



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 105957066 A

(43)申请公布日 2016.09.21

(21)申请号 201610258406.9

(22)申请日 2016.04.22

(71)申请人 北京理工大学

地址 100081 北京市海淀区中关村南大街5号北京理工大学

(72)发明人 艾丹妮 杨健 王涌天 丛伟建 付天宇 张盼 王泽宇

(74)专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

代理人 李相雨

(51)Int.Cl.

G06T 7/00(2006.01)

G06T 7/40(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

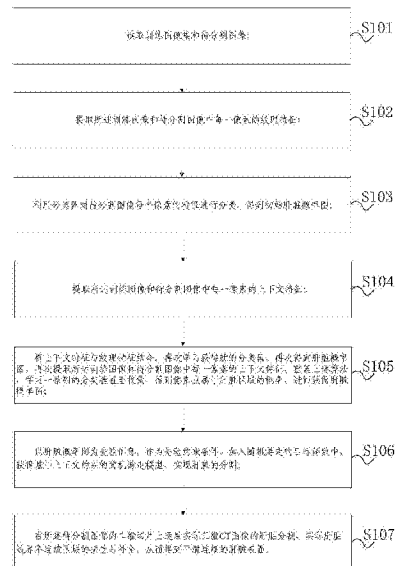
权利要求书4页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法及系统

(57)摘要

本发明公开一种基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法及系统,能有效提高CT图像中肝脏的分割精度。所述方法包括:读取训练图像集和待分割图像;提取所述图像中每一像素的纹理特征;利用分类器对待分割图像每个像素的特征进行分类,得到初始肝脏概率图;提取所述图像中每一像素的上下文特征;将上下文特征与纹理特征结合,通过迭代学习一系列的分类器直至收敛,获得肝脏概率图;以肝脏概率图为先验信息,作为先验约束条件,加入随机游走的目标函数中,获得基于上下文约束的随机游走模型,实现肝脏的分割;在所述待分割图像的二维切片上逐层实现三维CT图像的肝脏分割,实现肝脏边界不连续区域的插值与补全,从而得到平滑连续的肝脏表面。



1. 一种基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法,其特征在于,包括:

S101、读取训练图像集和待分割图像,其中,所述训练图像集中的训练图像和待分割图像为肝脏的CT图像;

S102、提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的纹理特征;

S103、利用分类器对待分割图像每个像素的特征进行分类,得到初始肝脏概率图;

S104、提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征;

S105、将上下文特征与纹理特征结合,再次学习获得新的分类器,再次得到肝脏概率图,再次提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征,重复上述算法,学习一系列的分类器直至收敛,得到像素点属于肝脏区域的概率,进而获得肝脏概率图;

S106、以肝脏概率图为先验信息,作为先验约束条件,加入随机游走的目标函数中,获得基于上下文约束的随机游走模型,实现肝脏的分割;

S107、在所述待分割图像的二维切片上逐层实现三维CT图像的肝脏分割,实现肝脏边界不连续区域的插值与补全,从而得到平滑连续的肝脏表面。

2. 根据权利要求1所述的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法,其特征在于,所述S102提取的纹理特征为Haar特征、局部二进制模式特征、方向梯度直方图特征或者共生矩阵特征。

3. 根据权利要求1所述的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法,其特征在于,所述S103中分类器为支持向量机作为弱分类器的AdaBoost分类器、支持向量机分类器、决策树分类器、人工神经网络分类器、朴素贝叶斯分类器或者随机森林分类器。

4. 根据权利要求3所述的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法,其特征在于,所述S103具体为:

定义训练图像集为 $V_i, i=1, 2, \dots, n$, 其对应的分割金标准图像为 $V_{si}, i=1, 2, \dots, n$, 在训练图像集中选取训练样本点集,提取点集的纹理特征,则训练点集信息可表示为:

$$S_0 = \{(y_t, f^0(N_t)), t=1, 2, \dots, T\},$$

其中, N_t 是以索引为 t 的像素点为中心的邻域图像块, $f^0(N_t)$ 表示索引为 t 的像素点邻域的纹理特征, y_t 是索引为 t 的像素点对应的类别标记, T 为索引总数,利用AdaBoost算法获得基于纹理特征分类的肝脏分类器,则对于待分割图像 V_u 中的像素点 x ,提取其纹理特征 f_{ux}^0 并分类,获得对应分类映射的初始肝脏后验概率 p_{ux}^0 :

$$p_{ux}^0(y=1|x) = \frac{e^{H_0(f_{ux}^0)}}{e^{H_0(f_{ux}^0)} + e^{-H_0(f_{ux}^0)}},$$

其中, y 为像素点 x 对应的类别标记, $y=1$ 表示像素点属于肝脏, $p_{ux}^0(y=1|x)$ 为像素点 x 属于肝脏的后验概率, H_0 是在纹理特征空间内学习得到的分类器,对于待分割图像,同样可以获得此分类模型对各个像素点分类映射的初始肝脏后验概率。

5. 根据权利要求4所述的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法,其特征在于,所述S104基于当前的分类结果,对于像素点,以它为中心,向外引出若干条等角度间隔的射线,在这些射线上进行稀疏地采样,得到相应位置的分类概率作为上下文特征,在索引为 t 的像素点所在的CT图像切片对应的分类结果图上,从该像素点出发,间隔 45° 向外引出第一数量条射线,在每条射线上等间隔地采样上下文位置并把该位置上的分类概率作为索引为

t的像素点上下文特征 $P^0(t)$:

$$P^0(t) = (p_{t_1}^0, p_{t_2}^0, \dots, p_{t_m}^0),$$

其中, t_m 表示在索引为t的像素点周围第m个上下文位置对应的像素点的索引, $p_{t_m}^0$ 是索引为 t_m 的像素点基于纹理特征分类的肝脏后验概率值, 对于待分割图像中的像素点, 可用同样的方法获得其上下文特征。

6. 根据权利要求5所述的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法, 其特征在于, 所述第一数量为8。

7. 根据权利要求5所述的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法, 其特征在于, 所述S105具体为: 综合图像的纹理特征和上下文特征, 构造新的训练点集, 其信息可表示为:

$$S_1 = \{(y_t, (f^0(N_t), P^0(t))), t=1 \dots T\},$$

其中, $f^0(N_t)$ 和 $P^0(t)$ 分别表示索引为t的像素点的纹理特征和基于分类映射所提取的上下文特征, 基于训练图像组合的新特征, 再次利用AdaBoost算法学习获得新的分类器, 并重复上述算法, 将图像的纹理特征与上下文信息进行整合, 学习一系列的分类器直至收敛,

对于待分割图像 V_u 中的像素点x, 经过q次分类器迭代学习得到的像素点属于肝脏区域的概率 p_{ux}^q :

$$p_{ux}^q(y=1|x) = \frac{e^{H_q(f_{ux}^q)}}{e^{H_q(f_{ux}^q)} + e^{-H_q(f_{ux}^q)}},$$

其中, $p_{ux}^q(y=1|x)$ 为分类器迭代学习得到的像素点x属于肝脏区域的后验概率, q为收敛时分类器迭代次数, H_q 是基于纹理特征和上下文特征组合空间内学习得到的第q个分类器, f_{ux}^q 表示待分割图像 V_u 中的像素点x纹理特征和基于第q-1次分类映射获得的上下文特征的组合。

8. 根据权利要求7所述的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法, 其特征在于, 所述S106具体为: 对于待分割图像 V_u , 将其转化为无向图 $G=(V, E)$, 结点集 $V=\{v_1, v_2 \dots v_N\} \cup \{l_0, l_1\}$, v_i 表示索引为i的像素点对应的图节点, N为结点的总数, l_0 和 l_1 分别表示非肝脏区域和肝脏区域的端节点; 边集E由 E_{T-link} 和 E_{N-link} 构成, 其中 E_{T-link} 为两个端节点 l_0, l_1 与像素节点 v_i 间的边集, 其边的权值分别为:

$$\begin{cases} \omega_i^1 = p_{ui}^q, \\ \omega_i^0 = 1 - p_{ui}^q \end{cases},$$

其中, ω_i^1 是端节点 l_1 与像素点 v_i 的边权值, 其值是经过上下文模型q次迭代得到的索引为i的像素点属于肝脏区域的概率值 p_{ui}^q ; 同样的, ω_i^0 是端节点 l_0 与像素点 v_i 的边权值, 其值是索引为i的像素点非属于肝脏区域的概率值, 以此代表图像中像素点的先验信息, E_{N-link} 表示相邻像素点间的连接关系, 其权值 ω_{e_j} 由像素点在待分割图像中的灰度值决定, 同时, 对于属于肝脏区域的概率值为1的像素点, 标记为肝脏区域的种子点; 概率值为0的像素点则标记为非肝脏区域的种子点,

基于上述图模型, 利用已标记的种子点, 建立新的带先验约束的目标函数使其最小:

$$E_{aspatial}^s = \sum_{e_{ij} \in E} \omega_{e_{ij}} (x_i^s - x_j^s)^2 + \gamma \left(\sum_{v_i \in V} \omega_i^{1-s} (x_i^s)^2 + \sum_{v_i \in V} \omega_i^s (x_i^s - 1)^2 \right),$$

其中, $E_{aspatial}^s$ 为带先验约束的目标函数, e_{ij} 表示连接索引为 i 的像素点和连接索引为 j 的像素点的边, 上式第一项 $\sum_{e_{ij} \in E} \omega_{e_{ij}} (x_i^s - x_j^s)^2$ 表示原始的随机游走目标函数, 第二项为基于上下文模型的先验约束项, γ 为调整参数, x_i^s 是图像中索引为 i 的像素点属于类别 s 的概率, $s = \{0, 1\}$, 分别表示肝脏类别和非肝脏类别, 将上式用矩阵表示, 可得:

$$E_{aspatial}^s = x^{sT} L x^s + \gamma [x^{sT} \Lambda^{1-s} x^s + (x^s - 1)^T \Lambda^s (x^s - 1)],$$

其中, x^s 为图像结点集中各个像素点属于不同类别的概率, 矩阵 L 是待分割图像的拉普拉斯矩阵, Λ^s 是对角线上第 i 行的值为 ω_i^s 的对角阵, 为求解上式, 将无向图的结点集 V 中所有顶点划分为种子节点集 V_M (标记点集) 和未标记点集 V_U 两个子集, 对上式进行分解并求关于 x_U 的微分, 可得:

$$(L_U + \gamma \Lambda_U^{1-s}) x_U^s = \gamma \Lambda_U^s - B x_M^s,$$

其中, L_U 为未标记点集的拉普拉斯矩阵, x_U^s 为未标记点的属于类别 s 的概率值, Λ_U^s 为未标记点集对角线上第 i 行的值为 ω_i^s 的对角阵, Λ_U^{1-s} 为未标记点集对角线上第 i 行的值为 ω_i^{1-s} 的对角阵, 可由 Λ_U^s 数学推导得到, B 为矩阵, x_M^s 表示标记像素点第一次到达类别 s 种子点的概率值, 即若索引为 i 的像素点自身为类别 s 种子点, 则 $x_i^s = 1$, 否则, $x_i^s = 0$,

基于上述含 $|V_U|$ 个未知数的对称正定线性方程组求解出非标记点到两类种子点的概率值大小, 以最大转移概率 $\max_s (x_i^s)$ 为准则判断索引为 i 的像素点的类别 $label(i)$, 即:

$$label(i) = \begin{cases} 1, & x_i^1 \geq x_i^0 \\ 0, & x_i^1 < x_i^0 \end{cases},$$

上式表示当求得非标记点到达肝脏种子点的概率大于或者等于到达非肝脏种子点的概率时, 该非标记点属于肝脏区域, 从而实现图像中肝脏区域的最终分割。

9. 根据权利要求1所述的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法, 其特征在于, 所述S107具体为: 提出的算法是在图像的二维切片上逐层实现三维CT图像的肝脏分割, 获得的肝脏边界上会出现边界不连续甚至是边界重叠的现象, 本发明实现肝脏边界不连续区域的插值与补全, 从而得到平滑连续的肝脏表面, 具体计算过程如下:

输入肝脏分割的结果, 将分割结果利用Scan-conversion算法进行八叉树分解, 将分割结果分解到更精细的子空间中;

在八叉树分解过程中, 当所有分解线与原始模型的交点都在八叉树的叶子时, 停止分解;

将具有交点的边界标记为“相交边”;

从原始模型中任意选择一个顶点 P , 将其标记为“0”; 将其沿八叉树的边界扩展, 当经过一次“相交边”时, 标号就改变为“1”, 以此类推, 每经过一次“相交边”, 标号改变一次, 直至整个八叉树遍历结束;

将只包含“0”和“1”的顶点利用Dual Contouring算法进行精确重建, 得到空洞填充后

的模型。

10.一种基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割系统,其特征在于,包括:

读取模块,用于读取训练图像集和待分割图像,其中,所述训练图像集中的训练图像和待分割图像为肝脏的CT图像;

第一提取模块,用于提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的纹理特征;

分类模块,用于利用分类器对待分割图像每个像素的特征进行分类,得到初始肝脏概率图;

第二提取模块,用于提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征;

迭代模块,用于将上下文特征与纹理特征结合,再次学习获得新的分类器,再次得到肝脏概率图,再次提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征,重复上述算法,学习一系列的分类器直至收敛,得到像素点属于肝脏区域的概率,进而获得肝脏概率图;

分割模块,用于以肝脏概率图为先验信息,作为先验约束条件,加入随机游走的目标函数中,获得基于上下文约束的随机游走模型,实现肝脏的分割;

填充模块,用于在所述待分割图像的二维切片上逐层实现三维CT图像的肝脏分割,实现肝脏边界不连续区域的插值与补全,从而得到平滑连续的肝脏表面。

基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及机器学习技术领域,具体涉及一种基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法及系统。

背景技术

[0002] 医学图像分割辅助医生识别病人的内部组织器官及病灶区域,在计算机辅助治疗及手术规划中发挥至关重要的作用。所以,肝脏的自动分割是医生诊治如肝硬化、肝脏肿瘤、肝移植等肝脏疾病的基础。在腹部CT图像中,肝脏与邻近器官的灰度值差异较小,肝脏本身灰度不均匀且其形状各异,自动、精确的分割出肝脏难度较大。所以,临床医生迫切需要一种简单、快速、准确的肝脏分割方法。

[0003] 现有的随机游走分割方法具有快速简单等优点,但它对CT图像中对比度低的区域分割效果较差,特别是肝脏与大血管、胃等邻近器官的连接处,单纯地依赖灰度值难以有效地实现肝脏的分割。

发明内容

[0004] 有鉴于此,本发明实施例提供一种基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法及系统,能够有效提高CT图像中肝脏的分割精度。

[0005] 一方面,本发明实施例提出一种基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法,包括:

[0006] S101、读取训练图像集和待分割图像,其中,所述训练图像集中的训练图像和待分割图像为肝脏的CT图像;

[0007] S102、提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的纹理特征;

[0008] S103、利用分类器对待分割图像每个像素的特征进行分类,得到初始肝脏概率图;

[0009] S104、提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征;

[0010] S105、将上下文特征与纹理特征结合,再次学习获得新的分类器,再次得到肝脏概率图,再次提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征,重复上述算法,学习一系列的分类器直至收敛,得到像素点属于肝脏区域的概率,进而获得肝脏概率图;

[0011] S106、以肝脏概率图为先验信息,作为先验约束条件,加入随机游走的目标函数中,获得基于上下文约束的随机游走模型,实现肝脏的分割;

[0012] S107、在所述待分割图像的二维切片上逐层实现三维CT图像的肝脏分割,实现肝脏边界不连续区域的插值与补全,从而得到平滑连续的肝脏表面。

[0013] 另一方面,本发明实施例提出一种基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割系统,包括:

[0014] 读取模块,用于读取训练图像集和待分割图像,其中,所述训练图像集中的训练图像和待分割图像为肝脏的CT图像;

[0015] 第一提取模块,用于提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的纹理特征;

[0016] 分类模块,用于利用分类器对待分割图像每个像素的特征进行分类,得到初始肝脏概率图;

[0017] 第二提取模块,用于提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征;

[0018] 迭代模块,用于将上下文特征与纹理特征结合,再次学习获得新的分类器,再次得到肝脏概率图,再次提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征,重复上述算法,学习一系列的分类器直至收敛,得到像素点属于肝脏区域的概率,进而获得肝脏概率图;

[0019] 分割模块,用于以肝脏概率图为先验信息,作为先验约束条件,加入随机游走的目标函数中,获得基于上下文约束的随机游走模型,实现肝脏的分割;

[0020] 填充模块,用于在所述待分割图像的二维切片上逐层实现三维CT图像的肝脏分割,实现肝脏边界不连续区域的插值与补全,从而得到平滑连续的肝脏表面。

[0021] 本发明实施例提供的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法及系统,在纹理特征分类的基础上,利用上下文信息作为新的特征并迭代分类,获得肝脏的先验模型,利用此模型作为先验约束,改进随机游走算法的能量函数,获得最终的肝脏分割结果,本发明对灰度对比度不明显的区域,分割结果有较大的改善,有效地提高了CT图像中肝脏的分割精度。

附图说明

[0022] 图1为本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法一实施例的流程示意图;

[0023] 图2为本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割系统一实施例的结构示意图。

具体实施方式

[0024] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0025] 如图1所示,本实施例公开一种基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法,包括:

[0026] S101、读取训练图像集和待分割图像,其中,所述训练图像集中的训练图像和待分割图像为肝脏的CT图像;

[0027] S102、提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的纹理特征;

[0028] S103、利用分类器对待分割图像每个像素的特征进行分类,得到初始肝脏概率图;

[0029] S104、提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征;

[0030] S105、将上下文特征与纹理特征结合,再次学习获得新的分类器,再次得到肝脏概率图,再次提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征,重复上述算法,学习一系列的分类器直至收敛,得到像素点属于肝脏区域的概率,进而获得肝脏概率图;

[0031] S106、以肝脏概率图为先验信息,作为先验约束条件,加入随机游走的目标函数

中,获得基于上下文约束的随机游走模型,实现肝脏的分割;

[0032] S107、在所述待分割图像的二维切片上逐层实现三维CT图像的肝脏分割,实现肝脏边界不连续区域的插值与补全,从而得到平滑连续的肝脏表面。

[0033] 本实施例提供的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法,在纹理特征分类的基础上,利用上下文信息作为新的特征并迭代分类,获得肝脏的先验模型,利用此模型作为先验约束,改进随机游走算法的能量函数,获得最终的肝脏分割结果,本发明对灰度对比度不明显的区域,分割结果有较大的改善,有效地提高了CT图像中肝脏的分割精度。

[0034] 可选地,在本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法的另一实施例中,所述S102提取的纹理特征可以为Haar特征、局部二进制模式特征、方向梯度直方图特征或者共生矩阵特征,且不限于上述四种特征。

[0035] 可选地,在本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法的另一实施例中,所述S103中分类器为支持向量机作为弱分类器的AdaBoost分类器、支持向量机分类器、决策树分类器、人工神经网络分类器、朴素贝叶斯分类器或者随机森林分类器。

[0036] 可选地,在本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法的另一实施例中,所述S103具体为:

[0037] 定义训练图像集为 $V_i, i=1, 2 \cdots n$,其对应的分割金标准图像为 $V_{si}, i=1, 2 \cdots n$,在训练图像集中选取训练样本点集,提取点集的纹理特征,则训练点集信息可表示为:

[0038] $S_0 = \{(y_t, f^0(N_t)), t=1, 2 \cdots T\}$,

[0039] 其中, N_t 是以索引为 t 的像素点为中心的邻域图像块, $f^0(N_t)$ 表示索引为 t 的像素点邻域的纹理特征, y_t 是索引为 t 的像素点对应的类别标记, T 为索引总数,利用AdaBoost算法获得基于纹理特征分类的肝脏分类器,则对于待分割图像 V_u 中的像素点 x ,提取其纹理特征 f_{ux}^0 并分类,获得对应分类映射的初始肝脏后验概率 p_{ux}^0 :

[0040]
$$p_{ux}^0(y=1|x) = \frac{e^{H_0(f_{ux}^0)}}{e^{H_0(f_{ux}^0)} + e^{-H_0(f_{ux}^0)}}$$
,

[0041] 其中, y 为像素点 x 对应的类别标记, $y=1$ 表示像素点属于肝脏, $p_{ux}^0(y=1|x)$ 为像素点 x 属于肝脏的后验概率, H_0 是在纹理特征空间内学习得到的分类器,对于待分割图像,同样可以获得此分类模型对各个像素点分类映射的初始肝脏后验概率。

[0042] 可选地,在本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法的另一实施例中,所述S104基于当前的分类结果,对于像素点,以它为中心,向外引出若干条等角度间隔的射线,在这些射线上进行稀疏地采样,得到相应位置的分类概率作为上下文特征,在索引为 t 的像素点所在的CT图像切片对应的分类结果图上,从该像素点出发,间隔 45° 向外引出第一数量条射线,在每条射线上等间隔地采样上下文位置并把该位置上的分类概率作为索引为 t 的像素点上下文特征 $P^0(t)$:

[0043] $P^0(t) = (p_{t_1}^0, p_{t_2}^0, \dots, p_{t_m}^0)$,

[0044] 其中, t_m 表示在索引为 t 的像素点周围第 m 个上下文位置对应的像素点的索引, $p_{t_m}^0$ 是索引为 t_m 的像素点基于纹理特征分类的肝脏后验概率值,对于待分割图像中的像素点,可用同样的方法获得其上下文特征。

[0045] 可选地,在本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法的另一实施例中,

所述第一数量为8。

[0046] 可选地,在本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法的另一实施例中,所述S105具体为:综合图像的纹理特征和上下文特征,构造新的训练点集,其信息可表示为:

[0047] $S_1 = \{(y_t, (f^0(N_t), P^0(t))), t = 1 \dots T\}$,

[0048] 其中, $f^0(N_t)$ 和 $P^0(t)$ 分别表示索引为 t 的像素点的纹理特征和基于分类映射所提取的上下文特征,基于训练图像组合的新特征,再次利用AdaBoost算法学习获得新的分类器,并重复上述算法,将图像的纹理特征与上下文信息进行整合,学习一系列的分类器直至收敛,

[0049] 对于待分割图像 V_u 中的像素点 x ,经过 q 次分类器迭代学习得到的像素点属于肝脏区域的概率 p_{ux}^q :

[0050]
$$p_{ux}^q(y=1|x) = \frac{e^{H_q(f_{ux}^q)}}{e^{H_q(f_{ux}^q)} + e^{-H_q(f_{ux}^q)}}$$
,

[0051] 其中, $p_{ux}^q(y=1|x)$ 为分类器迭代学习得到的像素点 x 属于肝脏区域的后验概率, q 为收敛时分类器迭代次数, H_q 是基于纹理特征和上下文特征组合空间内学习得到的第 q 个分类器, f_{ux}^q 表示待分割图像 V_u 中的像素点 x 纹理特征和基于第 $q-1$ 次分类映射获得的上下文特征的组合,可得到待分割图像肝脏概率图。

[0052] 可选地,在本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法的另一实施例中,所述S106具体为:对于待分割图像 V_u ,将其转化为无向图 $G=(V,E)$,结点集 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_N\} \cup \{l_0, l_1\}$, v_i 表示索引为 i 的像素点对应的图节点, N 为结点的总数, l_0 和 l_1 分别表示非肝脏区域和肝脏区域的端节点;边集 E 由 E_{T-link} 和 E_{N-link} 构成,其中 E_{T-link} 为两个端节点 l_0, l_1 与像素节点 v_i 间的边集,其边的权值分别为:

[0053]
$$\begin{cases} \omega_i^1 = p_{ui}^q \\ \omega_i^0 = 1 - p_{ui}^q \end{cases}$$
,

[0054] 其中, ω_i^1 是端节点 l_1 与像素点 v_i 的边权值,其值是经过上下文模型 q 次迭代得到的索引为 i 的像素点属于肝脏区域的概率值 p_{ui}^q ;同样的, ω_i^0 是端节点 l_0 与像素点 v_i 的边权值,其值是索引为 i 的像素点非属于肝脏区域的概率值,以此代表图像中像素点的先验信息, E_{N-link} 表示相邻像素点间的连接关系,其权值 $\omega_{e_{ij}}$ 由像素点在待分割图像中的灰度值决定,同时,对于属于肝脏区域的概率值为1的像素点,标记为肝脏区域的种子点;概率值为0的像素点则标记为非肝脏区域的种子点,

[0055] 基于上述图模型,利用已标记的种子点,建立新的带先验约束的目标函数使其最小:

[0056]
$$E_{aspatial}^s = \sum_{e_{ij} \in E} \omega_{e_{ij}} (x_i^s - x_j^s)^2 + \gamma \left(\sum_{v_i \in F} \omega_i^{1-s} (x_i^s)^2 + \sum_{v_i \in F} \omega_i^s (x_i^s - 1)^2 \right)$$
,

[0057] 其中, $E_{aspatial}^s$ 为带先验约束的目标函数, e_{ij} 表示连接索引为 i 的像素点和连接索引为 j 的像素点的边,上式第一项 $\sum_{e_{ij} \in E} \omega_{e_{ij}} (x_i^s - x_j^s)^2$ 表示原始的随机游走目标函数,第二项为基

于上下文模型的先验约束项, γ 为调整参数, x_i^s 是图像中索引为 i 的像素点属于类别 s 的概率, $s = \{0, 1\}$, 分别表示肝脏类别和非肝脏类别, 将上式用矩阵表示, 可得:

$$[0058] \quad E_{spatial}^s = x^{sT} L x^s + \gamma [x^{sT} \Lambda^{1-s} x^s + (x^s - 1)^T \Lambda^s (x^s - 1)],$$

[0059] 其中, x^s 为图像结点集中各个像素点属于不同类别的概率, 矩阵 L 是待分割图像的拉普拉斯矩阵, Λ^s 是对角线上第 i 行的值为 ω_i^s 的对角阵, 为求解上式, 将无向图的结点集中所有顶点划分为种子节点集 V_M (标记点集) 和未标记点集 V_U 两个子集, 对上式进行分解并求关于 x_U 的微分, 可得:

$$[0060] \quad (L_U + \gamma \Lambda_U^{1-s}) x_U^s = \gamma \Lambda_U^s - B x_M^s,$$

[0061] 其中, L_U 为未标记点集的拉普拉斯矩阵, x_U^s 为未标记点的属于类别 s 的概率值, Λ_U^s 为未标记点集对角线上第 i 行的值为 ω_i^s 的对角阵, Λ_U^{1-s} 为未标记点集对角线上第 i 行的值为 ω_i^{1-s} 的对角阵, 可由 Λ_U^s 数学推导得到, B 为矩阵, x_M^s 表示标记像素点第一次到达类别 s 种子点的概率值, 即若索引为 i 的像素点自身为类别 s 种子点, 则 $x_i^s = 1$, 否则, $x_i^s = 0$,

[0062] 基于上述含 $|V_U|$ 个未知数的对称正定线性方程组求解出非标记点到两类种子点的概率值大小, 以最大转移概率 $\max_s(x_i^s)$ 为准则判断索引为 i 的像素点的类别 $label(i)$, 即:

$$[0063] \quad label(i) = \begin{cases} 1, & x_i^1 \geq x_i^0 \\ 0, & x_i^1 < x_i^0 \end{cases},$$

[0064] 上式表示当求得非标记点到达肝脏种子点的概率大于或者等于到达非肝脏种子点的概率时, 该非标记点属于肝脏区域, 从而实现图像中肝脏区域的最终分割。

[0065] 可选地, 在本发明基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割方法的另一实施例中, 所述S107具体为: 提出的算法是在图像的二维切片上逐层实现三维CT图像的肝脏分割, 获得的肝脏边界上会出现边界不连续甚至是边界重叠的现象, 本发明实现肝脏边界不连续区域的插值与补全, 从而得到平滑连续的肝脏表面, 具体计算过程如下:

[0066] 输入肝脏分割的结果, 将分割结果利用Scan-conversion算法进行八叉树分解, 将分割结果分解到更精细的子空间中;

[0067] 在八叉树分解过程中, 当所有分解线与原始模型的交点都在八叉树的叶子时, 停止分解;

[0068] 将具有交点的边界标记为“相交边”;

[0069] 从原始模型中任意选择一个顶点 P , 将其标记为“0”; 将其沿八叉树的边界扩展, 当经过一次“相交边”时, 标号就改变为“1”, 以此类推, 每经过一次“相交边”, 标号改变一次, 直至整个八叉树遍历结束;

[0070] 将只包含“0”和“1”的顶点利用Dual Contouring算法进行精确重建, 得到空洞填充后的模型。

[0071] 如图2所示, 本实施例公开一种基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割系统, 包括:

[0072] 读取模块1, 用于读取训练图像集和待分割图像, 其中, 所述训练图像集中的训练图像和待分割图像为肝脏的CT图像;

- [0073] 第一提取模块2,用于提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的纹理特征;
- [0074] 分类模块3,用于利用分类器对待分割图像每个像素的特征进行分类,得到初始肝脏概率图;
- [0075] 第二提取模块4,用于提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征;
- [0076] 迭代模块5,用于将上下文特征与纹理特征结合,再次学习获得新的分类器,再次得到肝脏概率图,再次提取所述训练图像和待分割图像中每一像素的上下文特征,重复上述算法,学习一系列的分类器直至收敛,得到像素点属于肝脏区域的概率,进而获得肝脏概率图;
- [0077] 分割模块6,用于以肝脏概率图为先验信息,作为先验约束条件,加入随机游走的目标函数中,获得基于上下文约束的随机游走模型,实现肝脏的分割;
- [0078] 填充模块7,用于在所述待分割图像的二维切片上逐层实现三维CT图像的肝脏分割,实现肝脏边界不连续区域的插值与补全,从而得到平滑连续的肝脏表面。
- [0079] 本实施例提供的基于自动上下文模型的CT图像肝脏分割系统,在纹理特征分类的基础上,利用上下文信息作为新的特征并迭代分类,获得肝脏的先验模型,利用此模型作为先验约束,改进随机游走算法的能量函数,获得最终的肝脏分割结果,本发明对灰度对比度不明显的区域,分割结果有较大的改善,有效地提高了CT图像中肝脏的分割精度。
- [0080] 虽然结合附图描述了本发明的实施方式,但是本领域技术人员可以在不脱离本发明的精神和范围的情况下做出各种修改和变型,这样的修改和变型均落入由所附权利要求所限定的范围之内。

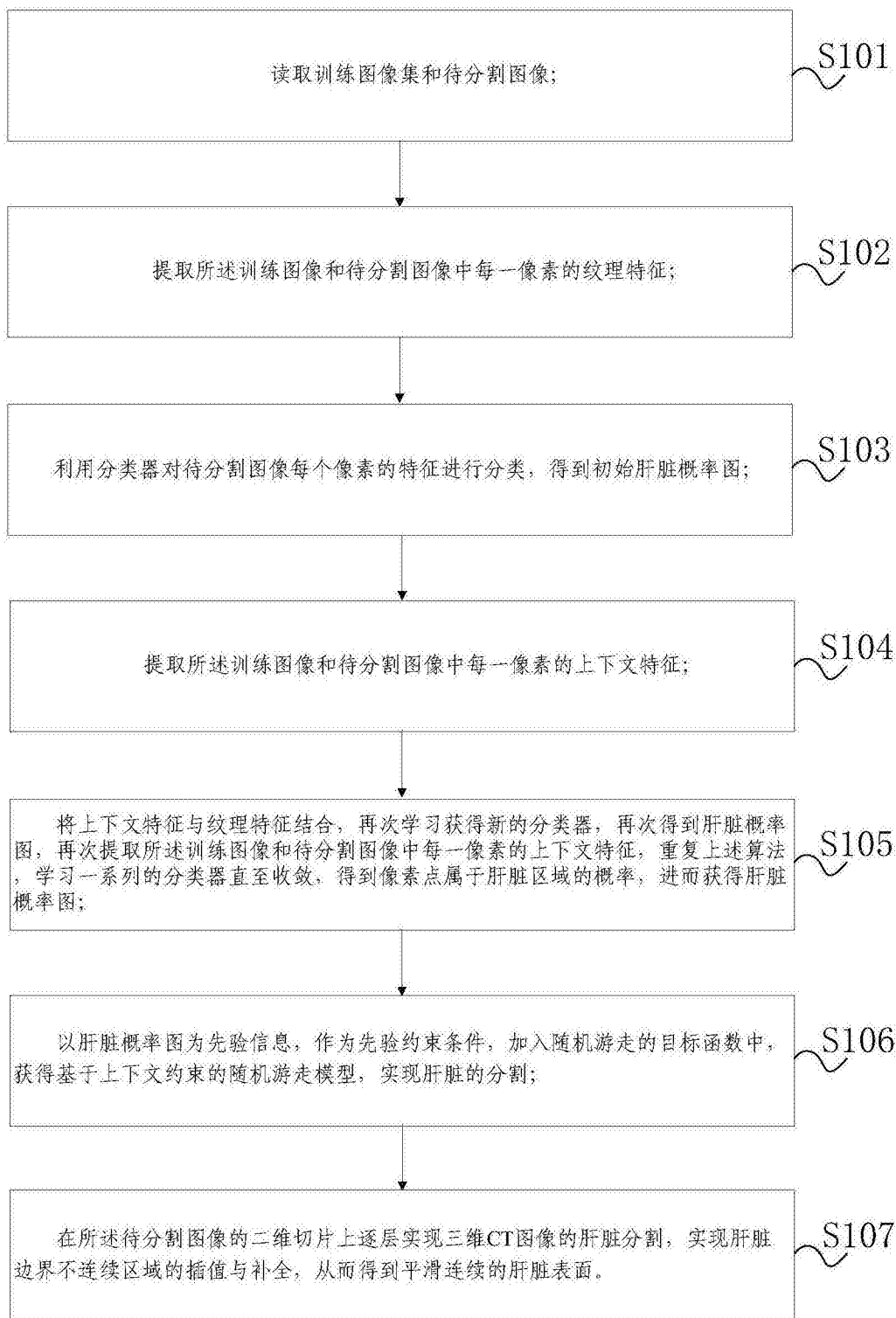


图1

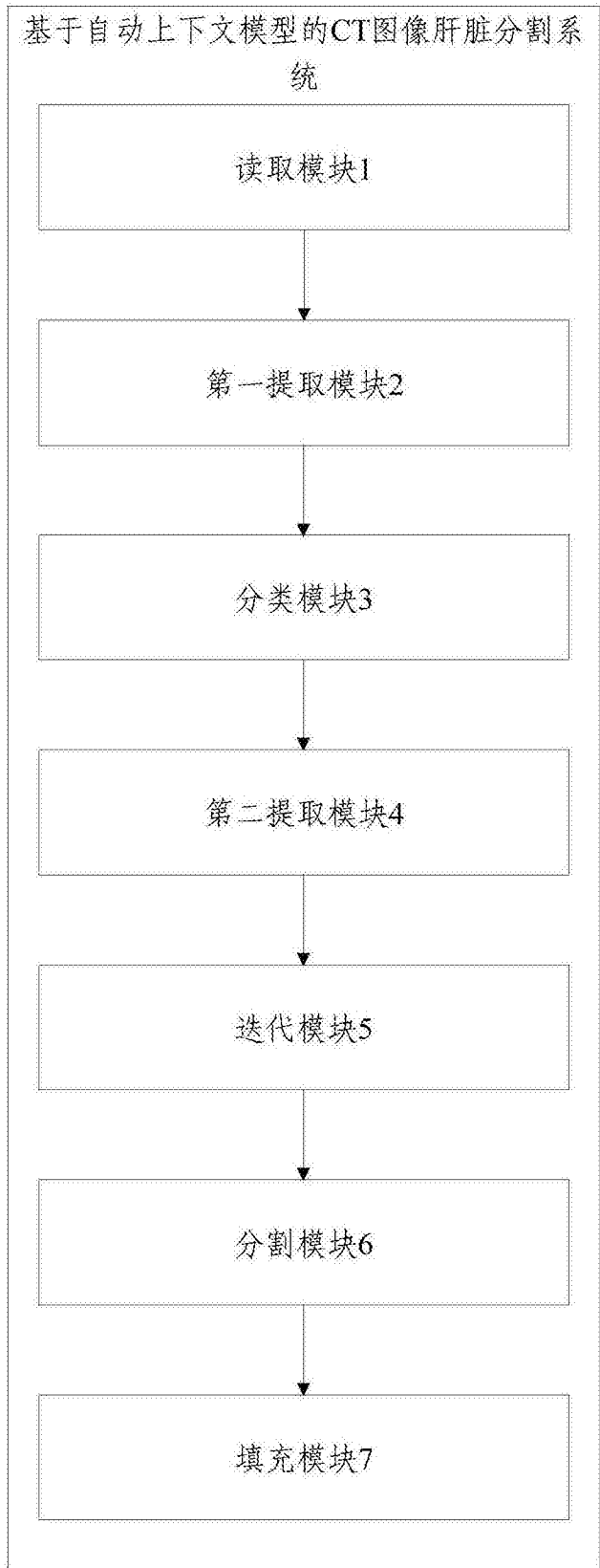


图2