

# 基于解析形式的二维参数可变形模板匹配算法

汤泽滢<sup>1,2)</sup> 卢汉清<sup>1)</sup> 罗建树<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室,北京 100080)

<sup>2)</sup>(国防科技大学理学院数学与系统科学系,长沙 410073)

**摘要** 为了更好地进行图像轮廓提取,对基于解析形式的二维参数可变形模板匹配方法中的模板结构、形变方式、离散化方案、内外部能量函数及优化算法等方面进行了研究与改进,并以生物体为原型,提出了一种具有3种生物组织结构的、形变方式可通过模板结构加以明确控制的、新的参数可变形模板匹配算法,该新算法是利用 Gaussian 函数来扩展外部力的作用域,并采用贪心优化快速算法进行能量函数优化。实验结果表明,这一新的模板匹配算法具有良好的轮廓提取速度、提取精度及稳定性。

**关键词** 轮廓提取 参数可变形模板 能量函数 作用域扩展 贪心优化算法

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)07-0775-06

## A Novel Analytical-form-based Parametric Deformable Template

TANG Ze-ying<sup>1,2)</sup>, LU Han-qing<sup>1)</sup>, LUO Jian-shu<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(NLPR, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

<sup>2)</sup>(Department of Mathematics and System Sciences, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

**Abstract** Deformable template matching is a kind of useful method for contour extraction and image segmentation in the fields of computer vision and image analysis. In this paper, by utilizing the gradient trajectories of a two dimensional function, a novel analytical-form-based two dimensional parametric deformable template with three kinds of biological tissue-bone, muscle and skin-is built, which has more reasonable template structure used to control the template deformation. In order to improve the operational efficiency of the new matching method, a heterogeneous discretization scheme is adopted. Then the new definitions of similarity internal energy function, smoothness internal energy function and external energy function are presented to reduce the sensitivity to initial placement of the template. Gaussian function is used to widen the capturing scope of the external force in the external energy function definition. Finally, greedy optimization fast algorithm is used to obtain globally optimal solution with more acceptable complexity of computation than dynamic programming. The experimental results on real images show that our new matching method is efficient and robust to accurate contour extraction.

**Keywords** contour extraction, parametric deformable template, energy function, scope-widen function, greedy optimization algorithm

## 1 引言

轮廓提取一直是计算机视觉中低层次视觉处理要解决的主要问题,也是图像识别中的重要步骤。近年来,基于可变形模型及模板形状匹配的轮廓提取技术<sup>[1~5]</sup>正受到越来越多的关注,已成为当前计算机视觉及图像识别领域中的研究热点之一。

虽然可变形模型及模板方法目前已广泛地应用于计算机视觉与模式识别领域中,但它们也存在着

需要改进的以下不足之处:

(1)一般的可变形模板是使模板向能量减少最快的方向发生形变,但由于模板形变完全以能量极小为目标,几乎没有任何结构上的控制,因此在形变过程中,模板的形状控制极为复杂,甚至产生扭结,致使其与原始模板形状相差很大,目前检索到的文献中只有很少几篇<sup>[6~8]</sup>明确提到了如何利用模板结构来避免这些问题。为解决此问题本文将生物体为原型设计一种具有3种生物组织结构的新的二维参数可变形模板,以便通过模板结构来对形变方式加以明确的控制。

(2)通常模板所受的外部力可用外部能量场来衡量,其作用范围一般都是固定的,且没有提供任何可修正的机会。本文将利用 Gaussian 函数来扩展外部力的作用域,并通过定义一种包含作用域控制参数的新的外部能量函数来调整该参数作用域范围的大小。

(3)在高维参数空间中,能量函数一般都非常复杂,且具有很多局部极小点,采用一般的优化方法如梯度下降法、动态规划、模拟退火算法等来优化能量函数则非常耗时,甚至使得计算复杂度随着问题规模呈指数增长,本文将采用 Williams 与 Shah 提出的贪心优化(Greedy Optimization)快速算法<sup>[9]</sup>来进行能量函数优化,因其对存储空间及计算量的要求均优于动态规划。

## 2 新的参数可变形模板的设计

基于解析形式的二维参数可变形模板在模板坐标系中可描述为一参数化的曲线  $C: \theta \mapsto (x(\theta), y(\theta))$ , 其中  $\theta$  为该模板的弧长参数,通常假定该模板是封闭的二维曲线,且曲线自身不相交。为了克服形变不易控制的困难,笔者认为,该模板本身应首先具有一种能基本控制形变、不易发生扭结的结构,然后再以能量极小为目标,才能使模板朝着特定的方向发生形变。为此,本文以生物体为原型,设计了一种具有3种生物组织结构(即骨骼、肌肉条和皮肤)的参数可变形模板(如图1所示)。

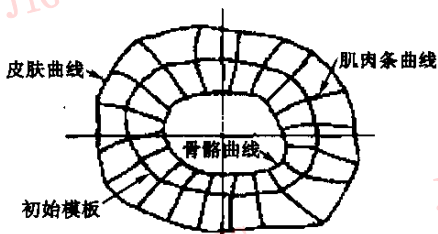


图1 新的参数可变形模板的构造

这里,骨骼参数化曲线(简称骨骼曲线) $C_{bone}$ 是肌肉条参数化曲线(简称肌肉条曲线) $C_{muscle}$ 的支撑体,一旦给定就不能再产生形变,即肌肉条曲线不能收缩到骨骼曲线的内部;皮肤参数化曲线(简称皮肤曲线) $C_{skin}$ 是用来限制肌肉条曲线顶点的曲线,给定后也不能再产生形变,即肌肉条曲线不能延伸到皮肤曲线的外部(如图1所示);初始模板  $C$  即为一完全落在骨骼与皮肤之间的光滑曲线;肌肉由一组肌肉条构成,肌肉条曲线  $C_{muscle}(\theta)$  是一端连在骨骼曲线上,另一端连在皮肤曲线上,与初始模板在点

$(x(\theta), y(\theta))$ (称为基点)处垂直相交的光滑曲线段,它们是皮肤曲线的支撑体,在形变过程中,各肌肉条曲线之间不能相交,以避免出现奇异点。

图1所示模板的形变主要由肌肉条曲线的分布来加以限制,而且只能以基点为出发点在内外部能量场的作用下,通过限制该模板上的每个点沿着肌肉条曲线向内或向外移动来控制模板变形,再以能量极小化为目标来产生最终的最优模板,从某种意义上来说,上述模板结构也给基于正交曲线的可变形模板<sup>[7,8]</sup>赋予了一定的生命意义。

下面将解决的问题是,上述模板结构中的骨骼曲线、肌肉条曲线、皮肤曲线和初始模板将如何产生?其解决的思路如下:不妨先考虑  $C_{bone}$  与  $C$  之间的区域  $G$ ,假定可以构造一个定义在该区域上的函数  $\psi(x, y)$  且满足

$$\begin{cases} \psi(x, y) = 100, (x, y) \text{ 落在 } C_{bone} \text{ 上} \\ \psi(x, y) = 200, (x, y) \text{ 落在 } C \text{ 上} \end{cases} \quad (1)$$

如果  $\psi(x, y)$  还具有好的一阶可微性,那么该区域中任意点  $(x_0, y_0)$  处的梯度方向可由  $n_{x_0, y_0} = \frac{\nabla \psi(x, y)}{\|\nabla \psi(x, y)\|} \Big|_{\substack{x=x_0 \\ y=y_0}} = (p, q)$  给出,另外,从初始模板的基点  $(x(\theta), y(\theta))$  开始,二维连续函数  $\psi(x, y)$  的梯度轨迹  $t \mapsto (u(t), v(t))$  应由如下一对微分方程的解给出:

$$\begin{cases} du(t)/dt = p \\ dv(t)/dt = q \end{cases} \quad (2)$$

边界条件为  $\begin{pmatrix} u(t) \\ v(t) \end{pmatrix} \Big|_{t=0} = \begin{pmatrix} x(\theta) \\ y(\theta) \end{pmatrix}$ 。显然,二维连续函数  $\psi(x, y)$  的梯度轨迹是一组从  $C$  开始向内延伸的光滑曲线,且与曲线  $C$  垂直相交,因此该梯度轨迹即可作为所要求的肌肉条曲线,但在数字图像中,只能用数值方法来求解上述方程的近似解,本文采用在  $H_1 \times H_2$  像素的图像上绘出两条不同灰度值的等值曲线来首先给出公式(1)中  $\psi(x, y)$  的边界定义,然后沿初始模板  $C$  离散采样  $N$  个点,从每个离散点开始,利用标准的有限差分-连续超松弛算法<sup>[10,11]</sup>,即公式(3)来对区域  $G$  上的函数  $\psi(x, y)$  进行网格化,最后通过解出微分方程式(式(2))来求得函数  $\psi(x, y)$  的  $N$  条梯度轨迹。

$$\begin{aligned} \psi_{i,j}^{(m+1)} &= \psi_{i,j}^{(m)} + \frac{\omega}{4} (\psi_{i-1,j}^{(m+1)} + \psi_{i,j-1}^{(m+1)} + \psi_{i+1,j}^{(m)} + \psi_{i,j+1}^{(m)} - 4\psi_{i,j}^{(m)}) \\ 1 &\leq i \leq H_1 - 1, 1 \leq j \leq H_2 - 1, 1 < \omega < 2 \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $\omega$  是松弛因子,当  $m \rightarrow +\infty$  时,  $\psi_{i,j}^{(m)} \rightarrow \psi_{i,j}$

( $1 \leq i \leq H_1 - 1, 1 \leq j \leq H_2 - 1$ )。此时,可采用行列扫描顺序或奇偶扫描顺序进行迭代。

同样地,对于  $C$  和  $C_{\text{skin}}$  之间的区域,也可求出该区域中二维连续函数  $\psi(x, y)$  的梯度轨迹即肌肉条曲线。显然,两组肌肉条曲线在基点光滑连接且均与初始模板垂直相交,对合并的肌肉条曲线再沿弧长方向按  $2M+1$  个点均匀采样,记  $B_{i,j}$  ( $i=1, \dots, N; j=-M, \dots, M$ ) 为模板坐标系中的采样点,  $B_{i,0}$  为第  $i$  条肌肉条曲线的基点,在交互式模板匹配中,设初始模板通过平移和旋转(假定模板的尺度与图像的尺度相同)以合适的位置和方向被放置于图像平面中,则模板坐标系中的采样点  $B_{i,j}$  就被映射为图像坐标系中的采样点  $\tilde{B}_{i,j} = R \cdot B_{i,j} + T$ , 其中,  $R$  为旋转矩阵,  $T$  为平移矢量。此时,参数可变形模板被离散化为  $N$  边多边形  $P(V_1, V_2, \dots, V_N)$ , 多边形的第  $i$  个顶点  $V_i \in \{\tilde{B}_{i,j}, j=-M, \dots, M\}$  ( $i=1, \dots, N$ ) 只能在第  $i$  条肌肉条曲线上移动。这样,就建立了一种具有 3 种生物组织结构、新的二维参数可变形模板  $C$ 。

为了获得离散化的模板表示,文献[7,8]都是通过模板曲线进行均匀采样来实现的。这时,若需要提高算法精度,则必须增加采样点数,以提高采样率,这必然会大大降低算法速度。为了克服上述问题,本文以多边形目标为例设计了一种比均匀采样更灵活的非均匀离散化采样方案。

(1) 首先,在图像中检测出多边形目标的角点,本文采用 Kitchen-Rosenfeld 的灰度图像角点存在性测度<sup>[12]</sup>来检测角点:

$$m(x, y) = \left| \frac{f''_{yy} f''_{xx} - 2f''_{xy} f''_{xx} f''_{yy} + f''_{xx} f''_{yy}{}^2}{(f''_{xx} + f''_{yy})^{3/2}} \right| \quad (4)$$

其中,  $f$  为图像灰度函数。

(2) 根据待检测图像中多边形目标角点的分布特征来确定模板的离散化方案。现以车辆目标为例来说明如何离散化,通过研究发现:由于①通常角点在车辆上半部分的分布相对下半部分更密集;②基点靠近车辆下底边的肌肉条曲线上的离散顶点逐渐趋于排成一条直线,而其他顶点将按照车辆的不同外形形成不同的分布状态,因此,针对车辆目标,可对其参数可变形模板的上、下两部分分别采用不同的离散采样率,即在该模板的上半部分取较多的采样点数  $N_1$ ,而在该模板的下半部分采用低的采样点数  $N_2$  ( $N_2 < N_1$ ) (如图 2 所示)。

利用上述离散化策略,只要采样点数  $N_1$  和  $N_2$  选取合适,通常就可以保证在提高轮廓提取精度的

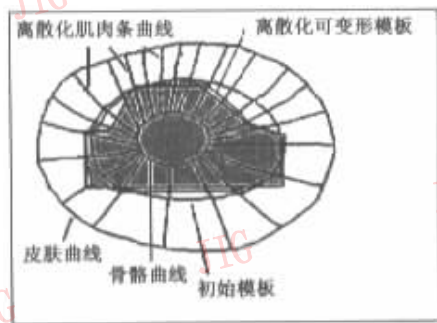


图 2 车辆目标的非均匀离散化采样方案

同时,不会大幅度增加计算量,即可有效控制算法精度与速度之间的平衡。

通常,对于形状比较简单的多边形目标(如车辆、建筑物等),采样点数  $N_1$  和  $N_2$  的取值范围一般为 20~40 和 10~20,而  $N_1$  和  $N_2$  的比值大小控制在 2 倍和 3 倍之间,就可在运算时间基本相同的情况下有效提高算法精度,具体实验结果见第 4 节。

### 3 能量函数的定义

通常,参数可变形模板的总能量函数由内部能量函数及外部能量函数构成,其中内部能量函数一般为相似性内能函数及光滑性内能函数的加权和,本文所建立的离散化可变形模板的总能量函数可表示为

$$E(P(V_1, \dots, V_N)) = \lambda_1 I_1(P(V_1, \dots, V_N)) + \lambda_2 I_2(P(V_1, \dots, V_N)) + \lambda_3 W(P(V_1, \dots, V_N)) \quad (5)$$

其中,  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  为非负权值,  $I_1$  为相似性内能函数(下同),  $I_2$  为光滑性内能函数,  $W$  为外部能量函数,各个能量函数分别定义如下:

(1) 相似性内能函数用于测量可变形模板与初始模板之间的偏移,通常内能函数都定义为

$$I_1(P(V_1, \dots, V_N)) = \sum_{i=1}^N \|V_i - \tilde{B}_{i,0}\|$$

从上述能量函数定义式可以看出,用这种方式定义的可变形模板对于模板的初始位置和形状的依赖性都很大,为了克服这个问题,本文引入了模板中心的概念,并将相似性内能函数定义为

$$I_1(P(V_1, \dots, V_N)) = \sum_{i=1}^N |\|V_i - H\| - \bar{d}| \quad (6)$$

其中,  $H = (\bar{X}, \bar{Y})$  是初始模板的中心,若将基点坐标设为  $\tilde{B}_{i,0} = (\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$  ( $i=1, \dots, N$ ), 则  $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i$ ,

$\bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{y}_i; \bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\tilde{\mathbf{B}}_{i,0} - \mathbf{H}\|$  为初始模板上的所有离散基点到中心的平均距离,  $\|\cdot\|$  是欧氏距离, 用

$$\left| \|\mathbf{V}_i - \mathbf{H}\| - \bar{d} \right| = \left| \|\mathbf{V}_i - \mathbf{H}\| - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\tilde{\mathbf{B}}_{i,0} - \mathbf{H}\| \right|$$

取代  $\|\mathbf{V}_i - \tilde{\mathbf{B}}_{i,0}\|$  可以将可变形模板对于初始位置和形状的依赖转化为可变形模板对于初始模板中心的依赖, 而初始模板中心通常与目标中心偏差较小。

从新的相似性内能函数的定义可以看出, 由于其利用的是初始动态模板中心这一整体特征, 而不是初始模板离散基点的个体信息, 因此当对能量函数进行优化时, 它既能充分利用初始模板提供的重要几何信息, 又不至于对初始模板的选取过于敏感。

(2) 光滑性内能函数用于测量多边形相邻顶点与各自基点之间的距离的差异。

$$I_2(P(\mathbf{V}_1, \dots, \mathbf{V}_N)) = \sum_{i=1}^N \left| \|\mathbf{V}_i - \tilde{\mathbf{B}}_{i,0}\| - \|\mathbf{V}_{i+1} - \tilde{\mathbf{B}}_{i+1,0}\| \right| \quad (7)$$

其中,  $\|\mathbf{V}_i - \tilde{\mathbf{B}}_{i,0}\|$  与  $\|\mathbf{V}_{i+1} - \tilde{\mathbf{B}}_{i+1,0}\|$  分别代表多边形第  $i$  个顶点和第  $i+1$  个顶点与各自的离散基点间的距离,  $\left| \|\mathbf{V}_i - \tilde{\mathbf{B}}_{i,0}\| - \|\mathbf{V}_{i+1} - \tilde{\mathbf{B}}_{i+1,0}\| \right|$  代表多边形的相邻顶点  $\mathbf{V}_i, \mathbf{V}_{i+1}$  与各自基点之间的距离的差异, 这种距离的差异越小, 说明可变形模板在这两个相邻顶点处越可能保持初始模板的光滑性。

(3) 外部能量函数用于度量可变形模板与图像中的目标之间的匹配程度。本文采用如下方法来定义一种作用域范围可扩展的外部能量函数: 首先, 设待检测目标轮廓的大部分位于阶跃边缘之上, 并用某一边缘检测算子 (如 Sobel 算子) 对图像进行相关运算, 再通过取一个合适的梯度阈值  $\eta$  来得到边缘图像和所有边缘点的集合  $S$ ; 然后, 将二维 Gaussian 函数作为作用域扩展函数给出以下每个像素点  $V$  处外部能量函数的表达式

$$\delta(V) = 1 - \max_{(\hat{x}, \hat{y}) \in S_V} \{ \exp[-(\sqrt{(x-\hat{x})^2 + (y-\hat{y})^2} / \sigma)^2] \} \quad (8)$$

其中,  $S_V = \{(\hat{x}, \hat{y}) \mid (\hat{x}, \hat{y}) \in S, \sqrt{(x-\hat{x})^2 + (y-\hat{y})^2} \leq 3\sigma\}$  为利用  $3\sigma$  原则得到的对像素点  $V$  产生影响的边缘点集合, 可从  $S_V$  中挑选出对  $V$  影响力最大的边缘点, 并将这种影响力用外部能量场的形式来表达,  $\sigma$  为作用域范围控制参数,  $\sigma$  的值可根据具体需要进行调整, 对于一般的图像而言, 可先选定较小的  $\sigma$  值 (3~7) 进行计算, 若所得最优轮廓的匹配效果仍不够理想, 可适当增大作用域控制参数

$\sigma$ , 以便使外部能量场吸引到更大范围内的模板曲线。因此, 可变形模板的外部能量函数定义为

$$W(P(\mathbf{V}_1, \dots, \mathbf{V}_N)) = \sum_{i=1}^N \delta(\mathbf{V}_i) \quad (9)$$

## 4 贪心优化算法

本文将通过修改 Williams 与 Shah<sup>[9]</sup> 提出的贪心优化 (greedy optimization) 快速算法来对上述新的参数可变形模板进行能量函数优化, 贪心优化算法几乎具有动态规划法的所有优点, 其算法稳定且不要求能量函数具有可微性, 但其对存储空间及计算量的要求不仅比动态规划法小得多, 且收敛性比遗传算法更易获得理论依据。

贪心优化算法由于主要是将式 (5) 中总能量的整体下降转化为各离散点能量的局部下降, 并忽略了它们之间的关联性, 从而减少了运算量, 因此, 它要求总能量函数能够被分解成离散点能量的和式, 且和式中的能量项仅依赖于单个离散点及其前后相邻点, 其具体使用的能量函数表达式为

$$E(P(\mathbf{V}_1, \dots, \mathbf{V}_N)) = \sum_{i=1}^N E(\mathbf{V}_i) = \sum_{i=1}^N [\lambda_1 \|\mathbf{V}_i - \mathbf{H}\| - \bar{d} + \lambda_2 \left| \|\mathbf{V}_i - \tilde{\mathbf{B}}_{i,0}\| - \|\mathbf{V}_{i+1} - \tilde{\mathbf{B}}_{i+1,0}\| \right| + \lambda_3 \delta(\mathbf{V}_i)] \quad (10)$$

根据以上模板的设计与讨论, 下面以贪心优化算法为核心, 给出了以下基于解析形式的二维参数可变形模板匹配算法的具体步骤:

输入: 初始化轮廓  $P(\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_N)$ ;

输出: 提取出的最优轮廓  $P^*(\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_N)$ ;

初始设置: 用第 2 节的方法生成初始模板后, 先提取待匹配图像的边缘图, 然后将初始模板在边缘图上平移与旋转, 并将选取的外部能量最大的位置作为初始位置, 以便得到图像坐标系中初始模板的多边形表示  $P(\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_N)$ , 最后计算初始模板的中心  $\mathbf{H} = (\bar{X}, \bar{Y})$ , 同时给定能量权值  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  及外部能量场作用域控制参数  $\sigma$ , 设  $A$  为一个很大的数。

```
do {
    Etotal = 0; E = A;
    for (i = 0; j < N; i = i + 1) // N 表示模板曲线的离散采样点数
    {
        Emin = A;
        for (j = -M; j < M + 1; j = j + 1) // 2M + 1 表示肌肉条曲线的离散采样点数
```

```

{
  E(V_i^{(j)}) = \lambda_1 \| V_i^{(j)} - H \| - \bar{d} | + \lambda_2 \| V_i^{(j)} - \tilde{B}_{i,0} \| -
  \| V_{i+1}^{(j)} - \tilde{B}_{i+1,0} \| + \lambda_3 \delta(V_i^{(j)});
  // V_i^{(j)} 表示与顶点 v_i 位于同一肌肉条曲线
  上的第 j 个采样点
  if(E(V_i^{(j)}) < E_{min})
  {
    E_{min} = E(V_i^{(j)}); j^* = j;
  }
}
将顶点 V_i 移至 V_i^{(j^*)} 处;
E_{total} = E_{total} + E_{min}; // 累加计算离散可变形模
板的总能量
}

```

```

if E_{total} < E E = E_{total};
} while(E = E_{total}). // 迭代计算的终止条件为模板的总能量
不再变化。

```

采用动态规划法进行能量优化计算的复杂度为  $O(NM^3)^{[13]}$ , 而上述贪心优化算法的复杂度仅为  $O(NM)^{[9]}$ 。

### 5 实验结果与分析

为了验证本文算法的效果,对本文提出的算法用 Matlab6.1 编程后进行了实际图像实验,部分实验结果如图 3~图 5 所示,实验过程中取能量权值  $\lambda_1 = 5, \lambda_2 = 1.0, \lambda_3 = 30$ 。



图 3 车辆图像轮廓提取结果

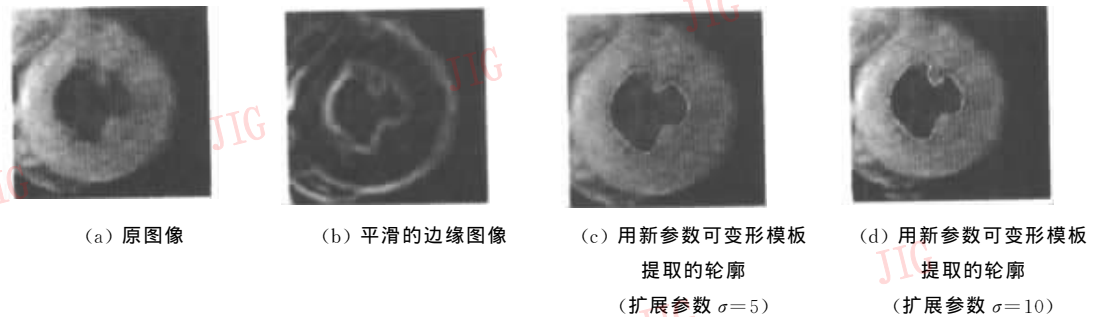


图 4 心脏 MRI 图像轮廓提取结果



图 5 建筑物图像轮廓提取结果

图 3 是对图像中的多边形目标车辆轮廓的提取结果,图 3(d)与图 3(e)均为用新的参数可变形模板提取到的目标轮廓,在运算时间基本相同(7s)的情况下,前者采用均匀离散化采样方案,而后者采用非

均匀离散化采样方案,其中,  $N_1 = 30, N_2 = 10, M = 20$ ,显然,非均匀采样在控制提取速度与提取精度之间的平衡上更具优势。

图 4 是心脏 MRI 图像左心室轮廓的提取结果,

由该图可以看出,原始图像的分辨率不十分理想。图4(c)与图4(d)均为用新的参数可变形模板提取的目标轮廓,前者的外部能量场作用域扩展参数取为 $\sigma=5$ ,而后的扩展参数取为 $\sigma=10$ ,通过对比可以发现,尽管前者提取的总体效果已经较好,但当外部能量场作用域范围适当扩大后,其提取的部分左心室轮廓可更精确地与目标轮廓相匹配(图4(a))。

图5为用新的参数可变形模板提取到的部分建筑物的轮廓,由于所要提取的对象是形状比较简单的建筑物,因此可以选择较大的离散间距来减少采样点个数,本文提取建筑物时所使用的采样参数为 $N=20, M=15$ 。

## 6 结 论

本文主要对基于解析形式的二维参数可变形模板的模板结构、形变方式、离散化方案、能量公式及优化算法等进行了研究与改进,并以生物体为原型设计了一种新的参数可变形模板匹配算法。从实验结果来看,新的匹配算法具有以下几个优点:(1)新的参数可变形模板具有三种不同的生物组织结构,且模板的形变方式可通过模板结构明确地加以控制,以使模板朝着特定的方向发生变形;(2)提出了对目标不同部分采用不同离散采样率的非均匀离散化采样方案,以有效控制提取速度与提取精度之间的平衡;(3)重新定义了相似性内能函数,不仅使新算法对初始模板的依赖性减小,且能充分利用初始模板提供的重要几何信息,同时利用 Gaussian 函数来扩展外部力作用域,并定义了一种作用域大小可调整的新的外部能量函数;(4)采用贪心优化快速算法来进行能量函数优化搜索,其对存储空间及计算量的要求均优于动态规划法。

但新的参数可变形模板仍然依赖于总能量函数中权值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 的选择,而目前还没有切实可行的方法能自适应地给出这些权值。另外,由于新的可变形模板中所采用的非均匀离散化采样方案需通过角点的分布来获得相关信息,因而不具有普通性,这些都需要作进一步的研究,以使参数可变形模板在视觉信息处理方面具有更广泛的实用性和优越性。

## 参 考 文 献

1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4):321~331.

- 2 Cohen L D, Cohen I. Finite element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1131~1147.
- 3 Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, et al. Active shape models-Their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1):38~59.
- 4 Dinggang Shen, Davatzikos C. An Adaptive-Focus Deformable Model Using Statistical and Geometric Information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 906~913.
- 5 Staib L H, Duncan J S. Boundary finding with parametrically deformable models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(11): 1061~1075.
- 6 Kriegman D J, Ponce J. On recognizing and positioning curved 3-D objects from image contours [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(12): 1127~1137.
- 7 Tagare H. D. Deformable 2-D template matching using orthogonal curves[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(1): 859~870.
- 8 赵雪春, 戚飞虎. 用可变形模板进行基于内容的图像分割算法[J]. 电子学报, 2000, 28(4):1~4.
- 9 Williams D, Shah M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation[J]. Computer Vision Graphics Image Processing, 1992, 55(1):14~26.
- 10 Pozrikidis C. Numerical Computation in Science and Engineering [M]. New York: Oxford University Press, 1998.
- 11 谢政, 李建平, 汤泽滢. 非线性最优化[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 2003.
- 12 Kitchen L, Rosenfeld A. Gray level corner detection[J]. Pattern Recognition Letters, 1982, 1:95~102.
- 13 Amini A, Weymouth T, Jain R. Using dynamic programming for solving variational problems in vision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(9): 855~867.



汤泽滢 1972年生,国防科学技术大学讲师,现为中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室博士研究生,研究方向为复杂背景下的目标识别与关键技术研究,目前的主要研究兴趣为图像分析与理解、图像分割、目标检测与识别等,已发表论文30余篇,出版学术专著1部。

E-mail:zytang@nlpr.ia.ac.cn



卢汉清 1961年生,博士生导师,现任中国科学院自动化研究所国家模式识别重点实验室研究员、模式识别国家重点实验室副主任,图像与视频分析研究组负责人,主要研究方向为图像分析与理解、图像处理及其应用、多媒体技术与信息系统等,已发表论文50余篇。

罗建书 1956年生,教授,国防科技大学理学院数学与系统科学系主任,湖南省数学学会常务理事,华中师范大学兼职教授,主要研究方向为图像处理与分析、小波分析与数据压缩、分形理论及其应用等。已发表论文30余篇,出版学术专著2部。