

基于多分辨统计模型和曲面恢复的 腹部图像分割算法

冯 筠^{1), 2)} 叶豪盛²⁾ 郭 竞¹⁾

¹⁾ (西北大学信息技术学院, 西安 710027) ²⁾ (香港城市大学计算机科学系 香港)

摘 要 针对腹部器官边缘模糊、形状差异大、小样本集合难建立统计模型等问题, 提出了基于多分辨率统计集成模型和曲面缺失数据恢复的混合图像分割算法。该算法根据器官模型的纹理特征, 建立外观轮廓模型; 并定义标志点自信度。对于自信度较高的点, 使用基于主动图像搜索和模型变形的方法进行分割; 将自信度较低的点视为未知点, 利用统计模型和自信度高的已知点进行数据恢复。实验结果表明, 该混合算法可成功地降低器官分割的平均误差。

关键词 腹部图像 图像分割 多分辨率 主动形状模型 数据恢复

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)03-481-09

An Abdominal Image Segmentation Algorithm based on Multi-resolution Statistical Model and Surface Recovery

FENG Jun^{1), 2)}, YE Haosheng²⁾, GUO Jing¹⁾

¹⁾ (School of Information and Technology, Northwest University, Xi'an 710027)

²⁾ (Department of Computer Science, City University of Hong Kong, Hong Kong, China)

Abstract The segmentation of abdominal CT series is a challenging task due to problems such as blur edges, large variance among individuals and small sample sizes. In this paper, a hybrid 3D surface segmentation algorithm based on a multi-resolution integrated model and missing data recovery technique is proposed. The appearance models to characterize the texture features around surface points are established, and the "confidence level (CFL)" for each point is defined. For the points which have high confidence, segmentation is accomplished by active image searching and model deformation. While for the points which have low confidence, instead of using unreliable edge information, data recovery technique is applied based on a statistical deformable model and available high confidence points. The experimental results demonstrate that the Hybrid-MISTO achieves the lowest segmentation error compared with a variety of state-of-the-art techniques such as Snake, ASM, and MISTO.

Keywords abdominal image, image segmentation, multi-resolution, active shape model, data recovery

0 引言

随着医学影像技术的飞速发展, 对影像数据特

别是 3 维数据的自动化处理和分析的需求日益增加。3 维医学图像可视化技术可以从 2 维图像中获取 3 维的结构信息, 为用户提供具有真实感的 3 维器官模型, 便于用户从多角度、多层次进行观察和分

基金项目: 中国博士后科学基金项目 (20070421126); 陕西省教育厅科学研究计划项目 (07JK381)

收稿日期: 2008-10-28 改回日期: 2009-04-11

第一作者简介: 冯 筠 (1972—), 女, 副教授。2006 年于香港城市大学获计算机科学博士学位。主要研究领域为医学图像处理、3 维重建、模式识别。E-mail: fengjun@nwu.edu.cn

析,在辅助医生临床诊断等方面发挥着越来越重要的作用。图像分割是医学影像数据可视化和智能分析的第一阶段,也是计算机辅助诊断、图形引导手术、虚拟内窥镜等众多医学图像应用的首要前提和关键步骤^[1]。对图像数据进行正确、合理的分割,可提取出感兴趣的器官、组织或病变体,从而实现这些被提取出的器官、组织或病变体的 3 维重建和可视化,达到辅助治疗与手术规划的目的。3 维医学图像分割技术主要有基于 2 维切片^[2]和 3 维体数据^[3]两种。由于前者无法表达切片之间的空间关系,因此,3 维影像分割已成为主流。目前的 3 维医学数据分割算法主要有基于灰度,基于边缘和基于模型的 3 类。由于成像设备的局限和组织蠕动产生的伪影和噪声,一些器官组织部分边缘在图像上表现模糊,病变体边缘不明确,给分割造成相当大的困难。

对人类视觉的研究结果表明先验知识的融入有助于理解图像。Kass 等人提出了主动轮廓线模型即 Snake^[4],为视觉先验知识融入模型提供了一个统一的解决框架。Snake 结合了物理学、几何学和概率理论,并且允许目标形状的变形,还支持高层介入和交互。大量实验结果表明,该框架可以有效地处理分割、匹配,也能够跟踪变形体的结构和运动。Cootes 提出的 2 维主动形状模型 (ASM) 则直接融入了关于目标总体结构的形状先验信息^[5]。这种方法用目标边缘的标志点的统计均值来表达轮廓,然后对准样本,利用主成分分析 (PCA) 的方法获得主要的变形模式。由于 ASM 可将检测目标的形状及纹理等先验信息紧致地包含在模型中,近年来一直是图像分割领域的热点,并很快被推广和应用于 3 维医学图像的分割^[6]。然而,3 维的 ASM 存在 3 个主要难以解决的问题,即 1) 标记问题;表面标志点标记过程需要耗费很大的人力物力,通常每个训练样本需人为标记 1 000 个以上的 3 维表面点;2) 小样本问题;由于 PCA 方法得到的模型变化模式最多为样本个数减 1,因此,可选标志点的个数往往受制于样本的个数;3) 标志点定位和点匹配问题;即器官表面难以找到大量具有独特几何或纹理特性的标志点,而且样本表面点之间的点匹配方法难以精确定义。

为解决小样本问题,Cootes 提出将有限元方法 (FEM) 和 ASM 相结合,产生一系列模拟的变化模式作为样本集合的补充^[7]。然而有限元在 3 维空

间的计算量非常大,难以达到实时的分割。Brett 发现建立模型面片之间的匹配比建立点匹配更精确和高效^[8]。Kelenen 则将 PCA 应用于球谐参数上,以建立更加紧致、表达能力更强的统计模型^[9]。Frangi 提出了一种多分辨率的心脏表面点匹配的算法^[10]。Kaus 将 ASM 应用在 CT (computed tomography) 数据的椎骨和腿骨分割上,取得较好的分割精度^[11]。

虽然 ASM 在不少类型的 3 维器官分割上取得了较好的效果,腹部软组织诸如肝脏、肾脏等器官的分割一直是学术界的难题。主要原因如下:1) 不同个体之间的软组织器官形状差异很大;2) 这些软组织器官表面边缘点周围的纹理特性比较复杂;3) 由于影像噪声和体位移动,器官的某些边缘非常模糊;4) 器官本身的形状为类圆形,很难找到足够的表面特征点或标志点。然而,随着近年来肝脏等腹部器官疾病发病率逐年提高,对腹部器官的形状分析和病灶自动化检测等应用日益迫切。因此,腹部器官的分割开始受到学者们的关注。Susomboon 提出了一种分割腹部单一器官的混合方法^[12]。首先根据纹理特征把图像像素分为两类,然后使用分裂合并分割算法处理噪声和误分类的像素。但对于大量体数据来说,此算法运算负荷太大。Laurent 等人不约而同地使用图分解的方法分别在 CT, MRI (magnetic resonance imaging)^[13] 和超声图像^[14] 中进行肝脏分割并取得了较好的效果。

本文提出了一种混合的基于多分辨率统计集成模型和曲面缺失数据恢复的腹部器官分割方法,称为 Hybrid-MISTO (multi-resolution integrated model for soft-tissue organs)。首先,使用多分辨率的集成模型 (MISTO) 描述软组织器官表面的基本轮廓和主要变化模式。MISTO 不但能从小尺寸样本集合中导出一个能够表达器官粗略轮廓的低分辨率统计模型,还能通过模型提升直接计算具有光滑曲面的高分辨率模型。同时, MISTO 中还相应集成了作为曲面标志点纹理标签的多分辨率的外观轮廓模型,以完成模型标志点在体数据中进行形变时的纹理比较和有效匹配。为解决部分器官边缘模糊难以定位的问题,根据训练样本中某个表面标志点的外观轮廓模型的稳定性及在邻域中纹理的显著程度,给每个表面点引入自信度概念。对于自信度较高的表面点,可使用迭代的图像搜索和统计模型变形的方法进行边缘提

取。而针对模糊和难以界定的边缘点, 提出利用统计模型构成的先验信息对缺失的 3 维曲面数据进行恢复。实验结果表明, Hybrid-M ISTO 的图像分割算法比 Snake, ASM 和单纯使用 M ISTO 的方法分割精度更高。

1 多分辨率的腹部器官集成模型

2006 年首次提出 M ISTO 模型^[15], 现简述如下。假定训练样本集中已有 M 个器官模型及相应的 CT 图像切片序列 (一般采用手动或半自动方法获得^[16])。定义原始模型为高分辨率 (R) 模型, 记为 SM_R , 其中表面点的个数记为 N_R 。低分辨率模型可从原始模型中经过下采样获得。记第 r 级低分辨率模型为 SM_r , 包含 N_r 个表面点。其中 SM_1 代表最粗糙的器官模型。同时, 利用传统的塔形分解方法, 可得到每个样本的 R 级多分辨率图像序列, 记为 $I_r^k (1 \leq r \leq R; 1 \leq k \leq M)$ 。

1.1 多分辨率的 3 维形状模型

如前所述, ASM 的小样本问题来源于样本数目比较小 (例如 $M < 30$) 的时候, 从具有很多表面点的高分辨率模型 (如 $N_R > 2\ 000$) 中得出的 ASM 无法完整表达样本的主要变化。而且腹部器官样本之间较大的差异和噪声也导致 ASM 模型表面的光滑性难以保证。本文提出多分辨率的统计模型 (MSM) 构建策略, 即从低分辨率 ASM 开始, 通过“模型提升”逐步获得理想和光滑的高分辨率的 ASM 模型。由于 N_1 较小 (一般小于 100), 很容易建立不同样本 $SM_1^k (1 \leq k \leq M)$ 之间的点匹配关系, 所获得的结果 ASM 模型的光滑性及主要形状的表达也能够保证。 SM_{r+1}^k 的点匹配可基于 SM_r^k 建好的点匹配和采样 (插值) 顺序获得。具体的步骤如下:

1) 使用传统的 ASM 方法^[5], 将训练样本模型 $SM_1^k (1 \leq k \leq m)$ 配准、计算均值和协方差矩阵, 并进行主成分分析 (PCA), 获得其最主要的 t_1 个变化模式。记为 MSM_1 。其中训练样本中的每个模型可表达为

$$SM_1^k = \overline{SM}_1 + P_1 b_1 \quad (1)$$

式中, $P_1 = (p_1^1 p_1^2, \dots, p_1^{t_1})$ 为协方差矩阵的 t_1 个主成分特征向量, $b_1 = (b_1^1, b_1^2, \dots, b_1^{t_1})$ 为权值向量, \overline{SM}_1 表示均值。对 b_1 参数的改变导致模型形状的变化, 适当地调整 b_1 的大小可产生新的 GM 模型 (generated

model) 并将模型的形状变化控制在和训练样本集相似的范围之内。权值参数 b_1 可由

$$b_1 = P_1^T (GM_1 - \overline{SM}_1) \quad (2)$$

计算, 这是由于 P_1 为正定矩阵, 有 $P_1^T = P_1^{-1}$ 。一般取 $-3\sqrt{\lambda_j} \leq b_j^1 \leq 3\sqrt{\lambda_j} (1 \leq j \leq t_1)$, λ_j 为相应模式的特征值。并令低分辨率模型样本个数为 $M_1 = M$ 。

2) 为建立高分辨率 ASM 模型即 MSM_{r+1} , 定义“模型提升 (model upgrading)”过程, 包含如下步骤:

1) 生成第 r 分辨率的样本集。

通过改变特征参数 b_r 生成一系列 (M_{r+1} 个) 新的低分辨率样本模型 GM_r^k (式 (1)) ($2M_r \leq M_{r+1} \leq SM_r$)。

2) 导出第 $r+1$ 分辨率的样本集。

GM_{r+1}^k 由 GM_r^k 通过插值获得, 可根据模型几何形状的复杂性采用双线性插值或者非线性插值。插值在模型的 X - Y 平面和切片轴方向 (Z) 同时进行。

3) 计算 MSM_{r+1} 。

使用训练集 GM_{r+1}^k , 计算 MSM_{r+1} , 方法和步骤 1) 相同。即可得

$$GM_{r+1}^k = \overline{MSM}_{r+1} + P_{r+1} b_{r+1} \quad (3)$$

3) $r = r+1$, 返回步骤 2) 直到 $r = R$;

上面的 3 个步骤保证能从较小的样本个数中顺序生成由低到高分辨率的模型序列。由于 MSM_r 和 MSM_{r+1} 基本上由相似的样本群体计算, 得出的特征向量和主要变化基本相同。和传统的 ASM 相比, MSM 的优点是可以保证生成模型表面的光滑性, 并能表达训练样本集合中的主要的且为全局性的形状模式。

1.2 多分辨率的 3 维外观模型

为了在 3 维器官分割的时候把 1.1 节定义的 MSM 模型的表面点与 3 维体数据的纹理特征进行匹配, 并根据匹配结果对模型做出适当形变, 可将 2 维的主动外观模型 (AAM)^[17] 推广到 3 维 MAM (multi-resolution appearance Model)。和文献 [17] 不同的是, 本文并没有使用 AAM 进行图像的全局描述和匹配, 而是利用其紧致的描述方式作为腹部器官 MSM 表面标志点的纹理“标签”。为和 MSM 有效集成, 每个 (第 r 个分辨率模型的第 l 个) 表面点 v_r^l 都将根据训练样本中该点的邻域体数据纹理特征定义一个相应的 MAM_r^l 。

首先, 定义表面点的外观为沿曲面法向量方向的梯度剖面轮廓 g (如图 1(a))。表面点邻域的局

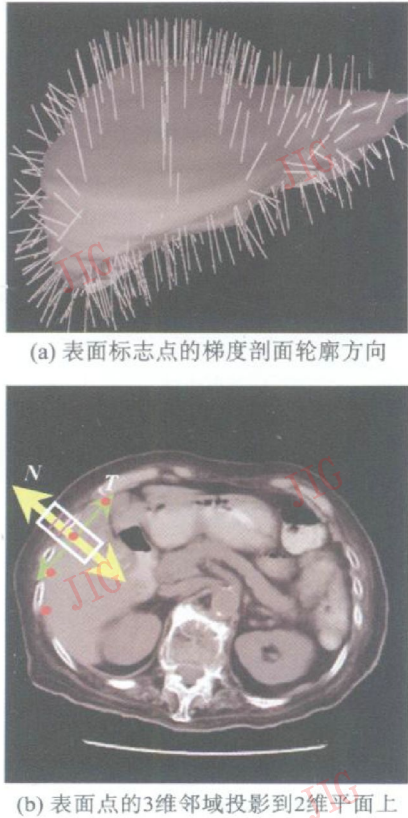


图 1 肝脏器官表面标志点的梯度剖面轮廓方向 (法向量方向) 和 3 维邻域投影

Fig. 1 Surface normals and 3D projection rectangular region around a surface point

部概貌可由训练样本相应标志点的剖面轮廓的均值和经过 PCA 选择的梯度变化主成分模式来体现。如图 1(b)所示,为了显示方便,可将体数据表面点的 3 维邻域投影到 2 维平面上。表面标志点的立体邻域分别由曲面法向量(粗黄线),器官边缘的切线(绿细线)和图像切片的轴方向决定。图 1(b)中的红点代表一个模型的表面标志点。为了滤除噪声并获得点周围纹理情况更紧密的定义,立体的区域沿曲面法向量划分为 d 个网格(图 1(b)中的粉红细线),而表面点的 1 维外观模型由每个网格中的梯度平均值计算而得。对第 r 级分辨率模型中的第 l 个表面点,计算所有训练样本的 1 维外观模型 $g_r^l(k)$ ($1 \leq k \leq M$) 的均值 g_r^l 及 $d \times d$ 的协方差矩阵 $S_{g_r^l}$ 。类似 1.1 节步骤 1) 的方法,使用 PCA 得到该点邻域外观轮廓的特征值 $\lambda_{g_r^l}$ 和特征向量 $P_{g_r^l}$,并可计算 $t_{g_r^l}$ 个训练样本集中该邻域的主要变化模式参数 $b_{g_r^l}$ 。即第 r 级分辨率模型中的第 l 个表面点的 1 维外观模型 MAM_r^l 可表达为

$$g_r^l = g_r^l + P_{g_r^l} b_{g_r^l} \quad (4)$$

1.3 基于多分辨率 3 维外观模型的表面标志点的自信度定义

如前所述,腹部软组织器官表面往往只能定义一些几何或者纹理突出的标志点,其他的标志点只能通过估算或者插值获得。也就是说,一些表面点在搜寻体数据目标位置的形变过程中根本无法准确定位,造成分割的误差偏大。为了解决这个问题,定义表面点在图像分割意义上的自信度 (CFL),将表面点在器官分割中的难易程度的视觉先验知识量化并融入到统计模型中。在后续的标志点形变中,自信度作为模型变形先后次序和使用何种算法得到分割结果的主要依据。

自信度概念首先由 Shen 等人在脑部组织的分割应用中提出^[18]。在他们的工作中,具有较大梯度值并较为显著独立的边缘被赋予较高的自信度值。然而,这种定义对于在图像中灰度值范围不唯一和周围器官紧邻或者重叠并且邻域纹理比较复杂的腹部软组织器官并不适用。本文提出基于 MAM 的表面标志点自信度定义。图 2 使用伪彩色的形式显示了肝脏器官表面点的自信度。假设 $v_r^l(i)$ ($1 \leq i \leq n_r^l$ 简写为 v_r^l) 为第 r 级分辨率模型中的第 l 个表面点的第 i 个一阶近邻点^[19],其外观模型为 $MAM_r^{v_i}$ 。记第 k 个样本的该标志点的外观轮廓为 $g_r^{v_i}(k)$ 。由于特征向量的正定性,该轮廓相对于 $MAM_r^{v_i}$ 的权值参数可计算为

$$b_{g_r^{v_i}}(k) = |P_{g_r^{v_i}}|^T (g_r^{v_i}(k) - \overline{g_r^{v_i}}) \quad (5)$$

式中, T 为矩阵转置。则第 r 级分辨率模型中的第 l 个表面点的分割自信度定义为

$$\xi_{CFL}(v_r^l) = \frac{1}{M n_r^l t_{g_r^l}} \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{n_r^l} \frac{|b_{g_r^l}(j, k) - b_{g_r^{v_i}}(j, k)|^2}{\lambda_{g_r^l}(j)} \quad (6)$$

即一个表面点的自信度定义为该点的外观轮廓模型



(黑色代表较大 CFL 白色代表较小 CFL)

图 2 肝脏器官表面自信度伪彩色显示

Fig. 2 Liver model rendered by the confidence levels

和其一阶近邻标志点的外观轮廓模型的差异, 并使用相应的特征值进行归一。这意味着如果一个表面点的外观轮廓模型比较稳定, 并且与周围近邻点的外观轮廓差异比较大, 说明此表面点的纹理特征比较显著, 将会获得一个较大的图像分割自信度。在实际应用中, CFL 计算得到的连续数值进一步归类到 1~5 级。

2 基于多分辨率集成模型的腹部器官分割策略

引言中, 定义了多分辨率的集成模型 M_{ISTO} , 其中包括 R 个多分辨率的形状模型 MSM 和每个形状模型表面标志点的纹理标签 MAM 及对每个表面点在体数据定位时的 δ_{CFL} 估计。下面描述基于多分辨率集成模型 M_{ISTO} 的腹部器官图像分割策略^[15]。

2.1 模型形变时的能量函数定义

在基于主动形状模型的图像分割中, 外部能量函数的作用是度量模型表面点纹理和具体要进行分割的体数据待查点纹理之间的差异程度。最后将模型表面点变形到差异最小的体素位置。在 1.2 节中, 已使用 MAM 紧致的表达点邻域的纹理特征的先验知识。假设训练样本中每个表面点的外观轮廓是一个随机向量, 并服从正态分布, 外部能量函数定义为权值向量距离外观模型均值的曼氏距离, 即

$$E_{data}(v_r^l) = \sum_{j=1}^{t_{g_l}} \frac{b_{g_l}(j)}{\lambda_j} \quad (7)$$

最小化 E_{data} 相当于最大化体数据中当前待查体素的外观轮廓和先验知识中的某个表面标志点的外观轮廓模型来自同一概率分布的可能性。此能量函数值进一步归一到 0 到 1, 并限定 $-5\sqrt{\lambda} \leq b_{g_l} < 5\sqrt{\lambda}$ 。

为控制模型形变时的光滑性, 选择了通用的一阶和二阶曲面导数的组合作为光滑能量函数^[1], 即

$$E_{smooth}(v(s)) = |\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2 / 2 \quad (8)$$

式中, $\alpha(s)$, $\beta(s)$ 是分别控制曲线的弹力和硬值度的参数, 操纵着模型的物理行为和局部连续性。

综上所述, 基于多分辨率集成模型的能量函数为

$$E_{M_{ISTO-Defom}} = \omega_{data}E_{data} + \omega_{smooth}E_{smooth} \quad (9)$$

式中, $\omega_{data} + \omega_{smooth} = 1$ 。

2.2 基于集成模型的体数据搜索和模型变形算法

如图 3 所示, 基于多分辨率集成模型的模型变形即图像分割策略分为两个嵌套迭代过程, 即分辨率迭代过程和基本变形迭代过程。首先将低分辨率均值模型放在低分辨率图像序列 I_r 中准备变形, 这个初始化过程有很多算法可以实现^[20]。在图像分割的初始阶段, 只有少数最高自信度 ($\delta_{CFL} = 5$) 的低分辨率模型的表面标志点在体数据中搜索使 $E_{M_{ISTO-Defom}}$ 值最小的匹配体素, 搜索算法可采用贪食法^[21]。其余点的形变位置则通过仿射变形 (包括旋转、平移和缩放) 和训练时建好、融入先验知识的 MSM 进行模型校正获得^[15]。假设 GM_r 为原始模型位置向量, CM_r 为模型形变之后的位置向量 (其中自信度 $\delta_{CFL} = 5$ 的标志点已经发生位移, 其余点保持不动), 仿射变形矩阵 A 可由如下公式计算:

$$A = (GM_r \cdot GM_r^T) (CM_r \cdot CM_r^T)^{-1} \quad (10)$$

进一步, MSM_r 模型参数可由:

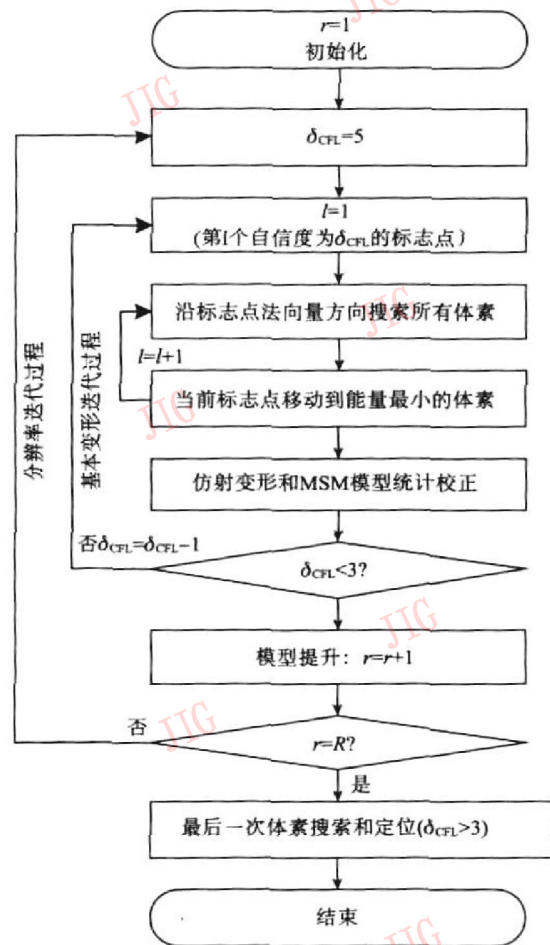


图 3 图像搜索和模型变形算法流程图
Fig. 3 The flow chart of the deformation scheme and image searching

$$b_r^{adjust} = P_r^T (A \cdot \widehat{CM}_r - \overline{SM}_r) \quad (11)$$

得到。这样, 经过一次图像搜索和变形过程, 原始模型 GM_r 变形为

$$GM_r^{adjust} = \overline{SM}_r + P_r b_r^{adjust} \quad (12)$$

基本变形迭代过程每次循环自信度 ξ_{FL} 减 1, 至自信度 ξ_{FL} 等于 3 为止。

当低分辨率的模型找到当前能量最小值之后, 图像分割算法将使用较高分辨率模型 MSM_{r+1} 并转移到较高分辨率的体数据 I_{r+1} 中进行。整个分辨率迭代过程循环到 $r=R$ 为止。需要注意的是, 整个迭代完成之后, 最高分辨率的变形模型上自信度 $\xi_{FL} \geq 3$ 的标志点需要再搜索一次最小能量位置 (这次不进行放射变换和模型校正), 以确保自信度比较高的点, 基本准确定位到了相应器官边缘位置。

3 基于统计模型曲面缺失数据恢复算法

第 1 节所述的图像分割策略以迭代的方式, 已将自信度较高的边缘标志点移到了相应的体数据位置当中。然而, 对于模糊的或者和其他软组织器官紧邻的边缘, 使用体数据搜索的方法往往失败。而且, 由于模糊的边缘点往往是连续存在的, 即较大范围的低自信度表面点无法正确定位到边缘, 而依靠仿射变换或者模型校正的计算“拉”到目标位置。造成较大的分割误差。本文提出使用基于统计模型的缺失数据恢复方法进行低自信度点的定位。基本思想是放弃对即使视觉上都难以界定的边缘进行分割, 将低自信度的边缘点视为缺失数据, 将高自信度、已在图像搜索过程中准确定位的表面点视为已知数据, 根据先前建立的统计模型所包含的先验知识, 对未知数据进行估计和恢复^[22, 23]。本文采用^[4]中的数据恢复算法进行模糊边缘点的恢复, 完成整个腹部器官的图像分割。

设 $C = (C_1, \dots, C_n)$ 为高自信度的已知表面标志点, $V = (V_1, \dots, V_m)$ 是要计算的模糊未知边缘的点, 不失一般性, 将模型的标志点重新排序, 可得到:

$$\begin{pmatrix} C_1 \\ \vdots \\ C_n \\ V_1 \\ \vdots \\ V_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \overline{C}_1 \\ \vdots \\ \overline{C}_n \\ \overline{V}_1 \\ \vdots \\ \overline{V}_m \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} P_{1,1} & \dots & P_{1,n+m} \\ \vdots & & \vdots \\ P_{n+m,1} & \dots & P_{n+m,n+m} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \\ b_{n+1} \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix} \quad (13)$$

$$\text{其中 } P = \begin{pmatrix} P_{1,1} & \dots & P_{1,n+m} \\ \vdots & & \vdots \\ P_{n+m,1} & \dots & P_{n+m,n+m} \end{pmatrix} \text{ 是特征向量}$$

组成的特征矩阵, $b = (b_1, \dots, b_n, b_{n+1}, \dots, b_m)$ 是统计模型的权值参数, 经计算可得:

$$\begin{pmatrix} C \\ d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P_C & 0 \\ P_V & -I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b \\ V \end{pmatrix} \quad (14)$$

其中

$$P_C = \begin{pmatrix} P_{1,1} & \dots & P_{1,t} \\ \vdots & & \vdots \\ P_{n,1} & \dots & P_{n,t} \end{pmatrix}$$

$$P_V = \begin{pmatrix} P_{n+1,1} & \dots & P_{n+1,t} \\ \vdots & & \vdots \\ P_{n+m,1} & \dots & P_{n+m,n+m} \end{pmatrix}$$

式 (14) 为线性方程, 当 $t = n$ 时, 有 $m + n$ 个方程, $m + n$ 个未知数, 方程有唯一解; 当 $t < n$ 时, 可用最小二乘法来解这个线性方程, 结果为 (详细推导过程见^[21]):

$$b = (Id - P_V' P_V)^{-1} P_C' C; V = P_V (Id - P_V' P_V)^{-1} P_C' C \quad (15)$$

$(Id - P_V' P_V)^{-1}$ 是对称正定矩阵, 因此它总是可逆的。式 (15) 给出了未知模糊边缘点 V 和形变参数 b 的计算方法。

4 实验结果和分析

使用肝脏作为典型的腹部软组织器官, 来测试本文提出的基于集成模型和曲面缺失数据恢复的混合分割方法 (Hybrid-M ISTO)。样本集合中包含 13 个手工标注的肝脏模型和相应的 CT 图像序列。根据原始模型表面点的个数, 取三级分辨率即 $R = 3$ 模型的表面点数据从高到低分别为 $N_3 = 1474$, $N_2 = 396$, $N_1 = 98$ 。3 种分辨率的图像大小分别为 256×256 , 128×128 及 64×64 。测试则采用两个典型样本 (样本 1 和样本 2)。样本 1 为正常肝脏, 并和均值模型较为相似; 样本 2 则为病态肝脏; 选取这两个样本是为了测试模型的通用特性和在极端状态下的表现。进行图像分割的时候, 首先把低分辨率均值模型放在低分辨率的图像数据中变形迭代, 然后模型提升, 转入较高分辨率图像中继续变形。对于 $\xi_{FL} < 3$ 的表面点, 放弃图像搜索, 进行数据恢复。

在实验中, 定义误差量纲为分割模型和手工标

注模型相应表面点之间的欧氏距离, 单位为像素, 即

$$dis(V, V') = \|V - V'\| \quad (16)$$

为了使每个步骤中的 3 维分割结果具有可比性, 将误差率定义为距离/图像尺寸 (图像尺寸为 64 128 256)。对每组实验, 分别计算平均误差、平均误差率、最大误差、最大误差率等 3 维分割指标。如果某表面点的分割误差小于 1%, 认为属于最佳分割; 如果某表面点的分割误差小于 5%, 认为属于较好分割。进而计算最佳分割点和较好分割点占待分割点总数的比

例, 得到最佳分割率和较好分割率。

表 1 给出了 Hybrid-M ISTO 算法分割的各个步骤分割后的结果模型和手工标注的模型相应表面点之间误差指标。从表 1 中可以看出, 即便对于形状比较特殊的病态肝脏, 算法依然能够得到较为稳定的分割结果。由于不同分辨率的统计模型基本上是来自同类样本集合, 即不同分辨率的统计模型的变化模式基本是一样的, 不同分辨率的分割结果误差率基本保持一致。其主要原因是小样本的统计模型

表 1 Hybrid-M ISTO 各步骤及最后未知数据恢复后的误差对比

Tab. 1 Error comparisons after each steps of Hybrid-M ISTO and data recovery

样本	图像分辨率	平均误差	平均误差率 /%	最大误差	最大误差率 /%	最佳分割率 /%	较好分割率 /%
1	64 × 64 分辨率 (r= 1)	2.6	4.1	8.6	13.5	11.3	70.0
	128 × 128 分辨率 (r= 2)	5.8	4.5	26.5	20.3	8.5	67.6
	256 × 256 分辨率 (r= 3)	11.5	4.5	56.7	22.2	10.3	66.7
	最后一次搜索定位	6.4	2.6	64.1	25.0	17.5	85.5
	未知数据恢复后	3.7	1.5	19.3	7.5	18.8	90.3
2	64 × 64 分辨率 (r= 1)	2.7	4.3	7.3	11.3	5	72.5
	128 × 128 分辨率 (r= 2)	5.4	4.2	26.9	21	5.4	69.5
	256 × 256 分辨率 (r= 3)	10.2	4.0	49.9	19.5	5.5	72.3
	最后一次搜索定位	7.5	2.9	50.2	19.6	19.8	84.7
	未知数据恢复后	5.6	2.2	28.5	11.1	19.5	91.7

表 2 7 种相关分割算法的性能比较

Tab. 2 The performance comparisons of seven segmentation algorithm

样本	方法	平均误差	最大误差	最佳分割率 /%	较好分割率 /%
1	Snake	14.3	98.4	2.6	35.3
	ASM	10.8	72.4	4.5	43.8
	单分辨率 ASM 结合 AAM 和 CFL	8.9	63.0	6.2	58.5
	多分辨率 ASM 结合 CFL	8.2	62.4	11.1	67.3
	多分辨率 ASM 结合 AAM	7.3	69.7	15.6	61.2
	多分辨率 ASM 结合 AAM 和 CFL(M ISTO)	6.4	64.1	17.5	85.5
	混合多分辨率算法 (Hybrid-M ISTO)	3.7	19.3	18.8	90.3
2	Snake	18.7	92.0	1.1	28.5
	ASM	11.2	87.9	3.9	40.3
	单分辨率 ASM 结合 AAM 和 CFL	13.1	72.0	8.4	52
	多分辨率 ASM 结合 CFL	10.4	64.5	14.3	65.3
	多分辨率 ASM 结合 AAM	8.3	68.3	13.2	64.7
	多分辨率 ASM 结合 AAM 和 CFL(M ISTO)	7.5	50.2	19.8	84.7
	混合分辨率算法 (Hybrid-M ISTO)	5.6	28.5	19.5	91.7

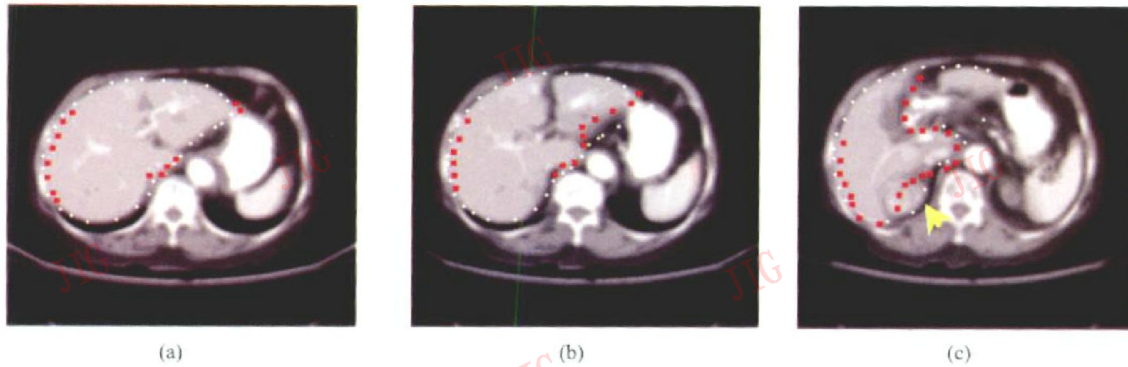


图 4 M ISTO 算法和 Hybrid-M ISTO 算法的分割结果比较

Fig. 4 The Comparisons of M ISTO and Hybrid-M ISTO

限制了某些点的迁移。经过最后一次搜索定位和自由变形之后,最佳分割率和较好分割率就大大提高了。经过曲面恢复步骤,分割的平均误差进一步减小,最佳分割率略有提高,而较好分割率得到了进一步的提高。证明了曲面恢复步骤的重要性。表 2 则显示了包括 Snake, ASM, M ISTO 等 6 种算法和本文提出的 Hybrid-M ISTO 之间的性能比较。从表 2 中可以看出,不管对正常的肝脏数据,还是病态的肝脏数据,混合算法的分割效果在各方面指标上优于其他几种算法。尤其是在平均误差率方面表现甚佳。由于算法的后期只对低自信度点进行恢复,最佳分割率和 M ISTO 相比变化不大。但是很多大误差的点,确实在这一步骤中被“拉”回到了较好的分割位置。这一点在较好分割率指标的提高上,得到了充分的验证。

图 4 显示了几幅 CT 腹部器官序列的代表图像和分割结果,其中白色的十字点是高自信度点 ($\delta_{FL} \geq 3$),即通过 M ISTO 方法搜索到边缘的结果。红色的矩形点为低自信度点 ($\delta_{FL} < 3$),即通过曲面恢复的方法获得的边缘分割结果。从结果可以看出,曲面恢复会把在基于图像搜索方法中易陷入错误边缘表面点根据统计模型中的先验知识拉回到离真正边界比较近的位置,从而降低的分割结果的误差。这一点在图 4(c)中尤为明显。黄色箭头所指位置由于肝脏和肾脏紧邻,搜索算法收敛到了错误的肾脏边界。而恢复算法根据统计模型,将边缘点拉回了靠近真正边缘的位置。然而,由于恢复算法并没有再融入任何的纹理信息,得出的结果模型某些表面点的位置有时并不在梯度的较大值处。

实验中发现高自信度点的准确性对初始的分

割及对后续的步骤有较大影响。首先,高自信度点的定义应该严格的。然而,过少的高自信点会造成初始模型已知点的不足。如何找到最为合适的定义方法还值得进一步研究。此外,根据计算自信度的式(6),某些点在训练样本中的纹理较为复杂,则自信度比较低。自信度较低的点,由于很难找到边缘,所以采用数据恢复的算法进行恢复。但对于图 4 所示的这种情况来说,虽然有些点自信度较低,但在该样本图像中,边缘恰恰是能够找到的。对于这种点来说,在后续的研究中,可采用简单的 Snake 算法,将这类点在小范围内,根据纹理和梯度等信息收敛到边缘。

5 结 论

提出了一种基于多分辨率统计集成模型和曲面缺失数据恢复的混合腹部器官图像分割算法。该算法在建立多分辨率主动形状模型和外观轮廓模型的基础上,定义了腹部器官表面点在图像分割难易意义上的自信度。对于分割自信度较高的点,采取基于多分辨率统计集成模型的主动图像搜索和模型变形算法;对于边缘模糊、和周围器官粘连的表面点,利用统计模型的先验知识和已精确定位的高自信度点进行缺失数据恢复。实验结果表明,和传统的 Snake, ASM 和作者之前提出的 M ISTO 相比,该混合算法可成功地降低器官分割的平均误差率。然而,基于统计模型的数据恢复也存在只包含了几何先验知识,未重新考虑纹理先验知识的缺点。包含更多已知信息的统计模型及相应的数据恢复算法,应该是未来研究的主要方向。

参考文献 (References)

- [1] He H uiguang, Tian Jie, Zhao M ingchang, et al. A 3D medical imaging surface reconstruction scheme based on segmentation [J]. *Journal of Software*, 2002, 13(2): 219-226. [何晖光, 田捷, 赵明昌, 等. 基于分割的三维医学图像表面重建算法 [J]. 软件学报, 2002, 13(2): 219-226.]
- [2] Lu Renzh i, Song Z ijian, Tang H oujun. Segmentation of CT series image and reconstruction of segmented result [J]. *Computer Engineering*, 2003, 29(3): 152-154. [陆仁枝, 宋志坚, 唐厚君. CT 序列图像分割的实现及分割结果的重建 [J]. 计算机工程, 2003, 29(3): 152-154.]
- [3] He X iaoqian, Chen Leiting, Shen Binbin, et al. Survey of 3D segmentation algorithms for medical images [J]. *Application Research of Computers*, 2007, 2: 13-16. [何晓乾, 陈雷霆, 沈彬斌, 等. 医学图像三维分割技术 [J]. 计算机应用研究, 2007, 2: 13-16.]
- [4] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [5] Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H. Active shape models—their training and applications [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1): 38-59.
- [6] Hill A, Thomham A, Taylor C J. Model-based interpretation of 3-D medical images [C] // *Proceedings of the 4th British Machine Vision Conference*. Guildford, England: the British Machine Vision Association, 1993: 339-348.
- [7] Cootes T F, Taylor C J. Combining point distribution models with shape models based on finite element analysis [J]. *Image and Vision Computing*, 1995, 13(5): 403-409.
- [8] Brett A D, Taylor C J. A method of automated landmark generation for automated 3-D PDM construction [J]. *Image Vision Computing*, 2000, 18(9): 739-748.
- [9] Kelenen A, Székely G, Gerig G. Three-dimensional model-based segmentation of Brain MRI [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, 18(10): 828-839.
- [10] Rueckert D, Frangi A F, Schnabel J A. Automatic construction of 3D statistical deformation models using non-rigid registration [C] // *Proceedings of the 4th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Berlin, Heidelberg, Germany: Springer LNCS 2208, 2001: 77-84.
- [11] Kaus M R, Pekar V, Lorenz C, et al. Automated 3-D PDM construction from segmented images using deformable models [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(8): 1005-1013.
- [12] Susomboon R, Raicu D S, Furst J D. Automatic single-organ segmentation in computed tomography images [C] // *Proceedings of the 6th International Conference on Data Mining*. Philadelphia, USA: CSREA Press, 2006: 1081-1086.
- [13] Massoptier L, Casciaro S. Fully automatic liver segmentation through graph-cut technique [C] // *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Stoughton, WI, USA: The Printing House, 2007: 5243-5246.
- [14] Esneault S, Hraiech N, Delabrousse E. Graph cut liver segmentation for interstitial ultrasound therapy [C] // *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Stoughton, WI, USA: The Printing House, 2007: 5247-5250.
- [15] Jun Feng, Horace H S Ip. MISTO: A multi-resolution deformable Model for segmentation of soft-tissue organs [C] // *Proceedings of the International Conference on Image Processing*. GA, USA, Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 1909-1912.
- [16] Gui T Y, Huang L L, Shimizu A. Liver segmentation for CT images using an improved GGVF-snake [C] // *Proceedings of the International Conference on Instrumentation, Control and Information Technology*. Annual Conference SICE, Takamatsu, Kagawa University, JAPAN: IEEE, 2007: 676-681.
- [17] Cootes T F, Taylor C J. Using grey-level models to improve active shape model search [C] // *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 1994: 63-67.
- [18] Shen D, Herskovits E H, Davatzikos C. An adaptive-focus statistical shape model for segmentation and shape modeling of 3-D brain structures [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(4), 2001: 257-270.
- [19] Feng J, Ip H H. Iterative 3D point-set registration based on hierarchical vertex signature (HVS) [C] // *Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*. Berlin, Heidelberg, Germany: Springer, 2005: 279-286.
- [20] Lai K F, Chin R T. Deformable contours: modeling and extraction [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(11): 1084-1090.
- [21] Williams D J, Shah M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation [J]. *CVGIP: Image Understanding*, 1992, 55(1): 14-26.
- [22] Ou Xiaozhe, Geng Guohua, Feng Jun, et al. 3D biomedicine data restoration based on statistical deformable model [J]. *Computer Engineering*, 2009, 35(7): 209-211. [欧小哲, 耿国华, 冯筠, 等. 基于统计变形模型的 3 维生物医学数据恢复 [J]. 计算机工程, 2009, 35(7): 209-211.]
- [23] Jun Feng, He Qinzheng, Horace Ip. Data recovery for medical organs based on a joint statistical deformable model that incorporates the prior knowledge of the missing data [C] // *Proceedings of the 5th International Conference on Visual Information Engineering*. Xian, China: IEEE Press, 2008: 397-402.