

基于分数阶麻雀搜索优化 OTSU 肺组织分割算法

江妍¹ 马瑜^{1,2} 梁远哲¹ 王原¹ 李光昊¹ 马鼎¹

1 宁夏大学物理与电子电气工程学院 银川 750021

2 宁夏大学教务处 银川 750021

(1322415165@qq.com)

摘要 针对传统粒子群算法应用于肺组织分割时寻优慢且易陷入局部最优的问题,提出了一种基于分数阶麻雀搜索优化的最大类间方差(OTSU)肺组织分割算法。采用分数阶微积分算法优化麻雀搜索算法,根据麻雀的位置信息,引入自适应分数阶阶次以自适应地调整分数阶阶次,加快算法收敛速度;采用灰度级-梯度二维直方图以减小二维直方图的计算量和麻雀的搜索范围;算法实现过程中,利用孔洞填充算法去除CT图像背景,采用形态学操作去除噪音并修补病变区域产生的孔洞。实验表明,所提算法达到稳定的收敛次数相较于粒子群优化 OTSU 算法、分数阶粒子群优化 OTSU 算法、麻雀搜索优化 OTSU 算法分别减少了 22.75%,13.75%,2.25%,因此所提算法在保证分割精度的同时,提高了算法的收敛速度。

关键词: 麻雀搜索算法;最大类间方差;分数阶;孔洞填充;自适应

中图分类号 TP391

Lung Tissue Segmentation Algorithm: Fractional Order Sparrow Search Optimization for OTSU

JIANG Yan¹, MA Yu^{1,2}, LIANG Yuan-zhe¹, WANG Yuan¹, LI Guang-hao¹ and MA Ding¹

1 School of Physics & Electronic-Electrical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China

2 Academic Affairs Office of Ningxia University, Yinchuan 750021, China

Abstract Aiming at the characteristics of slow and easy to get into local optimum for traditional particle swarm optimization used for lung tissue segmentation, a lung tissue segmentation algorithm based on fractional sparrow search optimization for OTSU is proposed. Using fractional calculus algorithm to optimize sparrow search algorithm, according to the position information of sparrow, the adaptive fractional order is introduced to adjust the fractional order adaptively and accelerate the convergence speed of the algorithm. The grayscale-gradient 2D histogram is used to reduce the computation of 2D histogram and the search range of sparrow. During the implementation of the algorithm, the hole filling algorithm is used to remove the CT image background, and morphological operation is used to remove the noise and repair the holes in the lesion area. The experiment show that the number of stable convergence times achieved by the proposed algorithm is 22.75%, 13.75% and 2.25% lower than that of particle swarm optimization OTSU algorithm, fractal-order particle swarm optimization OTSU algorithm and sparrow search optimization OTSU algorithm, respectively. Therefore, the algorithm in this paper not only guarantees the segmentation accuracy, but also improves the convergence speed of the algorithm.

Keywords Sparrow search algorithm, Maximum interclass variance, Fractional order, Hole filling, Adaptive

1 引言

肺是人体的呼吸器官,一旦发生病变,将会严重危害身体健康。常见的肺部疾病有肺炎、支气管炎、肺结核、支气管扩张等。因此,能够更快速、精确地分割胸部CT图像已经成为计算机肺部疾病辅助诊断系统的关键技术之一。

2009年, Meng等^[1]提出了基于Snake模型的病变CT肺部图像分割算法,但该算法运行时间较长,影响分割效率,很可能延误病情;2013年, Wei等^[2]采用三维区域连通标记、三

维区域生长法分割肺组织,该算法分割精度较高,但复杂度相对也较高。

阈值分割的经典算法是OTSU算法,该算法利用阈值把图像分成目标类和背景类,两类间差别越大,图像分割越明显。将群体智能优化算法应用到其中,可改进OTSU分割算法实时性差的问题。为了得到最佳阈值,常结合一些算法优化。2017年, Wei等^[3]提出了一种自适应的分数阶粒子群算法,该算法是通过粒子的位置和速度信息自适应调整分数阶阶次,提高算法的收敛性。Meng等^[4]提出了一种基于粒子

基金项目:宁夏自然科学基金(NZ16009);宁夏高等学校科学研究项目(NGY2016015);2018年宁夏研究生教育教学改革研究与实践项目(YJG201811);宁夏大学研究生创新研究项目(GIP2019060)

This work was supported by the Ningxia Natural Science Foundation (NZ16009), Scientific Research Project of Ningxia University (NGY2016015), Research and Practice Project of Ningxia Graduate Education and Teaching Reform in 2018(YJG201811) and Graduate Innovation Research Project of Ningxia University(GIP2019060).

通信作者:马瑜(mayu95@163.com)

群优化的 OTSU 肺组织分割算法,该算法采用粒子空间对称分布的改进粒子群获取最佳阈值,利用孔洞填充算法去除背景,基于形态学操作去除噪声、修补病变区域产生的孔洞。麻雀搜索算法是由 Xue 等^[5]在 2020 年提出的一种新的群体智能优化算法,该算法通过麻雀的觅食和反捕食行为寻找解空间中的最优解。

综合考虑,本文提出了一种基于分数阶麻雀搜索算法优化 OTSU 肺组织分割算法:利用分数阶对过去有记忆性的特点,引入进化因子,对分数阶阶次进行修正来控制麻雀群中发现者的位置更新,结合二维 OTSU 分割算法来确定最佳阈值,加快收敛速度,采用孔洞填充去除肺部 CT 图像的背景,采用形态学操作去除图像噪声,同时修补病变区域的孔洞。

2 基于分数阶优化的麻雀搜索算法

在觅食的过程中,麻雀种群被分为发现者和加入者。发现者是为了寻找食物,为整个麻雀种群提供食物所在区域;加入者则是根据发现者的信息来获取食物。种群中的部分麻雀为提高自己的捕食率,会变成攻击者,与高摄取量的同伴争夺食物。此外,麻雀种群受到捕食者的攻击时,会做出反捕食行为。

2.1 麻雀搜索算法

(1)在麻雀搜索中,适应度值较好的发现者在搜索过程中会优先找到食物。因为整个麻雀种群都是根据发现者所给的信息来获取食物的位置的,所以发现者有更大的觅食范围。在每次迭代过程中,发现者的位置更新描述如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot \text{iter}_{\max}}\right), & \text{if } R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L, & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases} \quad (1)$$

其中, t 为当前迭代数; iter_{\max} 为最大的迭代次数; $X_{i,j}$ 表示第 i 个麻雀在第 j 维中的位置信息; α 是一个随机数,且 $\alpha \in (0, 1]$; R_2 和 ST 分别表示预警值和安全值,且 $R_2 \in [0, 1]$, $ST \in [0.5, 1]$; Q 是服从正态分布的随机数; L 是一个 $1 \times d$ 的矩阵,且该矩阵中的每个元素全为 1。当 $R_2 < ST$ 时,表示觅食环境中没有捕食者,发现者可执行更大范围的搜索行为;当 $R_2 \geq ST$ 时,表示种群中的一些麻雀已经发现了捕食者,并向种群中其他麻雀发出警报,此时所有麻雀都需要迅速飞到安全的地方进行觅食。

(2)在觅食过程中,一些加入者会随时监视着发现者,它们会和发现者争夺食物或者在发现者周围觅食。因此,加入者的位置更新描述如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & \text{if } i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中, X_p 为目前发现者所处的最优位置; X_{worst} 为当前全局最差的位置; A 是一个 $1 \times d$ 的矩阵,该矩阵中的每个元素随机赋值为 1 或 -1,且 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。当 $i > n/2$ 时,则表示第 i 个加入者没有获得食物,处于十分饥饿的状态,当前适应度值较低,需要飞往其他地方觅食,以获得更多能量。

(3)麻雀种群在整个觅食过程中会受到捕食者的威胁,因此,会做出反捕食行为,其数学表达式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t| & \text{if } f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon}\right), & \text{if } f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

其中, X_{best} 为当前全局最优位置; β 为步长控制参数,且是一个服从均值为 0、方差为 1 的正态分布随机数; K 是麻雀移动的方向,且 $K \in [-1, 1]$; f_i 为当前麻雀个体的适应度值; f_g 和 f_w 分别表示当前全局最优和最差的适应度值; ϵ 为最小常数,以避免分母为 0。当 $f_i > f_g$ 时,说明麻雀正处于种群边缘,极易受到捕食者的攻击;当 $f_i = f_g$ 时,说明处于种群中间的麻雀意识到了危险,需要靠近其他麻雀来尽量减少它们被捕食的风险。

2.2 分数阶微积分

分数阶微积分与整数阶微积分对应,是将微积分阶次从整数推广到分数,通过对整数微积分的差分近似递推求解极限^[6-8],即阶次为分数的微分和积分。最为常用的定义是 Grumwald-Letniko(G-L 定义)。

G-L 定义的离散表达式为^[9]:

$$D^v[x(t)] = \frac{1}{T^v} \sum_{k=0}^t \frac{(-1)^k \gamma(v+1)x(t-kT)}{\gamma(k+1)\gamma(v-k+1)} \quad (4)$$

其中, v 为阶次; T 为周期; $\gamma(N) = \int_0^{\infty} e^{-t} t^{N-1} dt = (N-1)!$ 为伽马函数; β 为截止阶次。

2.3 分数阶优化的麻雀搜索算法

为了防止麻雀搜索算法陷入局部最优,同时加快该算法的收敛速度,本文利用分数阶的学习训练算法易跳出局部极值点的特点,将麻雀搜索算法与分数阶微分相结合,通过麻雀群中麻雀位置的更新来自适应地调整分数阶次。

令式(4)中的 $\beta=4$,可得:

$$D^v[x(t+1)] \approx x(t+1) - v x(t) + \frac{1}{2} v(v-1)x(t-1) - \frac{1}{6} v(v-1)(v-2)x(t-2) + \frac{1}{24} v(v-1)(v-2)(v-3)x(t-3) \quad (5)$$

由式(5)可知,分数阶导数结果与当前项和之前的状态值均有关,且过去事件的影响随着时间的推移而减小。将分数阶引入到麻雀搜索算法中发现者的位置更新处。由式(1)可知,当种群中的一些麻雀已经发现了捕食者,并向种群中其他麻雀发出警报时,发现者的位置更新可描述为:

$$X_{i,j}^{t+1} - X_{i,j}^t = Q \cdot L \quad (6)$$

式(6)的左边为分数阶 G-L 定义阶次 v 为 1 且周期 T 为 1 时的离散形式,即:

$$D^v[x(t+1)] = Q \cdot L \quad (7)$$

由式(5)可知,当种群中的一些麻雀已经发现了捕食者,并向种群中其他麻雀发出警报时,发现者的位置更新可表示为:

$$X_{i,j}^{t+1} = v X_{i,j}^t - \frac{1}{2} v(v-1) X_{i,j}^{t-1} - \frac{1}{6} v(v-1)(v-2) X_{i,j}^{t-2} + \frac{1}{24} v(v-1)(v-2)(v-3) X_{i,j}^{t-3} + Q \cdot L \quad (8)$$

可以看出,分数阶次影响着发现者的位置更新。因此,本文采用自适应调整机制,引入进化因子 f 对分数阶阶次 v 进行修正。

(1)当种群中的一些麻雀已经发现了捕食者,并向种群中其他麻雀发出警报时,发现者 i 到其他麻雀的平均距离为:

$$d_{ix} = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1, j \neq i}^N \sqrt{\sum_{k=1}^D (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (9)$$

其中, N 和 D 分别表示加入者的个数和维数。

(2)在进化过程中,进化因子 f 决定加入者当前的状态,其定义为:

$$f = \frac{d_g - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} \in [0, 1] \quad (10)$$

其中, d_g 为全局最优位置到其他麻雀的平均距离; d_{\max} 和 d_{\min} 分别为所有 d_{ix} 中的最大值和最小值。

(3)当分数阶阶次 $v \in [0.5, 0.8]$ 时,收敛速度更快^[10]。因此, $v(f) = \frac{1}{2} e^{-0.47f} \in [0.5, 0.8]$ 。

3 基于分数阶麻雀搜索 OTSU 肺组织自动分割算法

3.1 基于灰度-梯度的二维 OTSU 分割算法

OTSU 算法由日本学者 OTSU^[11] 提出,也称最大类间差法。它是根据阈值将原图像分成前景和背景两类,而最大类间方差就是选取阈值的一种度量,前景和背景的差别越大,图像被分割越明显^[12]。由于一维 OTSU 算法在信噪比低的图像中分割效果较差,而二维 OTSU 算法利用图像的局部信息,可有效避免噪声的影响^[13],所以为了减小麻雀的搜索范围,提高算法的运行效率,本文采用基于灰度-梯度的二维 OTSU 分割算法。

设有一幅大小为 $M \times N$ 的灰度图像, L 为灰度级数, i 为灰度值,则梯度值为 j 的像素 n_{ij} 的概率为:

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{M \times N} \quad (11)$$

背景类 A 和目标类 B 出现的概率分别为:

$$p_A = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t p_{ij} \quad (12)$$

$$p_B = \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L p_{ij} \quad (13)$$

其中, s 和 t 分别为分割阈值的平均灰度级和梯度级。

背景类 A 和目标类 B 的均值向量 \mathbf{u}_A 和 \mathbf{u}_B 分别为:

$$\mathbf{u}_A = (u_{Ai}, u_{Aj})^T = \left(\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t \frac{i p_{ij}}{p_A}, \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t \frac{j p_{ij}}{p_A} \right)^T \quad (14)$$

$$\mathbf{u}_B = (u_{Bi}, u_{Bj})^T = \left(\sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L \frac{i p_{ij}}{p_B}, \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L \frac{j p_{ij}}{p_B} \right)^T \quad (15)$$

图像的总均值向量 \mathbf{u} 为:

$$\mathbf{u} = (u_i, u_j)^T = \left(\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t i p_{ij}, \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t j p_{ij} \right)^T \quad (16)$$

两像素间的离散度矩阵为:

$$\mathbf{S}_{(s,t)} = p_A \times (\mathbf{u}_A - \mathbf{u}) \times (\mathbf{u}_A - \mathbf{u})^T + p_B \times (\mathbf{u}_B - \mathbf{u}) \times (\mathbf{u}_B - \mathbf{u})^T \quad (17)$$

背景类和目标类间的差别与离散度测度成正比,因此最佳阈值 (s^*, t^*) 为离散度选取最大时的阈值,即:

$$\text{tr}(\mathbf{S}_{(s^*, t^*)}) = \max(\text{tr}(\mathbf{S}_{(s,t)})) \quad (18)$$

3.2 基于分数阶麻雀搜索优化的二维 OTSU 算法

将分数阶微分算法、麻雀搜索算法应用到 OTSU 阈值分割算法中,引入自适应分数阶阶次,加快收敛速度,提出了一种基于分数阶麻雀搜索优化的二维 OTSU 分割算法(FSS-

AOtsu 算法)。本文算法与粒子群优化 OTSU 算法(PsoOtsu 算法)、分数阶粒子群优化 OTSU 算法(FpsoOtsu 算法)、麻雀搜索优化 OTSU 算法(SSAOtsu 算法)相比,精度更高,收敛速度更快。

本文算法具体步骤如下:

Step1 初始化参数。设种群数 $pop = 100$; 发现者 $pNUM = 20$; 最大迭代次数 $M = 100$; 个体麻雀位置 x_i 。

Step2 计算灰度-梯度二维直方图。该二维直方图的横坐标为平均灰度级,纵坐标为梯度值。

Step3 在麻雀种群中选取发现者。将其他麻雀位置作为待寻优的二维阈值向量,将式(18)作为个体麻雀目标函数,根据目标函数在麻雀种群中选取发现者。

Step4 发现者位置更新。当种群中的部分麻雀已发现捕食者,并向种群中其他麻雀发出警报,此时根据式(8)更新发现者的位置。

Step5 加入者位置更新。当适应度值较低的第 i 个加入者没有获得食物时,根据式(2)更新加入者的位置。

Step6 反捕食行为。当意识到危险时,麻雀种群会根据式(3)做出反捕食行为。

本文算法的具体流程图如图 1 所示。

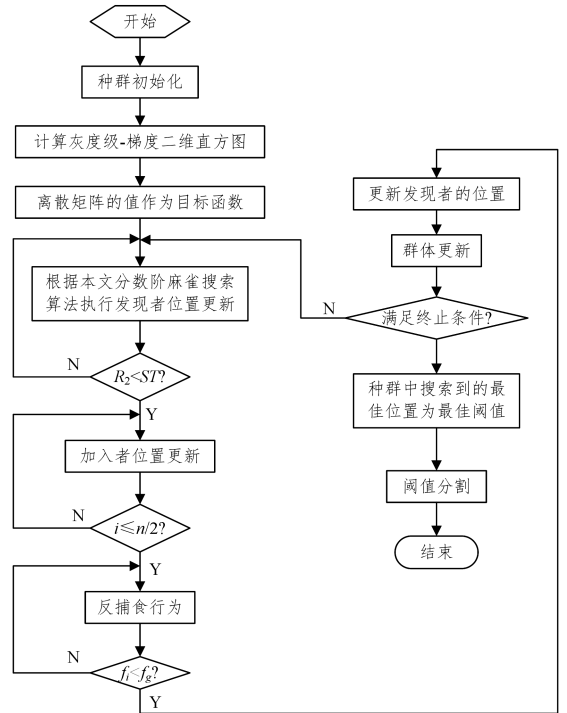


图 1 基于分数阶麻雀搜索优化的二维 OTSU 算法流程图
Fig. 1 Flow chart of two-dimensional OTSU algorithm based on fractional sparrow search optimization

3.3 基于分数阶麻雀搜索优化 OTSU 肺组织分割算法

由于传统肺组织分割算法速度较慢,本文利用空洞填充算法对肺部 CT 图像进行背景去除,再利用本文提出的 FSS-AOtsu 算法进行肺组织分割,这样可明显提高分割速度且保证分割精度。具体步骤如下:

Step1 图像预处理。利用胸腔 CT 图像中心区域近似孔洞的特性,进行孔洞填充操作后得到背景区域,与原图像相减,得到去除背景的预处理图像。

Step2 阈值分割。采用基于分数阶麻雀搜索优化的二维 Otsu 分割算法进行肺组织阈值分割。

Step3 形态学操作。经过阈值分割后,利用开操作去除图像噪声,利用闭操作填补病变区域的孔洞,得到二值图像,进而得到分割图像。

Step4 气管去除、左右肺分离。计算连通区域面积,选取面积较大的两个连通区域作为肺组织区域。

Step5 肺组织病变区域图像修补。对左右肺组织区域分别利用形态学闭操作修补病变区域造成的孔洞。

4 实验结果与分析

本文采用来自宁夏第四人民医院的肺结核临床数据进行实验。CT 图像尺寸为 512 像素 * 512 像素。为验证本文算法的准确性以及收敛性,分别对比了 PsoOtsu 算法、FpsoOtsu 算法、SSAOtsu 算法的分割性能。根据适应度值、峰值信噪比(PSNR)和迭代次数分析图像的分割效果。适应度值越大,表明图像分割效果越好;PSNR 值越大,说明图像去噪效果越好;从适应度曲线中达到收敛的迭代次数可看出阈值分割算法的速度,即迭代次数越少,说明算法的速度越快。实验硬件环境为:Window7 系统,1.9 GHz 处理器,8 GB 内存, MATLAB R2016a。

不同阈值分割算法对肺组织 CT 图像分割结果的对比如图 2 所示。

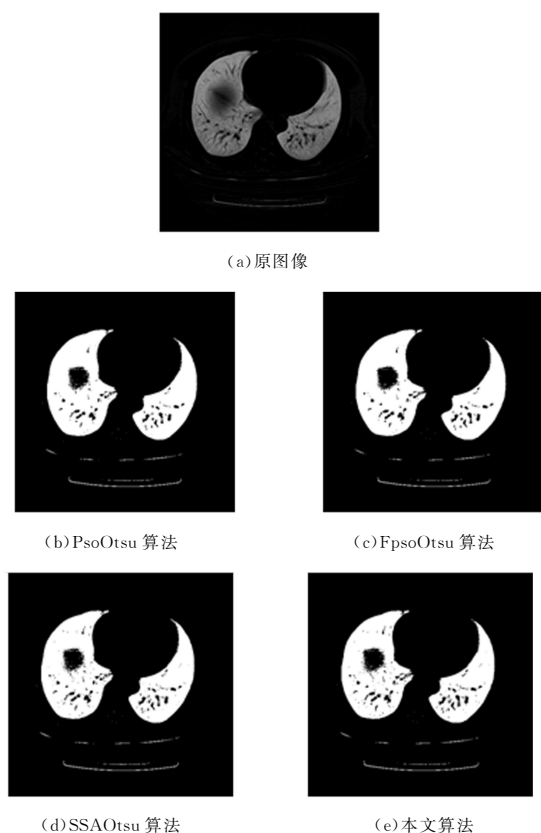


图 2 不同阈值分割算法结果的对比

Fig. 2 Comparison of results of different threshold segmentation algorithms

从细节上看,图 2(d) 细节部分的分割效果明显好于图 2(a)、图 2(b)和图 2(c),即本文算法分割效果最好。

不同阈值分割算法对肺组织 CT 图像分割结果的适应度曲线如图 3 所示。由图 3 可知,本文 FSSAOtsu 算法在第 4 次左右完成收敛,而 PsoOtsu 算法在第 91 次左右完成收敛, FpsoOtsu 算法在第 55 次左右完成收敛,SSAOtsu 算法在第 9 次左右完成收敛,因此本文算法最先达到最大类间距,即本文算法的收敛速度相较于其他 3 种阈值分割算法来说最快。

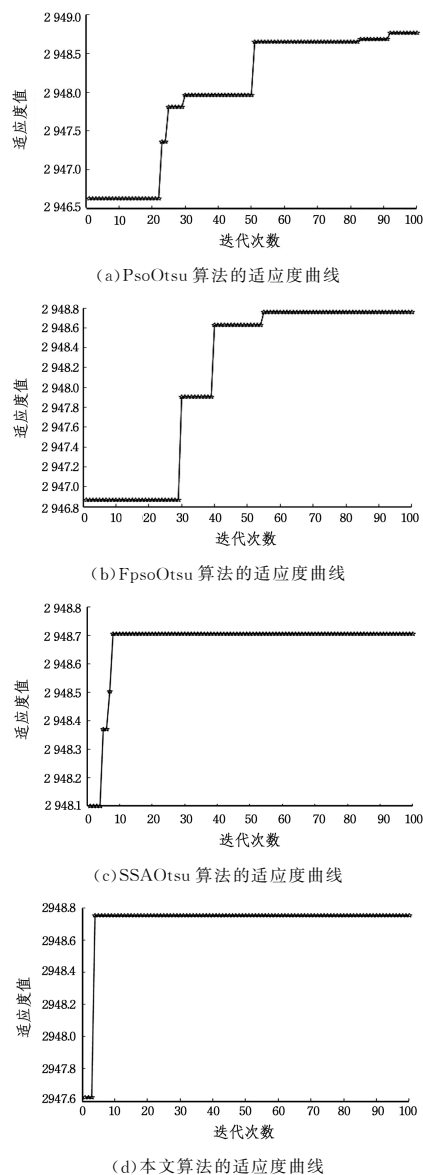


图 3 不同阈值分割算法的适应度曲线

Fig. 3 Fitness curves of different threshold segmentation algorithms

不同阈值分割算法对肺组织 CT 图像分割结果的对比如表 1 所列。

表 1 不同阈值分割算法对肺组织 CT 图像分割结果的对比
Table 1 Comparison of segmentation results of lung tissue CT images by different threshold segmentation algorithms

Threshold segmentation algorithm	PsoOtsu	FpsoOtsu	SSAOtsu	FSSAOtsu
Fitness value	2 948.7	2 948.8	2 948.7	2 948.8
Optimal threshold	[59,64]	[60,64]	[57,66]	[60,64]
PSNR	12.8969	12.9508	12.9622	13.0502
Number of iterations	91	55	9	4

由表 1 可知,本文算法的适应度值高于 PsoOtsu 算法和

SSAOtsu 算法,因为适应度值越大,说明目标类和背景类的间距越大,分割效果越明显,可见本文算法可提升 CT 图像分割结果的准确性。本文算法的 PSNR 值相较于其他 3 种阈值分割算法有了明显的提高,说明本文算法对图像去噪效果有了改善。从迭代次数上看,本文算法收敛速度最快。

对胸腔 CT 图像肺部组织分割的过程如图 4 所示。

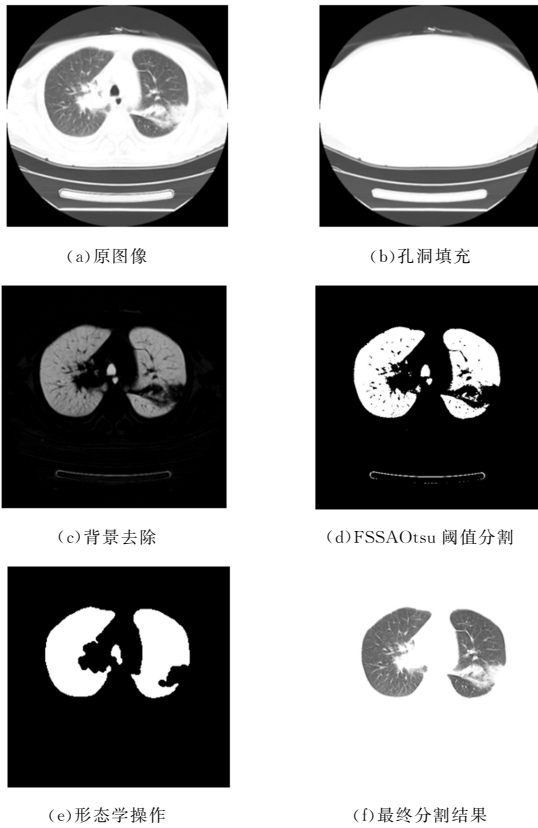


图 4 肺部组织分割过程

Fig. 4 Lung tissue segmentation process

图 4(a)为原图像,图 4(b)是对图 4(a)填充孔洞后的图像,图 4(c)是图 4(b)减去图 4(a)后得到的去除背景后的图像,图 4(d)是利用本文算法进行阈值分割后的图像,图 4(e)是对图 4(d)进行形态学操作后得到的去除了噪声同时填充了孔洞的图像,图 4(f)为最终分割的结果图像。

结束语 为提高麻雀搜索优化 OTSU 算法的收敛速度,克服其易陷入局部最优的缺点,本文算法采用灰度级-梯度二维直方图以减小二维直方图的计算量和麻雀的搜索范围,将自适应分数阶微分引入到麻雀搜索算法中,自适应地控制麻雀的位置更新,提高麻雀种群的寻优能力,并结合二维 OTSU 分割算法,提出了基于分数阶麻雀搜索优化二维 OTSU 算法。将该算法应用到肺部组织 CT 图像分割中,使分割精度有了明显提高,收敛速度相较于 PsoOtsu 算法、FpsoOtsu 算法、SSAOtsu 算法分别提高了 22.75%,13.75%,2.25%。

参考文献

[1] MENG L, JIA T, ZHAO D Z, et al. Pathological lung segmentation for CT image based on Snake model[J]. Journal of System

Simulation, 2009, 21(15):4603-4606, 4612.

- [2] WEI Y, SHEN G, LI J J. A fully automatic method for lung parenchyma segmentation and repairing[J]. Journal of Digital Imaging, 2013, 26(3):483-495.
- [3] WEI J R, MA Y, XIA R, et al. Image segmentation algorithm based on Otsu optimized by fractional-order particle swarm optimization [J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(12):3284-3290.
- [4] MENG Y Z, MA Y. An improved lung segmentation algorithm based on 2D Otsu optimized by PSO [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2015, 30(6):1000-1007.
- [5] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach; sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering An Open Access Journal, 2020, 8(1):22-34.
- [6] CHE J, SHI Y S, ZHANG C. Image enhancement for retinal vascular based on fractional differential [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(34):162-165.
- [7] CHE J, SHI Y S, ZHANG C. Image enhancement for retinal vascular based on fractional differential [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(34):162-165.
- [8] MA Y, ZHAO J L, LI Z X, et al. Denoised enhancement algorithm based on fraction differential and integral in 3D images [J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(6):1586-1591.
- [9] SOLTEIRO PIRES E J, TENREIRO MACHADO M J A, DE MOURA OLIVEIRA P B, et al. Particle swarm optimization with fractional-order velocity [J]. Nonlinear Dynamics, 2010, 61(1/2):295-301.
- [10] GUO T, LAN J L, LI Y F, et al. Adaptive fractional-order Darwinian particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Communications, 2014, 35(4):130-140.
- [11] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetic, 1979, 9(1):62-66.
- [12] CHEN Z, SHI Y P, JI S P. Improved image threshold segmentation algorithm based on OTSU method [J]. Laser & Infrared, 2012, 42(5):584-588.
- [13] LIU J Z, LI W Q. The automatic thresholding of gray-level pictures via two-dimensional OTSU method [J]. Acta Automatica Sinica, 1993, 19(1):101-105.



JIANG Yan, born in 1994, postgraduate. Her main research interests include pattern recognition, and image processing.



MA Yu, born in 1974, Ph.D, professor. His main research interests include computer vision, and pattern recognition.