

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415520

融合类间方差和概率误差的肺部图像分割<sup>\*</sup>李 钢<sup>1,2</sup>

(1.南昌师范学院数学与信息科学学院 南昌 330032; 2.南昌市教育大数据智能技术重点实验室 南昌 330032)

**摘要:** X线胸片图像存对比度低、边界模糊等不足,严重影响了X线胸片图像的分割效果。为了利用X线胸片图像快速且准确地对肺部疾病进行诊断和治疗,本文提出了一种基于类间方差和概率误差的X线胸片肺部图像分割算法。该算法在对X线胸片图像预处理的基础上,首先利用X线胸片图像中的人体结构信息进行图像粗分割;然后对预处理图像分别计算目标类和背景类之间的类间方差和概率误差,并在无量纲化处理后,设计新的分割目标函数来计算最佳阈值,从而实现图像细分割;最后合并粗、细分割过程的分割结果,并进行优化,从而基于最佳阈值的图像分割。X线胸片图像的对比实验结果显示,本文算法的DSC和IOU指标分别为89.5%和81.1%,分割所得肺部区域在完整性和准确性上都有良好表现,表明本文算法是有效可行的,适合基于X线胸片图像的肺部图像分割。

**关键词:** 图像分割;阈值分割;间方差;概率误差

**中图分类号:** TP391;TN29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

## Lung image segmentation based on interclass variance and probabilistic error

Li Gang<sup>1,2</sup>(1. School of Mathematics and Information Science, Nanchang Normal University, Nanchang 330032, China;  
2. Nanchang Key Laboratory of Education Big Data Intelligent Technology, Nanchang 330032, China)

**Abstract:** The low contrast and blurred boundary of chest X-ray images seriously affect the segmentation effect of chest X-ray images. In order to diagnose and treat lung diseases quickly and accurately with chest X-ray images, this paper presents a method of chest X-ray lung image segmentation based on interclass variance and probabilistic error. Based on the pre-processing of chest X-ray images, the method firstly uses the information of human body structure in chest X-ray images for coarse image segmentation. Then, the interclass variances and probabilistic errors between the target class and the background class are calculated respectively for the preprocessed image, and a new segmentation objective function is designed to calculate the optimal threshold after non-dimension processing the interclass variances and probabilistic errors, so as to achieve the image accurate segmentation. Finally, the segmentation results of the coarse and fine segmentation processes are combined and optimized to achieve the image segmentation based on the optimal threshold. The comparative experimental results of chest X-ray images show that The DSC and IOU indicators of the proposed method are 89.5% and 81.1% respectively, and the segmentation of lung regions by the method has good performance in completeness and accuracy. This indicates that the method is effective and feasible, and is suitable for lung image segmentation based on chest X-ray images.

**Keywords:** lung image segmentation; threshold segmentation; interclass variance; probabilistic error

## 0 引 言

随着科学技术的发展,计算机信息技术和医学图像处理技术作为医学影像技术的发展基础,使得现代医学的诊

断技术和治疗技术得到不断提高和创新<sup>[1]</sup>。医学影像技术已经成为现代医学学科中的一个不可或缺的分支,也是作为诊断病状、治疗病情及研究技术的工具<sup>[2]</sup>。

X线胸片检查、CT检查和MRI检查都是目前常用的

收稿日期:2024-02-22

\*基金项目:国家自然科学基金(62062038)、江西省教育厅科技项目(GJJ190833, GJJ212603, GJJ2202013)、南昌师范学院科研项目(21KJYB01)、南昌师范学院博士启动基金(NSBSJJ2020016)项目资助

疾病检查手段,已经得到广泛应用。利用 X 线胸片检查肺部疾病具有操作简便、辐射量小、价格低、图像整体感强等优点<sup>[3-4]</sup>;而 CT 检查和 MRI 检查存在要求被检查者高度配合、价格贵等不足。因此,X 线胸片检查成为了肺脏疾病(如肺结核病、肺癌、肺炎和肺气肿等)筛查、诊断的首选检查方法<sup>[3-4]</sup>。在 X 线胸部成像时,生成的 X 线胸片图像中具有边界模糊、对比度低等特点,易对人眼产生干扰,有时难于精准地判断疾病所在,不利于快速且准确地对肺部疾病进行筛查、诊断和治疗。针对这种情况,为了更好地辅助医生筛查、诊断与治疗,可充分利用图像分割技术,实现辨别病人的疾病情况<sup>[5]</sup>。然而,受到患者年龄、性别和健康状况等因素,以及 X 线胸片图像存在对比度低、边缘模糊等不足的影响,导致对 X 线胸片图像进行准确地肺部图像分割一直是医学图像分析的难点之一<sup>[4]</sup>。

随着人工智能和计算机视觉的迅速发展,基于深度学习的图像分割算法获得了比传统方法更多的关注,但是,基于深度学习的图像分割算法通常具有巨大的计算量,不适合部署在实时性要求较高的低功耗设备上<sup>[6]</sup>,因而计算量较小的传统图像分割方法仍具有相当的优势。传统图像分割方法通常可分为基于阈值分割、基于区域的分割、基于边缘的分割和基于聚类的算法等<sup>[7]</sup>。其中,基于阈值的图像分割算法因具有实时、有效、自动、应用广泛等优点而受到学者的广泛关注,但仍存在着如不均匀光照、噪声干扰、文本图像“劣化”影响等问题亟待解决<sup>[8]</sup>。

Otsu 算法和最小误差分割法是两种被广泛运用于 X 线胸片图像肺部分割的基于阈值的分割算法,在操作上实现简单,适用于分割目标部分和背景部分(或周围对象)具有显著不同灰度级的图像。但是,在存在目标点与背景点之间的灰度差异不明显,或者灰度值范围有重叠的状况时,两种算法分割所得结果都与实际期望结果存在一定偏差<sup>[9]</sup>。为了降低这种偏差,本文提出了一种融合类间方差和概率误差的肺部图像分割算法,通过将类间方差和概率误差相结合来设计新的目标函数,并利用新目标函数计算最佳阈值,从而实现肺部图像分割。

## 1 相关理论

### 1.1 Otsu 算法和最小误差分割法

Otsu 算法<sup>[10]</sup>是一种经典的基于自适应阈值的图像分割算法,采用的衡量标准为最大类间方差<sup>[11]</sup>。该算法原理简单,能够得到较好的结果,已被广泛的运用于各大领域。目前,Otsu 算法仍是当前的研究热点,许多学者提出了 Otsu 算法的改进算法,以进一步提高 Otsu 算法的效率,如改进二进制量子 PSO-Otsu 算法<sup>[11]</sup>、基于动态分组和权重学习的教与学算法(DGSWLTLO 算法)的 DGSWLTLO-Otsu 算法<sup>[12]</sup>、改进人工蜂群的 Otsu 算法<sup>[13]</sup>。

最小误差分割法的目标在于找到一个最佳阈值,并根

据最佳阈值对图像进行分割。近年来,基于最小误差分割法研究很少。

### 1.2 Otsu 算法与最小误差分割法的局限性

Otsu 算法与最小误差分割法是两种常用的肺部图像分割法,对于肺部疾病的诊断和治疗有着重要的作用。Otsu 算法所选取的阈值是非常稳定的分割阈值,当类间方差分割图像为单峰时分割效果较好。相对最小误差分割法而言,Otsu 算法更简洁、快速,且分割图像时不受图像亮度和对比度的影响。但是,这两种算法都存在一定的局限性。

1)对于 Otsu 算法,倘若所求目标相对背景的大小比例相差悬殊,以及图像对比度较小时,基于类间方差的目标函数极有可能呈现出双峰或多峰的现象,此时使用 Otsu 算法计算得到的全局阈值进行图像分割,难于获得有效的分割效果<sup>[14]</sup>。此外,Otsu 算法对图像中的噪声及目标大小十分敏感<sup>[15]</sup>。

2)最小误差分割法不关注像素平均灰度值,只关注像素的灰度值,对图像分割的性能和效果有较大影响;并且最小误差分割法使用了一维直方图,易受图像噪声的干扰。这使得利用最小误差分割法得到的二值图像包含一定的孔洞,且易受噪声干扰<sup>[16]</sup>。

根据上述两种分割算法的思想及对它们的局限性分析,本文在综合考虑 Otsu 算法和最小误差分割法的目标函数的基础上,设计出了融合类间方差和概率误差的新目标函数,从而提出一种新的基于阈值的图像分割方法,以弥补 Otsu 算法和最小误差分割法存在的不足,提高对 X 线胸片图像进行肺部图像分割的准确性。

## 2 融合类间方差和概率误差的肺部图像分割算法

为提高对 X 线胸片图像进行肺部图像分割的准确性,本文融合类间方差和概率误差设计出了一种新的目标函数来计算最佳阈值,从而提出了一种对 X 线胸片图像进行肺部图像分割的算法。该算法的处理流程主要包括图像预处理、图像粗分割、图像细分割和分割图像合并等 4 个步骤,其处理流程框图如图 1 所示。

由于本文提出的 X 线肺部图像分割算法是基于全局阈值的分割算法,为了提高全局阈值分割准确性,本文根据 X 线肺部图像所具有的特定结构性(人体器官分布结构),利用图像粗分割过程提取出大致仅含有左右肺部的两个区域,将大部分非肺部区域排除在外。图像细分割过程是本文算法的核心,主要结合类间方差和概率误差计算出最佳阈值,并进行图像分割。

### 2.1 图像预处理

图像预处理的目的是为图像粗分割和图像细分割两个步骤提供仅含有 X 线成像区域的灰度图像,主要包括图像去雾、图像灰度化、去除四周黑色和白色边界等步骤。针对彩色的 X 线图像,本文采用了图像去雾、图像灰度化处理,而本身是灰度的 X 线图像无需该过程。

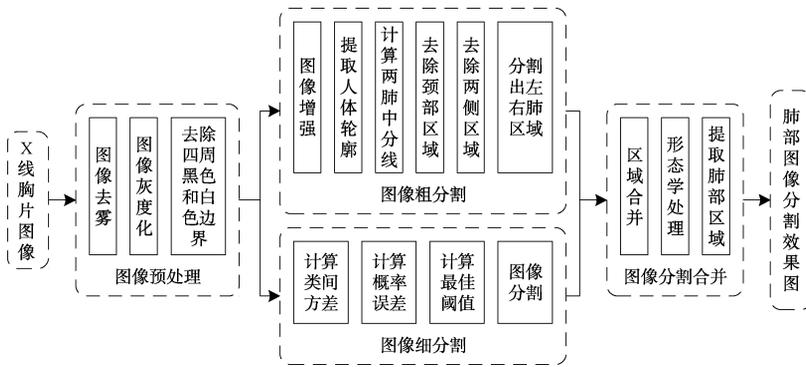


图 1 本文算法的处理流程框图

### 1) 图像去雾

由于 X 线胸片图像通常存在图像模糊,且有一种整体有雾的现象,因此本文利用暗通道先验理论对 X 线胸片图像进行去雾处理<sup>[17]</sup>,以提高图像的清晰度,增加对比度。

### 2) 图像灰度化

为了便于后期图像处理和分割,需要将彩色图像转换为灰度图像。

### 3) 去除四周黑色和白色边界

在对 X 线图像进行采集,所得图像可能在出现黑色或白色边界,即图像四周灰度均值大于 248 或灰度均值小于 8 的行和列。因此,在 X 线图像的四周存在黑色或白色边界的情况下,为了避免这些边界对图像分割效果的影响,本文对 X 线图像进行了裁剪,仅保留含有 X 线成像区域。

## 2.2 图像粗分割

图像粗分割主要是利用 X 线胸片图像中人体器官分布结构信息,粗略地去除掉除肺部外的器官信息,整个处理过程包括图像增强、提取人体轮廓、去除颈部区域、去除两侧区域、提取最大区域、分割出左右肺区域等步骤。

### 1) 图像增强

图像增强的目的是为了进一步增强图像的对比度,增强人体轮廓边缘。增强方法为:首先将图像中灰度在  $[0.15, 0.85]$  的灰度值映射到  $[0, 1]$  之间,然后进行伽马变换。为了增加图像增强处理的普适性,尽可能得缩小所有图像增强后所得图像均值的差异,本文初步尝试伽马变换 ( $\gamma = 0.5$ )。如果所得图像的灰度均值小于 125,则采用伽马变换 ( $\gamma = 0.4$ );如果所得图像的灰度均值小于 180,则采用伽马变换 ( $\gamma = 0.6$ ),否则采用伽马变换 ( $\gamma = 0.5$ )。

### 2) 提取人体轮廓

为了能更方便地保留图像中的肺部区域,本文采用了形态学方法提取了图像中的人体轮廓。其主要步骤如下:首先,对图像进行二值化处理。当图像灰度均值在  $[70, 85]$  区间时,则采用灰度均值为阈值;当图像灰度均值小于 70 时,则阈值为 70;图像灰度均值大于 85 时,则阈值为 85。然后,将二值图像进行颜色反转,保留与边界相连的区域,得到清除人体区域的二值图像;再利用形态学处理

方法增强二值图像边界,并将边界增强的二值图像与清除人体区域的二值图像进行比较,颜色不同的像素即为人体区域的轮廓边缘。最后,在灰度图像上将该人体轮廓边缘区域填充为白色,即得到人体区域。

### 3) 计算两肺中分线

为提高计算左右肺部中分线的准确性,本文在提取到人体轮廓后,先提取图像中的最大区域,删除掉其他小的非人体区域。然后,以计算图像中从上到下  $[50\%, 75\%]$  区间内人体区域的水平中点均值作为中分线垂直坐标。

### 4) 去除颈部区域

在 X 线胸片图像中,经常会存在肺部与颈部对比度不明显的情况,为此本文通过去除颈部区域来提高肺部分割的准确性。处理方法如下:先计算人体区域中双肩的最低区域到图像上部边界的距离,再将图像上部等于该距离 70% 的区域去除。

### 5) 去除两侧区域

由于有些 X 线胸片图像中的肺部与人体两侧的边缘模糊,不利于肺部区域的提取。因此,本文通过去除人体两侧区域来提高肺部两侧分割的准确性。处理方法如下:先分别计算人体轮廓左(右)侧到图像左(右)边界的最大距离,并将图像左(右)边等于该距离 90% 的纵坐标作为肺部两侧的分界线。然后以两肺中分线为中间分界线,分别计算左右肺部的宽度。如果左右肺部的宽度比小于 95% (小比大),则将小的宽度放大到大的宽度的 95%。最后,以新的两侧分界线去除掉人体区域中两侧的区域。

### 6) 分割出左右肺区域

在对人体区域进行去除颈部、两侧区域后,再根据两肺部中分线将人体区域分成两个区域。

## 2.3 图像细分割

为便于描述图像细分割的处理过程,假设  $f(x, y)$  表示经过预处理所得图像的像素点  $(x, y)$  的灰度值,  $f(x, y) \in \mathbf{G} (\mathbf{G} = (0, 1, \dots, L-1))$ ,  $L$  为图像的灰度级。图像的灰度概率分布可以用一维直方图  $h(g) (g \in \mathbf{G})$  表示。初始阈值为  $t (t \in [0, L-1])$ , 利用该阈值将 X 线胸片图像的像素点分割成为目标类和背景类,其中目标类称为前景,背景类称为背景。这两类的像素点数量与图像总像素

点数量的比例分别为  $\omega_1$  和  $\omega_2$ , 分别表示每个类中像素点的灰度分布概率, 且有  $\omega_1 + \omega_2 = 1$ .  $\omega_1$  和  $\omega_2$  的计算表达式如式(1)所示。

$$\begin{cases} \omega_1 = \sum_{i=0}^t h(i) \\ \omega_2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) \end{cases} \quad (1)$$

### 1) 计算类间方差

假设第 1 类中像素点平均灰度值为  $\nu_1$ , 第 2 类中像素点平均灰度值为  $\nu_2$ . 图像的整体平均灰度  $\nu$  的计算表达式如式(2)所示。

$$\nu = \omega_1 \nu_1 + \omega_2 \nu_2 \quad (2)$$

此时, 利用阈值  $t$  分割图像类间方差  $G_1(t)$  的计算表达式如式(3)所示。

$$G_1(t) = \omega_1(\nu_1 - \nu)^2 + \omega_2(\nu_2 - \nu)^2 \quad (3)$$

将式(2)代入式(3)可得式(4)。

$$G_1(t) = \omega_1 \omega_2 (\nu_1 - \nu_2)^2 = \frac{\omega_1 (\nu_1 - \nu)^2}{1 - \omega_1} \quad (4)$$

### 2) 计算概率误差

假设图像中目标和背景的灰度分布为理想的灰度分布模型, 即满足双峰混合正态分布  $p(g)$ , 表达式如式(5)所示。

$$p(g) = \omega_1 \cdot p_1(g) + \omega_2 \cdot p_2(g) \quad (5)$$

其中, 两个子分布  $p_1(g)$  和  $p_2(g)$  分别服从均值为  $\mu_1$  和  $\mu_2$ , 方差为  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  的正态分布。它们的表达式如式(6)所示。

$$\begin{cases} p_1(g) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{(g-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right) \\ p_2(g) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left(-\frac{(g-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right) \\ \mu_1 = \sum_{i=0}^t \frac{i \cdot h(i)}{\omega_1} \\ \mu_2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{i \cdot h(i)}{\omega_2} \\ \sigma_1^2 = \sum_{i=0}^t \frac{(i-\mu_1)^2 h(i)}{\omega_1} \\ \sigma_2^2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{(i-\mu_2)^2 h(i)}{\omega_2} \end{cases} \quad (6)$$

当利用阈值  $t$  进行图像分割时, 分割的概率误差为目标点误分为背景类的概率与背景点误分为目标类的概率的总和, 即利用阈值  $t$  分割图像的概率误差  $G_2(t)$  的表达式如式(7)所示。

$$G_2(t) = \omega_1 \sum_{i=t+1}^{L-1} p_1(i) + \omega_2 \sum_{i=0}^t p_2(i) \quad (7)$$

### 3) 计算最佳阈值

首先, 由于类间方差  $G_1(t)$  和概率误差  $G_2(t)$  具有不同的量纲, 无法直接将它们融合。为了便于融合, 分别对阈值  $t$  下的类间方差和概率误差进行无量纲化处理。对于正指标(越大越好的指标)的类间方差, 本文采用了一般

的归一化处理得到位于  $[0, 1]$  域的无量纲量, 用  $z_1(t)$  表示, 其表达式如式(8)所示; 对于逆指标(越小越好的指标)的概率误差, 先采用一般的归一化处理得到位于  $[0, 1]$  域的无量纲量, 再用 1 减去该无量纲量得到新的无量纲量, 用  $z_2(t)$  表示, 其表达式如式(9)所示。

$$z_1(t) = \frac{G_1(t) - \min(G_1(t))}{\max(G_1(t)) - \min(G_1(t))} \quad (8)$$

$$z_2(t) = 1 - \frac{G_2(t) - \min(G_2(t))}{\max(G_2(t)) - \min(G_2(t))} = \frac{\max(G_2(t)) - G_2(t)}{\max(G_2(t)) - \min(G_2(t))} \quad (9)$$

然后, 利用上述两个无量纲量  $z_1(t)$  和  $z_2(t)$  设计新的目标函数  $Z(t)$ , 如式(10)所示, 其中  $\alpha$  ( $\alpha \in (0, 1)$ ) 为阈值。式(10)为分段函数, 分段设计的目的是为了找到满足  $\alpha \geq (z_1(t) + z_2(t))/2$  且  $Z(t)$  最接近阈值  $\alpha$  时灰度值  $t$ ; 同时令  $\alpha < (z_1(t) + z_2(t))/2$  时的  $Z(t)$  取理论上的最大值, 即  $Z(t) = 1$ 。

$$Z(t) = \begin{cases} \alpha - \frac{z_1(t) + z_2(t)}{2}, & \alpha \geq \frac{z_1(t) + z_2(t)}{2} \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

最后, 利用式(10)可以求得  $Z(t)$  的最小值, 此时有最佳阈值  $T = \underset{0 < t < L-1}{\text{Arg min}} Z(t)$ 。

### 4) 分割图像

利用最佳阈值  $T$  对图像进行二值化处理, 得到分割的二值图像, 即得到分割图像。

## 2.4 图像分割合并

该部分处理过程主要是利用形态学处理方法来优化边缘, 再定位并提取肺部区域。

### 1) 区域合并

利用粗分割得到两个肺部区域与细分割得到的分割图像进行合并, 得到初步的分割结果。

### 2) 形态学处理

利用形态学处理方法填充二值图像中的小空洞, 去除各区域的边界毛刺, 优化分割的肺部边缘, 得到最终的肺部二值分割区域。

### 3) 提取肺部区域

利用最终的二值分割区域, 在原始 X 线图像中描绘出肺部分割图像。

综上所述, 本文算法通过将分割时得到的类间方差和概率误差相融合, 用于弥补最小误差分割法和 Otsu 算法的不足, 以达到比两者更好的分割效果, 从而提高肺部图像分割的准确性。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验说明

本文实验的编程工具为 Matlab2022b, 将本文算法与

同为全局阈值分割的 Otsu 算法、最小误差分割法和积分图像法<sup>[18]</sup>的分割效果对比,并利用了两个实验来验证本文算法的可行性和有效性。

为了更好地说明本文算法的可行性和有效性,本文将本文算法与同为阈值分割的 Otsu 算法、最小误差分割法和积分图像法的分割效果对比。同时,在利用 Otsu 算法、最小误差分割法和积分图像法 3 种算法进行肺部图像分割前,都对实验中的原始图像都进行了图像增强,在实验最后也对二值图像进行了形态学处理,消除了孔洞,并进行了优化<sup>[19]</sup>。

### 3.2 实验 1 结果分析

实验 1 所用数据为 4 幅来源于网络的 X 线胸片原始图像,如图 2 所示,其相关特征描述分别如表 1 所示。实验 1 采用了 Otsu 算法、最小误差分割法、积分图像法与本文算法分别对图 2 中的 4 幅原始图像进行了对比实验。实验中,本文算法分别对 4 幅原始图像进行图像分割时,所采用的加权阈值  $\alpha$  分别为 0.491、0.367、0.268 和 0.530。实

验结果如图 3 所示。为了便于对 4 种算法的分割效果进行比较,本文分别在图 3 中第 2、4、6、8 列的图像中用黑色曲线将 4 种分割算法的分割结果进行了标注。

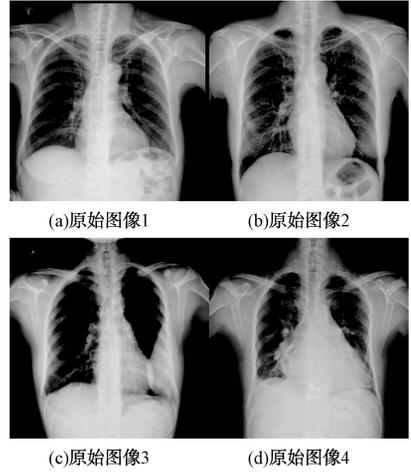


图 2 原始图像

表 1 4 幅原始图像的特征描述

原始图像	对比度	骨骼	胸部轮廓	胃部空气	左肺	右肺
图 2(a)	一般	偏亮	正常	无	正常	正常
图 2(b)	偏低	偏亮	正常	有	正常	正常
图 2(c)	偏高	偏暗	肺部上端与肩部边界偏窄	有	偏小	正常
图 2(d)	一般	一般	肺部上端与肩部边界偏窄	无	偏小	偏小

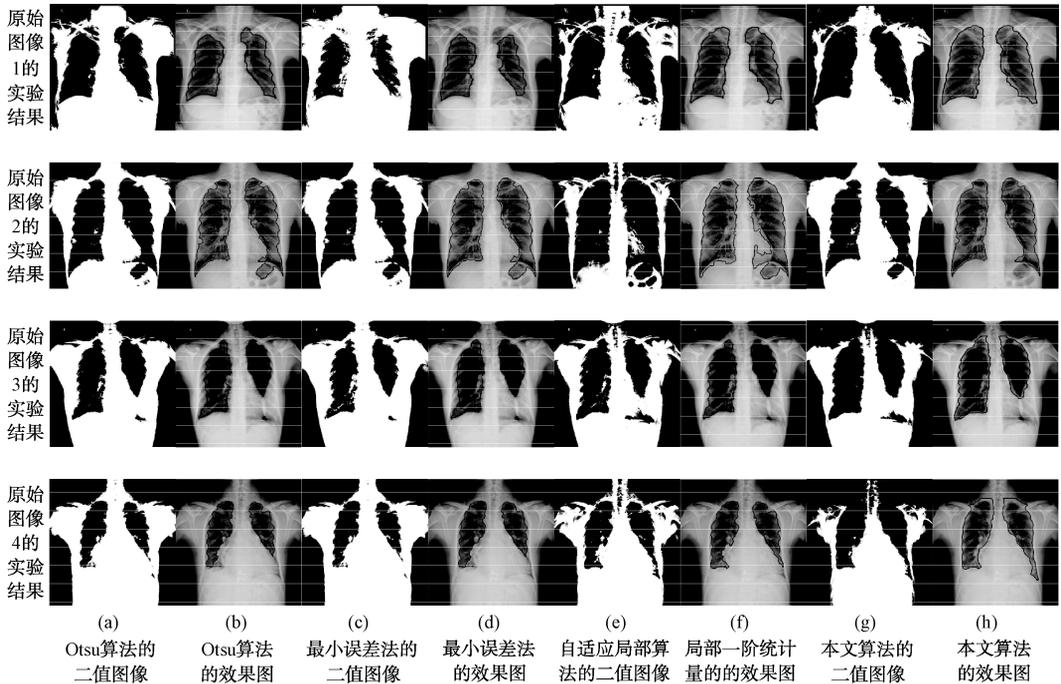


图 3 4 幅原始图像的实验结果

图 3 中,第 1~4 行的图像分别为原始图像 1~4 的实验结果;第 1~8 列图像分别为 Otsu 算法的二值图像、

Otsu 算法的效果图、最小误差法的二值图像、最小误差法的效果图、积分图像法的二值图像、积分图像法的效果图、

本文算法的二值图像和本文算法的效果图。

#### 1) 原始图像 1 的实验结果分析

分析图 3 第 1 行图像可以发现:受到原始图像 1 中锁骨成像偏亮的影响,图 3(b)~(d)中的肺部上端出现部分缺失,而图 3(h)中的肺部上端分割正常,且比图 3(f)的肺部要更大更完整;针对二值图像,图 3(g)中的肺部大小比图 3(a)、(c)和(e)的肺部大小都要大,且图 3(g)中的右肺明显存在与图像边缘区域相连,本文算法粗分割中采用去除人体两侧区域的步骤下,得到了理想结果,使得图 3(h)在肺部分割面积上明显要优于图 3(b)、(d)和(f),表明本文算法在肺部分割的完整性上要优于其他两种算法。

#### 2) 原始图像 2 的实验结果分析

分析图 3 第 2 行图像可以发现:针对二值图像,图 3(a)、(c)、(e)和(g)中的肺部大小都比较正常,但受到胃部存在空气的影响,图 3(a)、(c)和(e)比图 3(g)多出了胃部区域,导致图 3(b)、(d)和(f)的效果图中含有胃部区域,而本文算法所得效果图 3(h)中的分割结果不含胃部区域。这表明本文算法能较好地去除有空气的胃部区域,在肺部分割的准确性上要优于其他两种算法。

#### 3) 原始图像 3 的实验结果分析

分析图 3 第 3 行图像可以发现:图 3(a)、(c)和(e)在肺部大小上要略小于图 3(g),且图 3(g)中颈部两侧与图像边缘相连;图 3(b)、(d)和(f)在肺部分割面积上要小于图 3(h)。其原因是由于原始图像 3 中的肺部上端与肩部边界偏窄,为了保证能够正常将肺部分割出来,本文算法利用粗分割中的去除颈部区域,避免了肺部上端与肩部边界偏窄而出现无法分割肺部的情况。这表明本文算法采用提取人体轮廓的处理措施可以有效改善肺部分割的效果,本文算法在肺部分割的完整性上要优于其他两种算法。

#### 4) 原始图像 4 的实验结果分析

分析图 3 第 4 行图像可以发现:原始图像 4 与 3 一样,都存在肺部上端与肩部边界偏窄的情况,导致图 3(a)、(c)和(e)在肺部大小上略小于图 3(f),且图 3(a)和(c)中的肺部下端出现部分区域不连通的情况,图 3(g)中颈部两侧与图像边缘存在较大的相连区域。在本文算法利用粗分割中的去除颈部区域情况下,使得图 3(b)、(d)和(f)中的肺部分割面积比图 3(h)的肺部分割面积略小,且图 3(b)和(d)在肺部下端存在部分区域缺失,表明本文算法在肺部分割的完整性上要优于其他两种算法。

#### 5) 本文算法的实验结果分析

分析图 3 第 7 和 8 列图像可以发现:本文算法对 4 幅原始图像处理得到的二值图像和分割效果图都能得到完整的肺部区域,在本文算法采用粗分割与细分割相结合的情况下,未受到图像中对比度程度、骨骼成像亮暗程度、胸部轮廓边界的狭窄程度、胃部是否有空气等因素的影响,表明本文算法对 X 线胸片图像进行肺部区域分割具有较

好的普适性。

### 3.3 实验 2 结果分析

实验 2 所用的 X 线胸片图像数据集来源于蒙哥马利县结核病筛查项目<sup>[20]</sup>,共有 X 线胸片图像 138 幅。为了便于将 Otsu 算法、最小误差分割法、积分图像法与本文算法进行对比实验,实验 2 采用的评价指标为戴斯相似性系数(dice similarity coefficient, DSC)和交并比(intersection over union, IOU),其表达式如式(11)所示。DSC 指标用于计算图像分割结果和标签掩码之间的相似度,是取值范围为 $[0, 1]$ ,其值越大,说明分割结果越接近真实标签掩码,分割效果越好。IOU 指标表示标签掩码和分割结果间交集与标签掩码和分割结果间并集的比值,取值范围为 $[0, 1]$ ,其值越大,表示标签掩码和分割结果的重叠越多,分割效果最好。

$$\begin{cases} \text{DSC}(R, M) = \frac{2 |R \cap M|}{|R| + |M|} \times 100\% \\ \text{IOU}(R, M) = \frac{|R \cap M|}{|R \cup M|} \times 100\% \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $R$  和  $M$  分别表示分割结果和标签掩码。

表 2 给出了 Otsu 算法、最小误差分割法、积分图像法和本文算法的 DSC 指标和 IOU 指标。本文算法对 X 线胸片图像数据集采用了统一的阈值  $\alpha = 0.134$ 。

表 2 4 种算法在图像数据集上的指标结果 %

指标	Otsu 算法	最小误差分割法	积分图像法	本文算法
DSC 指标	87.7	74.5	85.6	89.5
IOU 指标	78.4	65.3	75.2	81.1

由表 2 结果分析可得,本文算法的 DSC 指标分别比 Otsu 算法、最小误差分割法和积分图像法高出 1.8%、15.0%和 3.9%,IOU 指标分别比 Otsu 算法、最小误差分割法和积分图像法高出 2.7%、15.8%和 5.9%,本文算法在整体上都要优于其他 3 种阈值分割算法,这表明本文算法具有很好的可行性和有效性。

上述两个实验的对比分析结果显示,本文算法所得分割效果在整体上要优于另外 3 种算法的分割效果,表明本文算法是有效可行的,能够更好地适用于肺部图像分割。

## 4 结 论

针对 X 线胸片图像存在边界模糊、对比度低等不足,不利于利用 X 线胸片图像快速且准确地对肺部疾病进行诊断和治疗,本文融合类间方差和概率误差提出了一种新的基于阈值的对 X 线胸片图像进行肺部图像分割的算法。该算法首先对图像进行预处理,并在此基础上采用图像增强、提取人体轮廓、去除颈部区域、去除两侧区域、提取最

大区域、分割出左右肺区域等一系列步骤进行图像粗分割;然后对预处理图像进行计算类间方差、计算概率误差、计算最佳阈值、图像分割等处理,得到精分割结果;最后合并粗、细分割结果并优化,从而基于最佳阈值的图像分割。X 线胸片图像的对比实验结果显示,本文算法分割所得肺部区域在完整性和准确性上都有优秀表现,且具有较好的 X 线胸片肺部区域分割的普适性,较好地弥补了 Otsu 算法与最小误差分割法的局限性,表明本文算法是有效可行的,适合基于 X 线胸片图像的肺部图像分割。

## 参考文献

- [1] 陈亚楠,陈丽芳,芦国军. 基于 Otsu 和区域生长的肺部 CT 图像分割方法[J]. 无线互联科技, 2018, 15(17): 103-104.
- [2] 封在李,尹兆青,雷嘉,等. X 线胸片在新生儿肺不张、肺实变疾病中的研究进展[J]. 中国疗养医学, 2023, 32(5): 493-496.
- [3] 夏文静,周腊珍,陈红池,等. 基于空洞空间金字塔池化的 U-Net 网络在肺部图像分割上的应用[J]. 中国医学物理学杂志, 2023, 40(3): 336-341.
- [4] 曹爽,王园园,蔡自伟. 基于 OTSU 算法分割肺 CT 图片[J]. 运城学院学报, 2020, 38(3): 23-25.
- [5] 张桂芳. 图像分割算法研究及其在肺结节分割中的应用[D]. 昆明:昆明理工大学, 2019.
- [6] 谢玉阳,封澳,王璇之,等. 廉价卷积和解耦注意力的轻量化图像分割网络研究[J/OL]. 小型微型计算机系统, 1-10 [2024-03-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20240226.1429.010.html>.
- [7] 陈阳,黄成泉,覃小素,等. 基于非局部信息和子空间的模糊 C 有序均值聚类的图像分割算法[J/OL]. 计算机辅助设计与图形学学报, 1-13 [2024-03-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2925.tp.20240204.1553.045.html>.
- [8] 杨林蛟. 基于阈值的图像分割算法研究综述:原理、分类及典型算法[J/OL]. 沈阳师范大学学报(自然科学版), 2023, (6): 526-529 [2024-03-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1534.N.20240228.1608.014.html>.
- [9] 邓子青,王阳,张兵,等. 基于 Otsu 算法与形态学的火龙果图像分割研究[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(6): 106-109,115.
- [10] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1): 62-66.
- [11] 徐武,文聪,唐文权,等. 基于 Lab 颜色空间的融合改进二进制量子 PSO 和 Otsu 优化算法[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(6): 265-268,349.
- [12] 姚金宝,张义民,张凯. 基于动态分组和权重学习教与学算法的 Otsu 图像阈值分割[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(10): 191-197,237.
- [13] 徐武,王欣达,高寒,等. 融合改进人工蜂群与 Otsu 的图像分割算法[J]. 计算机仿真, 2023, 40(6): 229-233.
- [14] 黄谊,任毅. 基于阈值法和区域生长法的图像分割算法研究[J]. 电子测试, 2012(10): 23-25,36.
- [15] 李增辉,王伟. 基于深度学习的医学图像分割方法研究进展[J]. 电子科技, 2024, 37(1): 72-80.
- [16] 孙鹏飞,任洪娥,董本志. 结合遗传算法的局部最小误差孔穴图像分割法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(7): 169-171.
- [17] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [18] DEREK B, GERHARD R. Adapting thresholding using the integral image[J]. Journal of Graphics Tools, 2007, 12(2): 13-21.
- [19] 时春霖,杨培章,张超,等. 基于 Kittler 最小误差分割算法的小视场星图分割[J]. 西南交通大学学报, 2021, 56(1): 168-175.
- [20] CANDEMIR S, JAEGER S, PALANIAPPAN K, et al. Lung segmentation in chest radiographs using anatomical atlases with nonrigid registration[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 33(2): 577-590.

## 作者简介

李钢,博士,副教授,主要研究方向为计算机视觉、模式识别、图像处理等。

E-mail:562672612@qq.com