

一种改进的 NGVF Snake 模型^①

胡学刚^{1,2}, 汤宏静¹

1. 重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065;

2. 重庆邮电大学 系统理论及其应用研究中心, 重庆 400065

摘要: 为解决 NGVF Snake 模型角点定位精度低和无法收敛到弱边缘的不足, 利用 GVF 场强分布和扩散过程的特性, 通过引进两个随空间变化的权重函数, 提出了一种改进的 NGVF Snake 模型. 实验结果表明, 新模型不仅能保持原 GVF Snake 模型和 NGVF Snake 模型捕获区域较大、能很好地收敛到凹陷区域等优点, 而且能很好地保护弱边缘和图像细节, 提高了图像分割的准确性和分割效率.

关键词: 活动轮廓模型; 梯度向量流; 图像分割

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

图像分割作为图像分析的关键步骤, 一直以来都是国内外学者的研究热点^[1-3]. 现有的分割方法很多, 大致可分为基于边界的分割方法^[4-6]、基于区域的分割方法^[7]以及基于多种方法结合的综合方法^[3]三大类. 其中, 由 Kass 等人于 1987 年提出的 Snake 模型(参数活动轮廓模型)属于综合分割方法^[8]. 该方法将图像中感兴趣目标轮廓提取问题转换为能量最小化问题. 在求取感兴趣目标轮廓时, 定义了一条参数约束的曲线. 这条曲线在内部力、外部力和约束力的作用下, 主动向感兴趣目标轮廓附近移动, 当曲线能量最小时, 该曲线就是感兴趣目标轮廓^[9]. 由于该方法不需要得知感兴趣目标的任何先验知识, 获得的轮廓又是一条封闭的曲线, 因此在边缘检测、图像分割和目标跟踪等方面得到了广泛应用^[9-10]. 但是, 传统的 Snake 模型以高斯势能力作为外力, 存在对初始轮廓要求较高, 对噪声敏感, 且不能进入感兴趣目标的深凹部分^[8]等问题. 针对这些缺点, 人们提出了很多改进方法, 如气球力模型^[11](Balloon Snake)、距离势能力模型^[12]、GVF Snake 模型^[6](Gradient Vector Flow Snake)、GGVF Snake 模型^[13](Generalized Gradient Vector Flow Snake)、NGVF Snake 模型^[14](Normalized GVF Snake)等. 这些模型总体上是通过设计一个外部力来实现的.

气球力模型虽然在一定程度上克服了传统势能力作用范围小的缺点, 但是由于该模型的单向运动特性, 能量曲线只能做收缩或者膨胀运动, 因此要求初始轮廓线必须完全设置在目标区域的内部或外部. 距离势能力模型的优点是捕获区域较大, 但存在着无法收敛到目标凹陷区域的缺点. GVF Snake 模型通过扩散方程使梯度信息作用于整个图像域, 扩大了初始轮廓的捕获范围, 使初始轮廓不必设置在感兴趣目标的真实边缘附近, 并且该模型能很好地收敛到目标的凹型区域. 但它存在着计算量大、对噪声敏感等不足. GGVF Snake 模型是 GVF Snake 模型的推广, 能够进入细长的凹部, 但是易陷入局部极小. 基于分析 GVF

① 收稿日期: 2013-07-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11071266); 重庆市教委科研基金资助项目(KJ100505).

作者简介: 胡学刚(1965-), 男, 重庆人, 教授, 博士, 主要从事偏微分方程、数字图像处理的研究.

沿边缘图像法线方向扩散形成的力场性能, 宁纪锋等在 2007 年提出一种改进的 GVF Snake 模型(NGVF Snake 模型)^[14]. 该模型能够进入目标的狭长凹陷部分, 收敛速度快, 但由于它缺失了在切线方向的扩散力, 在边界缺口处的力场性能不好, 易造成边界缺口泄漏, 并且对噪声敏感. 针对 NGVF Snake 模型的不足, 先后提出了一些改进方法. 例如, 文献[15]根据图像的局部特征自适应地选取法线和切线方向的扩散速度, 在保持 NGVF Snake 模型优点的同时, 对噪声相对不敏感, 并在一定程度上克服了 NGVF Snake 模型在边界缺口处收敛效果差的不足, 但是无法检测到在强边缘附近或强噪声情况下的弱边缘. 文献[16]和[17]提出的改进模型同样保留了切线方向的扩散力, 同时修改了法向力的扩散权值, 能够检测到弱边缘且对噪声不敏感, 但是对角点的定位不好.

针对 NGVF Snake 模型及其现有改进模型的不足, 利用 GVF 场强分布和扩散过程的特性, 本文提出一种新的计算活动轮廓模型外力的方法, 由此构造了一种新的 GVF Snake 模型. 本模型不仅能保持原 GVF Snake 模型和 NGVF Snake 模型捕获范围大, 能够收敛到细长凹陷区域等优点, 而且能很好地保护弱边缘和图像细节, 分割的效率和准确率也有明显提高.

1 模型的提出

1.1 活动轮廓模型

活动轮廓模型(Snake 模型)的原理是用一条连续闭合的能量曲线去不断逼近感兴趣目标区域的轮廓, 曲线动态演化的过程就是该曲线能量极小化的过程. 若闭合曲线的参数方程为 $X(s) = (x(s), y(s))$, ($0 \leq s \leq 1$, s 是弧长参数), 则该曲线的能量定义为

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

其中

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

是轮廓曲线本身特征的内部能量, 它的第一项为弹性能量, 控制曲线的拉伸, 保证其连续性; 第二项为刚性能量, 控制曲线的弯曲, 保证曲线的光滑性. α 和 β 分别为控制 Snake 曲线的弹性系数和刚性系数, 作用分别是使曲线光滑和富有弹性. $E_{\text{ext}}(X(s))$ 是基于图像特征的外部能量, 由图像的灰度、边缘等特征计算得到, 它的作用是引导参数轮廓曲线拟合到目标区域的边缘.

根据变分原理, 使泛函问题(1)取得最小值的必要条件是函数 $X(s)$ 满足如下的欧拉方程

$$\frac{\partial}{\partial s} \left(\alpha \frac{\partial X}{\partial s} \right) - \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\beta \frac{\partial^2 X}{\partial s^2} \right) - \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (2)$$

方程(2)可看成如下的力平衡方程

$$F_{\text{int}} + F_{\text{ext}} = 0 \quad (3)$$

这里 ∇ 是梯度算子, $F_{\text{int}} = \alpha X''(s) - \beta X^{(4)}(s)$ 是内力, $F_{\text{ext}} = -\nabla E_{\text{ext}}$ 为外力. 为了求解欧拉方程(2), 引入时间参数 t , 把曲线 X 看成一个动态的函数 $X(s, t)$, 则 Snake 模型的动态偏微分方程如下

$$\frac{\partial X(s, t)}{\partial t} = \alpha \frac{\partial^2 X(s, t)}{\partial s^2} - \beta \frac{\partial^4 X(s, t)}{\partial s^4} - \nabla E(X(s, t)) \quad (4)$$

当 $X(s, t)$ 得到稳定解, 即 $X_t(s, t) = 0$ 时, 便得到了(2)式的解. 采用与文献[8]类似的方法, 可求得方程(4)的数值解.

GVF Snake 模型定义新的外力场 $V = (u(x, y), v(x, y))$, 用 V 代替(4)式中的外部能量函数 $-\nabla E(X)$, 由此构造如下的变分问题来求解力场 V :

$$\text{mine}(V) = \min \iint \lambda (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy \quad (5)$$

其中 λ 是调节系数,用于平衡公式(5)中的第一项和第二项, λ 的值根据噪声大小来设定,噪声越大, λ 越大,反之亦然. f 可取灰度图像 $I(x, y)$ 自身;或取图像 $I(x, y)$ 的边缘映射,如取 $f(x, y) = |\nabla I(x, y)|^2$ 或 $f(x, y) = |\nabla G_\sigma((x, y) * I(x, y))|^2$ 等.这里 $G_\sigma(x, y)$ 是标准差为 σ 的二维高斯函数, $*$ 是卷积算子.根据变分理论,通过解变分问题(5)对应的如下欧拉方程组可得力场 V ,从而得到GVF Snake曲线

$$\begin{cases} \lambda \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \\ \lambda \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

这里 $\nabla^2 u, \nabla^2 v$ 是拉普拉斯扩散项.根据图像局部结构将拉普拉斯算子分解为沿切线方向和法线方向的扩散^[18],即

$$\begin{cases} \nabla^2 f = f_{TT} + f_{NN} \\ f_{TT} = (f_x^2 f_{yy} + f_y^2 f_{xx} - 2f_x f_y f_{xy}) / |\nabla f|^2 \\ f_{NN} = (f_x^2 f_{xx} + f_y^2 f_{yy} + 2f_x f_y f_{xy}) / |\nabla f|^2 \end{cases} \quad (7)$$

分析GVF的扩散机理以及插值函数(7)式,容易发现在每次迭代中GVF沿着边缘图像的扩散力包括两个相互垂直的力,一个是切向力,另一个是法向力.因此GVF扩散方程组(6)可以改写为^[15]

$$\begin{cases} \lambda(\alpha u_{TT} + \beta u_{NN}) - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \\ \lambda(\alpha v_{TT} + \beta v_{NN}) - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中, α 和 β 分别是切线方向和法线方向的扩散权值.由于法线方向的扩散力 u_{NN} 和 v_{NN} 在整个收敛过程中起主要作用,由此导出NGVF模型对应的扩散方程

$$\begin{cases} \lambda u_{NN} - (u - f_x) |\nabla f|^2 = 0 \\ \lambda v_{NN} - (v - f_y) |\nabla f|^2 = 0 \end{cases} \quad (9)$$

1.2 新模型的导出

NGVF Snake模型虽然在很多实例中有着比GVF Snake模型更好的性能,但仍存在无法检测到弱边缘和对角点的定位精度低等缺陷,主要原因在于NGVF Snake模型只保留了沿法线方向的扩散力,忽略了沿切线方向的扩散力,因此,该模型不能检测图像弱边缘并且抗噪能力差.

基于对上述GVF场强分布和扩散过程的分析,本文引入权重函数 $g(x)$,并保留GVF Snake模型在切线方向的扩散力 u_{TT} 和 v_{TT} ,得到如下新的扩散方程组

$$\begin{cases} g(|\nabla f|)(\alpha u_{TT} + \beta u_{NN}) - (u - f_x)(1 - g(|\nabla f|)) = 0 \\ g(|\nabla f|)(\alpha v_{TT} + \beta v_{NN}) - (v - f_y)(1 - g(|\nabla f|)) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中, α, β 为权值系数, $g(x)$ 是递减函数,满足当在图像边缘($|\nabla f|$ 很大)时, $g(|\nabla f|)$ 趋于0;当在图像的平坦区域($|\nabla f|$ 趋于0)时, $g(|\nabla f|)$ 等于1.引入权重函数 $g(|\nabla f|)$ 的好处在于,在平坦区域时,(10)式左边第一项起主要作用,将会产生一个平缓变化的矢量场;在图像的边缘时,(10)式左边第二项起主要作用,使矢量场 $V(x, y)$ 近似于 ∇f ,保护图像边界.由于权重函数 $g(|\nabla f|)$ 依赖图像梯度映射 $|\nabla f|$ 单调递减,因此在图像边缘处扩散速度减慢,使得在目标区域的边界细节处分割更精确并很好地检测到弱边缘.

本文中,我们定义权重函数 $g(x) = e^{-x^2/k^2}$,这里 k 是权值参数,用来调节力场光滑性和准确性,它的大小根据不同的实际应用适当调整.弱边缘时, k 值取小一些,反之亦然.本文实验中,为便于和其他模型比较分析,取 $k = \lambda$.

对(10)式进行离散化和数值计算可得到新力场 V' ,将其作为外力替换Snake模型(4)中的外部能量函数 $-\nabla E(X)$,由此得到如下新模型

$$\frac{\partial X(s, t)}{\partial t} = \alpha \frac{\partial^2 X(s, t)}{\partial^2 s} - \beta \frac{\partial^4 X(s, t)}{\partial^4 s} - V' \quad (11)$$

与GVF场 V 的计算方式相似,新力场 V' 一次性计算完毕,在模型轮廓曲线 X 变动的过程中保持恒定不变.

2 数值实现

为了求出新外力场 V' , 也即(10)式的解, 我们把 u 和 v 视为时间 t 的动态函数, 即 $u(x, y, t)$ 和 $v(x, y, t)$, 则 $u(x, y, t)$ 和 $v(x, y, t)$ 关于 t 的偏导数为

$$\begin{cases} u_t(x, y, t) = g(|\nabla f|) \cdot (\alpha u_{TT} + \beta u_{NN}) - [u(x, y, t) - f_x(x, y)] \cdot (1 - g(|\nabla f|)) \\ v_t(x, y, t) = g(|\nabla f|) \cdot (\alpha v_{TT} + \beta v_{NN}) - [v(x, y, t) - f_y(x, y)] \cdot (1 - g(|\nabla f|)) \end{cases} \quad (12)$$

(12)式的稳定解就是欧拉方程(10)式的解. 新模型(11)的离散化实现方案与GVF Snake模型的离散化过程基本类似, 只需由(7)式将拉普拉斯项 $\nabla^2 u$ 和 $\nabla^2 v$ 分别分解为沿切线和法线方向的两个正交项的加权和, 即

$$\begin{cases} \nabla^2 u = u_{TT} + u_{NN} \\ u_{TT} = (u_x^2 u_{yy} + u_y^2 u_{xx} - 2u_x u_y u_{xy}) / |\nabla u|^2 \\ u_{NN} = (u_x^2 u_{xx} + u_y^2 u_{yy} + 2u_x u_y u_{xy}) / |\nabla u|^2 \end{cases}$$

和

$$\begin{cases} \nabla^2 v = v_{TT} + v_{NN} \\ v_{TT} = (v_x^2 v_{yy} + v_y^2 v_{xx} - 2v_x v_y v_{xy}) / |\nabla v|^2 \\ v_{NN} = (v_x^2 v_{xx} + v_y^2 v_{yy} + 2v_x v_y v_{xy}) / |\nabla v|^2 \end{cases} \quad (13)$$

因此, (12)式的广义形式为

$$\begin{cases} u_t(x, y, t) = g(|\nabla f|) \cdot (\alpha u_{TT} + \beta u_{NN}) - b(x, y)u(x, y, t) + c^1(x, y) \\ v_t(x, y, t) = g(|\nabla f|) \cdot (\alpha v_{TT} + \beta v_{NN}) - b(x, y)v(x, y, t) + c^2(x, y) \end{cases} \quad (14)$$

这里 $b(x, y) = 1 - g(|\nabla f|)$, $c^1(x, y) = b(x, y) f_x(x, y)$, $c^2(x, y) = b(x, y) f_y(x, y)$, 且

$$g(|\nabla f|) = \exp(-|\nabla f|^2/k^2) = \exp(-[f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2]/k^2)$$

由于 $b(x, y)$, $c^1(x, y)$, $c^2(x, y)$ 不含时间因素 t , 在整个计算过程中保持不变. 为求出迭代解, 将图像 $I(x, y)$ 离散化为 $I(i, j)$, 设像素间的采样距离为 $\Delta x, \Delta y$, 迭代的时间间隔为 Δt . 利用有限差分法可以得到

$$\begin{cases} u_i = \frac{1}{\Delta t}(u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n) \\ v_i = \frac{1}{\Delta t}(v_{i,j}^{n+1} - v_{i,j}^n) \end{cases} \quad (15)$$

代入(14)式可得离散化数值迭代形式

$$\begin{cases} \frac{1}{\Delta t}(u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n) = g(|\nabla f|)(\alpha u_{TT} + \beta u_{NN}) - b(x, y)u_{i,j}^n + c^1(x, y) \\ \frac{1}{\Delta t}(v_{i,j}^{n+1} - v_{i,j}^n) = g(|\nabla f|)(\alpha v_{TT} + \beta v_{NN}) - b(x, y)v_{i,j}^n + c^2(x, y) \end{cases} \quad (16)$$

即迭代解为

$$\begin{cases} u_{i,j}^{n+1} = (1 - b(x, y)\Delta t)u_{i,j}^n + g(|\nabla f|)\Delta t(\alpha u_{TT} + \beta u_{NN}) + c^1\Delta t \\ v_{i,j}^{n+1} = (1 - b(x, y)\Delta t)v_{i,j}^n + g(|\nabla f|)\Delta t(\alpha v_{TT} + \beta v_{NN}) + c^2\Delta t \end{cases} \quad (17)$$

假设函数 b , c^1 , c^2 是有界的, (14)式是稳定的, 要保证(17)式迭代收敛, 由 CFL(Courant-Friedrichs-Lewy)条件可知, 必须满足 $\Delta t \leq \frac{1}{4}$. 利用迭代方程(17), 可以计算出模型(11)中的力场 V' .

3 实验结果与分析

本文以人工合成图像和医学心脏图像为例, 分别采用GVF Snake模型、NGVF Snake模型以及本文提

出的新模型进行对比分析实验. 本实验在 Windows Microsoft XP 平台, 机器 THINKPAD E430, 2GB 内存, 基于 Matlab R2009a 环境下实现.

首先, 选取人工合成的包含边界缺口和直角角点的 room 图为实验对象. 图 1(a)为 64×64 的 room 原图以及初始轮廓. 实验中, GVF 模型和 NGVF 模型的权重系数均为 $\lambda=0.2$, 向量流场计算均迭代 80 次; 本文模型中, $\lambda=0.8$, $\alpha=0.05$, $\beta=1$, 向量流场计算迭代 80 次. 分别采用 GVF 模型、NGVF 模型以及本文模型完成分割实验, 实验结果依次为图 1(b)、图 1(c)和图 1(d). 由图 1 可以看到, 本文模型在图像边缘, 尤其是角点具有更高的边缘定位精度, 能更准确地收敛到图像角点.

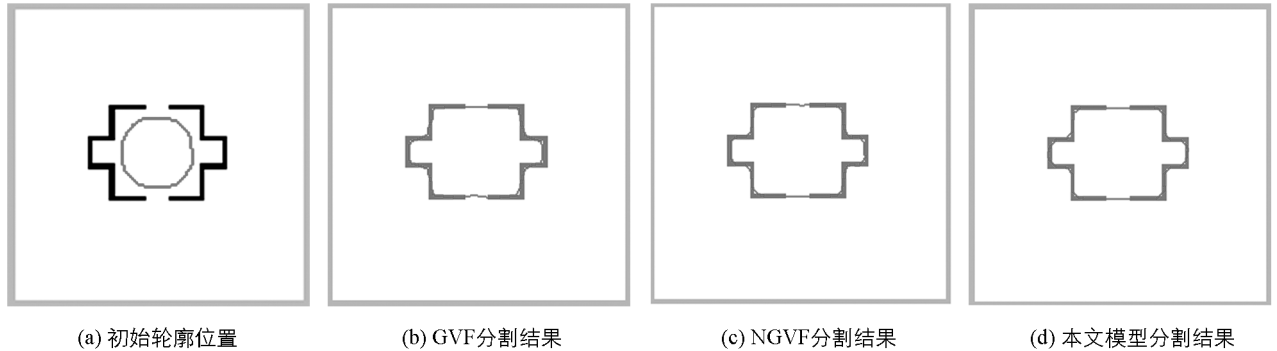


图 1 room 图 3 种分割方法比较

其次, 选取 64×64 的弱边缘图像为实验对象, 分别采用 3 种不同方法进行分割实验. 实验中, 权重系数 λ 均为 0.2, 向量流场均计算迭代 80 次, 本文模型中, 参数 $\alpha=0.05$, $\beta=1$. 图 2(a)为含有弱边缘的合成图及其初始轮廓, 图 2(b)、图 2(c)和图 2(d)分别为 GVF 模型、NGVF 模型以及本文模型的分割结果. 由图 2 可以看到, 当目标区域存在弱边缘, 并且弱边缘附近存在强边缘干扰时, 本文模型能够很好地检测到弱边缘的存在, 而其他两种模型的分割结果都存在误分割.

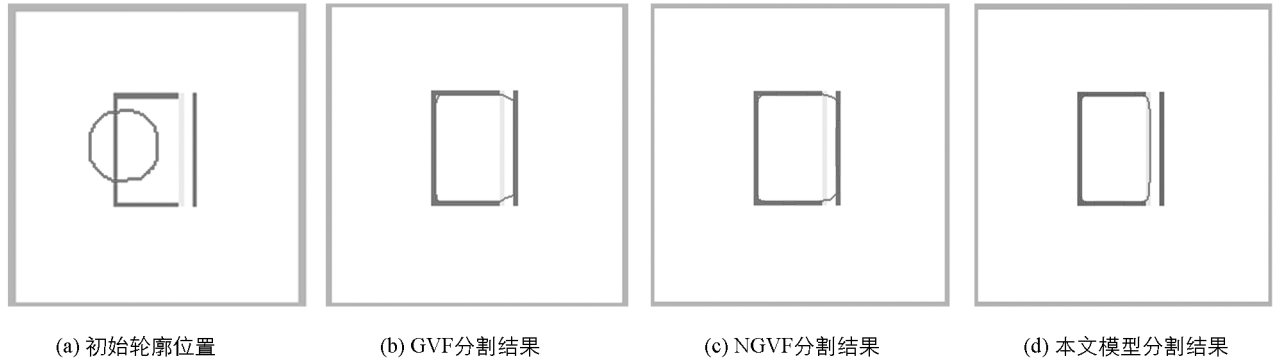


图 2 弱边缘图像 3 种分割方法比较

最后, 选取真实医学心脏图像来检验本文模型的有效性. 实验中, GVF 模型的权重系数 $\lambda=0.24$, 向量流场计算迭代 30 次, NGVF 模型和本文模型的权重系数 $\lambda=0.45$, 向量流场计算迭代 30 次, 本文模型中 $\alpha=0.2$, $\beta=0.8$. 图 3(a)为 160×160 的真实医学心脏图像及其初始轮廓, 图 3(b)、图 3(c)和图 3(d)分别为 GVF 模型、NGVF 模型以及本文模型的分割结果. 由图 3 可以看到, 本文模型对区域轮廓的细节保留得更好, 能很好地收敛到尖锐拐角处.

此外, 本文采用全局一致性误差 (GCE, Global Consistency Error)^[19] 和算法耗时来定量评价各分割算法的优劣. 其中全局一致性误差为各模型分割结果与标准分割结果的相对误差, 算法耗时为各模型外力场计算时间与模型迭代时间之和. 表 1 中的数据表明, 对人工合成的 room 图像和弱边缘图像进行实验, 在外力向量场迭代计算次数相同时, 新模型的分割效果优于其他两种模型. 对真实医学心脏图像进行实验, 新模型的分割精度优于其他两种模型. 对比 3 组实验的算法耗时可知, 本文模型在总的时间效

率上有一定的提高.

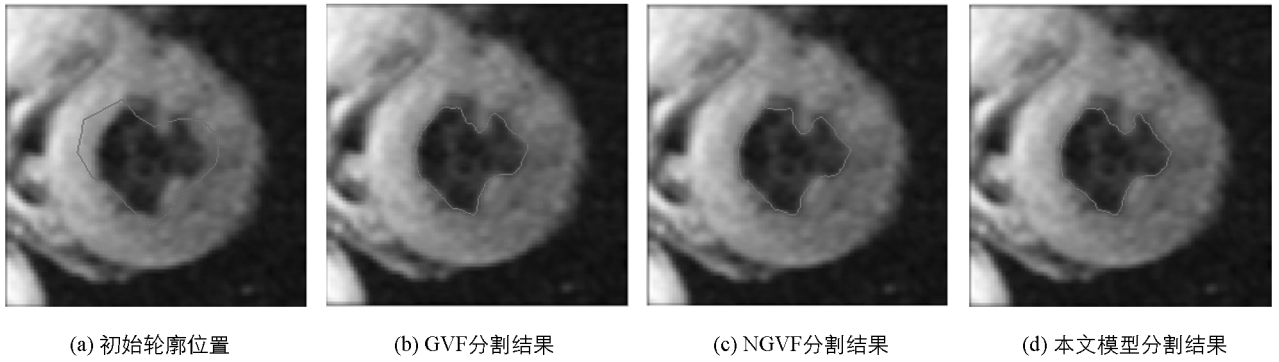


图 3 heart 医学图像 3 种分割方法比较

表 1 3 种算法的全局一致性误差(GCE)与算法耗时

| 图像 | GVF 模型 | | NGVF 模型 | | 本文模型 | |
|-----------|-----------|---------|-----------|---------|-----------|---------|
| | GCE | 耗时/s | GCE | 耗时/s | GCE | 耗时/s |
| room 图 | 0.094 457 | 3.267 6 | 0.098 174 | 3.312 0 | 0.058 511 | 3.298 0 |
| 弱边缘图 | 0.189 660 | 4.266 0 | 0.191 100 | 4.219 0 | 0.076 869 | 4.204 0 |
| heart 医学图 | 0.069 627 | 8.445 5 | 0.072 781 | 8.359 2 | 0.038 360 | 8.332 7 |

4 结束语

本文提出了一种新的计算活动轮廓模型外力的方法,它是对 NGVF Snake 模型的一种改进和推广.新模型在保持 GVF Snake 模型和 NGVF Snake 模型原有的捕获区域大、能收敛到凹陷区域等优点的同时,还能在分割结果中很好地保留图像细节,保护弱边缘,并且对角点定位精度高.实验结果表明,本文模型在效率和精度上相较于原来的 GVF 模型和一些改进的 NGVF 模型都有明显的提高.

参考文献:

- [1] 陈汗青,万艳玲,王国刚.数字图像处理技术研究发展[J].工业控制计算机,2013,26(1):72-74.
- [2] 何俊,葛红,王玉峰.图像分割算法研究综述[J].计算机工程与科学,2009,31(12):58-61.
- [3] 阮秋琦,仵冀颖.数字图像处理中的偏微分方程方法[J].信号处理,2012,28(3):301-314.
- [4] MELONAKOS J, PICHON E, ANGENENT S, et al. Finsler Active Contours[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2008, 30(3): 412-423.
- [5] PARAGIOS N, MELLINA-GOTTARDO O, RAMESH V. Gradient Vector Flow Fast Geometric Active Contours[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2004, 26(3): 402-407.
- [6] XU C, PRINCE J L. Snakes, Shapes and Gradient Vector Flow[J]. IEEE Trans Image Process, 1998, 17(3): 359-369.
- [7] DU X, BUI T D. A New Model for Image Segmentation[J]. IEEE Signal Process, 2008(15): 182-185.
- [8] KASS M, WITHKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: Active Contour Models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331.
- [9] 侯志强,韩崇昭.基于力场分析的主动轮廓模型[J].计算机学报,2004,27(6):743-749.
- [10] ZHONG Y, JAIN A K, DUBUISSON-JOLLY M. Object Tracking Using Deformable Templates[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(5): 544-549.
- [11] COHEN L D. On Active Contour Models and Balloons[J]. CVGIP: Image Understanding, 1991, 53(2): 211-218.
- [12] COHEN L D, COHEN I. Finite-Element Methods for Active Contour Models and Balloons for 2-D and 3-D Images[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1993(15): 1131-1147.

- [13] XU C, PRINCE J L. Generalized Gradient Vector Flow External Forces for Active Contours [J]. *Signal Processing*, 1998, 71: 131–139.
- [14] NING J, WU C, LIU S, et al. NGVF: An Improved External Force Field for Active Contour Model [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 28: 58–63.
- [15] 宁纪锋, 吴成柯, 姜光, 等. 梯度向量流的各向异性扩散分析 [J]. *软件学报*, 2010, 21(4): 612–619.
- [16] WANG Y, LIU L, ZHANG H, et al. Image Segmentation Using Active Contours With Normally Biased GVF External Force [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(10): 875–878.
- [17] ZHAO H, LIU L. Active Contours with Adaptively Normal Biased Gradient Vector Flow External Force [C]. *Seventh International Conference on Computational Intelligence and Security*, 2011: 1071–1075.
- [18] AUBERT G, PIERRE K. *Mathematical Problems in Image Processing (Partial Differential Equations and the Calculus of Variations)* [M]. 2nd ed. New York: Springer-Verlag, 2006: 69–72.
- [19] MARTIN D, FOWLKES C, TAL D, et al. A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics [C]. *Eighth IEEE International Conference on Computer Vision*, 2001(2): 416–423.

An Improved NGVF Snake Model

HU Xue-gang^{1,2}, TANG Hong-jing¹

1. *College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China;*

2. *Research Center of System Theory and Application, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China*

Abstract: According to the features of GVF field intensity distribution and diffusion process, a new improved NGVF Snake model is proposed by bringing in two spatially varying weighting functions to solve the problem that NGVF Snake model has low accuracy on locating corner and can erase weak boundaries. The experimental results show that the new Snake model can not only preserve weak edges and image details, but improve the accuracy and efficiency of segmentation while maintaining other properties of GVF and NGVF Snakes such as enlarged capture range and convergence to a U-shaped concavity.

Key words: active contour model; gradient vector flow (GVF); image segmentation

责任编辑 周仁惠

