

基于 CV 模型与改进 ME 模型的肺癌检测算法

朴春赫¹, 曹 鹏^{1,2}, 赵 海¹, 朱宏博¹
(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 中国医科大学 公共基础学院, 辽宁 沈阳 110122)

摘 要: 针对 CT 影像中恶性肺结节病灶难以自动检测的问题,提出了一种基于 CV 模型与改进 ME 模型分割区域之间的面积差异的肺部 CT 影像癌症检测算法. 该方法利用在肺部 CT 影像中结节边界的模糊程度是判断恶性肺结节的最重要指标这一特性,首先通过 CV 模型和改进 ME 模型两种交互式目标分割算法分别对肺部 CT 影像分割,因这两种分割方法收缩效果不同,故得到两种不同的结节区域,再计算这两种区域之间的面积差异得到该区域的模糊程度,最后计算得到模糊程度比较阈值,以此判断是否存在癌症. 实验结果表明,该算法对于肺部 CT 影像中的癌症检测具有较高的准确率.

关 键 词: 图像分割;水平集算法;CV 模型;ME 模型;肺结节检测

中图分类号: TP 391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2017)05-0639-06

A Lung Cancer Detection Algorithm Based on CV Model and Improved ME Model

PAK Chun-hyok¹, CAO Peng^{1,2}, ZHAO Hai¹, ZHU Hong-bo¹
(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Public Foundation, China Medical University, Shenyang 110122, China. Corresponding author: CAO Peng, E-mail: caopeng@mail.cmu.edu.cn)

Abstract: According to solve the problem that it is difficult to automatically detect lung nodule lesions in CT images, a lung cancer detection algorithm was proposed based on Chan-Vese model (CV model) and improved mean square error model (ME model). As the degree of fuzziness of nodular boundary is the most important indicator of evaluating lung nodule in CT images study, two interactive image segmentation algorithms were employed in the proposed method based on CV model and improved ME model to process the CT image. Since the shrinkage of these two algorithms vary, two different nodular boundaries were got, and the degree of fuzziness of nodular according to the boundary difference was computed. Lastly, by comparing the degree of fuzziness of nodular, the threshold value to diagnose cancer was determined. The experimental evaluation demonstrates that compared with existing methods, the algorithm can detect lung cancer with higher accuracy in CT images.

Key words: image segmentation; level-set method; CV model; ME model; lung nodule detection

在目前的医疗设备中,CT 扫描具有敏感性
好、漏诊率低等优点,是诊断肺癌的重要手段. 但
由于患者数量多以及 CT 影像数据量巨大,导致
医生应接不暇,增加了漏诊和误诊几率^[1]. 因此,
通过计算机自动检测肺癌作为前期的诊断依据具
有非常重要的意义.

肺癌的诊断过程十分复杂,目前已经涌现出
很多判断肺实质和结节的方法^[2]:基于规则的阈
值法^[3]、数学形态学^[4]、遗传算法^[5]和聚类^[6]等.
虽然这些方法通过近几年的发展,在速度和质量
上得到很大提升,应用领域不断扩大,但是仍然没
有达到常规临床使用水平. 在肺部 CT 影像中,结
节边界的模糊程度是判断肺癌的最重要指标^[7].
因此对可疑结节的准确分割及其边界模糊程度的

判断将直接决定检测的准确性. 针对结节普遍存在噪声和弱边缘化等特性,水平集方法是一种效果较为理想的分割方法. 本文采用的 CV 模型及新提出的改进 ME 模型都是针对水平集方法的改进算法,通过两个水平集模型分割得到的区域之间的面积差异来计算结节边界模糊程度. 最后,使用上海某医院的肺部 CT 影像数据集进行了肺结节的模糊程度分析与检测,确定阈值,并验证本文检测算法的有效性.

1 基于水平集图像分割算法

在肺部结节检测过程中,结节边缘普遍存在模糊和淡化现象,导致传统图像分割算法分割的

$$\left. \begin{aligned} E^{CV}(C,C_1,C_2) &= \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) + \\ &\lambda_1 \int_{\text{outside}(C)} |I(x,y) - C_1| \, dx dy + \lambda_2 \int_{\text{inside}(C)} |I(x,y) - C_2| \, dx dy; \\ C_1 &= \text{average}(I(x,y), \text{outside}(C)); \\ C_2 &= \text{average}(I(x,y), \text{inside}(C)). \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: C_1, C_2 分别表示待分割轮廓 C 外部和内部的平均水平值; $I(x,y)$ 表示该点的水平值; $\mu \geq 0$; $\nu \geq 0$; $\lambda_1 \geq 0$; $\lambda_2 \geq 0$. 图像中每一个像素都被定义一个水平值,水平值在轮廓 C 内部大于 0,而在轮廓 C 外部小于 0,正好在轮廓 C 上时等于 0. 动态轮廓 C 以定义的速度在曲线法线方向上扩展,最终停在分割目标的边缘.

如果 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \mu = \nu = 0$, CV 模型中的每个点在法线方向上的速度函数表示为

$$F = 2\delta_{\varepsilon}(\varphi) (C_1 - C_2) (I(x,y) - \frac{C_1 + C_2}{2}). \quad (2)$$

利用 CV 模型分割图像虽然检测目标效果良好,但是仍然存在问题. 由式(2)可知,因为 CV 模型的速度函数基于平衡动态轮廓外部和内部的像素值,所以对于目标轮廓的边缘检测收缩率比较高. 在肺部 CT 影像中,由于恶性肿瘤边界比较模糊, CV 模型的高收缩率使分割忽略肿瘤周围的模糊部分,导致分割出来的结节区域小于肿瘤的实际区域,从而产生误差.

1.2 ME 模型

ME 模型假设动态轮廓内外部像素值分布为高斯分布,利用均方差将动态轮廓逼近至目标边缘. 基于均方差的 ME 模型函数表示为

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} &= \delta_{\varepsilon}(\varphi) \left(\lg \frac{\sigma_1}{\sigma_2} - \frac{(I - C_2)^2}{\sigma_2} + \frac{(I - C_1)^2}{\sigma_1} \right); \\ C_1 &= \text{average}(I), \sigma_1 = \text{deviation}(I), \text{outside}(C); \\ C_2 &= \text{average}(I), \sigma_2 = \text{deviation}(I), \text{inside}(C). \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

边缘不连续. 水平集方法通过在笛卡尔网格 (Cartesian grid) 上对进化的曲线曲面进行数值计算而不必对曲线曲面参数化,能够获得相对清晰的边缘效果^[8]. 在所有针对水平集方法的改进中, Chan - Vese 提出的 CV 模型是一种较为经典的改进方法^[9]. 此外,由 Rousson - Deriche 提出的基于均方差的水平集方法——ME 模型 (mean square error model)^[10] 能够保证分割的动态轮廓较为清晰准确.

1.1 CV 模型

CV 模型是一种主动轮廓图像分割模型. 该模型利用区域内外部灰度平均值作为能量函数,通过能量函数最优化来分割目标区域. CV 模型的内外部能量函数表示为

由式(3)可得, ME 模型各点在法线方向上的速度函数表示为

$$F = \lg \frac{\sigma_1}{\sigma_2} - \frac{(I - C_2)^2}{\sigma_2} + \frac{(I - C_1)^2}{\sigma_1}. \quad (4)$$

基于均方差的 ME 模型,能够保证在运动方向上分割的目标轮廓较为清晰准确. 但是,由于其模型抗噪能力较差,且算法时间复杂度较高,不适用于一些时效性要求较高的场景. 针对这些问题本文提出了一种新的基于 ME 模型的交互式目标分割算法.

2 基于 CV 模型与改进 ME 模型的恶性肺结节检测算法

首先针对 ME 模型的缺点提出了一种新的交互式目标分割算法. 该算法通过对 ME 模型速度函数的改进,大大提高了算法的抗噪能力及运算速度. 然后根据由 CV 模型与改进的 ME 模型分割算法得到的两个区域之间的面积差来判断肺部结节边缘的模糊程度,以此判断是否为疑似恶性肺结节.

2.1 改进 ME 模型的图像分割算法

为解决 ME 模型抗噪能力差及算法时间复杂度高等问题,利用基于像素值的梯度向量可以使动态轮廓尽快移动. 但基于像素值的梯度向量,仅在像素值的变化较大的区域有效,在靠近目标轮廓时,动态轮廓收敛速度很慢. 为加速动态轮廓收

敛速度,本文利用文献[11-12]提出的 GVF (gradient vector flow)模型.这个模型将图像目标边缘的梯度值组成向量场. GVF 向量场表示为 $V_{GVF}(x,y) = \{ (u(x,y), v(x,y)) \}$, $u(x,y)$ 和 $v(x,y)$ 是边缘 x,y 方向梯度值的分量,它们可由式(5)所表示的能量函数的最小化求出.

$$E = \iint \{ \mu(u_x^2 + v_x^2 + u_y^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 \} dx dy . \quad (5)$$

式中: $f(x,y)$ 是边缘轮廓; μ 是调整因数,噪声越多,其值越大($0 < \mu < 1$). 因为图像上每个点的 GVF 方向均指向目标轮廓,在靠近目标轮廓时其值较大,在像素值相似的区域其值较小,用水平集方法求出法线方向速度函数 F_1 为

$$F_1 = \text{sign}(V_{GVF} \otimes \nabla \varphi) \text{div}(V_{GVF}) . \quad (6)$$

式中: $\text{div}(V_{GVF})$ 是在 V_{GVF} 域内的一个点上的向量场的散度. 将 ME 模型速度函数 F_2 添加长度整齐 (regularity term) 项,其表示为

$$F_2 = \lg \left(\frac{\sigma_1}{\sigma_2} \right) - \frac{(I - C_2)^2}{2\sigma_2} + \frac{(I - C_1)^2}{2\sigma_1} + \nu \times \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) . \quad (7)$$

将轮廓信息项与区域信息项相结合,ME 模型改进后的总体速度函数如式(8)所示:

$$F = \alpha F_1 + \beta F_2 . \quad (8)$$

式中, $\alpha + \beta = 1$, α 和 β 的值随着图像噪声不同进行调整,图像的噪声越多, α 取值越大.

改进 ME 模型图像分割算法具体流程见图 1.

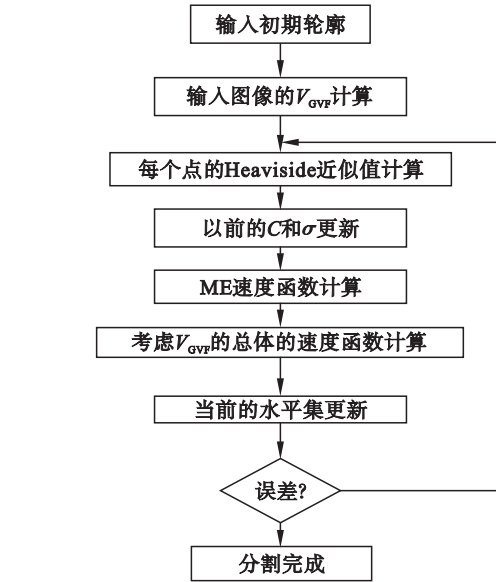


图 1 改进 ME 模型图像分割算法流程图
Fig. 1 Improved ME model's block diagram

2.2 基于 CV 模型与改进 ME 模型分割区域的面积差异的恶性肺结节检测算法

在肺部 CT 影像中,判断肿瘤是恶性还是良性的最重要的特征是肿瘤边界模糊的模糊程度. 如果某一肿瘤的特点是内部比较密实,而外部比较模糊,且模糊的范围较大,其是恶性肿瘤的概率非常大. 本文提出的检测算法是要找出 CT 影像中具有这种特点的区域. CV 模型和 2.1 中改进的 ME 模型这两种图像分割算法在效果上最明显的不同就是对于恶性肺结节得到的区域面积不同. 利用这一特点,本文提出一种基于肺结节模糊程度的恶性肺结节检测算法.

CV 模型和改进 ME 模型两种图像分割方法的速度函数不同,导致在图像变化较小区域两种方法的收敛速度不同. CV 模型通过像素值的梯度变化判断边界,在肿瘤边界模糊时像素值变化缓慢,像素梯度值变化幅度随之降低,导致 CV 模型的收敛率比较高,即由 CV 模型分割的边缘比较靠近中心的密实部分. 反之,改进 ME 模型算法由于使用 GVF 模型,在像素值变化不大的情况下仍然有较好的收敛性,以及分割的结果能够尽量多地包含模糊区域,使分割结果更加准确和全面. 两种模型对肺部 CT 影像分割效果如图 2 所示.

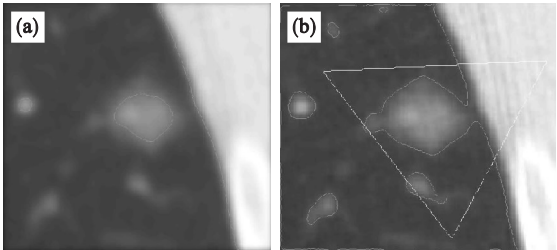


图 2 CV 模型与改进 ME 模型分割效果对比图
Fig. 2 Comparison figure between CV model and improved ME model
(a)—CV 模型; (b)—改进 ME 模型.

由图 2 可知,两个方法都分割出了目标区域,但是区域的大小明显不同. 改进的 ME 模型分割的区域(主要为图 2b 中三角区域)比 CV 模型包含了更多的轮廓模糊区域. 对于一个边缘清晰的区域,这两种模型的分割结果比较接近,而对于一个边缘模糊区域,两种方法的分割结果差别较大,即两种方法的分割结果差别越大,这个区域的边缘模糊部分就越大,是恶性肿瘤即癌症的概率也越大.

为了具体判定两种方法分割结果的差别程度,可以计算两个结果的面积差异,然后把这差异值归一化. 图 3 表示了归一化过程的原理.

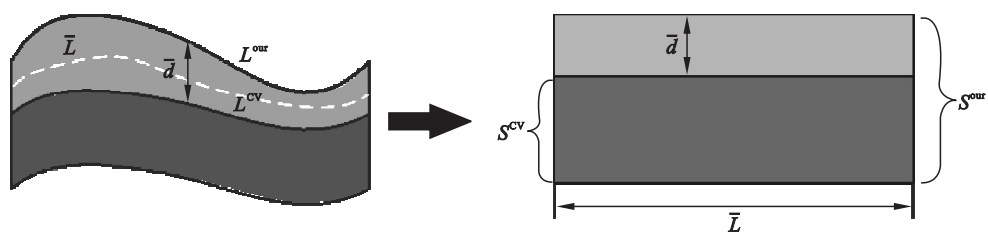


图 3 疑似恶性肺结节区域的模糊程度计算原理图

Fig. 3 Schematic diagram for the fuzzy level calculation of malignant pulmonary nodule region

图 3 中: S^{our} 和 S^{cv} 分别表示了由本文提出的模型和 CV 模型的区域面积值; L^{our} 和 L^{cv} 分别表示了由本文提出的模型和 CV 模型的区域周长值; \bar{L} 为平均周长; \bar{d} 表示了模糊部分的平均厚度.这样可用模糊部分的平均厚度表示感兴趣区域的模糊程度.感兴趣区域模糊程度 \bar{d} 计算公式为

$$\bar{d} = \frac{S^{\text{our}} - S^{\text{cv}}}{(L^{\text{our}} + L^{\text{cv}})/2}.$$

(9)

由图 3 和式(9)可知,模糊程度 \bar{d} 越小,说明边界越模糊,这部分是恶性肿瘤的概率越大.

3 实验结果与分析

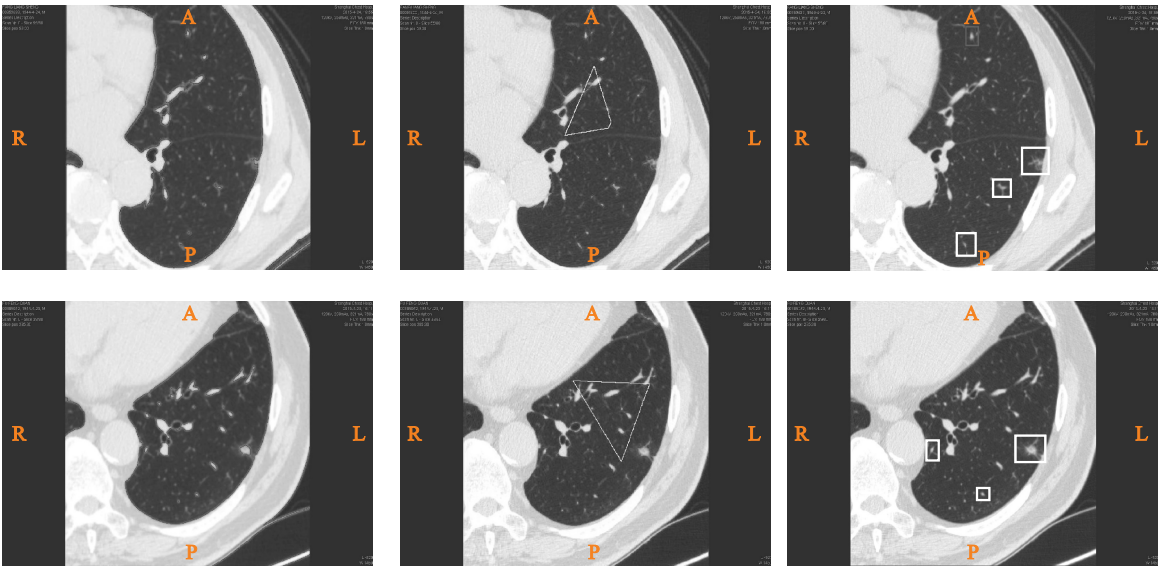
本文实验使用一台配置 Intel Core I7-4770k 处理器和 8GB DDR3 内存的商用台式机.实验数据集使用上海某医院提供的真实肺部 CT 影像数据集,该数据集包括 2015 年下半年该院的多组患者的肺部 CT 影像.

由于篇幅所限本文列举 4 组分割影像的实验结果(患者代号依次为 00859633, 00885042, 00885012, 00882004),4 组实验结果如图 4 所示.

图 4 为随机选取的 4 名患者的 CT 影像分割结果,每组图片包含 3 张图片,其中第一张是 CV 模型的分割结果;第二张是本文提出模型的分割结果;第三张为经过对比后产生的分割对比结果.结果中大框的部分表示模糊程度值 \bar{d} 高于阈值的部分,即检测为恶性肺结节的区域.小框表示模糊程度值 \bar{d} 较高的区域,为疑似恶性肺结节区域部分.

本文之所以选用小框标识疑似恶性肺结节区域部分,是因为将阈值设置偏大会避免发生漏诊现象,在医疗领域中,漏诊会造成患者错过最佳的治疗时机,导致严重的生命危险.但是如果阈值太小则会造成被分割出来的非恶性肺结节区域较多,大大降低了分割的意义.综上通过大小框标记,可以区分恶性肺结节的区域和疑似恶性肺结节的区域.

以上 4 组数据中,第 1 组为肺炎患者的 CT 影像,第 2 组和第 4 组为早期肺癌患者的 CT 影像,第 3 组为处于中晚期的肺癌患者的 CT 影像.与本文检测算法结果对比,第 2,3,4 组影像被准确分割且标注出了恶性肺结节部分,由此可知,本文算法可以对恶性肺结节进行准确地分割和检



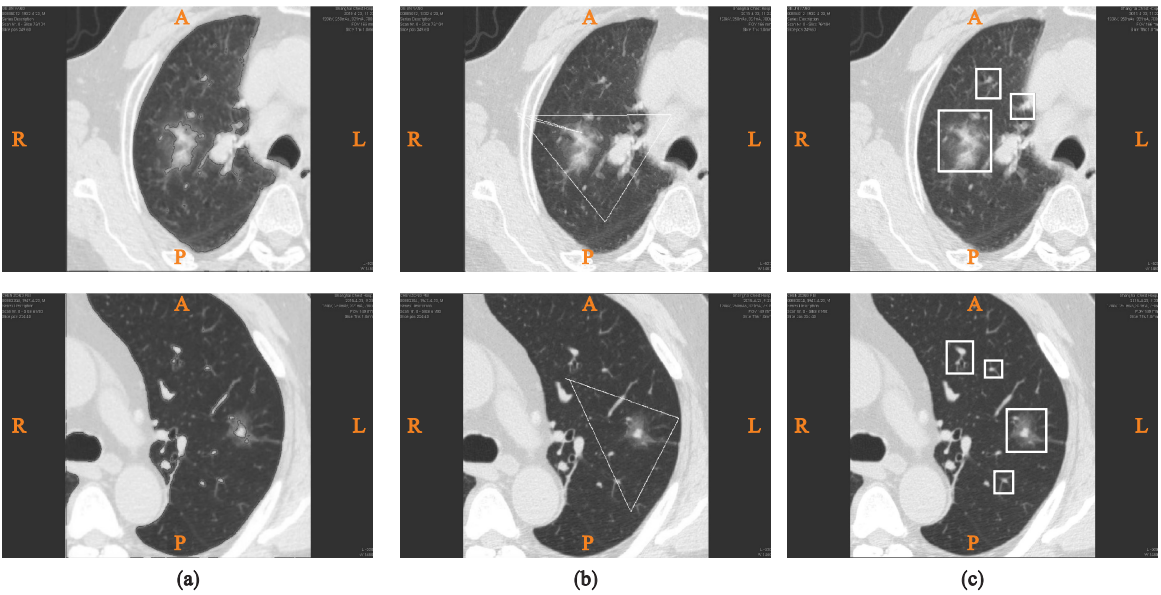


图 4 每一阶段的分割效果图

Fig. 4 Comparison of experiment result in every stage

(a)—CV 模型分割结果；(b)—改进的 ME 模型分割结果；(c)—本文检测算法得到的恶性肺结节。

测. 但是第 1 组仍然有 4 个区域被标注出来, 而且有一个肺炎区域的模糊程度达到了恶性肺结节阈值水平, 此外标注出的疑似恶性肺结节区域只有第 3 组被确诊为肺癌. 后续需要更进一步的提高

分割精度.

由于数据集巨大, 本文随机选择 9 组数据的放射学诊断与本文检测算法统计对比, 实验结果如表 1 所示.

表 1 放射学诊断与本文检测算法对比				
Table 1 Comparison between diagnostic radiology and the detection method				
患者代号	放射学诊断	图像分割诊断区域数量		图像分割诊断
		诊断癌症	疑似癌症	
00885042	左肺下叶 GGO, 早期恶性可能. 请 UHRCT 复查. 两肺慢性炎症.	1	2	存在恶性肿瘤区域
00859633	左肺下叶胸膜下 GGO, 建议短期抗炎后复查; 两肺慢性炎症. 请随访.	1	3	存在恶性肿瘤区域
00885089	右肺中叶占位, 考虑肺癌; 右肺上下叶 GGO, 请随访. 右肺门与纵隔淋巴结轻度肿大. 两侧胸膜局部增厚.	1	1	存在恶性肿瘤区域
00885665	右肺上叶团片影伴空洞形成, 较前片略缩小, 需警惕占位性病变; 右侧叶间胸膜小结节; 两肺少许慢性炎症. 右侧局部胸膜略增厚. 请随访.	1	2	存在恶性肿瘤区域
00885043	左肺上叶胸膜下 GGN, 请警惕早期恶性病变, 请随访. 两肺慢性炎症.	1	1	存在恶性肿瘤区域
00881636	右肺中叶软组织占位伴右肺上叶、中叶阻塞性炎症. 阻塞性不张; 两肺浸润阴影, 两肺多发泡性气肿影; 纵隔及右肺门肿大融合淋巴结影, 心包增厚伴积液. 两侧局部胸膜增厚, 右侧微量胸水. 附见左侧肾上腺软组织占位.	0	2	考虑不存在肿瘤区域
00884996	左肺尖 MGGN, 较前片略增大, 需警惕恶性病变; 右肺上叶小结节状影, 较前片略小; 两肺慢性炎症. 两侧胸膜局部增厚, 请随访.	2	3	存在恶性肿瘤区域
00882004	左肺上叶胸膜下 MGGN, 提示早期肺癌可能; 两肺慢性炎症. 请随访.	1	3	存在恶性肿瘤区域
00885012	右肺上叶占位, 考虑恶性病变. 两肺慢性炎症. 右肺门及纵隔淋巴结肿大. 两侧胸膜局部增厚.	2	1	存在恶性肿瘤区域

通过表 1 中的统计可知, 这 9 组 CT 影像中有 7 组的放射学诊断与本文的检测算法的诊断结果一致, 包括 6 组诊断为癌症, 1 组诊断为其他疾病.

对于本文算法的可靠性,使用特异性与灵敏度进行评估. 特异性是测量试验正确地检测无病者的能力,即将实际无病的人正确地检测为真阴性的比例,灵敏度用来衡量某种试验检测出有病者的能力,即将实际有病的人正确地判定为真阳性的比例,见式(10)和式(11):

特异性 = A/Sum_f ,

(10)

灵敏度 = B/Sum_p .

(11)

式中: A 为真阴性人数; B 为真阳性人数; Sum_f 为实际阴性的人数; Sum_p 为实际阳性的人数. 医师先验知识诊断与本文检测算法对比如表 2 所示.

表 2 医师先验知识判断与本文检测算法对比

Table 2 Comparison between physician prior knowledge judgment and our detection method

诊断方法	灵敏度/%	特异性/%
医师先验知识	86.79	81.12
本文检测方法	85.71	50

医师先验知识诊断是由两名核医学科医师结合 CT 影像病灶的大小、形态等解剖特征,依靠专业知识综合诊断肺部病灶良恶性. 本文检测算法根据分割的结节模糊程度是否达到阈值水平来判断是否为疑似恶性肺结节(即图 4 中的大框部分).

对于判断结果与放射学诊断不一致的两个病例,经过分析有如下原因:通过观察 00859633 号患者的 CT 影像发现,虽然在放射学诊断中的结果是肺炎,但是该区域属于磨玻璃影结节(ground glass opacity, GGO),与肺癌的病理表现非常相似. 对于这样的问题,需要在后续的研究中提取关于肺癌的更多的特征,以区分这两种相似区域. 对于 00885665 号患者,放射学诊断为可能出现占位性病变,这说明该区域有出现癌症的可能,但是还不能够确定,针对这种情况,本文检测算法将其诊断为癌症以避免发生漏诊.

4 结 语

本文提出了一种基于水平集方法中的 CV 模型与改进 ME 模型的分割区域的模糊程度的肺部 CT 影像癌症检测算法,由实验可知,本文算法的灵敏度较高,与医师先验知识诊断结果非常接近,说明对肺癌的诊断比较可靠. 但是目前样本特异性较低,其受到样本总数制约,这点将在后续工作中随着样本量的增加而改进. 并试图针对癌症区域的大小和数量做更详细统计. 总之,该方法在对

肺癌的检测上具有可行性,在未来的改进中仍然存在提升空间.

参考文献:

[1] 翟志伟. 基于 CT 图像的肺部肿瘤检测与诊断[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2014.
(Zhai Zhi-wei. Detection and diagnosis of lung nodules on CT images [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014.)

[2] 崔颖, 王小鹏, 于挥. 肺实质 CT 图像分割方法[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(5): 1274 – 1310.
(Cui Ying, Wang Xiao-peng, Yu Hui. Segmentation method for CT image of lung parenchyma[J]. Computer Engineer and Design, 2015, 36(5): 1274 – 1310.)

[3] Armato S G, Sensakovic W F. Automated lung segmentation for thoracic CT[J]. Acad Radiol, 2004, 11(9): 1011 – 1021.

[4] Hu S, Hoffman E A, Reinhardt J M. Automatic lung segmentation for accurate quantitation of volumetric X-ray CT images [J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2001, 20(6): 490 – 498.

[5] Awai K, Murao K, Ozawa A, et al. Pulmonary nodules at chest CT: effect of computer-aided diagnosis on radiologists' detection performance [J]. Radiology, 2004, 230 (2): 347 – 352.

[6] Gurcan M N, Sahiner B, Petrick N, et al. Lung nodule detection on thoracic computed tomography images: preliminary evaluation of a computer-aided diagnosis system [J]. Medical Physics, 2002, 29(11): 2552 – 2558.

[7] 张周芳, 黄洁惠, 邵国良. 双源 CT 双能量成像在肺癌病理类型鉴别中的应用价值[J]. 肿瘤学杂志, 2015, 21(5): 392 – 395.
(Zhang Zhou-fang, Huang Jie-hui, Shao Guo-liang. Application value of dual-energy CT imaging in the differential diagnosis of pathological types of lung cancer [J]. Journal of Chinese Oncology, 2015, 21 (5): 392 – 395.)

[8] Osher S, Paragios N. Geometric level set methods in imaging, vision, and graphics[M]. Berlin: Springer, 2003.

[9] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266 – 277.

[10] Rousson M, Deriche R. A variational framework for active and adaptative segmentation of vector valued images[C]// Motion and Video Computing. New York: IEEE, 2002: 56 – 61.

[11] Xu C Y, Prince J L. Snakes, shapes and gradient vector flow [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359 – 369.

[12] Chuang C H, Lie W N. A downstream algorithm based on extended gradient vector flow field for object segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(10): 1379 – 1392.