

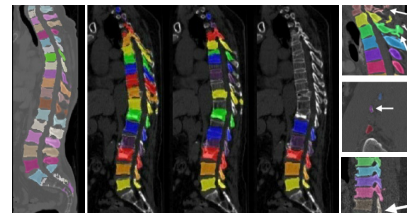


DOI: 10.12086/oe.2020.200002

融合加权随机森林的自动 3D 椎骨 CT 图像主动轮廓分割方法

刘 侠, 甘 权, 李 冰, 刘 晓, 王 波*

哈尔滨理工大学自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150080



摘要: 为了解决 CT 图像主动轮廓分割方法对初始轮廓的敏感和分割不准确的问题, 本文提出一种融合加权随机森林的自动 3D 椎骨 CT 主动轮廓分割方法 WRF-AC。该方法提出加权随机森林算法和包含边缘能量的主动轮廓能量函数。首先, 通过提取椎骨 CT 的 3D Haar-like 特征值训练加权随机森林获得的椎骨中心作为分割的初始轮廓, 然后, 求解包含边缘能量的主动轮廓能量函数最小值完成椎骨 CT 图像的分割。实验结果表明, 本方法在相同数据集上能够更加准确、快速地分割脊柱 CT 图像提取椎骨部分。

关键词: 3D 分割; CT 图像; 加权随机森林; 主动轮廓

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

引用格式: 刘侠, 甘权, 李冰, 等. 融合加权随机森林的自动 3D 椎骨 CT 图像主动轮廓分割方法[J]. 光电工程, 2020, 47(12): 200002

Automatic 3D vertebrae CT image active contour segmentation method based on weighted random forest

Liu Xia, Gan Quan, Li Bing, Liu Xiao, Wang Bo*

School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China

Abstract: In order to solve the problems of sensitive initial contours and inaccurate segmentation caused by active contour segmentation of CT images, this paper proposes an automatic 3D vertebral CT active contour segmentation method combined weighted random forest called "WRF-AC". This method proposes a weighted random forest algorithm and an active contour energy function that includes edge energy. First, the weighted random forest is trained by extracting 3D Haar-like feature values of the vertebra CT, and the 'vertebra center' obtained is used as the initial contour of the segmentation. Then, the segmentation of the vertebra CT image is completed by solving the active contour energy function minimum containing the edge energy. The experimental results show that this method can segment the spine CT images more accurately and quickly on the same datasets to extract the vertebrae.

Keywords: 3D segmentation; CT images; weighted random forest; active contour

Citation: Liu X, Gan Q, Li B, *et al.* Automatic 3D vertebrae CT image active contour segmentation method based on weighted random forest[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(12): 200002

收稿日期: 2020-01-02; 收到修改稿日期: 2020-04-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61172167); 黑龙江省自然科学基金资助项目(QC2017076)

作者简介: 刘侠(1975-), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事模式识别, 图像处理的研究。E-mail: liuxia@hrbust.edu.cn

通信作者: 王波(1982-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事模式识别, 机器学习, 医学影像分析与处理, 自然语言处理等的研究。E-mail: hust_wb@126.com

版权所有©2020 中国科学院光电技术研究所

1 引言

医学图像分割已广泛应用于医学影像诊断技术,并成为临床治疗不可缺少的手段之一^[1]。现代医学中使用计算机处理分析脊柱 CT 图像已经成为一个重要的研究方向,并有十分重要的临床实际应用价值。由于椎体结构复杂,差异较小,人们很难精确地提取椎体感兴趣区域^[2]。

在早期的工作中,自适应阈值处理、区域生长和边界调整等无监督图像处理方法应用于图像分割^[3],但是准确度较低。在之后的工作中,相关研究人员将改进的水平集框架和分水岭分割方法^[4-6]用于椎骨 CT 图像分割,这些方法虽然对 CT 图像分割达到了一定的分割精度,但需要手动辅助不具有普适性。随着机器学习等算法的发展,一些学者将随机森林算法用于图像定位分割^[7-9],这些方法不能准确分割兴趣区域,有较大误差。现今学者们提出许多基于轮廓模型和形状模型的分割方法^[10-12]用于椎骨 CT 图像的分割。后续研究人员将模糊理论融入主动轮廓模型中并提出基于模糊能量的主动轮廓模型^[13-15],此模型对噪声和初始轮廓不敏感可以实现快速收敛,但不能正确分割灰度不均匀图像。在之前的研究中我们尝试直接手动设置初始轮廓,构造交互式半自动分割方案,但是由于人体脊柱的椎骨数量较多且形状相似,手动设置初始轮廓点需要有一定的医学基础,并需要消耗大量的时间。因此,提出一种三维空间内的全自动椎骨 CT 图像分割方法十分必要。由于上述方法大多数针对二维区域进行图像分割,不能充分利用 CT 图像的三维空间信息,并且大多数需要根据期望区域对原始模型进行手动修改,这样做不仅耗费人力且耗时巨大。

针对上述问题,本文提出加权随机森林算法解决初始轮廓选取的问题;为了能够更好地突出图像的边缘信息,本文提出包含边缘能量的主动轮廓能量函数。通过提取椎骨 CT 的 3D Haar-like 特征值训练加权随机森林获得的椎骨中心并作为分割的初始轮廓位置,求解包含边缘能量的主动轮廓能量函数最小值完成椎骨 CT 图像的三维分割。实验结果与对比表明,本文方法不仅能够快速准确地分割健康椎骨 CT 图像,并且能够高效地分割患病椎骨 CT 图像。

2 理论基础

3D Haar-like^[16]特征能在完整描述输入数据的同时提供良好的泛化能力,可充分利用椎骨 CT 图像的

三维特征信息。选取合适的分割初始轮廓其本质是椎骨中心点的选取问题,利用提取的图像特征,随机回归森林能在三维区域内定位椎骨中心候选点,并结合随机分类森林去除假椎骨中心候选点,准确地找到椎骨中心。将 3D 主动轮廓分割的初始轮廓置于椎骨中心,解决了手动选取初始轮廓的问题和初始轮廓选取不佳导致分割效果不佳的问题。通过定义求解联合边缘能量的主动轮廓能量函数最小值完成分割,解决了主动轮廓分割不能准确分割椎骨边缘的问题。本文的流程图如图 1 所示。

2.1 特征提取

在提取图像 3D Haar-like 特征时,为加快计算用式(1)计算积分图,用式(2)计算引用位置强度的和差值 T_{sum} 。

$$G_v(x, y, z) = \sum_{x' \leq x} \sum_{y' \leq y} \sum_{z' \leq z} v(x', y', z'), \quad (1)$$

$$T_{\text{sum}} = G_v(H) - G_v(D) - G_v(F) - G_v(G) + G_v(B) + G_v(c) + G_v(E) - G_v(A), \quad (2)$$

其中 G_v 代表该点的所有像素值。

本文除了在原始 CT 图像 Ω 中提取特征之外,在横断面、矢状面、冠状面 3 个方向上提取梯度特征,这样每个体素就得到了 4 个特征,分别对体素单元使用 [2,2,2]、[4,4,4] 和 [8,8,8] 盒过滤器^[17],盒过滤器(box filter)的响应作为 CT 图像中单个体素的 3D Haar-like 特征值,最终获得一个 48 维的特征来表示每个体素。

2.2 随机森林

随机决策森林(Random decision forests)是根据决策树算法,由 Breiman^[18]提出的利用多棵决策树对样本进行训练并预测的一种分类器。根据应用目的的不同,随机森林分为分类森林和回归森林,分类森林与回归森林在决策树每个节点的判别原理上是基本相似的,只是叶子节点的输出原理不同^[19]。

本文中利用随机回归森林得到椎骨中心候选点,通过 Mean-shift 算法对候选点进行聚类操作,减少候选点个数,利用随机分类森林去除非椎骨区域候选点,最终建立 3D 距离图谱,选取距离最小的点作为椎骨中心点。

2.3 主动轮廓分割

目标的边缘是表征目标的重要信息,也是分割目标的重要依据。主动轮廓模型主要是根据目标边缘的梯度跳变来检测目标的。图像 $I(x, y)$ 有一图像内的演化曲线 $C(S) = C(x(S), y(S))$,则 Snake 模型的能量函数

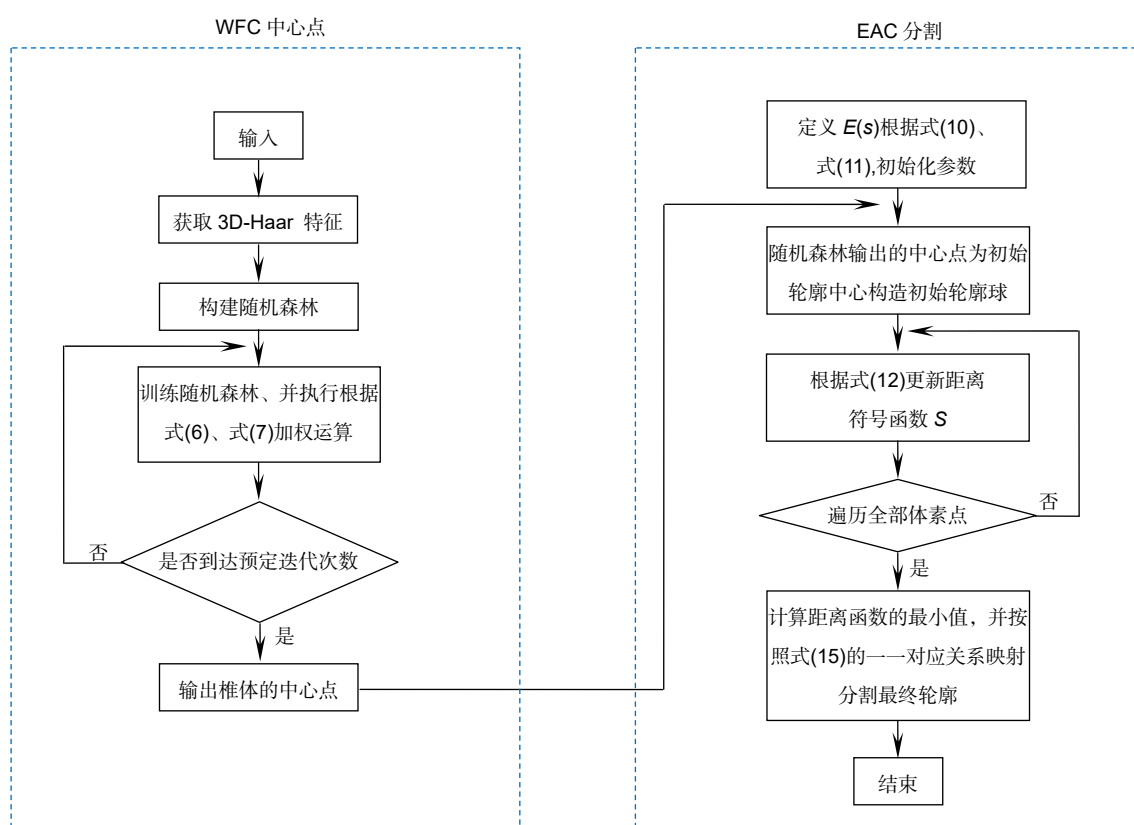


图 1 本文的流程图
Fig. 1 Flowchart for this article

定义为

$$E = E_{\text{int}} + E_{\text{out}} + E_{\text{cons}}, \quad (3)$$

其中： E_{int} 是与轮廓曲线内部的信息相关的内部能量项，使轮廓曲线在演化过程中保持连续性和光滑性； E_{out} 是与图像信息相关的外部能量项，也叫图像力，在外部能量项作用下，轮廓曲线向目标的边缘逼近； E_{cons} 是约束项，为曲线的演化提供约束，使分割结果更加准确。根据 Kass^[20]推导，主动轮廓模型的能量函数的具体表达式为

$$E = \int_0^1 \left[\alpha(s) \left| \frac{dC}{ds} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{d^2C}{ds^2} \right|^2 - \gamma(s) |\nabla I|^2 \right] ds, \quad (4)$$

其中： $\alpha(s)$ 为弹性系数，控制着轮廓曲线向目标延伸，并保持连续性； $\beta(s)$ 为刚性系数，控制着轮廓曲线随着目标的形状发生的凹凸程度，并且保持轮廓曲线的光滑性； $\gamma(s)$ 系数用来调整收敛的步长， ∇I 为图像的梯度信息。

通过求解式(4)的最小值，使轮廓曲线收敛在图像的最大梯度点，而图像的最大梯度一般在目标的边缘处取得，也即检测出了目标的边缘。

3 分割算法

3.1 问题描述

本文将参与训练的椎骨 CT 图像体素点定义为 $D_k = (F_k, d_k, c_k)$ ，其中 F_k 是体素 k 得到的 3D Haar-like 特征， d_k 是体素 k 的类别标签(中心点作为一类标签用 1 表示，背景体素作另一类标签用 0 表示)， c_k 是体素到椎骨标记中心的距离。随机回归森林和随机分类森林的目标函数信息增益均表示为

$$I(D_j, \theta) = H(D_j) - \sum_{i \in \{L, R\}} \frac{|D_j^i|}{|D_j|} H(D_j^i), \quad (5)$$

其中： D_j^L ， D_j^R 分别表示到达节点时的左、右子节点的样本数据点， i 为左、右子节点的索引， $|\cdot|$ 表示样本集中的样本数量， θ 为分裂参数。经过计算后分别得到随机分类森林和随机回归森林中 T 棵决策树的后验概率。

三维主动轮廓是动态的表面，它们向着椎骨区域逼近并最终位于椎骨边缘。本文将三维图像域中的所有体素均表示为 $v=(x,y,z)$ ，并使用有符号距离函数

$S(v)$ [21]来表征。椎骨分割即为寻找椎骨区域边界轮廓，我们将其转化为求能量函数 $E(S)$ 的最小化问题。

3.2 算法改进

3.2.1 加权随机森林

随机森林算法中样本特征相对集中，不同特征对结果的影响会有很大差异，导致有些决策树对结果有很大影响，而有些决策树则不会产生显著的影响结果。不同决策树选择不同训练样本特征，导致不同决策树的性能不同。为了提高决策树的性能，有必要改进决策树在随机森林中所占权重。为此，本文对传统随机森林决策树的权重进行改进权衡。加权投票时，如果权重合理，可以提高随机森林的分类回归效果，但如果权重不适合则会导致数据过拟合，降低决策效果。因此随机森林中决策树的性能越好，其权重应越高。本文由后验概率结果表示的决策树可靠性，分别提出改进的加权随机森林算法。

本文提出随机分类森林权重公式为

$$w_c(i) = \frac{2}{T} - \frac{1/P(i)}{\sum_{j=1}^T 1/P(j)}, \quad (6)$$

其中： $w_c(i)$ 表示分类森林中第 i 棵决策树的权重， $P(i)$ 为第 i 棵决策树的后验概率。当 $P(i)$ 越大所占权重也越大。

同理，随机回归森林权重公式为

$$w_r(i) = \frac{1/\delta^2(i)}{\sum_{j=1}^T 1/\delta^2(j)}, \quad (7)$$

其中： $w_r(i)$ 表示回归森林第 i 棵决策树的权重， $\delta^2(j)$ 是第 i 棵树通过概率线性拟合得到的预测点到中心点距离的方差。当 $\delta^2(j)$ 越大时所占权重也越小。

本文提出的加权参数均满足归一化：

$$\sum_{i=1}^T w_c(i) = \sum_{i=1}^T \left(\frac{2}{T} - \frac{1/P(i)}{\sum_{j=1}^T 1/P(j)} \right) = \frac{\sum_{i=1}^T 1/P(i)}{\sum_{j=1}^T 1/P(j)} = 1, \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^T w_r(i) &= \sum_{i=1}^T \left(\frac{2}{T} - \frac{1/P(i)}{\sum_{j=1}^T 1/P(j)} \right) \\ &= T \times \frac{2}{T} - \frac{\sum_{i=1}^T 1/P(i)}{\sum_{j=1}^T 1/P(j)} \\ &= 2 - \frac{\sum_{i=1}^T 1/P(i)}{\sum_{j=1}^T 1/P(j)} = 1. \end{aligned} \quad (9)$$

3.2.2 3D 边缘能量的主动轮廓分割

因为分割实质即为找出椎骨区域边缘，为了突出图像的边缘信息，在主动轮廓分割能量函数中加入了边缘能量函数项。本文提出综合能量函数 $E(S)$ 由内部

能量函数 $E_{\text{int}}(S)$ 、区域能量函数 $E_{\text{reg}}(S)$ 及边缘能量函数 $E_{\text{edg}}(S)$ 联合表示，定义为

$$\begin{aligned} E(S) &= E_{\text{int}}(S) + E_{\text{out}}(S) \\ &= E_{\text{int}}(S) + E_{\text{reg}}(S) + E_{\text{edg}}(S), \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{cases} E_{\text{int}}(S) = \lambda_1 \sum_{v \in \Omega} |\nabla H(S(v))| \\ E_{\text{reg}}(S) = -\lambda_2 \sum_{v \in \Omega} \log p(I(v)|\Omega_v)(1-H(S)) \\ \quad + \log p(I(v)|\Omega_b)H(S) \\ E_{\text{edg}}(S) = \lambda_3 \sum_{v \in \Omega} g(I(v))|\nabla H(S)| \end{cases}, \quad (11)$$

其中： $S(v)$ 是有符号距离函数， $G_\theta * I$ 是图像 I 与参数 θ 的 3D 高斯核卷积， $g(I) = (1 + \alpha \nabla(G_\theta * I))^{-1}$ ，通过试验确定 $(\alpha, \theta) = (100, 15)$ 。将分割结果最佳图像的加权参数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 经过图像配准后应用到全部图像分割过程中。

椎骨分割即为寻找椎骨区域边界轮廓 L^* ，将其转化为求 S 的最小化问题。对每个体素 $v \in \Omega$ 计算导数，并表示为 3D 矩阵 [22]。选择随机森林回归中心点作为构造初始距离函数 S^0 中心点，并计算其相应形成的 S^0 轮廓球。从 3D 初始化距离函数 S^0 开始，对于 $v \in \Omega$ 进行遍历通过式(12)更新，使用梯度下降法通过式(13)求解 S 的最小值 S^* ：

$$S^{K+1} = S^K - \Delta^k \left(\frac{\partial E_{\text{int}}}{\partial S} \Big|_{S^K} + \frac{\partial E_{\text{out}}}{\partial S} \Big|_{S^K} \right), \quad (12)$$

$$S^* = \arg \min_{\Phi} (E_{\text{int}}(S) + E_{\text{out}}(S)), \quad (13)$$

其中： t 为步长且 Δ^k 需要满足 CFL 条件 [23]，即满足

$$\Delta^k = 0.45 \left(\max_{v \in \Omega} \frac{\partial E_{\text{int}}}{\partial S} \Big|_{S^K} \right)^{-1}. \quad (14)$$

使用梯度下降算法的每次迭代更新每个体素的符号距离函数 S ， S 与边界 L 具有一对一的映射关系，最终的 S^* 产生最终轮廓 L^* 。一旦已知 S^* ，映射就用来获得 L^* 。该映射如下：

$$L = \{v \in R^3, S(v) = 0\}. \quad (15)$$

由于本文方法第一次进行样本训练需要一定的时间，在之后的测试集实际应用中不需要再次训练模型，为了减少训练时间，本文在以下几个方面做出改进：

1) 为加快运算，将权重小于 0.005 的树权重赋值为 0，剩余权重按比例重新赋值，减少决策树数量；

2) 每一个节点分裂时随机抽取 d' 个属性特征进行决策，其中分类森林训练 $d' = \sqrt{d} = 7$ 、回归森林 $d' = d/3 = 16$ ；

3) 在训练阶段将以专家标记点为中心、半径为 2 的 125 个体素单元记作训练集的“正样本” R_k^+ ，在这

个图像剩余区域随机选取 125 个体素记作“负样本” R_k^- ，并依次对得到的训练集的每一个单元进行训练。由于训练样本体素减少，极大地提高了训练速度，减少运行时间；

4) 为了能更准确找出中心点位置，选择回归后的距离图谱中值最小的 150 个点进行 Mean-shift 聚类得到更准确的椎骨中心点的候选点。

综上所述，本文提出的融合加权随机森林的自动 3D 椎骨 CT 图像主动轮廓分割方法具体实现步骤如下。

步骤 1: 导入训练集后，提取图像特征向量，构建随机森林并初始化参数；

步骤 2: 训练随机森林，根据式(6)、式(7)进行加权运算，将权重小于 0.005 的树权重重新赋值为 0，其余权重按比例重新赋值；

步骤 3: 重复步骤 2，直至到达预定迭代次数，输出椎骨中心点位置；

步骤 4: 根据式(10)、式(11)定义联合边缘能量的主动轮廓分割能量函数，并初始化参数；

步骤 5: 以随机森林输出的中心点为初始轮廓中心构造初始轮廓球；

步骤 6: 使用梯度下降法根据式(12)更新距离符号函数 S ；

步骤 7: 重复步骤 6，直至遍历全部体素点，计算最小 S^* ；

步骤 8: 将步骤 7 计算的最小 S^* ，并根据式(15)的一一对应关系映射分割边界 L^* ，最终获得分割结果。

4 实验结果及分析

4.1 实验环境与数据集

本文分割方法在公开的 CT 数据集上进行评估，本文数据来源于 Forsberg^[24]与 Hammernik^[25]实验所用数据集，CSI(Collaborative Platform for Research on Spine Imaging and Image Analysis)挑战提供发布于 Spine Web 网站(<http://spineweb.digitalimaginggroup.ca/spineweb/index.php?n=Main.Datasets>)上，该数据共 20 组 CT 图像(包括健康椎骨和患病椎骨)，总计 10991 张切片图像，数据集覆盖整个胸椎和腰椎，没有静脉对比。本文椎骨分割算法实验环境为 Intel(R) Core(TM) 3.4 GHz CPU, 32 GB RAM, 4 GHz GPU, Caffe, Matlab R2016b。我们用 ITK 和 VTK 工具包结合 Python 语言

编程实现分割结果可视化。为使图像强度大致在相同的范围之内，通过调整窗宽/窗位对图像进行归一化处理。

4.2 分割结果

本文从分割常用指标 DC(Dice coefficient, 用 C_{DC} 表示)、ASD(absolute surface distance, 用 D_{ASD} 表示)、正确分类率(CCR, 简称为 R_{CCR})和 Jaccard^[26]对本文提出的方法进行评估和对比，其定义如下：

$$\left\{ \begin{array}{l} C_{DC} = \frac{2|V_r \cap V_s|}{|V_r| + |V_s|} \\ D_{ASD} = \frac{1}{|S_s|} \sum_{i=1}^{|S_s|} \|d_i(S_s, S_r)\| \\ R_{CCR} = \frac{N_{CPN}}{T_{IPN}} \\ Jaccard = \frac{P_{SEG} \cap M_{GT}}{P_{SEG} \cup M_{GT}} \end{array} \right. , \quad (16)$$

其中： V_r 是参考体积， V_s 是分割体积， S_r 是参考面， S_s 是分割面， d_i 是从 S_s 上的点到 S_r 的最小距离， P_{SEG} 代表本文的分割结果， M_{GT} 代表手工分割结果， N_{CPN} 表示正确分割的体素的数量， T_{IPN} 表示图像体素的总数。为了突出加权随机森林和边缘能量在脊柱 CT 图像分割方法中的作用，进行了一系列实验来证明该方法的优越性。ASD 指标系数越小表示分割效果越好，其中 DC、CCR、Jaccard 三种指标系数的取值范围均为 0 到 1，越接近 1 表示分割效果越好。

4.3 随机森林中心点定位

4.3.1 初始轮廓选取

本文使用均值漂移聚类来找到具有最高回归概率的 150 个点中的中心候选点，通过随机分类森林去除非椎骨点，将候选点中概率最大的点确定为椎骨中心点，建立一个三维距离图，图 2(a)给出了第 4 节腰椎的回归点及其中心点；图 2(b)显示了回归森林得到的回归点，蓝色点为 Mean-shift 聚类中心，经过随机分类森林去除非椎骨区域的点为椎骨中心候选点，黄色点为随机森林最终选定的椎骨中心点，红色点为专家标记中心点。

为了避免分割时陷入局部能量极小值，将初始轮廓球置于随机森林选取的中心点位置，设定曲线由内向外演化，如图 3 所示。图 3(a)为健康椎骨的中心点(黄色圆点)及初始轮廓球(白色圆圈)，图 3(b)对应为患病椎骨的中心点及初始轮廓球。

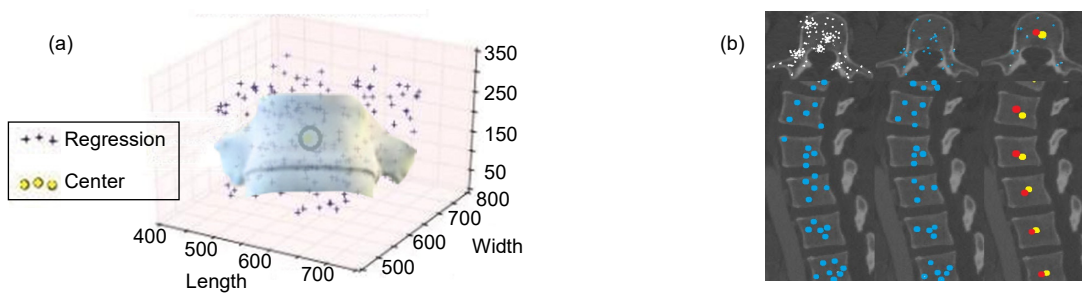


图 2 随机森林中心点定位。(a) 三维距离图; (b) 回归森林得到的回归点

Fig. 2 Random forest center point positioning. (a) 3D distance map; (b) Regression points obtained by regression forest

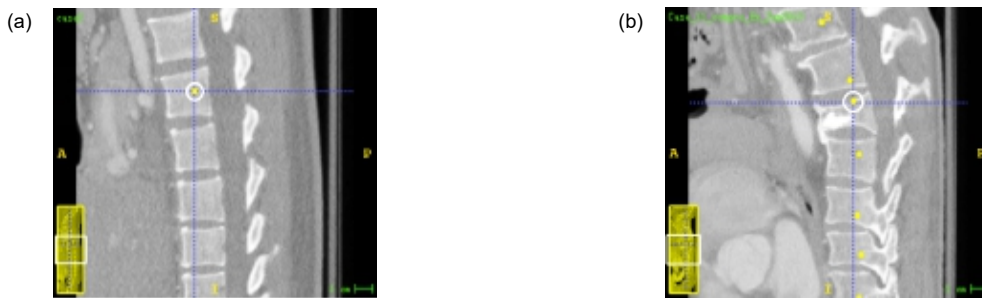


图 3 椎骨中心及初始轮廓

Fig. 3 Vertebral center and initial contours

4.3.2 初始轮廓和边缘能量

如图 4 所示, 从左到右、从上到下依次为 CT 原始图像(a)、无边缘能量主动轮廓分割的任意初始轮廓(b)、边缘能量主动轮廓分割的任意初始轮廓(c)、无边缘能量主动轮廓分割(weighted random forest, WRF)初始轮廓(d)、WRF-EAC(weighted random forest-active contour)分割(e)和通过后操作平滑边界最终分割的结果(f)。初始轮廓分割不能将椎骨区域和目标外部区域正确地分割。随机森林位置的主动轮廓分割产生分割

缺陷和过分割。与前三种方法相比, 该方法可以提供椎骨的准确分割。

分割效果的定量表征结果如表 1 所示。不同方法对于多个椎骨的分割结果如图 5 所示, 第一行是任意初始轮廓和非边缘能量项方法的分割结果。该方法不能完成 CT 图像的器官分割。第二是任意初始轮廓和边缘能量项方法的分割结果。该方法可以找到准确的器官轮廓并完成分割, 并且一些非器官部分也被分割是不够的。第三行是权重 RF 初始轮廓和非边缘能量

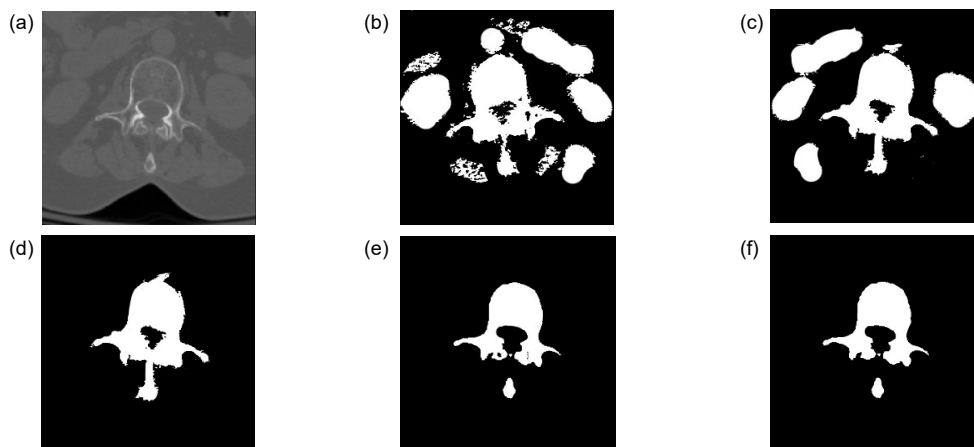


图 4 控制变量实验分割结果

Fig. 4 Controlled variable experimental segmentation results

表 1 定量实验分割结果

Table 1 Segmentation results of quantitative experiments

指数	任意初始轮廓		边缘能量		本文方法
	无边缘能量	有边缘能量	无 RF 初始轮廓	有 RF 初始轮廓	WRF-EAC
DC	0.65	0.78	0.83	0.935	0.954
ASD	4.32	3.15	1.26	0.462	0.306
CCR	0.66	0.78	0.85	0.938	0.955
Jaccard	0.63	0.75	0.80	0.930	0.952
Time cost	45 min per case	40 min per case	20 min per case	15 min per case	13 min per case

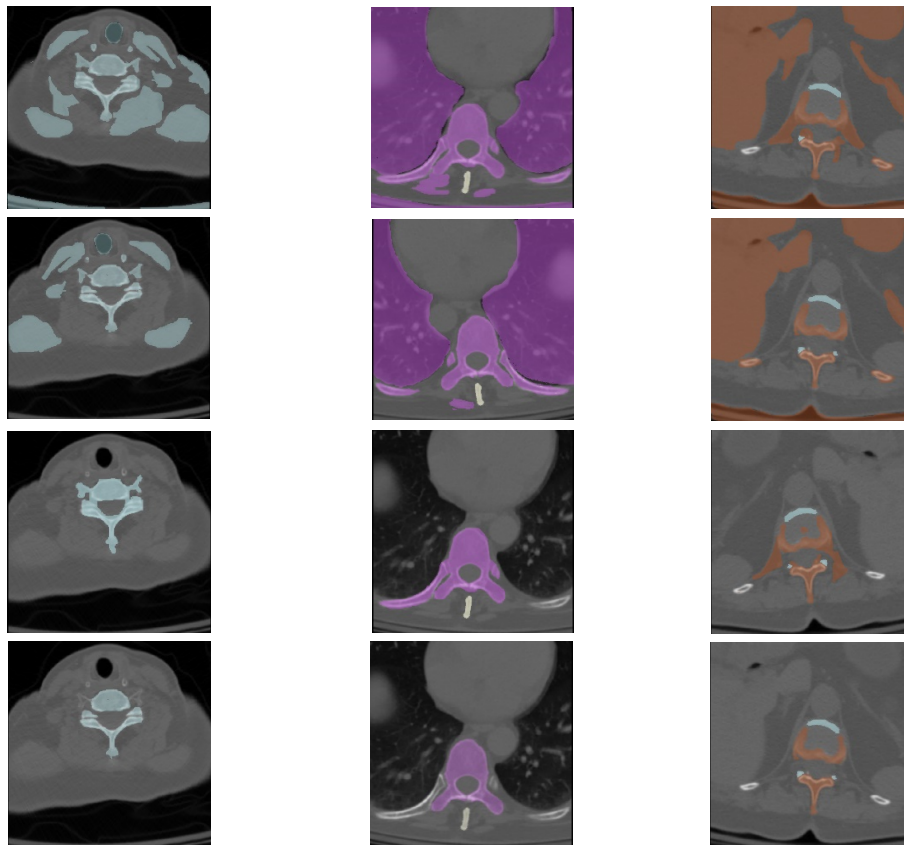


图 5 分析实验分割结果

Fig. 5 Analysis of experimental segmentation results

项方法的分割结果。但是没有足够的细分和过度细分。第四行是本文的分割结果，该方法可以准确地分割目标区域并正确分割目标区域，分割结果最佳。

4.4 本文分割方法结果比较

为了便于比较，将脊柱分成三个区段(T1~T6, T7~T12 和 L1~L5)并计算分割的 DC 和 ASD 系数。本文的脊柱 CT 分割方法对健康和患病的椎骨具有良好的分割效果，具体系数对比结果如图 6 所示，分割效果的各评价指标如表 2 所示。由于健康椎骨的形状和

形状差异较小，患病椎体的差异显著，健康椎骨分割的结果明显优于患病椎骨的分割结果。胸椎的尺寸和骨密度小于腰椎的尺寸和骨密度，肋骨关节和周围结构的成像更复杂。这些原因导致腰椎分割的结果优于胸椎分割。图 7 为 10 例健康和 10 例非健康椎体的 CT 数据分割结果的 DC 系数和 ASD 系数。无论 DC 系数或 ASD 系数如何，健康的椎骨分割结果明显优于患病的椎骨分割结果。DC 系数越大，分割结果的 ASD 系数越低，反之亦然。

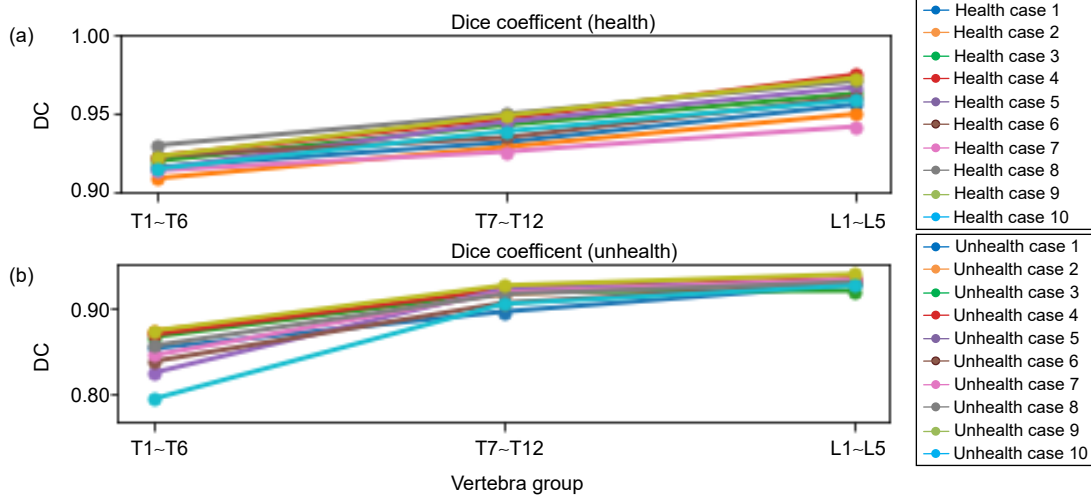


图 6 DC 和 ASD 统计结果
Fig. 6 DC and ASD statistical results

表 2 分割结果各评价指标
Table 2 Segmentation results of each evaluation index

脊柱区段	DC		ASD		CCR		Jaccard	
	Health case	Unhealth case	Health case	Unhealth case	Health case	Unhealth case	Health case	Unhealth case
T1-T6	0.922	0.854	0.475	3.715	0.924	0.847	0.918	0.861
T7-T12	0.953	0.917	0.452	0.832	0.954	0.915	0.949	0.902
L1-L5	0.968	0.939	0.305	0.373	0.967	0.938	0.957	0.936
All	0.955	0.925	0.353	0.405	0.954	0.921	0.953	0.927

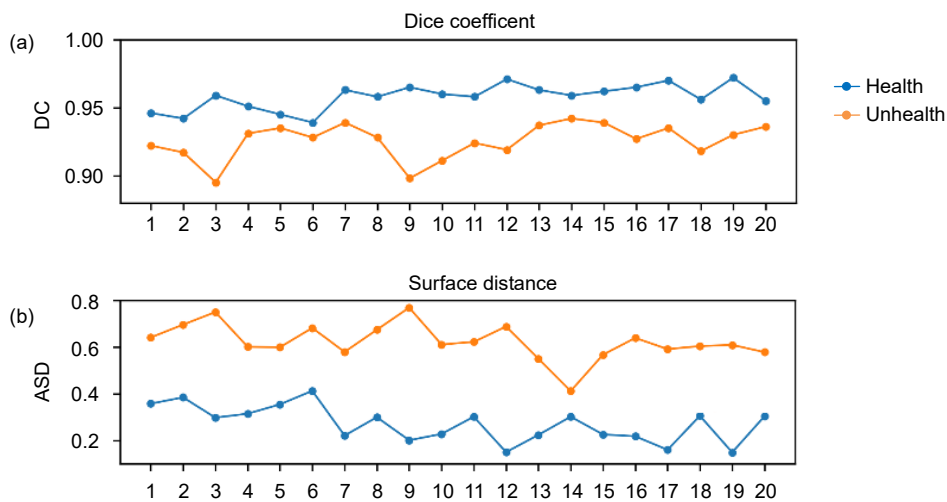


图 7 20 例 DC 系数和 ASD 系数
Fig. 7 DC coefficients and ASD coefficients of 20 cases

如图 8 所示, 第一行是健康椎体 CT 的横断面分割结果(a); 第二行是患病椎体患病部位的横断面分割结果(b); 第三行是整个椎骨表面的水平分割结果(c); 第四行是对应于患者椎骨的分割结果(d)。将椎骨分割

结果(红色部分)放在专家手动分割数据(白色部分)和原始 CT 数据上, 第五行是椎骨的部分矢状切面(e), 第六行是整个椎骨冠状面的分割结果(f)。

表 3 为本文的方法与现有的三种算法的比较。图

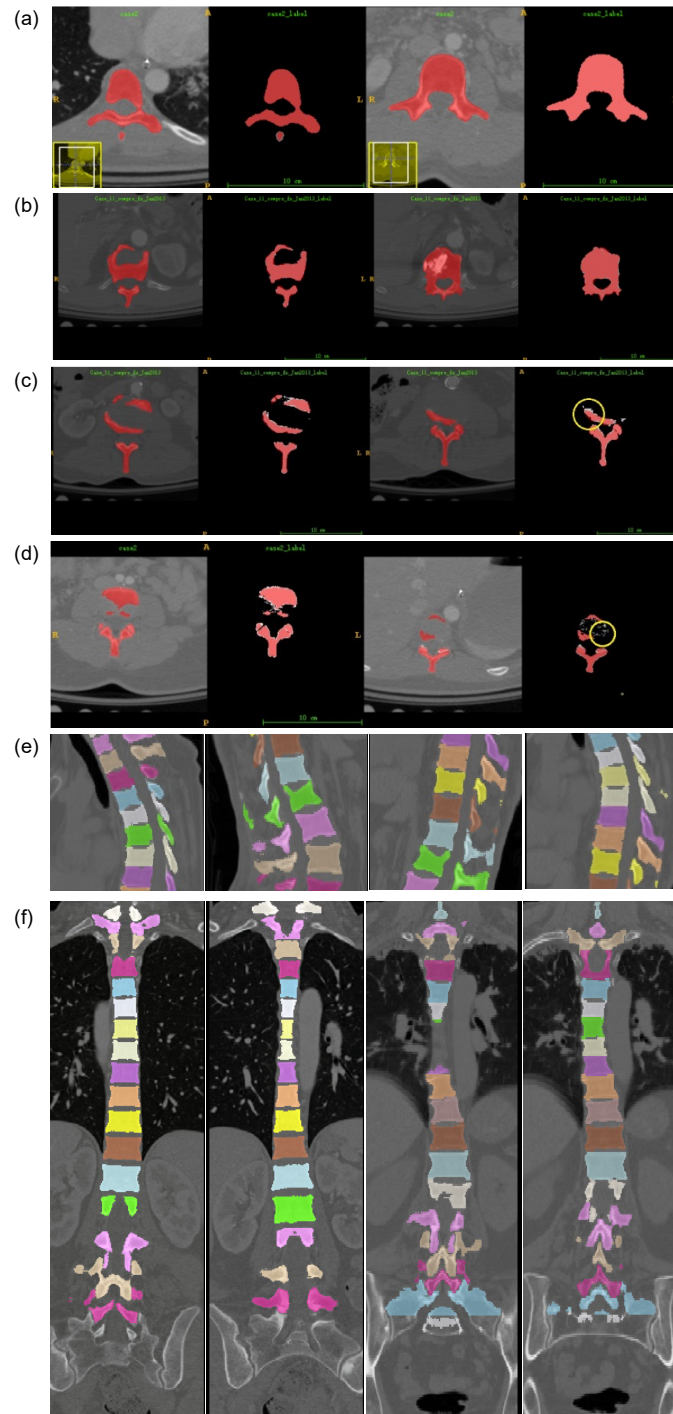


图 8 方法分割结果

Fig. 8 Segmentation results of the proposed method

9 为本文方法与表 3 中方法分割效果比较图(从左至右分别为本文方法、方法 1、方法 2、方法 3、方法 4)，图 9(a)是健康椎骨分割的比较结果，图 9(b)是病变椎骨分割的比较结果。方法 1 可以自动定位椎骨中心而无需手动辅助分割，但在细分方面略有不足。方法 2 对健康椎骨的分割有很好的效果，但不能完成患病椎

骨的分割。手动定位椎骨中心需要相当长的时间。方法 3 仅划分腰椎并需要手动定位中心点。虽然速度很快，但只能分割五个腰椎。方法 1 和本文方法都具有用于自动椎骨定位和分割的组件，这使得椎骨分割成为一个完整的系统，使细分更精确。该方法采用 GPU 加速方法，在分割速度方面具有一定的优势。尽管方

表 3 分割结果的 DC 系数比较

Table 3 Comparisons of DC coefficients for segmentation results

方法	椎骨定位	分割方法	Dice	耗时
1 ^[25]	自动	Multi-atlas	0.93	12 min/case
2 ^[26]	手动	Mean shape	0.93	45 min/case
3 ^[27]	手动	Mean shape	0.931	3 min/case
4 ^[28]	自动	CNN	0.947	27 s/piece
本文方法	自动	WRF-FEAC	0.951	13 min/case

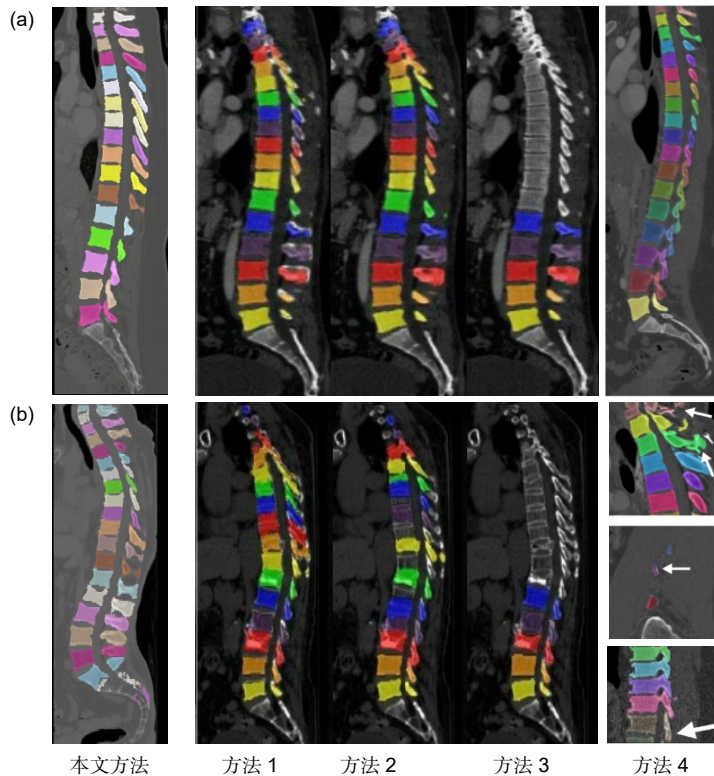


图 9 本文方法与其他方法之间分割效果的比较

Fig. 9 Comparisons of the segmentation effect between the proposed method and other methods

法 4 的分割精度与本文相似，但方法 4 不能完成患病椎骨的分割，且普适性较低。

为了能够更直观的观察椎体的分割效果，用 VTK 对脊柱分割结果进行三维重建如图 10 所示。图 10(a) 为健康椎骨分割结果三维重建图，图 10(b) 为患病椎骨分割结果三维重建图。

5 结 论

实验结果表明，本文提出的融合加权随机森林的 3D 椎骨 CT 图像主动轮廓分割方法平均分割准确率能达到 92% 以上，虽然第一次进行样本训练需要一定的时间，但在之后的测试集实际应用中不需要再次训练

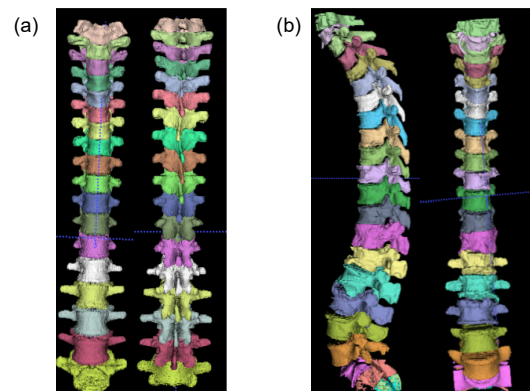


图 10 椎骨三维重建可视化效果

Fig. 10 Visualization of 3D reconstruction of vertebrae

模型, 本文提出的分割方法能够帮助临床医生快速、高效地进行诊断治疗。本文方法存在一定的优势: 自动定位椎骨中心并准确分割椎骨区域; 脊柱 CT 图像易于获取, 利用本文提出的分割模型, 进行椎骨区域分割, 结合后续的三维重建、3D 打印工作易于帮助临床应用、治疗。由于椎骨 CT 数据较难收集, 在之后的研究中需要补充更多分割数据进行模型训练, 提高分割模型的分割准确率, 实现脊柱的多级分割。

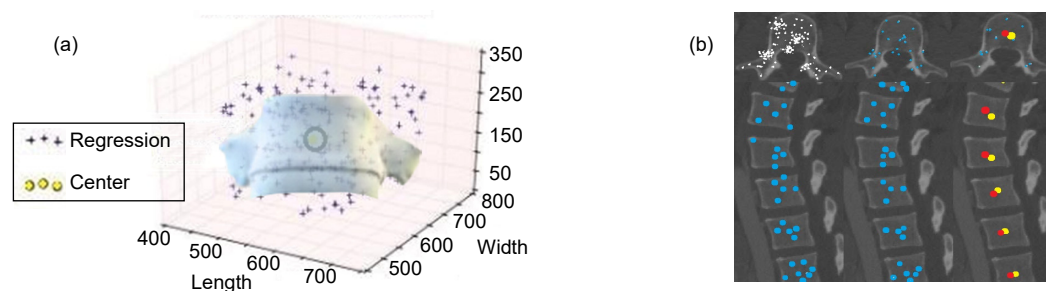
参考文献

- [1] Roth H R, Farag A, Lu L, *et al.* Deep convolutional networks for pancreas segmentation in CT imaging[J]. *Proceedings of SPIE*, 2015, **9413**: 94131G.
- [2] Glocker B, Feulner J, Criminisi A, *et al.* Automatic localization and identification of vertebrae in arbitrary field-of-view CT scans[M]//Ayache N, Delingette H, Golland P, *et al. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 590–598.
- [3] Kang Y, Engelke K, Kalender W A. A new accurate and precise 3-D segmentation method for skeletal structures in volumetric CT data[J]. *IEEE Transactions Medical Imaging*, 2003, **22**(5): 586–598.
- [4] Lim P H, Bagci U, Bai L. Introducing Willmore flow into level set segmentation of spinal vertebrae[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, **60**(1): 115–122.
- [5] Huang J Y, Jian F Z, Wu H, *et al.* An improved level set method for vertebra CT image segmentation[J]. *Biomedical Engineering Online*, 2013, **12**: 48.
- [6] Tang L M, Tian X Q, Huang D R, *et al.* Image segmentation model combined with FCMS and variational level set[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(6): 1233–1248.
唐利明, 田学全, 黄大荣, 等. 结合 FCMS 与变分水平集的图像分割模型[J]. *自动化学报*, 2014, **40**(6): 1233–1248.
- [7] Criminisi A, Shotton J, Robertson D, *et al.* Regression forests for efficient anatomy detection and localization in CT studies[M]//Menze B, Langs G, Tu Z W, *et al. Medical Computer Vision. Recognition Techniques and Applications in Medical Imaging*. Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 106–117.
- [8] Criminisi A, Robertson D, Konukoglu E, *et al.* Regression forests for efficient anatomy detection and localization in computed tomography scans[J]. *Medical Image Analysis*, 2013, **17**(8): 1293–1303.
- [9] Cuingnet R, Prevost R, Lesage D, *et al.* Automatic detection and segmentation of kidneys in 3D CT images using random forests[M]//Ayache N, Delingette H, Golland P, *et al. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 66–74.
- [10] Klinder T, Ostermann J, Ehm M, *et al.* Automated model-based vertebra detection, identification, and segmentation in CT images[J]. *Medical Image Analysis*, 2009, **13**(3): 471–482.
- [11] Huang S H, Chu Y H, Lai S H, *et al.* Learning-based vertebra detection and iterative normalized-cut segmentation for spinal MRI[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, **28**(10): 1595–1605.
- [12] Roberts M G, Cootes T F, Pacheco E, *et al.* Segmentation of lumbar vertebrae using part-based graphs and active appearance models[M]//Yang G Z, Hawkes D, Rueckert D, *et al. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Berlin Heidelberg: Springer, 2009: 1017–1024.
- [13] Chen K, Li B, Tian L F. A segmentation algorithm of pulmonary nodules using active contour model based on fuzzy speed function[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(8): 1257–1264.
陈侃, 李彬, 田联房. 基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割[J]. *自动化学报*, 2013, **39**(8): 1257–1264.
- [14] Thieu Q T, Luong M, Rocchisani J M, *et al.* Efficient segmentation with the convex local-global fuzzy Gaussian distribution active contour for medical applications[J]. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 2015, **75**(1–2): 249–266.
- [15] Sun W Y, Dong E Q, Cao Z L, *et al.* A robust local segmentation method based on fuzzy-energy based active contour[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(4): 611–621.
孙文燕, 董恩清, 曹祝楼, 等. 一种基于模糊主动轮廓的鲁棒局部分割方法[J]. *自动化学报*, 2017, **43**(4): 611–621.
- [16] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **57**(2): 137–154.
- [17] Tu Z W, Zhou X S, Bogoni L, *et al.* Probabilistic 3D polyp detection in CT images: the role of sample alignment[C]//2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York, 2006: 1544–1551.
- [18] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, **45**: 5–32.
- [19] Li X H. Using “random forest” for classification and regression[J]. *Chinese Journal of Applied Entomology*, 2013, **50**(4): 1190–1197.
李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. *应用昆虫学报*, 2013, **50**(4): 1190–1197.
- [20] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: active contour models[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, **1**(4): 321–331.
- [21] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(2): 158–175.
- [22] Hajjaghayi M, Groves E M, Jafarkhani H, *et al.* A 3-D active contour method for automated segmentation of the left ventricle from magnetic resonance images[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2017, **64**(1): 134–144.
- [23] Osher S, Fedkiw R, Piechor K. Level set methods and dynamic implicit surfaces[J]. *Applied Mechanics Reviews*, 2004, **57**(3): B15.
- [24] Forsberg D. Atlas-based segmentation of the thoracic and lumbar vertebrae[M]//Yao J H, Glocker B, Klinder T, *et al. Recent Advances in Computational Methods and Clinical Applications for Spine Imaging*. Cham: Springer, 2015: 215–220.
- [25] Hammernik K, Ebner T, Stern D, *et al.* Vertebrae segmentation in 3D CT Images based on a variational framework[M]// Yao J H, Glocker B, Klinder T, *et al. Recent Advances in Computational Methods and Clinical Applications for Spine Imaging*. Cham: Springer, 2015: 227–233.
- [26] Dice L R. Measures of the amount of ecologic association between species[J]. *Ecology*, 1945, **26**(3): 297–302.
- [27] Castro-Mateos I, Pozo J M, Lazary A, *et al.* 3D vertebra segmentation by feature selection active shape model[M]//Yao J H, Glocker B, Klinder T, *et al. Recent Advances in Computational Methods and Clinical Applications for Spine Imaging*. Cham: Springer, 2015: 241–245.

Automatic 3D vertebrae CT image active contour segmentation method based on weighted random forest

Liu Xia, Gan Quan, Li Bing, Liu Xiao, Wang Bo*

School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China



Random forest center point positioning. (a) 3D distance map; (b) Regression points obtained by regression forest

Overview: Medical image segmentation has been widely used in medical image diagnosis technology and has become one of the indispensable means of clinical treatment. The use of computer processing to analyze spine CT images in modern medicine has become an important research direction, and has very important clinical application values. Due to the complicated structure of the vertebral body and the small difference, it is difficult for people to accurately extract the vertebral body of interest. In previous studies, we tried to manually set the initial contour directly to construct an interactive semi-automatic segmentation scheme. However, due to a large number of vertebrae in the human spine and the similar shape of the vertebrae, the manual setting of initial contour points requires a certain medical foundation and consumes much time. In order to solve the problems of sensitive initial contours and inaccurate segmentation caused by active contour segmentation of CT images, this paper proposes an automatic 3D vertebral CT active contour segmentation method combined weighted random forest called “WRF-AC”. This method proposes a weighted random forest algorithm and an active contour energy function that includes edge energy. First, the weighted random forest is trained by extracting 3D Haar-like feature values of the vertebra CT, and the ‘vertebra center’ obtained is used as the initial contour of the segmentation. Then, the segmentation of the vertebra CT image is completed by solving the active contour energy function minimum containing the edge energy. The experimental results show that this method can segment the spine CT images more accurately and quickly on the same datasets to extract the vertebrae. Experimental results show that the average segmentation accuracy of the active contour segmentation method of 3D vertebra CT image fusion weighted random forest proposed in this paper can reach more than 92%. This method has certain advantages: it can automatically locate the center of the vertebrae and accurately segment the vertebral area; it is easy to obtain CT images of the spine, using the segmentation model proposed in this paper to segment the vertebral area, and combining the subsequent 3D reconstruction and 3D printing can easily help clinical applications and treatment. Due to the difficulty in collecting CT data of vertebrae, it is necessary to add more segmentation data for model training in the subsequent research to improve the segmentation accuracy of the segmentation model and achieve multi-level segmentation of the spine.

Citation: Liu X, Gan Q, Li B, *et al.* Automatic 3D vertebrae CT image active contour segmentation method based on weighted random forest[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(12): 200002

Supported by National Natural Science Foundation of China (61172167) and Natural Science Foundation of Heilongjiang Province (QC2017076)

* E-mail: hust_wb@126.com