 沿着初始搜索方向的逆方向, 搜索第 1 个边缘点 a_1 , 并记录 a_1 的位置。连接 $\overrightarrow{a_1B}$, 计算新的搜索角 $\omega(\overrightarrow{a_1B}$ 与 x 轴之间的夹角), 确定新的初始搜索方向。

(5) 搜索中间边缘点 a_i : 以 a_1 点为中心, 沿着初始搜索方向, 按逆时针方向依次向外搜索 a_1 点的 n 层 (一般取 $n = 3$) 邻近像素点, 记录搜索到的第 1 个边缘点 a_2 的位置并中止搜索; 连接 $\overrightarrow{a_1a_2}$, 计算新的搜索角 ω , 确定新的初始搜索方向, 如图 3(b) 所示; 之后, 类似于 a_2 点的搜索, 再由 a_2 点搜索下一个边缘点 a_3 ; 以此类推, 由 a_{i-1} 点可以搜索边缘点 a_i 。

(6) 搜索终止边缘点 a_n : 每当搜索到一个新的边缘点 a_i , 都要判断此点是否为终止边缘点。从 a_i 出发, 沿着搜索 a_i 的初始搜索方向的逆方向, 再搜索 m (一般 $m = 3$) 个像素点, 如果在 m 个像素点内搜索到已标记的边缘点, 就判定 a_i 为终止点 a_n ; 否则, 继续搜索新边缘点, 如果在 a_i 周围没有再搜索到新的有效边缘点, 仍然判定 a_i 为终止点 a_n 。

(7) a_1 点把连续段又分成了上下两个半段, 因此搜索完上半段的边缘点后, 需要搜索下半段的边缘点。

3.3.2 分段轮廓线的处理算法

假设感兴趣区域的真实轮廓线有 N 个连续段, 在每一段外侧逆时针方向设置两个初始搜索点, 如图 2 所示, 则 N 个连续段共需要设置 $n = 2N$ 个点。按连续段初始轮廓线的搜索算法, 得到每一段的初始轮廓线, 同时记录点的个数 $n = n - 2$ 然后将这几段顺次连接, 获得完整的初始轮廓线。

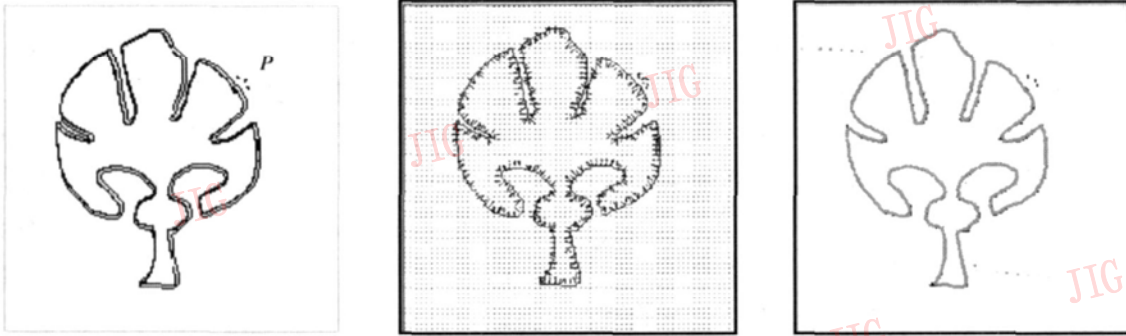
3.3.3 相邻边缘点的抗干扰问题

在进行边缘点搜索时, 图 2 中虚线 D_1, D_2 附近的边缘点和干扰点是难以区分的。小波变换得到的边缘点, 其辐角方向是轮廓线的切线方向, 因此可以应用小波变换辐角来识别边缘点。

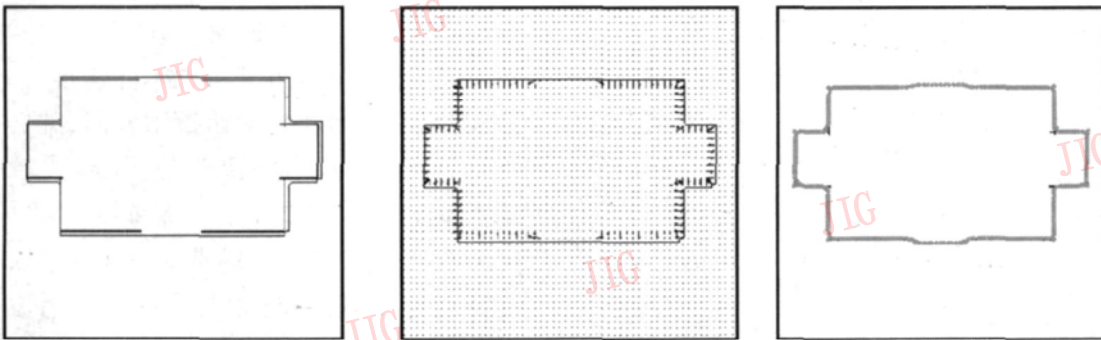
4 实验结果

4.1 实验结果分析

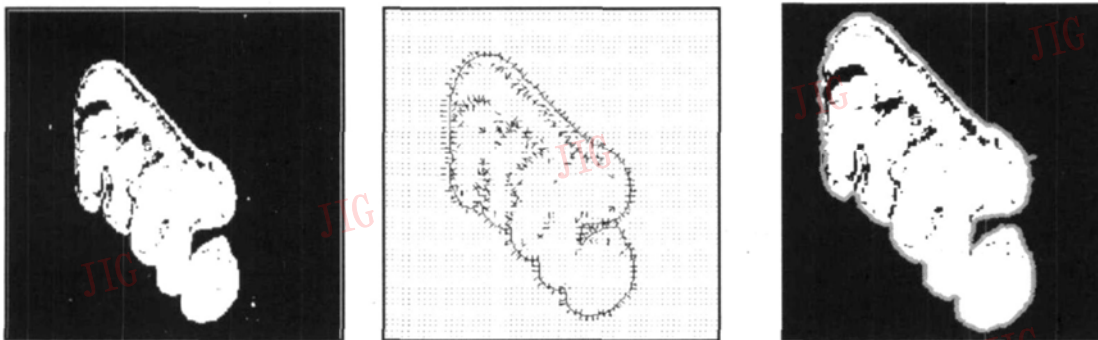
采用上述算法对不同类型的轮廓进行提取, 结果如图 4 所示。



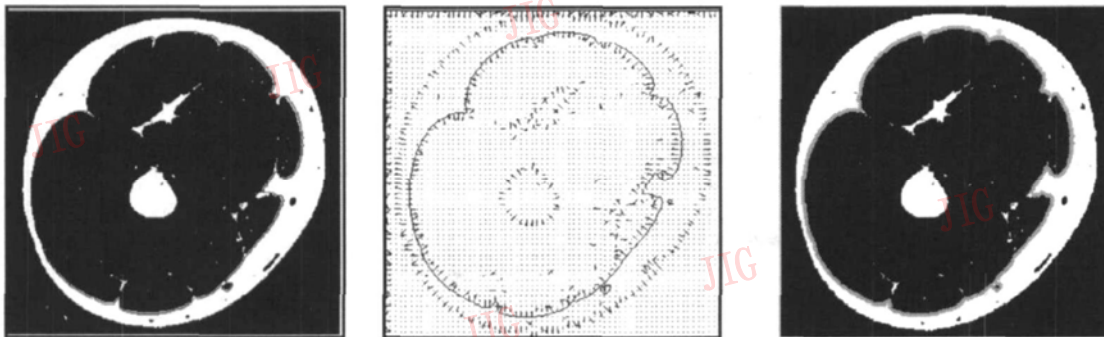
(a) 具有多个凹型轮廓的物体初始轮廓线的设置和边缘提取结果



(b) 具有中断轮廓的物体初始轮廓线的设置和边缘提取结果



(c) 人体切片的初始轮廓线的设置和边缘提取结果



(d) 人体切片的初始轮廓线的设置和边缘提取结果

图 4 对具有不同类型轮廓的物体边缘线的设置和提取结果

Fig 4 The edge initialization and extraction results of four objects with different kinds of contours

第 1 列是初始轮廓线的设置, 初始轮廓线已经
很靠近真实轮廓, 而且越过多干扰点; 第 2 列是 GVF

力场分布 (仅迭代次数为 5 次); 第 3 列是经过 10 次
轮廓逼近后的结果。可以看出, 只需要很小范围的

力场和很少的收敛次数, 初始轮廓线就能自动逼近到真实的轮廓。另外, 把图 4(a)与图 1比较知, 本算法具有很好的抗干扰性能。

4.2 时间复杂度分析

在时间复杂度分析中, 主要在 GVF 力场生成和轮廓线逼近两个方面, 对两种算法进行比较。在 X_u 的 GVF 模型中, GVF 力场的迭代次数一般为几十次到上百次, 设置初始轮廓线后, 一般也需要进行几十次到上百次的逼近, 才能获得真实轮廓线, 一般情况下, 完成一次轮廓线提取大约需要几十秒。在本文算法中, 由于初始轮廓线十分靠近真实轮廓 (其距离一般为几个像素), 所需的 GVF 力场有效作用域也必定很小, 因此其 GVF 力场迭代次数、初始轮廓线逼近次数都可以很少, 一般情况下, 迭代次数和逼近次数都在 10 次以内, 所耗时间大约为几秒。

对于初始轮廓线的设置, 不论是 X_u 的 GVF 模型还是本文算法, 都需要通过人机交互设置初始轮廓线的参考点, 然后完成初始轮廓线的连接。小波边缘检测和初始边缘点连接都是图像初始轮廓线预处理, 小波边缘检测的时间复杂度为 $O(mn)$ (mn 为图像的大小), 初始边缘点连线算法的时间复杂度为 $O(n)$ (n 为所连接的有效边缘点数)。对于 256×256 的图像其运行时间约为 2~3s 左右, 这与人机交互设置初始轮廓线相比要快得多。总的来说, 既是考虑小波边缘检测和初始边缘点连接所消耗时间, 与原 GVF 算法相比较, 本文算法的边缘提取效率也有较大提高。

5 结 论

详细分析 GVF 力场的形成机理, 发现在 GVF 力场中存在力场为零的能量局部极小点, 这是导致初始轮廓线不能很好地逼近某些轮廓 (如图 2 所示的“ Ω ”型等复杂轮廓) 的原因; GVF 力场的迭代次数和初始轮廓线的逼近次数是影响 GVF 模型有效提取轮廓线效率的原因。

在充分分析 GVF 力场结构的基础上, 提出了 GVF 力场轮廓线“有效逼近域”的概念。并进一步得到: 初始轮廓线必须设置到“有效逼近域”内, GVF Snake 模型才能够有效地提取真实轮廓线; 有效地压缩“有效逼近域”是提高轮廓线提取效率的途径。因此, 如何将初始轮廓线设置到“有效逼近域”内, 并压缩所需要的“有效逼近域”范围是解决

问题的根本方法。

实验结果表明, 本文的研究在保留了 GVF Snake 模型所有优点的基础上, 实现了精确地提取各类较复杂的轮廓线的目的, 有效地缩短了轮廓线的提取时间, 大约缩短了 10 倍。拓展了 Snake 模型的应用范围。

参考文献 (References)

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake active contour models [J]. *Proceeding of International Journal of Computer Vision*, 1987, **1**(4): 321~331.
- 2 Cohen L D. Note on active contour models and balloons [J]. *CVGIP: Image Understanding* 1991, **53**(2): 211~218.
- 3 Williams D J, Shah M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation [J]. *CVGIP: Image Understanding* 1992, **55**(1): 14~26.
- 4 Eviatar H, Smorjain R L. A fast simple contour algorithm for biomedical images [J]. *Pattern Recognition Letters* 1996, **17**(9): 969~974.
- 5 Zhou Jir-peng, Geng Guo-hua, Zhou Ming-quan. A new active contour model [J]. *Computer Research & Development* 1998, **35**(8): 734~738. [周继鹏, 耿国华, 周明全. 一种新的动态轮廓模型 [J]. *计算机研究与发展*, 1998, **35**(8): 734~738.]
- 6 Lü Ming-zhong, Luo Peng, Gao Dun-yue. A improved active contour model with centripetal force [J]. *Microelectronics & Computer* 2001, **18**(4): 39~42. [吕明忠, 罗鹏, 高敦岳. 一种具有向心力的新型 Snake 算法 [J]. *微电子学与计算机*, 2001, **18**(4): 39~42.]
- 7 Li Xir-ying, Ni Guo-qian. An automatic active contour algorithm for extracting object [J]. *Acta Photonica Sinica* 2002, **31**(5): 606~610. [李熙莹, 倪国强. 一种自动提取目标的主动轮廓法 [J]. *光子学报*, 2002, **31**(5): 606~610.]
- 8 Xu Jian, Huang Zhir-yan, Cao Chun-hong. Detection and recognition of aerial targets based on the Bubble wavelet function and GVF Snake model [J]. *Electronics Optics & Control* 2002, **11**(9): 32~35. [徐剑, 黄志彦, 曹春红. 基于小波多尺度分析与 GVF Snake 的空中目标提取 [J]. *电子与控制*, 2002, **11**(4): 32~35.]
- 9 Xu Chen-yang, Prince J L. Gradient vector flow: a new external force for snakes [A]. In *Proceedings of the 1997 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Los Alamitos, California, USA, 1997. 66~71.
- 10 Xu Chen-yang, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. *IEEE Transactions on Image Processing* 1998, **7**(3): 359~369.
- 11 Mallat Stephane. A wavelet tour of signal processing (second edition) [M]. Beijing: Academic Press, 1999. 189~190. [Mallat S 著. 信号处理的小波导引 (第 2 版) [M]. 杨力华等译, 北京: 机械工业出版社, 2002. 142~143.]