

# 基于距离均衡化的自适应性动态轮廓模型

段先华<sup>1,2)</sup> 周则明<sup>1)</sup> 王平安<sup>3)</sup> 夏德深<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(南京理工大学计算机系,南京 210094) <sup>2)</sup>(江苏科技大学电子信息学院,镇江 212003)

<sup>3)</sup>(香港中文大学计算机科学与工程系,香港沙田)

**摘要** 针对形变轮廓模型对初始位置敏感、易陷入局部极值以及不具备自动拓扑变换功能等问题,在讨论拓扑自适应的 Snake 模型的基础上,提出了基于距离均衡化的自适应性动态轮廓模型。该模型是首先通过顶点到其邻点连线的平均距离来改进内部能量项,使轮廓的运动更具稳定性,同时用轮廓自身的特性来决定轮廓的运动,使其具有较强的自适应性。然后通过膨胀力的构造和使用,使得该模型能够在较大范围内捕获图像的特征。用该方法对合成图像和真实图像进行的分割结果表明,效果较好。

**关键词** 动态轮廓模型 距离均衡化 自适应性

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)09-1032-05

## On the Adaptive Active Contour Model Based on Distance Equalization

DUAN Xian-hua<sup>1,2)</sup>, ZHOU Ze-ming<sup>1)</sup> Pheng Ann Heng<sup>3)</sup>, XIA De-shen<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Department of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

<sup>2)</sup>(School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003)

<sup>3)</sup>(Department of Computer Science and Engineering, Hong Kong Chinese University, Shatian, Hong Kong)

**Abstract** This paper, beginning with analyzing the characteristics of Topology adaptive Snake model, points out its weak points: sensitivity of initial position, tendency of the stability in a place, and failure of automatic Topology change. Therefore, this paper proposes a new model: the adaptive active contour model based on distance equalization. This new model, through the average distance between the vertex and the line of its neighborhood dots, improves the internal energy term in the Snake model, thus much more stabilizing the contour in the process of movement. Meanwhile, the characteristics of the contour itself determine the movement of the contour, so that the adaptability of such model has been comparatively improved. By constructing and applying the inflation force, this model could be of wide use in relatively bigger areas to capture the images. This paper also proves that the experiments of segmenting synthesis and real images, conducted under the guidance of the model, have achieved effective results.

**Keywords** active contour model, distance equalization, adaptability

## 1 引言

随着医学图像在临床医学中的广泛应用,医学图像的分割处理将越来越重要,由于医学图像的复杂性和多样性,直至今日,医学图像分割仍然没有获得圆满的解决。为了解决医学图像的分割问题,近几年来,许多研究人员做了大量的工作,提出了不少针对一些具体问题分割的好方法,其中基于形变轮廓

模型的方法在医学图像的应用中获得了较大的成功。形变轮廓模型一般包括参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型<sup>[1]</sup>。形变轮廓模型又称 Snake 模型<sup>[2]</sup>,是由 Kass 等人首先提出来的,它虽在边缘检测、医学图像分割以及运动跟踪中得到了大量应用,但模型本身存在许多缺陷,如对初始位置敏感、易陷入局部极值、无法收敛到轮廓深度凹陷部分、不具备自动拓扑变换功能等。为了解决以上问题,研究人员对基本的 Snake 模型进行了各种各样的改进,如

Cohen 提出了气球(balloons)理论模型<sup>[3]</sup>,它是在图像的梯度力场上叠加气球力,以使轮廓线作为一个整体进行膨胀或收缩,从而扩大了模型寻找图像特征的范围。1998年,Xu等提出了梯度矢量流(GVF)概念<sup>[4]</sup>,并用GVF场代替经典外力场,GVF场可看作是对图像梯度场的逼近,这不仅使模型的捕捉范围得到了提高,且能使活动轮廓线进入凹陷区。为了获得全局最优解,Amini等提出了基于动态规划的Snake算法<sup>[5]</sup>。为增强模型的拓扑适应性,Mclnerner等用ACID(affine cell image decomposition)将Snake模型形式化,提出了一种拓扑自适应的Snake模型(T-snake)<sup>[6]</sup>。

本文在讨论了拓扑自适应的Snake模型的基础上,受李光明等提出的基于距离均衡化的网格平滑算法<sup>[7]</sup>的启发,提出了基于距离均衡化的自适应动态轮廓模型,即通过顶点到其邻点连线的平均距离来改进内部能量项,以使得距离达到一种均衡状态,从而确保了轮廓运动的稳定性,同时用轮廓自身的特性来决定轮廓的运动,因此具有较强的自适应性。这样通过膨胀力的构造和使用,就使得该模型能够在较大范围内捕获图像的特征。

## 2 拓扑自适应 Snake 模型及分析

拓扑自适应 Snake 模型<sup>[6]</sup>来自传统的 Snake 模型,其是由连续封闭曲线上的  $N$  个点组成,这些点  $\{V_i = (x_i, y_i), i = 0, 1, \dots, n-1\}$  在张力  $F_{\text{tensility},i}$ , 弯曲力  $F_{\text{flexure},i}$ , 膨胀力  $F_{\text{inflation},i}$  和图像力  $F_{\text{image},i}$  的作用下运动,其运动模型为

$$V_i^{(t+\Delta t)} = V_i^{(t)} - \frac{\Delta t}{r} (\alpha F_{\text{tensility},i}^{(t)} + \beta F_{\text{flexure},i}^{(t)} - F_{\text{inflation},i}^{(t)} - F_{\text{image},i}^{(t)}) \quad (1)$$

其中

$$F_{\text{tensility},i} = 2V_i - V_{i-1} - V_{i+1} \quad (2)$$

式(2)是曲线的二阶偏微分,它用来控制参数曲线在伸张过程中变形。

$$F_{\text{flexure},i} = 2F_{\text{tensility},i} - F_{\text{tensility},i-1} - F_{\text{tensility},i+1} \quad (3)$$

式(3)是曲线的四阶偏微分,它用来控制参数曲线在弯曲过程中变形。

$$F_{\text{inflation},i} = qP(I(V_i))\mathbf{n}_i \quad (4)$$

$F_{\text{inflation},i}$  是膨胀力,  $P(I(V_i)) = \begin{cases} +1 & \text{if } I(V_i) \geq T \\ -1 & \text{其他} \end{cases}$  是  $V_i$  点在图像  $I$  中对应点的梯度强度,  $T$  是图像  $I$  中

点  $V_i$  的灰度值  $I(V_i)$  的阈值,  $\mathbf{n}_i$  是单位法向矢量。该膨胀力是通过图像的特征来控制轮廓的运动。

$$F_{\text{image},i} = p \nabla I(V_i) \quad (5)$$

$F_{\text{image},i}$  是图像力,用于推动轮廓向图像的特征处运动。这里,  $\alpha, \beta, q, p$  是人工控制的参数。

通过对拓扑自适应 Snake 模型进行分析可以发现,该模型有 3 个缺陷:(1)模型参数选择较困难;(2)由于用来控制轮廓运动的膨胀力与图像特性有关,因此有可能收敛到局部最优点或者基本上无法收敛;(3)由于膨胀力与图像特性有关,从而导致轮廓的运动对噪声敏感。

## 3 改进模型

为了克服以上缺陷,本文提出基于距离均衡化的自适应动态轮廓模型,即用顶点到其邻点连线的平均距离来代替拓扑自适应 Snake 模型中的弯曲力,同时用轮廓本身的特性和图像特征相结合来定义膨胀力,这种改进的模型较好地克服了拓扑自适应 Snake 模型的缺陷,具有较好的自适应能力。

### 3.1 张力

改进的 Snake 模型的张力与自适应 Snake 模型的张力一样(见式(2))。

### 3.2 弯曲力

为使轮廓在形变过程中保持稳定性,本文提出了基于距离的均衡化来定义弯曲力。图 1 表示部分动态轮廓模型,  $d_i$  表示  $V_i$  到邻点连线的距离,它的定义为

$$d_i = \frac{|(V_i - V_{i-1}) \times (V_{i+1} - V_{i-1})|}{|V_{i+1} - V_{i-1}|} \quad (6)$$

其中,  $V_i = (x_i, y_i)$  是活动轮廓上的点,  $i = 0, 1, 2, 3, \dots, n-1$ 。

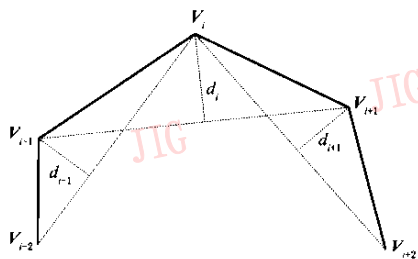


图 1 部分初始动态轮廓模型

$\bar{d}_i$  表示  $V_i$  的邻点至各自相邻点连线的平均距离

$$\bar{d}_i = \epsilon(\epsilon_1 d_{i-1} + \epsilon_2 d_{i+1}) \quad (7)$$

其中,  $\epsilon, \epsilon_1, \epsilon_2$  为权重系数。

$$\epsilon_1 = 1/|V_i - V_{i-1}| \quad (8)$$

$$\epsilon_2 = 1/|V_{i+1} - V_i| \quad (9)$$

$$\epsilon = 1/(\epsilon_1 + \epsilon_2) \quad (10)$$

弯曲力由下式定义:

$$F_{\text{flaxure},i} = (\bar{d}_i - d_i) \quad (11)$$

### 3.3 膨胀力

为了保证轮廓向目标处运动,用轮廓本身的特性和图像特征相结合来定义膨胀力

$$F_{\text{inflation},i} = qP(V_i)\mathbf{n}_i \quad (12)$$

$$P(V_i) = \begin{cases} -1 & V_i \text{ 点为凹点} \\ +1 & V_i \text{ 点为凸点} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $q$  是自适应性参数,其与分割的目标和图像有关; $\mathbf{n}_i$  为单位法向矢量。

$$\mathbf{n}_i = -\frac{\mathbf{a}_i + \mathbf{a}_{i-1}}{|\mathbf{a}_i + \mathbf{a}_{i-1}|} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{a}_i$  表示从  $V_i$  到  $V_{i+1}$  的单位矢量, $\mathbf{a}_{i-1}$  表示从  $V_i$  到  $V_{i-1}$  的单位矢量, $\mathbf{n}_i$  的定义示意如图 2 所示。

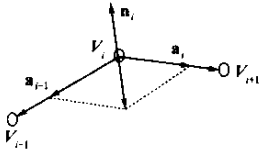


图 2 单位法向矢量  $\mathbf{n}_i$

#### 3.3.1 凸凹点的判断

为了保持轮廓的原有特性在扩张力的作用下向目标区域运动,若初始轮廓在目标区域内部,且轮廓上的点是凸点,则该点应沿着法线方向运动,如果轮廓上的点是凹点,则该点应沿着法线方向的反方向运动(初始轮廓在目标区域外部则相反)。轮廓点的运动方向如图 3 所示。用来判断  $V_i$  点凹凸性的算法如下:

$$(1) \text{ 计算 } \mathbf{n}_1 = V_i - V_{i-1}; \mathbf{n}_2 = V_{i+1} - V_i;$$

$$(2) \text{ 计算 } \mathbf{n} = \mathbf{n}_1 \times \mathbf{n}_2;$$

(3)  $\mathbf{n}$  可以写成  $\mathbf{n} = (0, 0, p)$  的形式,若  $p < 0$ ,则  $V_i$  点为凹点;若  $p > 0$ ,则  $V_i$  为凸点; $p = 0$  表明  $V_{i+1}$ 、 $V_i$ 、 $V_{i-1}$  共线。

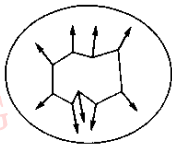


图 3 轮廓上的点的运动方向

#### 3.3.2 自适应性参数 $q$ 的确定

设图像中一点  $X_0$ ,其包含  $n$  个像素点的邻域为

$\Omega$ ,每个像素点记为  $X_i, i=1, 2, \dots, n$ ,它们的灰度值

用  $C_i$  表示,则灰度的平均值  $\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i$ ,标准差

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n (C_i - \mu)^2}, \text{ 极差 } \delta = \max_{i=0, \dots, n} C_i - \min_{i=0, \dots, n} C_i$$

$$q = 2 - \exp(-\delta - \sigma) \quad (15)$$

当  $\max_{i=0, \dots, n} C_i - \min_{i=0, \dots, n} C_i = 0$  时,表示  $X_0$  点周围点的灰度足够均匀, $\sigma, \delta$  均为零,则  $q=1$ ,此时轮廓保持原有的特性,在张力、弯曲力的作用下向目标运动。若  $X_0$  点为噪声,则  $\max_{i=0, \dots, n} C_i - \min_{i=0, \dots, n} C_i \neq 0$ ,而  $q$  则是一个小于 2 的正数,此时轮廓除了保持原有的特性在张力、弯曲力的作用下向目标运动外,膨胀力还产生了推力,用于推动轮廓向目标运动。

### 3.4 图像力

图像力是图像产生的外部推力,推动 Snake 轮廓向图像的特征处运动,当轮廓运动到目标边缘附近时,则图像力就对轮廓施加一个指向边缘的外力,从而将轮廓拉向目标边缘。

$$F_{\text{image},i} = -K_i |\nabla(G_\sigma * I(x_i, y_i))|^2 \quad (16)$$

其中, $G_\sigma$  表示标准偏差为  $\sigma$  的二维高斯滤波算子, $*$  是卷积算子。

### 3.5 自适应性动态轮廓模型

在张力、弯曲力、膨胀力和图像力的作用下,轮廓上点的运动方程为

$$V_i^{(t+\Delta t)} = V_i^{(t)} + (\alpha F_{\text{tensility},i}^{(t)} + \beta F_{\text{flexure},i}^{(t)} - F_{\text{inflation},i}^{(t)} - \gamma F_{\text{image},i}^{(t)}) \quad (17)$$

这里, $\alpha, \beta, \gamma$  为权重系数。

当轮廓运动到目标区域后,要保持轮廓在扩张力的作用下不再移动,以便让轮廓彻底吸附在目标轮廓线上,即使得式(17)中的  $\alpha F_{\text{tensility},i}^{(t)} + \beta F_{\text{flexure},i}^{(t)} - F_{\text{inflation},i}^{(t)} - \gamma F_{\text{image},i}^{(t)}$  项为零或者小于设定的阈值,也可以通过调整参数  $\alpha, \beta, \gamma$  来实现。 $\alpha, \beta, \gamma$  的取值与拓扑自适应 Snake 的能量参数相同,是根据经验得到的。在分割图像实验中都取  $\alpha=0.005, \beta=0.001, \gamma=15$ 。在本文的模型中, $\gamma$  的正负符号要根据轮廓点在不同的象限位置进行修正。

假设初始轮廓上有  $N$  个点  $\{V_i = (x_i, y_i), i=0, 1, \dots, n-1\}$ ,若把每个点看作向量,则其平均向量为

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N V_i \quad (18)$$

在以  $\mu$  为原点的平面坐标系中,假设轮廓的初始点位于目标区域内部,当轮廓上的点在第一象限时,则在计算迭代点  $j$  时, $\gamma$  取负,在计算迭代点  $k$

时,  $\gamma$  取正(轮廓的初始点位于目标区域的外部时,情况则相反,以下同);当轮廓上的点在第二象限时,则在计算迭代点  $j$ 、迭代点  $k$  时,  $\gamma$  取正;当轮廓上的点在第三象限时,则在计算迭代点  $j$  时,  $\gamma$  取正,在计算迭代点  $k$  时,  $\gamma$  取负;当轮廓上的点在第四象限时,则在计算迭代点  $j$ 、迭代点  $k$  时,  $\gamma$  取负。

#### 4 改进模型的理论分析

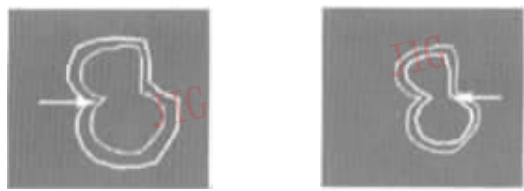
##### 4.1 光滑性和稳定性分析

对于光滑的轮廓来说,由于  $V_i$  点到其相邻顶点连线的距离  $d_i$  与  $V_{i-1}$  点到其相邻顶点连线的距离  $d_{i-1}$  和  $V_{i+1}$  点到其相邻顶点连线的距离  $d_{i+1}$  的差异很小,而对不光滑的轮廓来说,则这种差异相对较大,因此这时拓扑自适应 Snake 模型中的弯曲力  $F_{\text{flaxure},i}$  就不能很好地控制轮廓在运动过程中保持光滑。

本文用距离均衡化定义的弯曲力就能较好地保持轮廓在运动过程中保持光滑。若用  $\bar{d}_i - d_i$  来决定  $V_i$  点移动的方向,则顶点将自动向着表面光滑的方向移动,当  $\bar{d}_i - d_i < 0$ , 则轮廓在  $V_i$  点处较突起,此时顶点  $V_i$  将沿着其法向量的反方向移动;相反,如果  $\bar{d}_i - d_i > 0$ , 则轮廓在  $V_i$  点处较平坦,此时顶点  $V_i$  将沿着其法向量的正方向移动,这样就保证了轮廓运动的光滑和连续,改进模型弯曲力(式(7))中的  $\epsilon, \epsilon_1, \epsilon_2$  可通过轮廓的特性来定义,用于使得模型具有较好的自适应性。

##### 4.2 处理畸变物体的凹陷区域分析

由于  $\bar{d}_i - d_i$  决定  $V_i$  点的运动方向,当  $V_i$  点为凹点,  $\bar{d}_i - d_i > 0$  时,  $V_i$  点沿着其法向量的正方向移动,此时,曲线就能到达深度凹陷区域(图 4(a)中箭头所指处),如果初始轮廓线在目标区域的内部,曲线就不能很好地到达深度凹陷区域;当  $V_i$  点为凸点,  $\bar{d}_i - d_i < 0$  时,  $V_i$  点沿着其法向量的反方向移动,如果此时初始轮廓线在目标区域的内部,那么曲线就能收敛到角点(图 4(b)),如果初始轮廓线在目标区域的外部,则曲线就不能很好地收敛到角点。



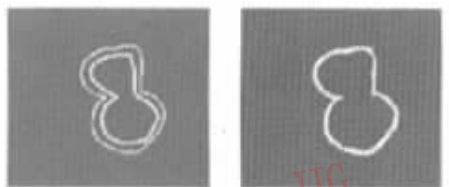
(a) 初始轮廓线在目标外部 (b) 初始轮廓线在目标内部

图 4 凹陷区域处理

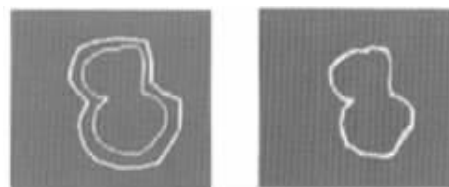
#### 5 实验结果

本文在 MatLab6.0 上实现了以上算法,并对图 5~图 7 的复杂合成图、树叶图像及左心室 MRI 图像进行了分割,得到了较好的效果。显然,该图像分割方法不仅能较好保持图像的光滑和连续,还能较好地保持边界处的特征及轮廓在形变过程中的稳定性。

在对复杂合成图像的分割时,取  $\alpha = 0.005$ ,  $\beta = 0.001$ ,  $\gamma = 15$ ,当初始轮廓位于区域内部时,在扩张力的作用下,轮廓不断向边界运动,并在图像力的作用下,“吸附”在边界上(图 5(a));当初始轮廓位于区域外部时,由于  $\bar{d}_i - d_i < 0$ ,且曲线上的点沿着其法向量的反方向进行移动,因此在深度凹陷区域,曲线不能完全收敛到角点(图 5(b))。

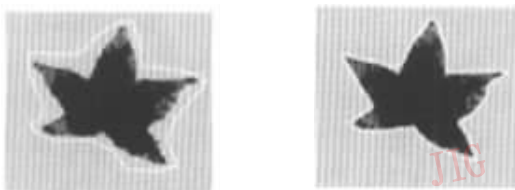


(a) 初始轮廓线在目标内部(左)及分割结果(右)



(b) 初始轮廓线在目标外部(左)及分割结果(右)

图 5 复杂合成图像的分割

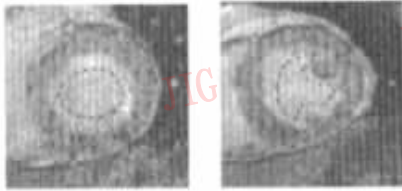


(a) 初始轮廓线 (b) 分割结果

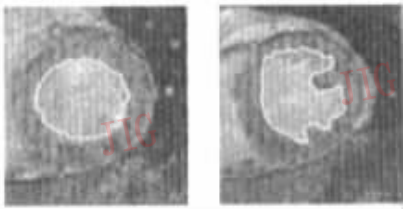
图 6 树叶图像的分割

在分割树叶图像时,在弯曲力的作用下,可使活动轮廓线向凹陷区进入(图 6),在实验时,取  $\alpha = 0.005$ ,  $\beta = 0.001$ ,  $\gamma = 15$ ,获得了较好的分割效果。

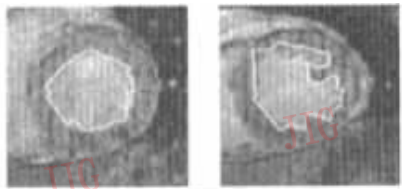
在对 LV MRI 图像进行分割时,取  $\alpha = 0.005$ ,  $\beta = 0.001$ ,  $\gamma = 15$ ,通过本文模型分割结果与拓扑自适应 Snake 模型分割结果的比较可以看出,在光滑



(a) 初始轮廓线



(b) 本文算法的分割结果



(c) 拓扑自适应 Snake 模型分割结果

图 7 左心室 MRI 图像的分割

性和轮廓运动稳定性的处理上本文模型都优于拓扑自适应 Snake 模型,获得了较好的效果。这是因为拓扑自适应 Snake 模型的膨胀力仅取自图像的梯度,所以它会吸引轮廓朝着梯度大的方向移动,如果将初始轮廓设在灰度平坦区域,则由于这些区域梯度趋于零,因此会造成拓扑自适应 Snake 模型基本上无法收敛。如果图像灰度分布不均匀,则由于有可能收敛到局部最优点,因此分割的图像光滑性和稳定性较差。本文的模型由于是通过轮廓本身的特性和图像特征相结合来定义的膨胀力,即使图像的灰度分布不均匀,在膨胀力的作用下,也能推动轮廓朝着目标边界运动,因此能在较大范围内捕捉到目标的边界。这就克服了拓扑自适应 Snake 模型仅依靠图像灰度来定义膨胀力所造成的缺陷,由于通过膨胀力和弯曲力的共同作用,能促使轮廓朝目标运动,因此能保持运动的光滑性和稳定性。

## 6 结 论

基于距离均衡化的自适应性动态轮廓模型是通过初始轮廓本身的特性来控制轮廓向目标运动,因此能够在较大范围内捕捉图像特征。本文在对 MRI

左心室图像进行分割中应用了该方法,该方法不仅能保持轮廓在运动过程的光滑性,并能较好地保持边界处的形状,因而可取得较好的效果。由于轮廓上点的运动受弯曲力和膨胀力的影响,在深度凹陷区域,如果膨胀力和弯曲力达不到一定平衡,那么曲线就不能完全收敛到角点。

## 参 考 文 献

- 1 林瑶,田捷. 医学图像分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2002, **15**(2):192~204.
- 2 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, **1**(4):321~331.
- 3 Cohen L D. Note: On active contour models and balloons[J]. CVGIP:Image Understanding, 1991, **53**(2):211~218.
- 4 Xu C, Prince J L. Snake, Shapes and gradient vector flow[J]. IEEE Transactions on Imaging Proceeding, 1998, **7**(3):359~369.
- 5 Amini A A, Weymouth T E, Jain T C. Using dynamic programming for solving variational problems in vision[J]. IEEE Transactions on pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, **12**(9): 855~867.
- 6 McInerney T, Terzopoulos d. T- snake: Topology adaptive snakes[J]. Medical Imaging, 1999, **18**(3):282~390.
- 7 李光明,田捷,何晖光等. 基于距离均衡化的网格平滑算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, **14**(9):820~823.



段先华 1965 年生,1990 年获华东船舶工业学院计算机系学士学位。2000 年南京理工大学研究生班毕业。副研究员,现为南京理工大学计算机系博士研究生。主要研究方向为图像处理、模式识别等。

E-mail:dxh118@sina.com



周则明 1966 年生,1996 年获南京理工大学硕士学位,现为南京理工大学计算机系博士研究生。主要研究方向为计算机视觉、图像处理、人工智能等。



王平安 1961 年生,香港中文大学计算机科学与工程系教授,1985 年获新加坡国立大学计算机系学士学位。1992 年获美国印第安那州立大学,计算机专业博士学位。研究领域包括交互式科学计算可视化、三维医学图像、虚拟现实等。



夏德深 1941 年生,教授,博士生导师,毕业于法国鲁昂大学,获博士学位。主要研究方向为图像处理、卫星遥感、模式识别。发表论文 80 余篇,专著 4 部。