

主动轮廓线模型(蛇模型)综述*

李培华 张田文

(哈尔滨工业大学计算机科学与工程系 哈尔滨 150001)

E-mail: lipenhua@soim.net

摘要 在传统的计算机视觉领域,严格的各自独立的分层理论有广泛的影响.这种理论认为,底层的视觉任务的完成只能依赖于从图像本身获得的信息.Kass等人对这种模型提出了挑战,于1987年提出了称为Snake的主动轮廓线模型(active contour model).近10多年来,Snake模型在计算机视觉领域得到了广泛应用,取得了许多重要的进展.该文回顾了近10多年来Snake模型的研究、发展及应用情况,并对未来的发展方向进行了展望.

关键词 计算机视觉,主动轮廓线模型,蛇模型,变形模板,目标跟踪.

中图法分类号 TP391

在传统的计算机视觉领域,底层的任务,如边缘和线的检测、立体视觉匹配和运动跟踪等,被广泛地认为是自主的自底向上的过程.其中,MIT人工智能实验室的Marr的分层计算理论产生了广泛的影响.他认为需要3个独立的层次来表达视觉信息的处理过程,而一直到2.5维,计算只能依赖于从图像本身获得的信息进行,不可能使用高层的信息.这种严格的顺序的研究方法将视觉任务分成几个独立的阶段,但同时将底层的误差传播到了高层,没有修正的机会.而我们知道,受图像的噪声、投影等诸多复杂因素的影响,许多低层的视觉任务由于欠缺约束条件而成为病态的,没有唯一的解.

Kass等人向这种严格的各自独立的分层视觉模型提出了挑战,认为在许多图像理解任务中,底层事件的正确理解依赖于高层知识.他们试图设计这样一个能量函数:其局部极值组成了可供高层视觉处理进行选择的方案,从该组方案中选择最优的一种是由能量项的迭加来完成.这样,在寻找显著的图像特征时,高层机制可能通过将图像特征推向一个适当的局部极值点而与模型进行交互.基于这样一种思想,Kass等人在1987年提出了称为Snake的主动轮廓线模型(active contour model)^[1].Snake是能量极小化的样条,内力约束它的形状,外力引导它的行为,图像力将其拖向显著的图像特征;Snake是“主动”的轮廓线模型,它锁定在图像特征附近,准确地将它们极小化.

Snake模型的引入之处在于,它对于范围广泛的一系列视觉问题给出了统一的解决方法.在最近的十多年中,它已经被越来越多的研究者成功地应用于计算机视觉的许多领域,如边缘提取、图像分割和分类、运动跟踪、3D重建、立体视觉匹配等.但是,Snake模型的研究在国内开展得还很少.作者试图对这一领域的研究和发展进行较全面的评述,以期引起国内计算机视觉领域的研究者的广泛关注.

本文第1节阐述Snake的数学模型.第2节描述Snake模型的实现及改进.Snake模型的应用在第3节中加以说明.第4节对未来的研究方向进行展望.事实上,对第2节和第3节分开阐述是很困难的,因为Snake模型的实现、改进以及应用研究是紧密地联系在一起的.我们之所以这样做是试图将这一模型的发展尽量以一种分类的方式进行阐述.

* 本文研究得到国家自然科学基金(No. 69775007)资助.作者李培华,1971年生,博士,主要研究领域为计算机视觉,图像处理,模式识别.张田文,1940年生,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机视觉,图像处理,模式识别.

本文通讯联系人:李培华,哈尔滨 150001,哈尔滨工业大学计算机科学与工程系

本文1999-10-10收到原稿,2000-01-21收到修改稿

1 Snake 的数学模型

Snake 是在图像力和外部约束力作用下移动的变形轮廓线. Kass 等人通过构造合适的变形能 $E_s(v)$ 来定义目标的轮廓. 这里, $v(x(s), y(s))$ 表示轮廓, 代表从单位参量域 $s \in [0, 1]$ 到图像表面的映射. 同时认为轮廓上的外部力是势能 $P(v(s))$ 的微分. 这样, 轮廓上的总能量可以定义为

$$E(v) = E_s(v) + P(v), \tag{1}$$

其中

$$E_s(v) = \int_0^1 (\omega_1(s) |v_x|^2 + \omega_2(s) |v_y|^2) ds, \tag{2}$$

v 的角标表示相对于 s 的微分. $E_s(v(s))$ 定义了一个可伸长和可弯曲的轮廓 $v(s)$ 的内部变形能量, 它包括两个参数: $\omega_1(s)$ 控制轮廓的“应力”, $\omega_2(s)$ 控制轮廓的刚度. 这些参数操纵着模型的物理行为和局部连续性. 特别地, 设 $\omega_1(s_0) = \omega_2(s_0) = 0$ 允许 s_0 位置的不连续性, 设 $\omega_2(s_0) = 0$ 允许 s_0 点的切线上的不连续性. 外部势能 $P(v)$ 吸引 Snake 到显著的图像特征.

$$P(v) = \int_0^1 p(v(s)) ds. \tag{3}$$

$p(v)$ 是定义在整个图像表面 $I(x, y)$ 上的标量函数. 当不考虑外部约束力时, 若 $p(x, y) = \pm \omega_3 |G_\sigma * I(x, y)|$, Snake 将会被吸引到图像中的暗区或亮区; 若 $p(x, y) = \pm \omega_3 |\nabla [G_\sigma * I(x, y)]|$, Snake 将被吸引到图像的边缘. ω_3 控制势能的幅值, $G_\sigma * I$ 表示图像和特征密度为 σ 的 Gaussian 平滑滤波器卷积.

Snake 模型具有一些经典方法所无法比拟的优点:

- 图像数据、初始估计、目标轮廓及基于知识的约束统一于一个特征提取过程中;
- 经适当地初始化后, 它能够自主地收敛于能量极小值状态;
- 尺度空间中由粗到精地极小化能量可以极大地扩展捕获区域和降低计算复杂性.

同时, Snake 模型也有其自身的缺点:

- 对初始位置敏感, 需要依赖其他机制将 Snake 放置在感兴趣的图像特征附近;
- 由于 Snake 模型的非凸性, 它有可能收敛到局部极值点, 甚至发散.

2 Snake 模型的实现及改进

在这一领域的大多数研究工作至少涉及下列问题之一: 改善 Snake 对初始化轮廓的敏感性; 保证 Snake 能够收敛到全局极值; 改善 Snake 在能量极小化过程中的收敛速度或数值稳定性. 有的学者致力于从数学模型上加以改进, 有的学者又研究了新型的算法, 还有的二者兼而有之.

2.1 Snake 模型的算法实现

将式(1)~(3)联立, 得到

$$E(v) = \int_0^1 (\omega_1(s) |v_x|^2/2 + \omega_2(s) |v_y|^2/2 + \omega_3(s) p(v)) ds = \int_0^1 F(v, v_x, v_y) ds, \tag{4}$$

$E(v(s))$ 是 $v(s)$ 的泛函. 若 $E(v)$ 在某一确定的曲线上取得极值, 则式(4)满足 Euler 方程

$$\begin{cases} F_v - \frac{\partial}{\partial s} (F_{v_x}) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} (F_{v_{xx}}) = 0 \\ v(s) \in C^1[0, 1] \text{ 且 } v(0) = v_0, v'(0) = v'_0, v(1) = v_1, v'(1) = v'_1 \end{cases}, \tag{5}$$

这样, E 的能量极小值问题就转化为求解偏微分方程式(5).

Kass 等人用有限差分的方法在一组节点 $v_i = v(ih) (i=0, 1, 2, \dots, n-1)$ 上离散化式(5), $v_i \approx (v_{i+1} - v_i)/h$, $v_{xx} \approx (v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1})/h^2$, 得到线性方程组

$$AV = F, \tag{6}$$

其中 A 是稀疏的、带状的矩阵, F 是势能的负梯度. 对于二维问题, 用 LU 分解法解此线性方程, 计算复杂度是 $O(n^3)$, 其中 n 为离散点数(控制点数). 用有限差分近似微分以及计算数字图像上的梯度时, 使矩阵 A 及 F 都产生了摄动, 有可能改变数值解的稳定性. 同时, 为了不丢失控制点间的信息并保证平滑, 必须有足够数量的控制

点,这相应地增加了计算复杂性.因此,Cohen等人提出了Snake模型的有限元算法^[2],其基本思想是,在Sobolev空间中选取有限维子空间 $V_h = \{v_h | v_h \in C^1([0,1]) \cap v_h(x_i, x_{i+1}) \in P_3([x_i, x_{i+1}]), 0 \leq i \leq n-1\}$,其中 P_k 是小于或等于 k 的多项式线性空间,把泛函式(4)在函数空间中的极值函数作为目标轮廓的近似解.适当地选取基函数 $\varphi_i(x)$,则 $v_h(s) = \sum_{i=1}^n u_i \varphi_i(x)$,这样, $E(v) \approx E(v_h) = E[\sum_{i=1}^n u_i \varphi_i(x)]$.令 $\partial E / \partial u_i = 0$ 且考虑边界条件,可得到线性方程组

$$KU = B, \quad (7)$$

其中 K 是稀疏带状的刚度矩阵.求解该方程组得 $u_i (i=1, 2, \dots, n)$,使泛函 $E(v_h(s))$ 在 $v_h(s)$ 中取得极小值.Cohen等人的方法能够用较少的控制点来表达目标轮廓,并且增加了了解的稳定性.无论是有限差分法还是有限元法都不能保证目标轮廓收敛到全局极值,而且二者都要求 $F(v, v_s, v_{ss})$ 充分光滑,这使得它们难于引入硬约束(不可微分的约束, v_s, v_{ss} 对轮廓的约束称为软约束).

将式(1)离散化,沿着整个轮廓线的离散化能量可以写成

$$E = \sum_{i=0}^{n-1} (E_i(v_i) + E_{ext}(v_i)), \quad (8)$$

其中 $E_i = (\omega_{1i} |v_i - v_{i-1}|^2 + \omega_{2i} |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2) / 2$, $E_{ext}(v_i) = \omega_{3i} \rho(v_i)$.这样,求取能量极小过程则可以看作目标函数为式(8)的最优化过程.Amini等人提出基于动态规划的Snake算法^[3].他们将此优化过程作为离散的多步决策过程 $\{s_i\} (1 \leq i \leq n)$,第 i 步决策确定 v_{i-1} 点使 $s_i(v_{i+1}, v_i) = \min_{v_{i-1}} s_{i-1}(v_i, v_{i-1}) + (\omega_{1i} |v_i - v_{i-1}|^2 + \omega_{2i} |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2) / 2 + E_{ext}(v_i)$,轮廓上的每一点只允许移动到 $m-1$ 个其他点,极小化过程在离散网络上进行.该算法能够保证全局收敛,允许引入硬约束力,而且由于在计算的过程中只使用数据的低阶导数,算法将更稳定,但是,其计算复杂度为 $O(nm^3)$,其中 n 为控制点数, m 为单次迭代过程中控制点在邻域中移动的大小. Williams等人对动态规划算法加以改进,提出了贪心算法^[4],其计算复杂度为 $O(nm)$.该算法提高了收敛速度,同时对式(4)中的一阶项进行改进,促使控制点更均匀地分布在目标轮廓上.已有的离散网格算法在选取规格化 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 时没有给出合适的准则,在某种程度上依赖于具体的应用. Lai等人提出了MINMAX算法^[5],试图给出规格化参数的一般性准则.他们将整个轮廓线的能量定义为

$$E = \sum_{i=0}^{n-1} \lambda_i E_i(v_i) + (1 - \lambda_i) E_{ext}(v_i), \quad (9)$$

其准则为

$$E(V, \Delta) = \min_{\lambda} \sum_{i=0}^{n-1} \max E_i(v_i, \lambda_i), \quad (10)$$

其中 $\Delta = (v_0, v_1, \dots, v_{n-1})$,其基本思想是从全局的观点“最小化最大风险”,具体地说是寻找局部解 V^* ,使在所有的 λ_i 上 $E(v_i, \lambda_i)$ 的最大值最小化.真实图像和合成图像的测试表明,这一算法得到了较好的结果.

对于Snake模型的算法改进远不止于此,其他算法在此不一一详述.

2.2 Snake模型的改进

Kass等人的Snake模型,在没有图像力的情况下,将收缩为一点或一条直线.对此,Cohen等人提出了主动轮廓线的“气球”模型^[6].他在外力中增加了膨胀力

$$F = k_1 n(s) - k \frac{\nabla \rho}{\|\nabla \rho\|}, \quad (11)$$

其中 $n(s)$ 是曲线在 $v(s)$ 的单位法向量, k_1 是该力的幅值, k_1 的选择应与 k 同阶且比 k 稍小.这样,当初始化轮廓处于目标轮廓的内部时, $k_1 n(s)$ 使该轮廓膨胀并稳定地收敛于图像的边缘.该模型改善了Snake对初始轮廓的敏感性,并且能够跨越图像中的伪边缘点.Cohen成功地将此模型应用于医学图像处理中,从磁共振图像和超声图像中提取心室轮廓.对于Snake模型无法收敛到轮廓的深度凹陷部分(例如,U形物体的凹陷部分),一些研究者提出了局部自适应法扩大搜索区来解决这一问题,但效果并不理想. Xu等人提出了GVF snake (gradient vector flow snake)模型试图解决这一问题^[7].他设计了一种称为GVF力的新的外力,这种外力在整个图像域计算梯度场,并由简单的扩散方程得到.该模型提供了一种自然的机制用以扩大Snake的捕获区,同样的机制使GVF力

能将 Snake 拖向物体的深度凹陷区。

另一个对 Snake 模型的改进方向是对能量公式中的平滑性的约束,研究者们试图使轮廓的表达具有旋转及尺度不变性,同时更有效。Lai 等人设计的离散内能为^[5]

$$E_{\text{int}} = \frac{1}{l(v)} \|v_i - \alpha(v_{i-1} + v_{i+1})\|^2, \quad (12)$$

其中 $\alpha = \arccos(2\pi/n)/2$, $l(v)$ 是控制点的平均距离, $l(v) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \|v_i - v_{i-1}\|^2$ 。上式具有尺度及旋转不变性。Gunn 和 Nixon 采用了类似的策略来设计内能。在 Kass 等人的模型中,控制点是以一组有序的点集 $v_i \in \{(x_i, y_i) | i=1, 2, \dots, n\}$ 来表达的。因此,为了准确表达轮廓,必然要求较多的控制点。当用多项式拟合来表达轮廓时,产生了许多优点。在 Menet 等人提出的 B-snake 模型中^[6],目标轮廓用 B-样条来表达,这样,轮廓的表达则更有效,同时能隐式地表达角点。在没有目标轮廓的先验知识的条件下,Snake 模型可以有效地用于边缘检测和轮廓提取^[1,3,4,6]。如果已知物体的先验形状信息,Snake 模型发展为更为一般化的技术——变形模板,它在轮廓的建模和提取、边缘检测、图像的分割和分类中获得了广泛的应用。关于这方面的工作将在 Snake 模型的应用中进一步论述。

从统计学的观点考察 Snake 模型,Storvik 提出了贝叶斯 Snake 模型^[9]。在已知观测图像 z 下求物体轮廓 x 的问题,由 Bayes 规则得到

$$p(x|z) = \frac{1}{Z_x} \pi(x) f(z|x), \quad (13)$$

其中 $\pi(x)$ 是目标轮廓的先验分布,定义 $\pi(x)$ 和条件概率 $f(z|x)$ 为 Gibbs 分布

$$\pi(x) = \frac{1}{Z_x} \rho^{-U_x(x)}, \quad (14)$$

$$f(z|x) = \frac{1}{Z_e} \rho^{-U_{\text{ext}}(x,z)}, \quad (15)$$

其中 Z_x 和 Z_e 是规格化因子。联立式(13)~(15),得到

$$p(x|z) = \frac{1}{Z} \rho^{-U_S(x) - U_{\text{EXT}}(x,z)} = \frac{1}{Z} \rho^{-U(x,z)}. \quad (16)$$

这样,求取能量极小化的问题就转化为求取最大后验概率问题(MAP)。该模型的优点是允许更加灵活的关于轮廓及传感器噪声特性的模型应用于算法中。Storvik 等人使用随机采样和模拟退火的方法来计算最大后验概率,在医学图像的实验中获得了良好的结果。但是,该算法存在着收敛速度慢及退火温度中的常量 T' 难于确定等缺点。

3 Snake 模型的应用

3.1 变形模板

由于自然物体形状的多样性和复杂性以及图像的噪声等复杂因素的影响,在使用刚性模型提取图像轮廓时遇到了极大的困难。基于 Snake 模型的变形模板方法,为解决这一问题展现了令人鼓舞的前景。相对于刚性模板来说,变形模板使自己发生变形以匹配到显著的图像特征。从数学角度来看,这可以解释为有两项组成的目标函数,其中一项测量变形模板与理想轮廓的偏差,另一项衡量变形模板与相应的图像特征的匹配程度。于是,轮廓提取变成了使目标函数最大化或者最小化的最优化问题。变形模板不但能够检测出目标特征,而且能够给出目标的描述,从而将其用于分类和匹配中。

Yullie 等人使用变形模板来提取脸部特征^[10]。其中脸部特征,如眼睛和嘴等使用圆和抛物线来表达,控制模板形状的参量分别是圆心、半径和抛物线的特征参量。能量项根据输入图像的边缘强度、峰谷和峰顶来定义。模板通过动态地改变控制参量而将能量函数极小化,通过使自己变形而获得与图像的最佳匹配。但是,这种方法不能处理遮挡,而且抗噪声的能力较弱。1992年, Yullie 等人对该方法加以改进,使系统更加健壮,具有更多自由度的模板是由 Staib 等人提出来的^[11],用于检测医学图像中的轮廓。他们使用 Fourier 描述子表示开或闭的轮廓,

变形模板的系数是 Fourier 系数. 确定 Fourier 系数的概率分布描述特定的形状, 似然函数是基于模板和输入图像的卷积. Unakraborty 等人使用类似的策略, 而其似然函数同时与区域一致性和边缘强度相联系. Lai 等人着眼于从噪声图像中建模和提取任意形状的变形轮廓^[12]. 他们设计了一种稳定的可再生的形状矩阵, 具有拟合不变性和刚性运动中的唯一性, 并且将 Markov 随机场的局部特性考虑到局部变形模型中. 这样, 该模型就既能够处理由刚体运动引起的全局形变而又保持局部变形的控制能力. Lai 等人将该算法应用于手写体文字识别时取得了良好的效果. 但是在混杂的背景中, 该模型的性能下降得较为严重. Jain 等人使用变形模板从大型图像数据库中寻找输入图像的匹配^[13]. Jolly 等人使用变形模板从序列图像中对运动车辆进行自动分割和匹配^[14], 在智能车辆监测系统中对一段路程中的路况进行估计. 国内开展的 Snake 应用方面的研究还相当少. 周彦博等人使用 Snake 模型和变分法从医学图像中提取红细胞^[15], 取得了较好的效果. 贾春光等人将遗传算法用于 Snake 模型, 从 MR 图像中提取大脑皮层外轮廓线和左侧脑室^[16], 但是效果并不十分理想.

3.2 运动跟踪

在时变图像中使用 Snake 进行跟踪的思想最初是由 Kass 等人提出来的, 他们使用 Snake 模型跟踪说话的唇动. 当从动力学的角度研究 Snake 模型时, 研究工作取得了很大的进展. Terzopoulos 等人提出了主动轮廓线的 Lagrange 动力学方程^[17], 引入时变的映射 $v(s, t)$ 和动能 $\int_0^1 \mu |v_t|^2 ds$ 来表示动态的 Snake, 与变形势能联立可得

$$L(v) = \frac{1}{2} \int_0^1 \mu |v_t|^2 ds + \frac{1}{2} E(v), \quad (17)$$

同时联立 Rayleigh 耗散方程 $D(v_t) = \frac{1}{2} \int_0^1 \gamma |v_t|^2 ds$, 可以得到 Euler-Lagrange 方程

$$\mu v_{tt} + \gamma v_t - \frac{\partial}{\partial s} (\omega_1 v_s) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} (\omega_2 v_{ss}) = -\nabla p(v(s, t)). \quad (18)$$

上式具有适当的边界条件. 该方程可以解释为一种力平衡关系. 方程的左边是惯性力、拉伸力和弯曲力, 这些力和方程右边的负梯度相平衡. 图像的负梯度可以从物理上理解为将 Snake 匹配到图像数据上的一般外力. Szolowski 等人将 Snake 的动态模型作为 Kalman 滤波器的系统模型, 同时考虑了系统噪声和观测噪声模型, 提出了 Kalman snake 跟踪模型^[18]. 由于该模型受到弹性动力学模型的制约, 因此可以有效地跟踪刚体和非刚体的复杂运动. 它能够提供被跟踪物体的位置、速度、加速度和轮廓形状的详尽信息. Curwen 等人使用变形模板进行运动跟踪, 提出了动态轮廓线模型^[19], 其中变形模板通过 B-样条来表达. Curwen 等人通过与 Terzopoulos 相似的方法推出动态轮廓的 Lagrange 动力学公式, 通过对模型的振型分析准确地刻画了弹性参量和粘滞参量对跟踪行为的影响. 尽管 Kalman snake 和动态轮廓线模型已经在医学图像运动跟踪、车辆监测和机器人路径规划等领域获得了成功的应用^[20-22], 但仍有许多理论和实践上的问题有待于深入研究.

3.3 其他方面的应用

Cohen 等人将 Snake 模型进行推广, 将其用于 3D 重建^[2]. 重建表面由映射 v 来定义:

$$v: \Omega = [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow R^3 \\ (s, r) \mapsto v(s, r) = (x(s, r), y(s, r), z(s, r)). \quad (19)$$

相应地, 变形表面的总能量定义为

$$E(v) = \iint_{\Omega} ((\omega_{10} |v_x|^2 + \omega_{01} |v_r|^2 + 2\omega_{11} |v_{xr}|^2 + \omega_{20} |v_{ss}|^2 + \omega_{02} |v_{rr}|^2) / 2 + p(v(s, r))) ds dr. \quad (20)$$

泛函 $E(v(s, r))$ 取得极值时, 式(20)满足相应的 Euler 方程. Cohen 等人为了降低计算的复杂性, 对上述 3D 模型进行了简化. 令 $z(s, r) = r$, 其中 r 为序列的心脏切片图像中第 r 个切面片, 这样, 3D 心室表面就可以用序列的切片图像中的平面曲线来表达和重建了. 使用该模型, Cohen 等人从磁共振图像 (magnetic resonance images) 中对左右心室进行重建, 取得了很好的效果. 在立体视觉的应用中, 最基本的条件是建立左右两幅图像的基元对应关系——立体匹配, Kass 等人^[1]认为, 如果两幅图像中的轮廓线(基元)互相对应, 那么沿着 3D 轮廓的其他几何形状应具有相似性. 这种约束以能量泛函的形式来表达:

$$E_{\text{stereo}} = (v^L(s) - v^R(s))^2, \quad (21)$$

其中 $v^l(s)$ 和 $v^r(s)$ 分别表示左右两幅图的轮廓。Menet 等人用相似的方法对航空照片中的高架建筑,如桥梁、楼宇等进行了立体匹配^[23]。

4 讨论及展望

Snake 模型的提出给传统的计算机视觉理论及应用研究带来了新的观点和思维模式。尽管关于 Snake 模型的理论研究还很不完善,应用研究还刚刚起步,但是它所提出的新思想及其广泛的应用已经证明了它的价值。国外学者对这一新技术的研究给我们以有益的启示。我们认为,在跟踪这一领域最新研究成果的同时,应当在如下这些方面开展研究工作。

首先,应当进一步深入开展主动轮廓线模型在理论方面的研究工作。特别地,主动轮廓线的一阶和二阶项是对轮廓施加平滑性约束,但是,传统的 Snake 模型中的这两项不具有拟合不变性,因而在计算过程中必然有误差。因此,设计具有拟合不变性及拓扑不变性的轮廓形状表达式,无论对于二维问题,还是三维问题都具有重要的意义。主动轮廓线的初始化以及实现算法的收敛速度和数值稳定性仍需进一步加以深入研究。

Snake 在能量极小化过程中表现出来的动态行为使其具有广泛的适用性,特别适合于医学图像处理。作为比 Snake 模型更为一般化的技术,变形模板的应用研究具有广阔的前景。国外的关于变形模板方面的研究工作,在设计似然函数时一般都是考虑图像的边缘的或/和方向条件概率分布。但是,如果将轮廓的内外部区域特征、区域一致性、纹理、颜色,甚至运动等信息考虑进去,有可能产生更好的效果。国外同行求取最大后验概率的算法大多使用模拟退火算法,我们认为,为了使变形模板更加实用,有必要设计收敛速度更快且更具一般性的算法。

Lagrange 原理和 Kalman 滤波器技术在应用于主动轮廓线模型时,获得了健壮的跟踪器 Kalman Snake。我们有理由将该模型进一步推广用于跟踪多个目标及高速目标,这需要设计稳定的实时跟踪算法。当变形模板用于跟踪时,如果在前面的序列帧中能够建立可靠的变形模板,那么在复杂的背景下及恶劣的环境中,跟踪目标被分散的可能性大大减少了。特别地,当用 B-样条表达目标轮廓时,该模型非常适合于并行实现。我们正在从事自然环境下运动目标跟踪方面的工作,今后拟就这方面内容作进一步的研究。

参考文献

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models. In: Brady I M, Rosenfield A eds. Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision. London: IEEE Computer Society Press, 1987. 259~268
- 2 Cohen L D, Cohen I. A finite element method applied to new active contour models and 3D reconstruction from cross sections. In: Szuji S, Kak A, Eklundh I O eds. Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Vision. Osaka, Japan: IEEE Computer Society Press, 1990. 587~591
- 3 Amini A A, Weymouth T E, Jain R C. Using dynamic programming for solving variational problem in vision. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990,12(9):855~867
- 4 Williams D J, Shab M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation. CVGIP: Image Understanding, 1992,55(1):14~26
- 5 Lai K F, Chin R T. Deformable contours: modeling and extraction. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995,17(11):1084~1090
- 6 Cohen L D. On active contour models and balloons. CVGIP: Image Understanding, 1991,53(2):211~218
- 7 Xu C, Prince J L. Snakes, shapes and gradient vector flow. IEEE Transactions on Image Processing, 1998,7(3):359~369
- 8 Menet S, Saint-Mar P, Medion G B. Snakes: implementation and application to stereo. In: Fua P, Hansan A J eds. Proceedings of the DARPA Image Understanding Workshop. Pittsburgh, Pennsylvania, IEEE Computer Society Press, 1990. 720~726
- 9 Storvik G. A Bayesian approach to dynamic contours through stochastic sampling and simulated Annealing. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994,16(10):970~986
- 10 Yuille A L, Mallinan P W, Cohen D S. Feature extraction from faces using deformable templates. International Journal on

- Computer Vision, 1992,8(2):133~144
- 11 Staib L H, Duncan T S. Boundary finding with parametrically deformable models. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992,14(11):1061~1075
 - 12 Lai K F, Chin R T. Deformable contours: modeling and extraction. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995,17(11):1084~1090
 - 13 Jain A K, Zhong Y, Lakshmanan S. Object matching using deformable templates. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996,18(3):267~278
 - 14 Jolly M P D, Lakshmanan S, Jain A K. Vehicle segmentation and classification using deformable templates. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996,18(3):293~308
 - 15 Zhou Yan-bo, Zhang Guang-zhi. Deformable objects contour extraction. Acta Electronic Sinia, 1998,26(7):133~137
(周彦博,张广志.可变形物体的轮廓的提取.电子学报,1998,26(7):133~137)
 - 16 Jia Chun-guang, Tan Ou, Duan Hui-long *et al.* Medical Image registration based on deformable contour. Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics, 1999,11(2):115~119
(贾春光,谭鸥,段会龙等.基于变形轮廓的医学图像匹配方法.计算机辅助设计与图形学学报,1999,11(2):115~119)
 - 17 Terzopoulos D, Waters K. Analysis of facial images using physical and anatomical models. In: Jsujs, kak A, Ekeundh J O eds. Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Vision. Washington: IEEE Computer Society Press, 1990. 727~732
 - 18 Szeliski R, Terzopoulos D. Physically-Based and probabilistic modeling for computer vision. In: Vemuri B C ed. Proceedings SPIE 1570, Geometric Methods in Computer Vision. San Diego, CA: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 1991. 140~152
 - 19 Curwen R, Blake A. Dynamic contours: real-time active splines. In: Blake A, Yullie A eds. Active Vision. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1992. 39~58
 - 20 Amini A A, Chen Y, Curwen R W *et al.* Coupled B-snake grids and constrained thin-plate splines for analysis of 2-D tissue deformations from tagged MRI. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998,17(3):344~356
 - 21 Peterfreund N. Robust tracking with spatio-velocity snakes: kalman filtering approach. In: Marendra A, Desai U eds. Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision. Bombay, India: IEEE Computer Society Press, 1998. 512~519
 - 22 Cipolla R, Blake A. Motion planning using image divergence and deformation. In: Blake A, Yullie A eds. Active Vision. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1992. 189~202
 - 23 Cham T J, Cipolla R. Stereo coupled active contours. In: Grewe L ed. Proceedings of the International Conference on CVPR. San Juan, Puerto Rico: IEEE Computer Society Press, 1997. 1094~1099

Review on Active Contour Model (Snake Model)

LI Pei-hua ZHANG Tian-wen

(Department of Computer Science and Engineering Harbin Institute of Technology Harbin 150061)

Abstract In the field of traditional computer vision, the theory, in which the visual interpretation task comprises several levels that can be managed independently, has great influence on researchers. It presents that the information for accomplishing low level visual task can only be obtained from image itself. Kass *et al.* challenged the theory by developing an active contour model called Snake in 1987. Since then, this model has been enjoying a wide range of applications in the field of computer vision and significant advances have been made. The paper reviews the research, development and applications of the active contour model, and presents possible future research orientations.

Key words Computer vision, active contour model, snake model, deformable template, object tracking.