

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202012032



# 采用改进 Snake 模型的胸片 肺野自动分割方法

胡俊, 李平

(华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 厦门 361021)

**摘要:** 为了解决传统 Snake 模型应用于 X 光胸片肺野分割时,对人工初始化轮廓的选择敏感、对凹陷区域分割不准确等问题,提出一种基于自动初始化 Snake 模型的 X 光胸片肺野自动分割方法.该方法首先通过 Otsu 法对原始图像进行二值化,得到包含肺野、背景区域的二值图像,并经过图像取反和连通域处理,运用形态学方法,得到只含有肺野区域的二值图像;然后,通过边界提取,完成对 Snake 模型轮廓的自动初始化;最后通过 Snake 模型的演化,得到分割结果.实验结果表明:该方法能摆脱 Snake 模型对人工初始化轮廓的依赖,提高分割的鲁棒性,同时对凹陷区域的分割更准确,具有更好的分割效果.

**关键词:** X 光胸片; Snake 模型; 肺野分割; Otsu 法; 自动初始化

**中图分类号:** R 816.4; TP 391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2022)03-0361-10

## Automatic Segmentation Method of Lung Field on Chest Radiograph Using Improved Snake Model

HU Jun, LI Ping

(College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** In order to solve the problems such as sensitive selection of artificial initial contour and inaccurate segmentation of the concave area when traditional Snake model is applied to segmentation of lung field in X-ray chest film, an automatic lung field segmentation method based on the automatic initialization Snake model was proposed. In this method, the original image was binarized by Otsu method to obtain binarization images including lung field and background area. After image inversion and connected domain processing, the binary image containing only lung field area was obtained by morphological method. Then, automatic initialization of Snake model contour can be completed through boundary extraction. Finally, the segmentation results are obtained through the evolution of Snake model. The experimental results show that this method can get rid of the dependence of Snake model on artificial initial contour, improve the robustness of segmentation, and at the same time, segment the sunken area more accurately and have better segmentation effect.

**Keywords:** X-ray radiograph; snake model; lung segmentation; Otsu method; automatic initialization

X 光胸片是临床上广泛使用的医学影像,对于肺部疾病的分析、诊断具有非常重要的临床意义.随着计算机辅助诊断(CAD)技术的普及,其高效性和实用性受到人们的关注,将计算机辅助诊断技术应

**收稿日期:** 2020-12-17

**通信作者:** 李平(1981-),女,副教授,博士,主要从事非线性系统与智能控制、复杂控制系统的研究. E-mail: pingping\_1213@126.com.

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61603144);福建省自然科学基金资助项目(2018J01095);福建省高校产学研合作科技重大项目(2013H6016);华侨大学中青年教师科技创新资助计划项目(ZQN-PY509)

用到 X 光胸片上,可有效地帮助医生检查关于肺部的各种疾病,如气胸、肺气肿、肺炎、肺癌等<sup>[1]</sup>. 因此, X 光胸片肺野的精确分割成了计算机辅助医生进行高效、准确地诊断肺部疾病的重要基础<sup>[2]</sup>.

一直以来,X 光胸片肺野分割就是医学图像处理的研究热点,许多分割方法被应用于这一任务中. 曹新华等<sup>[3]</sup>通过阈值法进行分割,并利用直方图特征自动确定阈值. 张继武等<sup>[4]</sup>采用了水平集方法,分割效果要优于阈值法. 刘炎等<sup>[5]</sup>采用了多种分割方法联合使用的策略,达到了提高分割精度的目的. 近年来,深度学习日益受到人们的重视,文献[6-7]均采用神经网络对 X 光胸片肺野进行分割,虽然能得到较好的分割效果,但由于计算量巨大,对数据集、算力的要求颇高,难以推广到实际应用中去. 就目前而言,传统方法也能实现较好的分割效果,对数据集、算力的要求又相对较低,所以将传统方法应用于医学图像分割时更具有优势. Kass 等<sup>[8]</sup>提出的 Snake 模型作为一种经典的传统图像分割方法,被广泛应用于图像分割、运动跟踪、目标识别等领域<sup>[9]</sup>.

传统的 Snake 模型对轮廓初始位置选择十分敏感,轮廓初始化是采用人机交互的方式完成的. 然而,采用人工初始化轮廓具有极强的主观性,初始轮廓的选择完全依赖于人的判断,而初始轮廓又决定了分割结果. 所以,经常会发生因初始轮廓选择不合理而引起分割结果不够准确的情况,甚至会导致分割失败,出现欠分割、过分割的问题. 针对上述问题,本文提出一种基于自动初始化 Snake 模型的 X 光胸片肺野自动分割方法.

# 1 X 光胸片肺野分割中的问题

## 1.1 X 光胸片图像的特点

X 光成像的原理是基于人体不同组织密度、厚度的差别,当 X 线透过人体不同组织结构时,被吸收的程度有所不同,到达荧屏或胶片上的 X 线能量则存在差异,因此形成明暗或黑白对比不同的影像<sup>[10]</sup>. 相较于计算机断层扫描(CT)、磁共振成像(MRI)图像,X 光胸片图像最大的缺陷是分辨率较低,容易引入噪声,对一些细微组织、病灶的对比度较差. 由于 X 光成像具有投射、吸收的特点,导致成像时各组织投影呈现重叠的状态,往往使得各组织结构模糊不清.

## 1.2 X 光胸片肺野分割存在的问题

图 1 是一张典型的 X 光正位胸片图像. 因为背景、人体肺内存在大量空气,密度较低,吸收的 X 线能量较少,在图像上呈现为黑影;而人体内其他组织、器官密度相对较大,吸收的 X 线能量多,在图像上则呈现为白影. 从图 1 可知:虽然肺野与其他组织也表现出一定的灰度差,但由于组织投影彼此重叠,使得肺野与其他组织之间并没有非常明确的边界;此外,在肺野内部还包含大量骨骼、血管等组织信息.



图 1 X 光胸片图像

Fig. 1 Chest X-ray image

正是因为 X 光胸片图像存在上述特点,这使得肺野的精确分割成了一个难题. 想要完成对肺野的精确分割,需要解决 3 个方面的问题:1)如何克服弱边界、伪边界的影响,避免分割陷入局部极小值;2)如何排除肺野内其他组织信息的干扰,防止收敛到错误的边界;3)如何增加对凹陷区域、角点的分割能力,提高分割的精度. 只有解决了这几个方面的问题,才能获得较精确的分割结果.

# 2 X 光胸片肺野的自动分割

所提出的 X 光胸片肺野自动分割方法,主要分为 3 个步骤:1)对图像进行预处理;2)采用 Otsu 法对图像进行二值化,再结合边缘检测和形态学方法完成 Snake 模型轮廓的自动初始化;3)利用自动初始化的轮廓,进行 Snake 模型分割,得到最终的分割结果. X 光胸片肺野的自动分割流程,如图 2 所示.

## 2.1 图像预处理

在 X 光胸片成像、存储及传输的过程中,通常会混入一些噪声. 对于计算机辅助诊断系统来说,为了获得准确的分割输出,在分割之前必须消除噪声,而且在消除噪声的同时,还需要保留图像的基本特

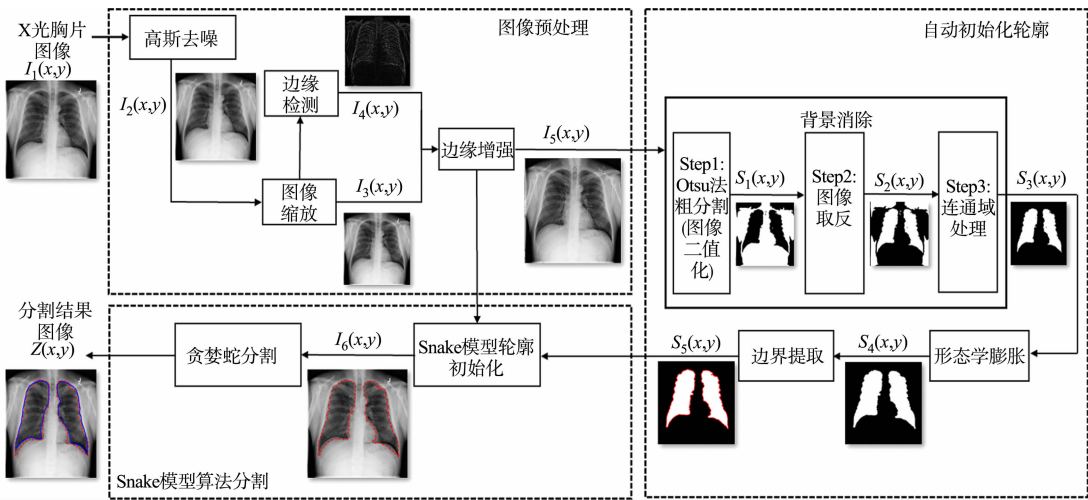


图 2 分割流程图

Fig. 2 Flowchart of segmentation

征. 高斯滤波是比较常用的滤波技术,它在滤除噪声的同时不会丢失边缘信息等基本特征.

如图 2 所示,采用二维零均值、标准差  $\sigma=1$  的高斯滤波器对尺寸为  $1\,024\text{ px}\times 1\,024\text{ px}$  的原始 X 光胸片图像  $I_1(x,y)$  进行去噪,得到输出图像  $I_2(x,y)$ .

二维零均值、标准差为  $\sigma$  的高斯函数表达式为

$$H(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\cdot\exp(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}).\tag{1}$$

设二维零均值、标准差  $\sigma=1$  的高斯滤波器响应为  $H(r,s)$ ,去噪过程可用离散卷积表示,即

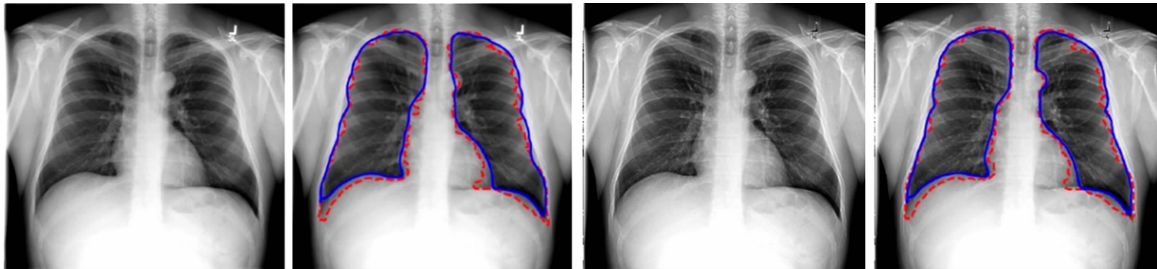
$$I_2(x,y)=\sum_{r=-k}^k\sum_{s=-l}^lI_1(x-r,y-s)H(r,s).\tag{2}$$

式(2)中: $k,l$  的值根据所选滤波器窗口的大小来确定,通常选择  $k,l=3$  或  $k,l=5$  的窗口,文中选择的滤波器窗口大小为  $k,l=3$ .

为了减小计算量,提高分割效率,需要对图像尺寸进行归一化. 尺寸归一化是通过图像缩放来实现,尺寸归一化后得到尺寸缩小的图像. 在尺寸归一化的过程中,会损失图像中部分局部信息,但保留了全局信息,这有助于提高算法对大目标的检测、分割能力,也有助于增强算法的鲁棒性. 此外,为了提升算法对凹陷区域的分割能力,需要对肺野进行边界增强. 边界增强能增加肺野边缘像素点的灰度值,以此来提高肺野的边缘梯度,从而增加肺野边缘对分割轮廓线的吸引力,这有助于轮廓线收敛到肺野的凹陷区域,可以提高分割精度.

如图 2 所示,对高斯去噪后的图像  $I_2(x,y)$  进行缩放,得到尺寸为  $512\text{ px}\times 512\text{ px}$  的图像  $I_3(x,y)$ ;然后,利用图像金字塔<sup>[11]</sup>得到肺野边缘图像  $I_4(x,y)$ ;最后,通过将图像  $I_3(x,y)$  与图像  $I_4(x,y)$  进行融合,就可得到边界增强的图像  $I_5(x,y)$ . 图像增强前后,分割结果对比,如图 3 所示.

从图 3 可知:对图像进行边界增强后,文中算法对凹陷区域的分割更为准确. 其中,红色(虚线)为初



(a) 原图 (b) 对原图的分割结果 (c) 边缘增强图 (d) 对增强图的分割结果

图 3 图像增强前后,分割结果对比

Fig. 3 Comparison of segmentation results before and after image enhancement

始轮廓线,蓝色(实线)为分割结束时的轮廓线.

2.2 基于改进 Snake 模型的 X 光胸片肺野分割

2.2.1 Snake 模型算法简介 考虑到 Snake 模型在应用于图像分割时,具有只关注分割轮廓线邻域内图像信息的特点,而初始分割轮廓通常又位于待分割目标的真实边界附近.所以,采用 Snake 模型算法对 X 光胸片肺野进行分割,这样可以有效降低 X 光胸片肺野内部及背景区域中其他组织信息对分割过程的干扰.传统的 Snake 模型依赖人工来初始化轮廓,分割效果在很大程度上取决于人对初始轮廓的选择.这种初始化方式既不能保证分割结果的准确性和稳定性,也不利于批量化的处理.所以,文中在应用 Snake 模型进行肺野分割之前,对 Snake 模型轮廓进行了自动初始化.

作为一种经典的活动轮廓模型,Snake 模型是 Kass 等<sup>[12]</sup>于 1987 年提出的,最开始用于追踪人嘴部的运动.由于其具有能将图像底层特征(灰度、纹理等)和上层信息有机结合起来的特点,受到国内外大量学者的关注与研究.时至今日,它已经被广泛的应用于目标分割、运动追踪、边缘检测等领域.

Snake 模型通过设定一条可变形的闭合参数曲线,并利用曲线变形的具体规律来定义相应的能量函数<sup>[13]</sup>;然后,通过最小化能量函数,来驱动参数曲线发生形变.在构造能量函数时,把待分割目标轮廓处设置为能量最小处;而在最小化能量函数的过程中,参数曲线会逐步收敛到待分割目标轮廓处,以此完成对目标的分割.

2.2.2 Snake 模型轮廓的自动初始化 文中 Snake 模型轮廓的自动初始化分为背景区域的消除和肺野区域外轮廓的提取两个部分.背景消除旨在消除肺野以外的区域,只保留肺野区域.这个过程是为了确保在进行肺野轮廓提取的时候不受背景信息的干扰,以得到较准确的肺野区域外轮廓.在进行背景消除之前,需要对图像进行二值化处理.图像二值化就是通过一个合适的阈值,把图像分割成只包含前景、背景这两部分的黑白图像.这个过程会损失图像的纹理、颜色等特征,但也突出了形状特征.文中 Snake 模型轮廓的自动初始化,只需要利用图像中的形状特征.因此,对 X 光胸片图像进行二值化处理,能起到简化图像的作用,有利于 Snake 模型轮廓的自动初始化.

假设图像中当前像素点的灰度值为  $G(x,y)$ ,通过遍历图像,对图像中每一像素点的灰度值进行操作,即

$$G(x,y)=\begin{cases} 255, & G(x,y)\geq T, \\ 0, & G(x,y)<T. \end{cases} \tag{3}$$

式(3)中: $T$  为所选择的灰度阈值.

选择阈值的方法有很多,最常用的有双峰直方图法<sup>[14]</sup>、模糊熵法<sup>[15]</sup>、Otsu 法<sup>[16]</sup>.文中分别用这 3 种方法对边界增强后的图像  $I_5(x,y)$  进行二值化,得到效果图,如图 4 所示.

从图 4 可知:双峰直方图法和模糊熵法都不能避免骨骼带来的影响,二值化后的肺野区域内部包含大量的骨骼边缘,若此时进行边缘提取,难以得到精确的肺野区域外轮廓;而 Otsu 法则不受骨骼纹理的干扰,相较于前两种方法,Otsu 法的二值化效果最好.因此,选择 Otsu 法对图像进行二值化处理,得到二值图像  $S_1(x,y)$ .

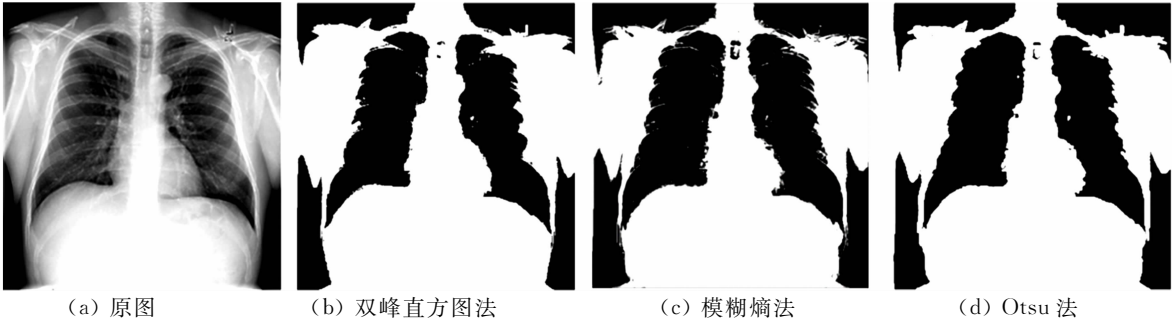


图 4 3 种常见方法的二值化效果对比

Fig. 4 Comparison of binarization effects of three common methods

一般来说,对于二值图像,通常把白色区域称为前景区域,黑色区域称为背景区域,目标区域一般归属于前景区域.但对于 X 光胸片来说,肺野区域像素点的灰度值通常比其他区域的要低,在经过二值化

以后,肺野区域内像素点灰度值被置 0,所以在图像中显示为黑色. 为了方便对肺野区域进一步的处理,需要对二值化后的 X 光胸片图像进行取反,即把原本显示为白色的区域转换成黑色,原本显示为黑色的区域转换成白色.

假设二值图像中当前像素点的灰度值为  $G(x,y)$ ,因为二值图像中所有像素的灰度值只有 0 和 255 这两种,故只需要经过如下操作就可以得到取反后的灰度值,其表达式为

$$G(x,y)=255-G(x,y). \tag{4}$$

通过遍历图像  $S_1(x,y)$  中所有像素点,并对每个像素点执行式(4)的操作,就可得到取反后的二值图像  $S_2(x,y)$ ,图像  $S_2(x,y)$  中肺野区域此时显示为白色. 然而,在整张图像中,除了肺野区域以外,还有大片背景区域也显示为白色,这些背景区域会给肺野轮廓的提取带来干扰,所以需要消除这些背景区域. 对于二值图像  $S_2(x,y)$ ,通过连通域检测,标记出图像中所有连通域,然后通过消除背景所在连通域,就得到只含有肺野区域的二值图像  $S_3(x,y)$ .

接下来,需要对图像进行边缘检测,其目的在于获取肺野区域的外轮廓,用以 Snake 模型轮廓的自动初始化.

一般来说,Snake 模型的初始轮廓需要满足两个条件:一是初始轮廓需要包裹目标区域;二是初始轮廓需要尽量接近真实的目标边界. 满足这两个条件的初始轮廓,更有利于肺部区域的分割. 然而,由于图像  $S_3(x,y)$  的肺野区域内存在孔洞,若直接进行边缘检测,孔洞的边缘也会被检测出来,这将干扰初始轮廓的确定. 所以,在边缘检测之前,还需要消除孔洞. 通过形态学膨胀,不仅可以消除这些孔洞,还能略微扩大肺野区域,此时再通过边缘检测所得的轮廓更满足 Snake 模型对初始轮廓的要求. 由图 2 可知:对图像  $S_3(x,y)$  进行形态学膨胀,得到肺野区域内不含孔洞的图像  $S_4(x,y)$ .

边缘检测的方法多种多样,最常用的方法是使用边缘检测算子来检测边缘. 边缘检测算子是利用图像边缘的突变性质来检测边缘,主要分成两种类型<sup>[17]</sup>:一类是以一阶导数为基础,通过计算图像的梯度值来检测边缘,如 Robert 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子等;另一类是以二阶导数为基础,通过寻找二阶导数的过零点来检测边缘,如 Laplacian 算子、LOG 算子、Canny 算子等. Canny 算子作为最常用的边缘检测算子,具有结构简单,检测出的边缘清晰、连续的优势,因此选择使用 Canny 算子对二值图像进行边缘检测.

用 Canny 算子对形态学膨胀前后的图像进行边缘检测,结果如图 5 所示. 从图 5 可知:对于未经形态学膨胀的图像,其肺野区域内部的孔洞边缘也被检测出来;而在经过形态学膨胀后,肺野区域内部的孔洞被消除,通过边缘检测,得到唯一的肺野外轮廓.



(a) 未经形态学膨胀                      (b) 膨胀前的检测结果                      (c) 经过形态学膨胀                      (d) 膨胀后的检测结果

图 5 形态学膨胀前后的边缘检测结果对比

Fig. 5 Comparison of edge detection results before and after morphological expansion

通过对图像  $S_4(x,y)$  进行边缘检测,得到了肺野区域的外轮廓,然后在所得外轮廓上等距离地选择控制点,用以构造 Snake 模型的初始轮廓. 经此步骤,即完成了 Snake 模型轮廓的自动初始化. 初始轮廓可视化,如图 6 所示. 图 6 中:红色(虚线)为 Snake 模型自动初始化轮廓的所在处. 通过实验可知,在外轮廓上等距离地选择一半的点所构造出的初始轮廓,既能满足分割精度的需要,也能保证分割效率.

2.2.1 X 光胸片肺野分割过程 在完成 Snake 模型轮廓的自动初始化后,利用 Snake 模型算法对 X 光胸片进行肺野分割. X 光胸片肺野的分割过程,实际上是通过最小化能量函数驱动 Snake 模型参数曲线移动的过程.



在实验中,文中将自动初始化的轮廓线作为 Snake 模型算法的参数曲线,将初始轮廓上各像素点作为控制点,表示为

$$v(s)=(x(s),y(s))s\in(0,1). \tag{5}$$

式(5)中: $x(s),y(s)$ 是每个控制点的坐标位置; $s$ 是以傅里叶变换形式描述曲线弧长的自变量.

在参数曲线上定义 Snake 模型的能量函数,表示为

$$E_{\text{total}}=\int_0^1(E_{\text{int}}(v(s))+E_{\text{ext}}(v(s)))ds. \tag{6}$$

由式(6)可知:Snake 模型的能量函数由两部分组成,一部分称之为内部能量,另一部分称为外部能量.内部能量仅与参数曲线的形状有关,而外部能量则由图像特征构成,例如灰度值、梯度等.文中使用弹性能量和弯曲能量构造内部能量,用梯度来构造外部能量.

内部能量表示为

$$E_{\text{int}}(v(s))=\frac{1}{2}(\alpha\cdot|v'(s)|^2+\beta\cdot|v''(s)|^2). \tag{7}$$

式(7)中:一阶导数项称为弹性能量,反映曲线的连续性,弹性能量越大,曲线越不易被拉伸; $\alpha$ 是弹性系数,它的值越大,曲线收缩越快,若其值为零,允许曲线产生不连续的点;二阶导数项称为弯曲能量,反映曲线的平滑性,弯曲能量越大,曲线越不易变形; $\beta$ 是弯曲系数,它的值越大,曲线越平滑,若其值为零,允许曲线产生拐角.

外部能量表示为

$$E_{\text{ext}}(v(s))=P(v(s))=-|\nabla I(v)|^2. \tag{8}$$

式(8)中: $\nabla$ 为梯度算子.由于外部能量和梯度值有关,且此项是非正项,所以梯度值越大,对应的外部能量越小.当参数曲线靠近目标边缘时,梯度值会增大,外部能量则会减小;而当参数曲线收敛到待分割目标轮廓处时,梯度值达到最大,外部能量则达到最小.

在定义了能量函数以后,就需要通过最小化能量函数来驱动参数曲线移动,以达到分割的目的.因为图像中像素点都是离散的,所以最小化能量函数的是一个典型的变分问题.通过变分法求解时,参数曲线需满足欧拉方程,即有

$$-\alpha v''+\beta v''''+\nabla E_{\text{ext}}=0. \tag{9}$$

对于图像而言,可以用差分近似代替微分,即有

$$v_s=(x_s,y_s), \tag{10}$$

$$v''\approx v_{s+1}+v_{s-1}-2v_s, \tag{11}$$

$$v'''\approx(v_{s+2}+v_s-2v_{s+1})+(v_s+v_{s-2}-2v_{s-1})-2(v_{s+1}+v_{s-1}-2v_s). \tag{12}$$

把式(8),(10),(11),(12)代入式(9)中,整理可得

$$\left. \begin{aligned} Ax+f_x(x,y)&=0, \\ Ay+f_y(x,y)&=0. \end{aligned} \right\} \tag{13}$$

式(13)中: $A$ 为5对角矩阵; $f_x=\frac{\partial E_{\text{ext}}}{\partial x}$ 和 $f_y=\frac{\partial E_{\text{ext}}}{\partial y}$ .

把 Snake 模型的参数曲线看成关于时间  $t$  的函数,当参数曲线移动到目标边缘处后,不再随时间发生变化.此时  $v(t)=(x_t,y_t)=0$ ,代入式(13)中,求解可得

$$\left. \begin{aligned} x_t &= (A+\gamma I)^{-1}(x_{t-1}-f_x(x_{t-1},y_{t-1})), \\ y_t &= (A+\gamma I)^{-1}(y_{t-1}-f_y(x_{t-1},y_{t-1})). \end{aligned} \right\} \tag{14}$$

式(14)中: $\gamma$ 为时间步长.

通过对 Snake 模型参数曲线上的每一控制点执行上述计算,得到每个控制点新位置的坐标,以此达到驱使参数曲线移动的目的.通过算法的迭代运算,驱使参数曲线向肺野轮廓处移动,当达到最大迭代次数或者所有控制点都满足停止条件时,迭代停止.

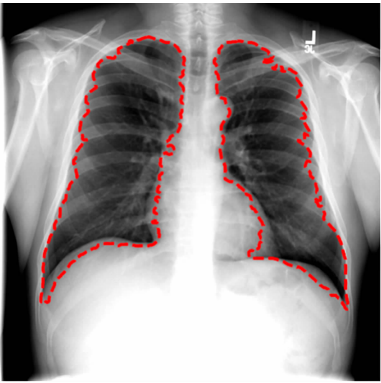


图 6 初始轮廓可视化  
Fig. 6 Initial contour visualization

停止条件为

$$|E_{\text{ext}}(v(s))+E_{\text{int}}(v(s))|<\delta.$$

(15)

式(15)中: $\delta$ 为停止阈值,通常为趋近于 0 的正数. 停止阈值需要根据算法需求来确定. 一般来说,选择较小的阈值有利于提升分割精度,选择较大的阈值有利于提升分割效率. 经过大量实验,文中将此阈值选为 0.1,即可满足本文对分割算法要同时拥有高精度、高效率的需求.

由式(15)可知:当迭代停止时,每个控制点的总能量近似为 0,保证了剩余的能量无法再使任何一个控制点移动,这代表了分割过程的结束.

X 光胸片肺野的分割结果,如图 7 所示. 图 7(a)中的蓝色曲线为分割结束时的 Snake 模型轮廓所在位置;图 7(b)为采用文中所提方法分割 X 光胸片肺野的结果.

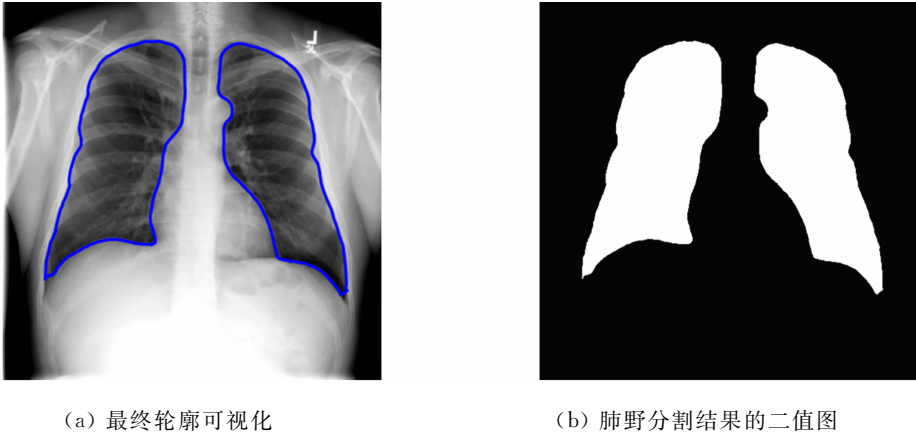


图 7 X 光胸片肺野的分割结果

Fig. 7 Segmentation result of lung field on chest radiograph

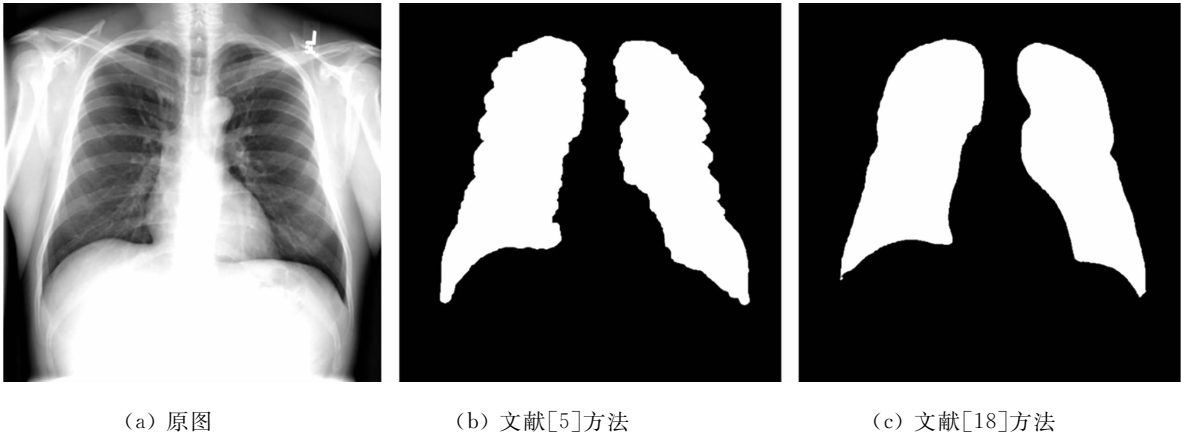
3 实验结果与分析

3.1 不同方法的分割效果对比

实验所使用的 X 光胸片数据集来自 AI 研习社所发布的肺炎 X 光病灶识别竞赛,图像尺寸大小均为 1 024 px×1 024px. 文中进行了两组实验. 第一组是采用不同方法对同一张 X 光胸片进行肺野分割,然后对分割结果进行比较、分析,用以评判文中所提方法的分割效果;第二组是采用文中所提方法对不同 X 光胸片进行肺野分割,通过对分割结果进行比较、分析,用以评判方法的适用性.

分别使用文献[5]中所提的柔性形态学与聚类分割方法、文献[18]中所提的基于 ASM 和 GrabCut 分割方法、文献[19]中所提的密度特征匹配分割方法、人工初始化轮廓的传统 Snake 模型分割方法和文中所提的自动初始化轮廓 Snake 模型分割方法对同一张 X 光胸片原图进行肺野分割,得到的效果图,如图 8 所示.

从图 8 可知:文献[5]方法对于 X 光胸片肺野的分割不够精确,所得到的肺野轮廓也不够平滑. 主



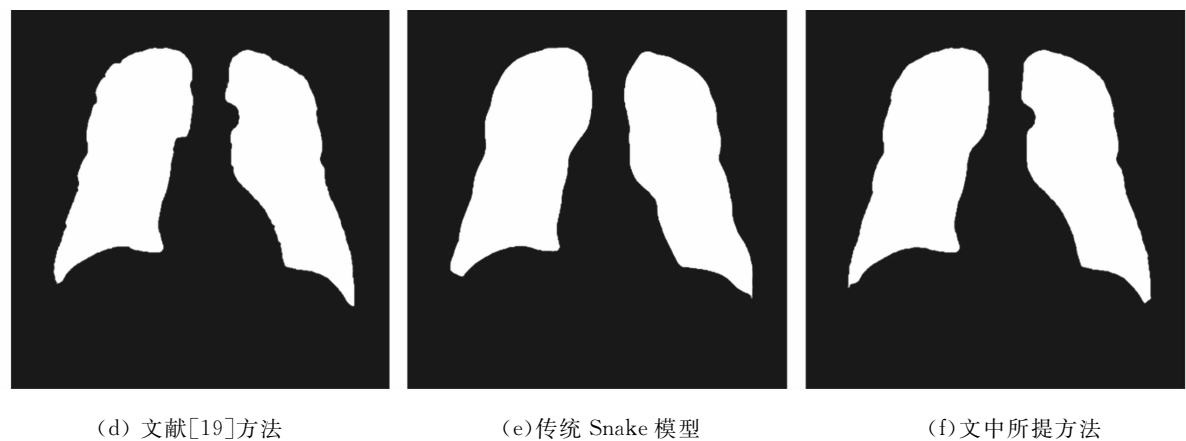


图 8 不同方法对 X 光胸片肺野的分割效果对比

Fig. 8 Comparison of effect in different methods for lung fields on X-ray chest radiographs

要原因是 X 光胸片中的弱、伪边界及骨骼纹理对分割造成了很大干扰,使得分割轮廓线难以收敛到真实的边界. 文献[18]方法虽然能排除弱、伪边界以及骨骼纹理的干扰,但对凹陷区域的分割却不够准确. 文献[19]方法具有良好的凹陷区域分割能力,但容易受到血管以及骨骼纹理的影响,导致分割精度的下降. 传统 Snake 模型方法能得到平滑的肺野轮廓,但不能准确分割出凹陷区域,也无法排除弱、伪边界造成的干扰,容易陷入局部极小值. 相较于以上方法,文中所提方法既能有效地克服弱、伪边界及骨骼纹理的干扰,又能完成对凹陷区域的精准分割. 通过对比可知,文中所提方法的分割效果更好.

为了定量的分析不同方法对 X 光胸片肺野的分割性能,引入了灵敏度和特异性作为评判标准. 灵敏度是指在 X 光胸片肺野区域内,正确分类的肺野像素占整个肺野区域像素的比例;特异性是指在 X 光胸片背景区域内,正确分类的背景像素占整个背景区域像素的比例. 灵敏度越高,代表对肺野的分割越准确;特异性越高,代表把背景误分割成肺野的比率越小. 灵敏度和特异性的表达式分别为

$$I_S = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FN}),$$

(16)

$$I_P = N_{TN} / (N_{TN} + N_{FP}).$$

(17)

式(16)中: $I_S$  表示灵敏度; $I_P$  表示特异性; $N_{TP}$ 表示正确分类的肺野像素数量, $N_{FN}$ 表示将肺野像素误判成背景像素的数量; $N_{TN}$ 表示正确分类的背景像素数量, $N_{FP}$ 表示将背景像素误判成肺野像素的数量.

对上述 5 种方法所得的 X 光胸片肺野分割结果数据进行整理,结果如表 1 所示. 由表 1 可知,相较于其他方法,文中所提方法的灵敏度和特异性均更高,表明其具备更好的分割性能,对 X 光胸片肺野的分割更为准确.

表 1 5 种分割方法的性能对比

Tab. 1 Performance comparison of five segmentation methods

方法	$N_{TP}/\text{px}$	$N_{FN}/\text{px}$	$N_{TN}/\text{px}$	$N_{FP}/\text{px}$	$I_S$	$I_P$
文献[5]	223 004	16 467	728 036	81 069	0.931 2	0.899 8
文献[18]	230 203	9 268	737 985	71 120	0.961 3	0.912 1
文献[19]	232 167	7 304	751 416	57 689	0.969 5	0.928 7
传统 Snake 模型	228 578	10 893	736 102	73 003	0.954 5	0.909 8
文中所提方法	234 104	5 367	756 820	52 285	0.977 6	0.935 4

3.2 文中所提方法的分割效果对比

为了测试文中所提方法的适用性,从上述 X 光胸片数据集中随机选择 4 张肺野形态大小各异,亮度、对比度各不相同的图像,按照顺序进行编号;然后,通过采用文中所提方法进行测试,得到分割结果,如图 9 所示.

由图 9 可知:文中所提方法对肺野形态、大小各不相同的 X 光胸片图像均能完成有效的分割,所分割出的肺野边缘连续、平滑. 对于亮度较大、对比度较低的 X 光胸片图像,文中所提方法也能完成较精确的分割. 当图像中肺野边缘存在凹陷区域时,分割曲线能有效收敛到凹陷处;此外,对于图像中弱边界、伪边界的干扰,文中所提方法能有效排除,不易陷入局部极小值,大大提高了对肺野的分割精度.



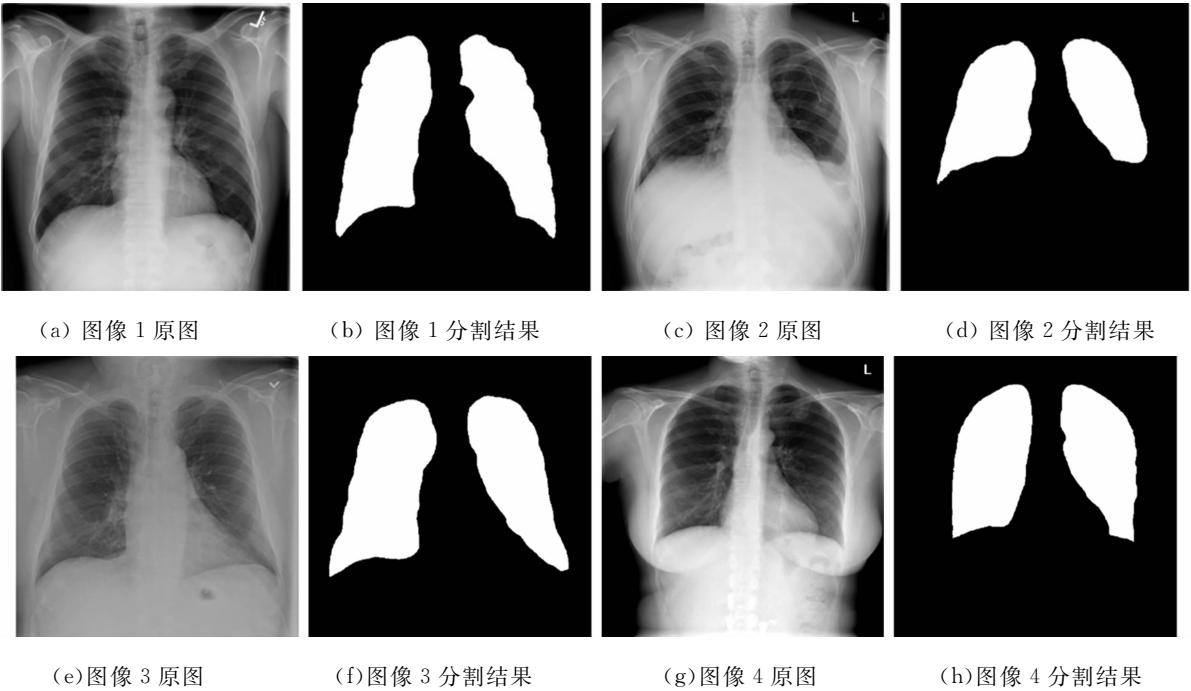


图 9 文中所提方法对不同 X 光胸片的分割效果对比

Fig. 9 Comparison of segmentation effect of different X-ray chest radiographs by methods proposed in article

对上述所得的 X 光胸片肺野分割结果数据进行整理,结果表 2 所示. 由表 2 可知,对于不同的 X 光胸片图像,文中所提方法都获得了较高的灵敏度和特异性,表明文中所提方法对于不同的 X 光胸片都能完成较精确的分割,具有较好的适用性.

表 2 文中所提方法对不同 X 光胸片的分割结果

Tab. 2 Segmentation results of different X-ray chest radiographs by methods presented in this paper						
图像编号	$N_{TP}/px$	$N_{FN}/px$	$N_{TN}/px$	$N_{FP}/px$	$I_s$	$I_p$
1	249 303	9 643	725 371	64 259	0.962 8	0.918 6
2	159 740	6 051	811 632	71 153	0.963 5	0.919 4
3	241 008	3 194	747 332	57 042	0.986 9	0.929 1
4	195 977	5 583	781 203	65 813	0.972 3	0.922 3

4 结论

针对传统 Snake 模型依赖人工初始化轮廓而导致 X 光胸片肺野分割不准确的问题,提出了一种自动初始化 Snake 模型轮廓的 X 光胸片肺野分割方法. 首先,利用 Otsu 法二值化 X 光胸片图像,分割出肺野区域和背景区域,再通过背景消除和边缘提取,完成对 Snake 模型轮廓的自动初始化,最后利用 Snake 模型算法对初始轮廓进行迭代,得到分割结果.

该方法摆脱了 Snake 模型对人工初始化轮廓的依赖,通过自动初始化轮廓,有效解决了传统 Snake 模型算法存在的一些问题,提高了分割效率和分割精度. 此外,与人工初始化轮廓相比,自动初始化轮廓还具备一致性和稳定性的优点,提高了分割的鲁棒性. 实验结果表明:相较于传统的 Snake 模型算法以及一些其他的分割方法,该方法简单实用,不仅提高了分割结果的准确性,而且还具有良好的适用性和稳定性.

参考文献:

[1] BROWN M S, WILSON L S, DOUST B D, *et al*. Knowledge-based method for segmentation and analysis of lung boundaries in chest X-ray images[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 1998, 22(6): 463-477. DOI: 10.1016/S0895-6111(98)00051-2.

[2] 张文莉,吕晓琪,谷宇,等. 基于肺部 CT 图像中肺实质分割的研究进展[J]. 中国医学物理学杂志,2017,34(9):902-907. DOI:10.3969/j. issn. 1005-202X. 2017. 09. 009.

[3] 曹新华,蒋大宗,郑崇勋. 一种数字胸片图像肺部区域的自动分割方法[J]. 生物医学工程学杂志,1998,15(4):3-5.

[4] 张继武,张道兵,史舒娟,等. 基于水平集方法的数字胸片图像分割[J]. 中国图象图形学报,2004,9(12):65-71. DOI:10.3969/j. issn. 1006-8961. 2004. 12. 009.

[5] 刘炎,邱天爽,郭冬梅. 基于柔性形态学与聚类算法的 X 光胸片肺部分割[J]. 中国生物医学工程学报,2007,26(5):684-689. DOI:10.3969/j. issn. 0258-8021. 2007. 05. 009.

[6] CHEN H J,RUAN S J,HUANG S W,*et al.* Lung X-ray segmentation using deep convolutional neural networks on contrast-enhanced binarized images[J]. Mathematics,2020,8(4):545-558. DOI:10.3390/math8040545.

[7] CHEN Bingzhi,ZHANG Zheng,LIN Jianyong,*et al.* Two-stream collaborative network for multi-label chest X-ray image classification with lung segmentation[J]. Pattern Recognition Letters,2020,135(8):221-227. DOI:10.1016/j.patrec. 2020. 04. 016.

[8] KASS M,WITKIN A,TERZOPOULOS D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision,1988,1(4):321-331. DOI:10.1007/BF00133570.

[9] 石锐,黄向娟. 基于改进 Snake 模型的肺部图像分割[J]. 计算机工程与应用,2014,50(15):164-167,186. DOI:10.3778/j. issn. 1002-8331. 1209-0026.

[10] 吴刚. 数字 X 光胸片肺部分割的研究[D]. 深圳:中国科学院深圳先进技术研究院,2014.

[11] 朱伟,刘健,竺明月,等. 基于高斯-拉普拉斯金字塔的 DR 图像增强改进算法研究[J]. 中国医疗器械杂志,2019,43(1):10-13. DOI:10.3969/j. issn. 1671-7104. 2019. 01. 003.

[12] 杨晓倩,毕惟红. 改进 snake 模型的自动初始化轮廓检测方法[J]. 计算机应用研究,2020,37(增刊 1):385-387.

[13] 徐艳,胡顺波,王基烽,等. 一种基于 Snake 模型的脑部 CT 图像分割新算法[J]. 中国医学物理学杂志,2020,37(5):568-573. DOI:10.3969/j. issn. 1005-202X. 2020. 05. 007.

[14] 梁华为. 直接从双峰直方图确定二值化阈值[J]. 模式识别与人工智能,2002,15(2):253-256. DOI:10.3969/j. issn. 1003-6059. 2002. 02. 022.

[15] 张虎龙. 基于二维直方图和模糊熵准则的阈值化方法[J]. 计算机测量与控制,2017,25(5):236-239. DOI:10.16526/j. cnki. 11-4762/tp. 2017. 05. 065.

[16] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on System Man and Cybernetic,1979,9(1):62-66. DOI:10.1109/TSMC. 1979. 4310076.

[17] 曾建华,黄时杰. 典型图像边缘检测算子的比较与分析[J]. 河北师范大学学报(自然科学版),2020,44(4):295-301. DOI:10.13763/j. cnki. jhebn. nse. 2020. 04. 003.

[18] 符尧,王俊峰,高琳,等. 基于 ASM 和 GrabCut 的 DR 图像肺实质分割[J]. 现代计算机(专业版),2015(6):25-30. DOI:10.3969/j. issn. 1007-1423. 2015. 06. 006.

[19] 余广南,陈莹胤,钟丽明,等. 基于密集特征匹配的胸片肺野自动分割[J]. 南方医科大学学报,2016,36(1):61-66. DOI:10.3969/j. issn. 1673-4254. 2016. 01. 11.

(责任编辑:黄仲一      英文审校:吴逢铁)