

· 研究简报 ·

基于 DRLSE 方法的全自动 CT 图像脂肪肝诊断系统

王家坤¹, 孙建军², 高凤连¹, 帅海涛², 黄联芬¹, 黄悦^{1*}

(1. 厦门大学信息科学与技术学院, 福建 厦门 361005; 2. 南京军区福州总医院 476 临床部放射科, 福建 福州 350000)

摘要: 利用 CT 对脂肪肝进行诊断是通过肝脏和脾脏的 CT 比值来判定脂肪肝严重程度, 临床上需要手动取肝脏和脾脏的 CT 值, 工作量较大. 为此提出了一种基于 CT 图像处理的全自动脂肪肝识别系统以完全自动地识别脂肪肝以及判断严重程度, 减少人工干预, 为进一步确诊提供辅证. 该系统采用直方图统计和最大连通区提取对肝脏进行分割, 运用相对位置统计方法对脾脏进行初始定位, 然后采用基于距离规则化的水平集演化(DRLSE)方法对脾脏进行自动分割, 分别取得肝脏和脾脏的 CT 值, 最后进行 CT 值对比得到判定结果. 通过临床中正常与不同程度脂肪肝的 90 例样本的测试与验证, 该系统具有较高的识别准确率.

关键词: 脂肪肝诊断; CT 图像; 直方图统计

中图分类号: TP 391.7

文献标志码: A

文章编号: 0438-0479(2014)06-0892-05

随着人们生活水平的提高, 脂肪肝的发病率越来越高. 对于脂肪肝的定性诊断, CT 和 B 超是 2 种最主要的手段. 其中, 对于脂肪肝的诊断, B 超检查缺乏量化的标准, 需要参考多个参数确定^[1-2]. 如图 1 所示, CT 图像是断层图像, 与 X 光图像所示的黑白影像一样, 黑影表示低吸收区, 即低密度区; 白影表示高吸收区, 即高密度区. 但是 CT 与 X 光图像相比, CT 的密度分辨力高, 即有高的密度分辨力. 而人体软组织的密度差别虽小, 吸收系数虽多接近于水, 但也能形成对比而成像, 这是 CT 的突出优点. 所以, CT 可以很好地显示由软组织构成的器官, 这也是医学上把肝脏 CT 图像作为诊断肝脏疾病的重要手段的原因^[3].

对于脂肪肝检测, CT 检查有量化指标, 易于客观诊断^[4-5]. 医学临床上进行诊断时, 选择 CT 平扫肝、脾显示最大的 4 个层面, 每个层面都用边长 1.0 cm 以上的正方形感兴趣区对肝、脾取 CT 值, 然后对 4 个选区 CT 值再各取其平均值, 尽量避开伪影、肝内血管影, 测出的 CT 平均值进行肝脾比值^[6-8]. 因此, 医生采用 CT 图像做脂肪肝诊断时, 需要人工给定视窗, 测量肝脏和脾脏的 CT 值进行对比, 具有较大的工作量. 同时, 由于 CT 成像设备获取的图像具有内在的不确定性, 其模糊程度依赖于许多因素, 如热/电噪声、生物



图 1 肝脏 CT 图像

Fig 1 Liver CT image

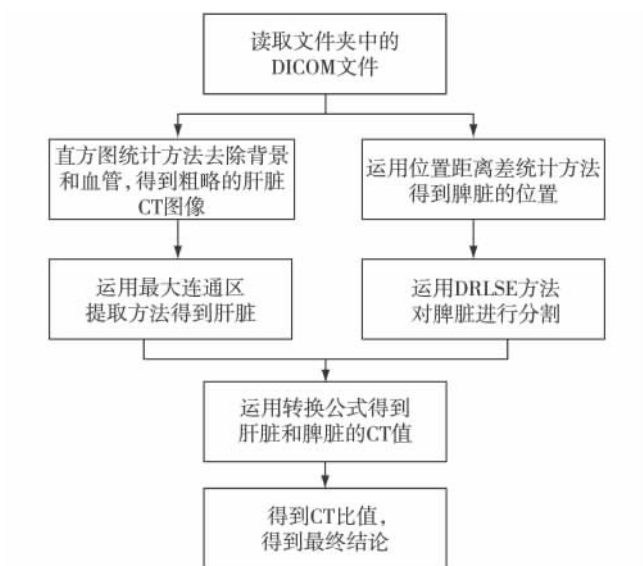
组织的多样性及部分容积效应等, 尤其是肝脏图像与周围的腹壁肌肉、膈肌、心脏、脾脏、肾脏等器官和组织均缺乏良好的灰度对比, 这些因素使得 CT 图像中肝脏与不同组织之间难以找到清晰的边界, 为 CT 图像分割带来了困难. 肝脏的形状和大小都因人而异, 由于肝脏图像千变万化, 并且不同人的生理条件不同, 所以肝脏在不同人的 CT 图像中表现为不同的 CT 值特征. 腹部 CT 图像中, 除肝脏外, 还有胃、胆、脾脏等器官, 且各组织、器官、结构的灰度特征对比也不是单一的情况. 肝脏病变包括肝癌、血管瘤、肝囊肿、脂

收稿日期: 2013-10-25

* 通信作者: yhuang2010@xmu.edu.cn

脂肪肝等,它们在多期扫描包括平扫、动脉期、门脉期、平衡期CT图像中表现形态变化多端,同时肝脏内部正常肝组织和病灶组织的对比度较低,病灶边界模糊且形态各异.在多期肝脏螺旋CT扫描中,病灶在平扫、动脉期、门脉期和延迟期表现各异^[9].

目前尚未提出全自动脂肪肝诊断系统.本文将基于图像处理与分析的理论算法提出一个全自动脂肪肝诊断系统.全自动脂肪肝诊断系统主要包括以下2个模块:1)肝脏和脾脏的分割;2)肝脾CT值提取及比值.图2是全自动脂肪肝诊断系统流程图.下文将按照2个模块来介绍该系统.



DRLSE 表示基于距离规则化的水平集演化.

图2 全自动脂肪肝诊断系统流程图

Fig.2 The automatic fatty liver diagnostic system flow chart

1 基于直方图统计的肝脏分割和DRLSE的脾脏分割

1.1 DRLSE 方法介绍

本文在肝脏和脾脏分割中采用DRLSE方法^[10]. 设 $\phi: \Omega \rightarrow \mathbf{R}$ 是一个定义在区域 Ω 内的水平集函数,我们定义一个能量泛函 $\epsilon(\phi)$ 为:

$$\epsilon(\phi) = \mu R_p(\phi) + \epsilon_{\text{ext}}(\phi), \quad (1)$$

其中 $\mu > 0$ 是一个常数. 而 $\epsilon_{\text{ext}}(\phi)$ 是一个外部能量项,由感兴趣区(ROI)决定,当水平集函数 ϕ 的零水平集处在理想的位置上, $\epsilon_{\text{ext}}(\phi)$ 将取得最小值, $\epsilon_{\text{ext}}(\phi)$ 将在下文给出定义. $R_p(\phi)$ 是水平集正则项,定义为:

$$R_p(\phi) \triangleq \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dx, \quad (2)$$

其中 $p: [0, \infty) \rightarrow \mathbf{R}$ 是一个势能函数,或者称为能量密度函数. 提出水平集正则项的目的不仅是保持水平集函数 ϕ 的光滑性,还要保持距离特性函数 $|\nabla \phi| = 1$,至少保持在零水平集附近恒有 $|\nabla \phi| = 1$,以此来保证曲线演化的准确计算. 我们可以用1个有最小值点为 $s = 1$ 的势能函数 $p(s)$ 来达到这一目标,使得当 $|\nabla \phi| = 1$ 时水平集正则项 $R_p(\phi)$ 取得最小值. 但是仅仅满足 $s = 1$ 会出现不可预测的问题. 最后我们找到了一个新的势能函数,该函数只在零水平集附近保持 $|\nabla \phi| = 1$,而在远离零水平集的位置保持水平集函数为一个常数,以及 $|\nabla \phi| = 0$,这就要求 $p(s)$ 至少要有2个最小值点 $s = 1$ 和 $s = 0$. $p(s)$ 定义如下:

$$p(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)), & s \leq 1, \\ \frac{1}{2} (s - 1)^2, & s \geq 1. \end{cases} \quad (3)$$

该函数也是DRLSE与其他水平集方法的不同之处,优点是减少水平集演化过程中的运算量,提高效率.

DRLSE 能量泛函的最终形式为:

$$\epsilon_{\epsilon}(\phi) = \mu \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dx + \lambda \int_{\Omega} g \delta_{\epsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx + \alpha \int_{\Omega} g H_{\epsilon}(-\phi) dx. \quad (4)$$

为了取得该能量泛函的最小值,DRLSE采用梯度下降法,得到以下形式:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \phi|) \nabla \phi) + \lambda \delta_{\epsilon} \operatorname{div}\left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) + \alpha g \delta_{\epsilon}(\phi), \quad (5)$$

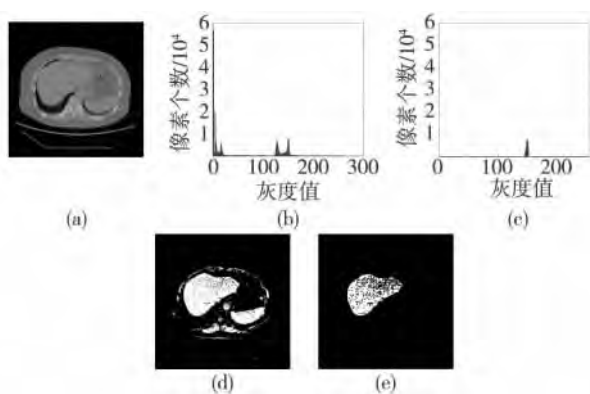
其中, α 取值的正负会决定分割的方向. 当 α 取负值时,初始轮廓向外扩散;当 α 取正值时,初始轮廓向内收缩. α 的绝对值大小则会影响轮廓对边缘的敏感度. α 的绝对值越大,对边缘的敏感度越低,分割速度越快,适合分割边缘明显的图像. 而当图像的边缘模糊时, α 的取值则较小,以保持对边缘的敏感性,带来的问题就是分割速度较慢.

1.2 基于直方图统计的肝脏分割

从肝脏CT图像(图3(a))上可以看出,肝脏在整个CT图像中占有较大的比例,整个肝脏的灰度值也比较集中. 从直方统计图(图3(b))上也可以看出,第1个峰值对应的是背景,因为背景灰度值小且在图像中占的比例最大,符合直方图统计结果;第2个峰值对应的是肝脏及灰度值相近的组织,灰度值居中;第3个峰值对应的是血管组织,在CT图像中表现为白色部分,灰度值最高. 因此,我们运用灰度值的直方图统

计的方法来提取肝脏。

首先,我们提取直方图的第 2 个峰值 x_0 及峰值左右各 3 个灰度值 ($|x - x_0| \leq 3$), 如图 3(c) 所示, 得到的结果如图 3(d) 所示, 去除了背景和血管。从图 3(d) 中可以看出, 肝脏部分被完整包含在其中, 同时还有周围脏器和组织。通过观察我们也可以发现肝脏在图 3(d) 所占的比例是最大的。因此, 接下来我们运用最大连通区的方法来提取肝脏。最大连通区的方法是通过统计图像中各个独立图像块的连通数来确定连通数最大的图像块, 将连通数最大的图像块提取出来, 得到最后的结果。图 3(e) 即为提取的最终结果。单幅肝脏 CT 图像提取肝脏的整个过程耗时约 4 s。



(a) 原始肝脏 CT 图像; (b) 原始肝脏 CT 图像的直方图统计;
(c) 提取肝脏对应的直方图; (d) 处理后的直方图对应的肝脏 CT 图像; (e) 提取的肝脏图像。

图 3 肝脏分割流程

Fig. 3 Liver segmentation process

通过直方图提取肝脏会在肝脏边缘部分存在一定误差, 存在少量腹腔壁组织。为了消除这种误差, 我们在提取肝脏 CT 值时, 采用从肝脏中心位置由内向外螺旋取值, 避免获得肝脏边缘的值影响实验结果。

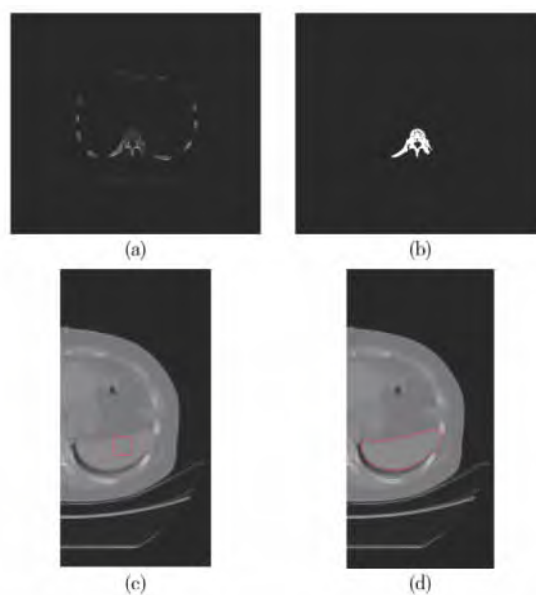
1.3 基于 DRLSE 的脾脏自动分割

由于脾脏在肝脏 CT 图像中所占的比例较小, 因此无法使用直方图统计的方法来确定脾脏的起始分割位置。但是从大量的样本观察中可以发现, 脾脏和脊椎骨的相对位置存在着一定的比例关系。因此通过做了大量统计确定了脾脏和脊椎骨的位置的比例关系, 比例关系为: $x' = x - 15$, $y' = y + 120$, 其中, x' , y' 表示脾脏的位置, x , y 表示脊椎骨中心点的位置。接下来我们详细介绍脾脏的自动定位。

从图 1 中可以发现, 脊椎骨(图 4(b)即为脊椎骨)的灰度值与周围脏器和组织的灰度值存在着很大的差异, 并且脊椎骨的中心落在整个图像的中心线附近。因此, 本文首先通过设置灰度值阈值 100 来提取

脊椎骨, 如图 4(a) 所示。从图中可以看出, 提取后会带有多余部分, 主要的多余部分是腹腔壁上的血管。接下来采用最大连通区提取方法把脊椎骨提取出来, 同时加入位置先验信息(即脊椎骨位于 CT 图纵向中心线附近), 增加准确率, 如图 4(b) 所示, 这样就自动提取了脊椎骨。然后通过计算脊椎骨所有像素点的横纵坐标的统计平均值来确定脊椎骨中心点的坐标, 最后通过上述的脾脏和脊椎骨的比例关系, 最终自动确定了脾脏的位置, 如图 4(c) 所示。

经过大量样本的观察, 我们发现脾脏的位置都在脊椎骨的右边。因此在分割时, 我们只提取了肝脏 CT 图像的右半边, 这样可以大幅提高系统的效率。图 4(c) 中就是脾脏分割的初始状态。图 4(d) 是经过 550 次迭代后的单幅脾脏分割图像, 耗时 72 s。



(a) 阈值 100 得到的 CT 图像; (b) 脊椎骨图像;
(c) 脾脏分割的初始位置; (d) 脾脏分割的最终结果。

图 4 脾脏分割过程

Fig. 4 Spleen segmentation process

2 肝脾 CT 值的提取及 CT 值的对比

通过直方图统计方法和 DRLSE 分割方法, 分别得到了肝脏和脾脏。经过处理后, 我们运用 CT 值和灰度值的转化公式:

$$Hu = \text{pixel_val} \times \text{rescale_slope} + \text{rescale_intersept}, \quad (6)$$

其中, pixel_val 是灰度值, rescale_slope 和 rescale_in-

tercept 是从 DICOM 文件中读取得到的数据, Hu 是 CT 值. 这样,我们就得到了肝脏和脾脏的 CT 值图像,如图 5 所示. 然后,模仿医学上的判定方法:用边长 1.0 cm 以上的正方形 ROI 对肝、脾取 CT 值,对取得的肝脏和脾脏进行取值并对比. 在系统中,模仿医学上的判定方法,分别在肝脏和脾脏上取若干组 CT 值,取其平均值并求比值. 不同的地方在于,医学上取 4 张切片,本系统只取其中脾脏肝脏显示最大的一张切片. 以下是脂肪肝判别的详细步骤:

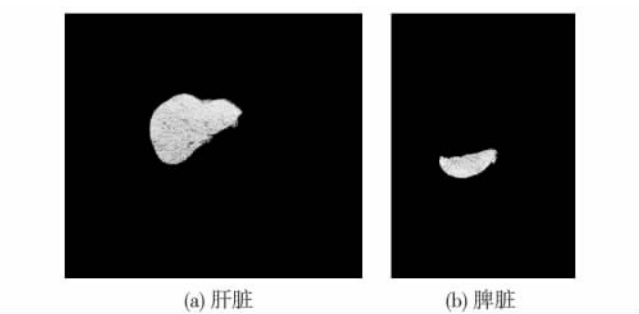


图 5 肝脏和脾脏的原始图像提取
Fig. 5 The original image extraction of liver and spleen

- 1) 肝脏 CT 值分组:
(i) 选取肝脏 CT 图像的中心位置,从中心位置开始由内向外螺旋取值,避免边缘区域对实验结果的影响;
(ii) 每取到 5 个值归为 1 个小组,得到 N 个小组,并计算小组的平均值;
- 2) 脾脏 CT 值分组:
(i) 对脾脏的 CT 值图像做降维操作,转变成 1 个 1 维数组 $s1$,方便取值;
(ii) 对数组 $s1$ 进行分组,每 5 个值为 1 个小组,得到 N 个小组,并计算小组的平均值;
- 3) 计算肝脾 CT 比值:
(i) 对 N 个小组分别做对比操作,用肝脏的 CT 均值除以脾脏的 CT 均值,得到 N 个比值;
(ii) 用 N 个比值再取其平均值,对照标准,得到最后的判定结果.

3 实验结果及分析

3.1 实验结果

本文的样本来自福州某医院,使用的医疗仪器是 GE 光速扫描 VCT,分辨率为 0.30 mm,扫描层厚为 0.625 mm,每个样本大小为 512×512 ,灰度级为 4 096. 样本总数为 90,包括正常肝脏、轻度脂肪肝、中度脂肪

肝和重度脂肪肝. 其中,正常肝脏 10 例、轻度脂肪肝 30 例、中度脂肪肝 26 例、重度脂肪肝 24 例. 在医学上,参照中华医学会肝病学分会制定的标准^[4]:肝脾 CT 比值大于 1 的为正常肝脏,肝脾 CT 比值在 $[0.7, 1.0]$ 间为轻度脂肪肝,在 $[0.5, 0.7)$ 间为中度脂肪肝,小于 0.5 为重度脂肪肝. 实验结果如表 1 所示.

表 1 实验结果
Tab. 1 Experimental result

病例类别	例数	识别个数				识别率/ %
		正常	轻度	中度	重度	
正常肝脏	10	9	1	0	0	90.0
轻度脂肪肝	30	5	25	0	0	83.3
中度脂肪肝	26	0	2	23	1	88.5
重度脂肪肝	24	0	0	1	23	95.8
总计	90	14	28	24	24	88.9

3.2 实验结果分析

从表 1 中可以看出,本文的系统识别率为 88.9%,其中重度脂肪肝的识别率最高,轻度脂肪肝的识别率最低. 正常肝脏中的错误样本是被识别为轻度脂肪肝,而轻度脂肪肝中的错误样本是被识别为正常肝脏. 在医学上,医生对轻度脂肪肝和正常脂肪肝的判断也存在一定困难,因为轻度脂肪肝和正常肝脏对比,肝脏和脾脏的 CT 值差距比较小,医生在判断上会存在一定的误差. 对于本系统而言,还有一个原因,就是脂肪肝分为均质脂肪肝和非均质脂肪肝^[11]. 均质脂肪肝和非均质脂肪肝的区别在于非均质脂肪肝是局限性脂肪肝,脂类物质在肝脏内的浸润分布不均匀,而均质脂肪肝则相反. 在识别过程中,由于本文的判别方法是基于统计平均的,因此非均质脂肪肝由于脂类物质分布不均匀,肝脏不同区域的灰度值可能相差很大,这样对脂肪肝的判别就会引入一定误差,这也就导致了我们的实验结果存在错误. 中度脂肪肝和重度脂肪肝的判别错误问题也是主要因为样本中是非均质脂肪肝,从而导致实验结果存在误差.

4 结 论

本文结合 DRLSE 分割方法和基于先验知识的精确定位,实现了一个全自动脂肪肝识别系统. 首先运用直方图统计和最大连通区方法对肝脏进行提取,运用 DRLSE 方法对脾脏进行分割. 在 DRLSE 分割过程

中,通过位置距离差统计,对脾脏进行定位,得到脾脏的分割初始轮廓,使得分割实现全自动.在此基础上,通过 CT 值和灰度值的转换公式,分别得到肝脏和脾脏的 CT 值图像.最后,模仿医学上的判定方法,把肝脏和脾脏的 CT 值进行对比,得到最终的实验结果.整个过程耗时约 80 s,具有实用性.实验结果表明该系统具有较高的准确性和可靠性,而且速度比较令人满意,为 CT 诊断脂肪肝提供了一个计算机辅助诊断的手段,减轻医生的工作负荷.

参考文献:

- [1] 杨建忠,黄魅力,解永军,等. B 超在脂肪肝诊疗中的诊断价值[J]. 中国超声诊断杂志,2003,3:190-191.
- [2] 刘苏,沈健伟,曾欣,等. 超声显像在脂肪肝随访中的应用[J]. 中国超声诊断杂志,2003,12:29-30.
- [3] 程清水. 基于改进的 Snake 模型的肝脏分割方法的研究[D]. 沈阳:东北大学,2009.
- [4] 贾连春,马立新,吴丽平,等. CT 及 B 超用于脂肪肝临床诊断的比较研究[J]. 现代预防科学,2007,34:42-43.
- [5] 周海,徐冰,徐霓霓,等. CT 和超声检查对轻度脂肪肝诊断价值的比较[J]. 首都医科大学学报,2006,27:541-543.
- [6] 张德发,陆伟,宓余强,等. 肝-脾 CT 比值对非酒精性脂肪性肝病脂肪变程度的诊断价值[J]. 肝脏,2012,4:252-253.
- [7] 孙陶陶,陈克敏. CT 检测脂肪肝技术与应用进展[J]. 中国医学计算机成像杂志,2011,17:390-393.
- [8] 姜峰,单国光. 弥漫性脂肪肝的 CT 分级诊断方法[J]. 北方药学,2012,9:91.
- [9] 刘超. 基于 CT 图像的计算机辅助肝移植术前计划系统的研究[D]. 上海:上海交通大学,2010.
- [10] Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12):3243-3254.
- [11] 王玲. CT 在脂肪肝定量诊断中的价值[D]. 武汉:湖北中医药大学,2011.

Automatic Fatty Liver Diagnostic System in CT Image Based On DRLSE Method

WANG Jia-kun¹, SUN Jian-jun², GAO Feng-lian¹,
SHUAI Hai-tao², HUANG Lian-fen¹, HUANG Yue^{1*}

(1. School of Information Science and Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China;

2. Radiology, Fuzhou Military 476 Hospital, Fuzhou 350000, China)

Abstract: The diagnosis of fatty liver by liver CT image calculates the liver and spleen CT ratio to determine the severity of fatty liver. Therefore, clinical doctors need to manually check the liver and spleen CT value, which has a heavy workload. This paper presents an automatic fatty liver diagnostic system based on CT image processing for completely automatically identifying and determining the severity of fatty liver. The diagnostic system can reduce manual intervention, in order to provide secondary evidence for further diagnosis. The system uses histogram and the maximum connected graph theory to segment the liver. For the spleen segmentation, we use relative position characteristics to determine the initial positions of spleen, and use DRLSE method for automatic segmentation of the spleen. Then we obtain the CT values of liver and spleen, respectively. The final judgment is obtained by comparing the CT values of liver and spleen. Through ninety normal liver samples and varying degrees of fatty liver samples for testing and verifying, the system achieves high identification accuracy.

Key words: fatty liver diagnostic; CT image; histogram statistics