

文章编号: 2095-2163(2020)08-0144-05

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于模糊 C 均值与改进布谷鸟优化的医学图像分割

易天源, 贺松, 郑光敏

(贵州大学医学院, 贵阳 550025)

摘要: 在医学图像分割算法的研究中, 针对模糊 C 均值(FCM)聚类算法, 存在受初始聚类中心影响较大、搜索过程容易陷入局部最优的缺陷。本文将布谷鸟算法与 FCM 聚类算法有机结合, 提出了一种基于自适应布谷鸟算法的模糊聚类算法, 并应用于医学图像分割中。该算法利用布谷鸟算法全局性与鲁棒性的优点, 弥补了传统 FCM 算法聚类中心选取的随机性, 并且在标准布谷鸟算法(CS)的基础上, 使用自适应步长, 使步长随迭代次数的增加而减少, 这样不仅可以提高种群搜索后期的局部搜索能力, 而且减少了算法的时间复杂度。实验结果表明, 改进的算法(ACS-FCM)具有良好的分割效果与运行效率。

关键词: 医学图像分割; 布谷鸟算法; 模糊 C 均值聚类; 自适应步长

Segmentation of medical image based on fuzzy C-means and improved cuckoo optimization

YI Tianyuan, HE Song, ZHENG Guangmin

(College of Medicine, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

【Abstract】 In the research of medical image segmentation algorithm, the fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm has the defects that it is greatly affected by the initial clustering center, and the search process is easy to fall into the local optimal. Combining cuckoo algorithm with FCM clustering algorithm, a fuzzy clustering algorithm based on adaptive cuckoo algorithm is proposed and applied to medical image segmentation. The algorithm takes advantage of the globality and robustness of the cuckoo algorithm, making up for the randomness of the clustering center selection of the traditional FCM algorithm, and uses an adaptive step size based on the standard cuckoo algorithm (CS) to make the step sizes decrease as the number of iterations increases, which not only improves the local search ability in the later stage of population search, but also reduces the time complexity of the algorithm. Experimental results show that the improved algorithm (ACS-FCM) has good segmentation effect and operating efficiency.

【Key words】 medical image segmentation; cuckoo algorithm; fuzzy C-means clustering; adaptive step size

0 引言

随着数字图像处理技术的飞速发展,也带动了医学影像技术的发展。目前医院中常用的核磁共振成像技术(Magnetic Resonance Imaging, MRI)、电子计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)以及 X 光照相等都是医学影像技术的发展与延伸。医生及相关科研工作者通过这些技术,获取详细的组织结构 and 器官影像,为进一步的医学诊断、分析以及医疗方案的制定,提供了可靠的依据^[1]。然而,由于医疗图像中存有能改变像素点强度的噪声、对分析过程有较大干扰的偏移场、局部容积效应及伪影等问题^[2],这使得对图像进行精准分割时面临着巨大困难。由于医学图像分割是后续图像处理与分析的前提,因此对其进行分析与研究是具有较大意义与价

值的^[3]。

目前,许多研究人员提出了一些图像分割方法,这些方法已在医学中得到了应用。不同的图像分割方法都有其研究的分支,如基于阈值化的分割^[4]、基于区域的分割^[5]与基于聚类的分割^[6]等方法。图像分割技术的种类繁多,很难为一种特定类型的图像选取一种适当的分割技术,也没有一种分割技术能够完美地处理所有种类的图像。根据特定的应用场景与图像形态,从中选出适宜的分割算法。模糊 C-均值聚类(FCM)算法是通过不停迭代计算隶属度矩阵和簇中心,来求解目标函数最小值的过程。该算法具有快速有效的分割特点,已被广泛应用在医学图像分割中^[7]。文献[8]中提出了一种利用小波结合模糊 C 均值聚类的新算法,来完成 MR 脑部

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFC1712500)。

作者简介: 易天源(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理、医学智能信息处理;贺松(1974-),男,硕士,副教授,硕士研究生导师,主要研究方向:图像处理、医疗大数据;郑光敏(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:医学智能信息处理。

通讯作者: 贺松 Email: 1593311923@qq.com

收稿日期: 2020-06-26

图像的分割,该算法能有效的分割带噪声的医学图像。文献[9]针对 FCM 聚类个数难以确定问题,提出使用蚁群算法来结合模糊 C 均值算法,对脑部 MR 图像进行分割。文献[10]针对在处理带有偏场的脑部 MRI 图像时造成分割结果不够准确问题,提出了一种基于 FCM 算法的脑部 MR 图像偏场校正和分割的新算法 RCLFCM,尽量多地运用像素之间的空间信息来更新模糊隶属度,达到精准分割的目的。

受群智能算法的启发,本文将群智能算法中全局搜索能力强、寻优效果好的布谷鸟算法与 FCM 聚类算法进行结合,并改进布谷鸟算法的迭代步长,在保证分割精度的前提下提高算法的运行效率,能够对存在伪影、不清晰的医学图像进行有效分割。

1 布谷鸟算法

1.1 基本布谷鸟算法

受布谷鸟繁殖寄生习性的启发,剑桥大学的 Yang 和 Deb 在 2009 年提出了布谷鸟搜索算法(Cuckoo search Algorithm,简称 CS)^[11]。布谷鸟在其它鸟巢上产卵,基于这种观察,提出以下规则:

(1)布谷鸟选择一个随机的巢,每只鸟产一个蛋并孵化它。

(2)在固定数量的鸟巢中,宿主可能会发现并丢弃布谷鸟的卵。若鸟窝主人发现外来的布谷鸟卵,则会丢弃它或者重新寻找新的鸟窝。

(3)计算这些鸟窝的适应值,将最佳适应值保留到下一代。

莱维飞行(Levy flights)是一种模仿鸟类飞行的方式,用于布谷鸟来寻找新的鸟窝即更新鸟窝的位置:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha \oplus Levy(\lambda), \quad (1)$$

其中, X_i^t 表示第 i 个鸟窝的第 t 代的位置; α 表示步长控制参数,大多数情况下为常数且服从正态分布; \oplus 表示逐项乘法; $Levy(\lambda)$ 表示莱维飞行的随机搜索路径,其飞行的方向服从均匀分布,其行走步长符合莱维分布:

$$Levy \sim u = t^{-1}, \quad 1 \leq \lambda \leq 3. \quad (2)$$

因为莱维分布的概率密度函数没有特定的形式,在文献[10]中, Yang 等人采用了 Mantegna 算法来模拟莱维飞行的过程:

$$s_L = \frac{\mu}{|v|^{1/\beta}}, \quad 1 \leq \beta \leq 2. \quad (3)$$

其中, μ 和 v 是服从正态分布的随机数; $\mu \sim N(0, \delta_\mu^2)$, $v \sim N(0, \delta_v^2)$, $\delta_v = 1$, 参数 δ_μ 的计算公式为:

$$\delta_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1 + \beta)/2] 2^{(\beta-1)/2} \beta} \right\}^{1/\beta}. \quad (4)$$

莱维飞行式(1)更新完鸟窝位置后,随时有被宿主抛弃的可能性,会生成一个随机数 w ($w \in [0, 1]$)。将 w 与发现概率 P 比较,若 $w > P$,则随机改变一次鸟窝的位置,否则鸟窝位置不变,最终保留最佳鸟窝位置。

CS 算法的具体步骤如下:

(1)初始化参数:鸟窝数量 n ,发现概率 P ,最大迭代次数 Q 等参数;

(2)当未达到迭代次数 Q 时,利用 Levy 飞行公式取得一个新的鸟窝位置 $X_i^{(t)}$;

(3)计算当前鸟窝的适应值 $f(x_i^t)$,与上一代的适应值 $f(x_{i-1}^t)$ 进行对比。若当前适应值更好,则更新鸟窝位置,否则不变;

(4)当被宿主发现时,即 $P < w$ 时,则用 Levy 飞行或随机游走更新一次鸟窝位置,否则不变;

(5)当满足迭代条件,输出最优适应值,最佳鸟窝位置等参数,否则返回第(2)步。

1.2 改进的布谷鸟算法

由于标准的 Cuckoo 搜索算法中的莱维飞行的步长是常数,没有任何机制可以控制迭代过程中的步长,这会使得算法到搜索后期搜索能力变弱,而且增大了算法的时间复杂度^[12]。

文献[13]提出对布谷鸟算法的步长进行改进,结合迭代次数和鸟窝的适应度值将固定步长改为自适应步长,使步长随着迭代次数的增加而减少,提升算法局部搜索能力和运行效率,步长更新公式如下:

$$S_i(t+1) = (1/t)^{[f_{best}(t)-f_i(t)]/[f_{best}(t)-f_{worst}(t)]}, \quad (5)$$

其中, t 是当前的迭代次数; $f_i(t)$ 是第 i 个鸟窝位置中第 t 代适应度的值; $f_{best}(t)$ $f_{worst}(t)$ 分别是第 t 代中的最佳和最差适应度的值。

2 模糊 C 均值聚类算法

模糊 C 均值(FCM)算法最初是由 Dunn 提出的一种软聚类算法,后被 Bezdek 改进后得以推广^[14]。作为图像分割的一种基本方法,它是一种非监督模糊聚类的标定过程,可以减少人为干预,适合于处理具有不确定性和模糊性特点的医学图像数据。然而,在噪音、偏移场和部分容积效应存在的医学图像中,将像素点单一划归为某一类,是不现实的。因此,许多研究人员提出了软分割方法,以此克服硬分割方法的不足。与传统硬聚类“非此即彼”算法不同点是,FCM 采用了隶属度来衡量每个数据与聚类中心的程度,根据这些相似性测度来优化目标函数

值,最终达到最佳聚类效果。

假设目标函数是 J_m , 通过将隶属度 u_{ji} 作为权值对距离 d 进行加权迭代, 当 J_m 取得最小值时, 输出聚类结果。

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ji}^m d^2(x_i, v_j), \quad (6)$$

其中, x_i 是样本数据点的集合, i 的取值范围是 $i = \{1, 2, \dots, N\}$; N 为数据点总个数; C 是聚类数或是分割类目数; u_{ji} 表示样本点 x_i 对第 j 类的隶属度; m 为模糊度指数, 描述了隶属度 u 的模糊程度; v_j 表示样本的聚类中心, j 其取值范围是 $j = \{1, 2, \dots, C\}$; 距离度量 d 表示像素点 x_i 与聚类中心 v_j 的相似程度, 一般使用欧氏距离, 其定义如下:

$$d_{ji}^2 = \|x_i - v_j\|^2. \quad (7)$$

每次迭代的隶属度矩阵 u_{ji} 和聚类中心 v_j 可以通过对(6)式引入拉格朗日乘子求解, 使得目标函数 J_m 取得最小值, 即求解 $\min(J_m)$ 。化简后的 u_{ji} 和 v_j 如下:

$$u_{ji} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \frac{\|x_i - v_j\|^{2/m-1}}{\|x_i - v_k\|^{2/m}}}, \quad (8)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ji}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ji}^m}. \quad (9)$$

综上, 模糊 C 均值算法的实现步骤如下:

- (1) 输入样本数据, 设置聚类类别数 C , 模糊度指数 m , 迭代终止条件 e , 最大迭代次数 G ;
- (2) 初始化隶属度矩阵 U , 且 $\sum_{j=1}^C u_{ji} = 1, \forall i$;
- (3) 根据式(9) 计算每个聚类中心 v_j ;
- (4) 根据式(8) 更新隶属度矩阵 U ;
- (5) 如果 $\|U(t) - U(t-1)\| < e$, 即达到终止条件, 输出聚类结果, 否则返回步骤(3) 进行下一次迭代。

相对于其它的图像分割算法, FCM 算法对图像的模糊特征具有极强的鲁棒性, 能具有更好、更稳定的聚类性能^[15]。然而, 由于 FCM 算法的聚类中心与隶属度矩阵生成的随机性, 很容易导致算法陷入局部最优, 从而影响图像分割效果。

3 ACS-FCM 算法

自适应步长的布谷鸟算法不仅具有参数少、执行简单、效率高的优点, 而且还有效解决了传统 FCM 算法聚类中心、隶属度矩阵选取随机性导致算法易陷入局部最优的缺陷。本文基于上述分析, 提出了一种基于改进布谷鸟算法的模糊聚类医学图像

分割算法(ACS-FCM), 将布谷鸟算法良好的全局寻优特性运用在了 FCM 的聚类过程中, 提高了其分割性能与效率。具体算法流程如下:

- (1) 初始化相关参数: 鸟窝规模 n , 发现概率 P , 算法最大迭代次数 Max-iter, 模糊指数 m 等;
- (2) 初始化模糊隶属度矩阵 u_{ji} 和鸟窝位置 v_j ;
- (3) 根据式(6) 计算鸟窝的目标函数值;
- (4) 根据式(5) 计算自适应步长, Levy 飞行更新鸟窝位置, 并计算新的鸟窝位置的目标函数值;
- (5) 将新的目标函数值与上一代相比较, 若较好, 则改变鸟窝位置, 否则不变;
- (6) 生成随机数 w 与发现概率 P 相比较, 若 $P < w$, 则改变鸟窝位置 (Levy 飞行或随机游走更新位置), 否则不变;
- (7) 当迭代次数大于算法终止阈值时, 输出最终的鸟窝位置 v_j , 隶属度矩阵 u_{ji} 等参数并计算分割结果, 否则返回步骤(4)。

4 实验结果与分析

4.1 ACS-FCM 与 FCM 的分割比较

为验证本文算法的有效性 with 分割效果, 本文从 The Whole Brain Atlas 数据库中随机选取了脑部的横断面-T2 加权的脑出血、脑膜瘤、多发性硬化、急性中风的切片图像作为实验样本。使用 ACS-FCM 和传统 FCM 算法对其进行分割。

实验平台采用 MATLAB 2018B, 所有实验都是在一个 8G 内存、酷睿 i7 四核 CPU、操作系统为 Windows 10 的主机上完成。在参数设置方面, 首先根据图像像素的灰度值大小分别求出图像的原始聚类中心, 聚类类别数设置为 6 类, 鸟窝的发现概率设置为 0.25, 最大迭代次数 Max-iter 都设置为 10 次。本文提出的基于自适应布谷鸟算法与模糊聚类的图像分割算法(ACS_FCM) 及传统模糊聚类算法(FCM) 分割对比效果如图 1 所示。

由图 1 的分割结果可以看出, 基于自适应布谷鸟算法的模糊聚类分割算法, 分割后的图像聚类效果较好, 边界轮廓比较清晰。而传统 FCM 算法由于隶属度矩阵初始化的随机性, 易受噪声与设备干扰的影响, 导致了聚类结果易陷于局部最优, 图像中像素信息缺失等问题。

4.2 ACS-FCM 与 CS-FCM 的分割效率比较。

对于传统布谷鸟算法(CS)而言, 由于步长固定, 这就会导致随着算法的迭代次数、FCM 聚类数目的增加, 计算复杂度也会相应的增大。而改进布谷鸟算法的步长会随迭代次数的改变而改变, 从而

减少计算复杂度。图 2 和图 3 是 CS_FCM 和 ACS_FCM 聚类数目、迭代次数与运行时间的变化图。

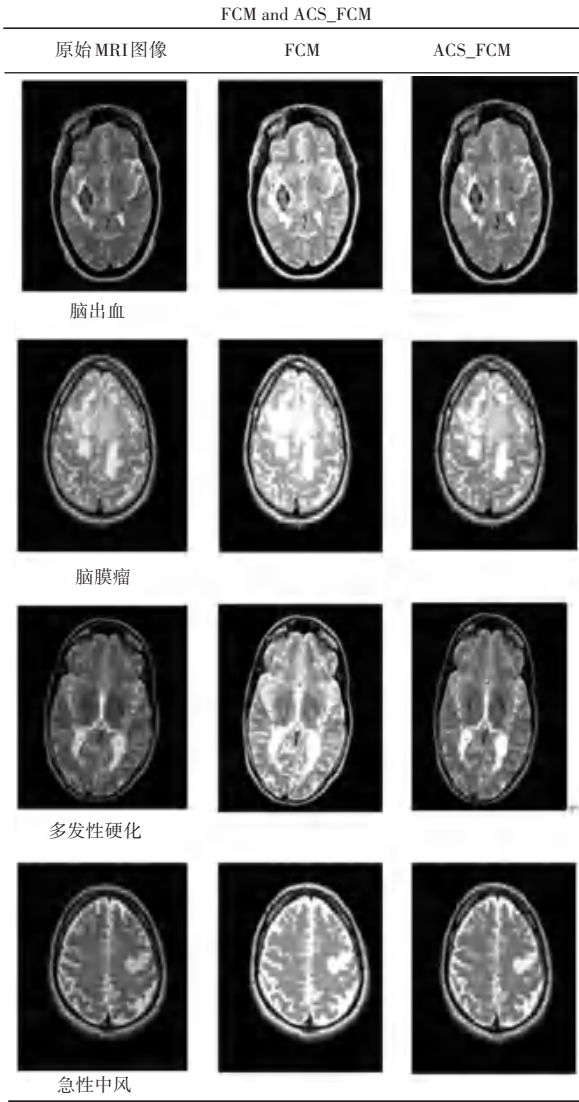


图 1 FCM 和 ACS_FCM 分割效果对比

Fig. 1 Comparison of segmentation effects between

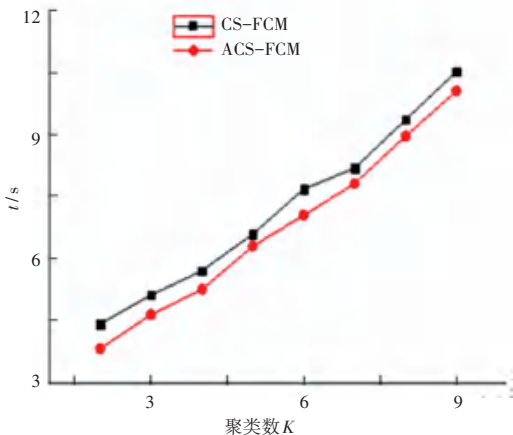


图 2 聚类数 K 与运行时间

Fig. 2 Clusters K and time

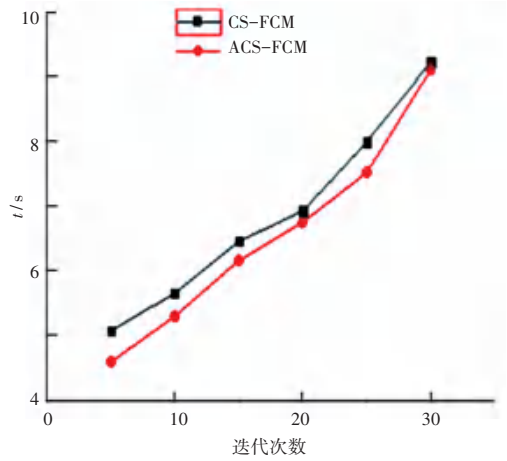


图 3 迭代次数 n 与运行时间

Fig. 3 Iterations n and time

从图中可以看出,自适应步长的布谷鸟算法相对于传统布谷鸟算法在运行时间上提升了很多。这是由于自适应步长对于整个迭代过程的优化所致,在保证分割效果的基础上,ACS_FCM 能够很大程度上减少运行时间,提升了算法效率。

4.3 分割有效性评价

为了更加有效、定量的分析本文算法的分割效果。采用了划分系数 PC [16] 作为聚类与分割效果的衡量标准。划分系数 PC 数学定义如下。

$$PC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^2 \quad (10)$$

划分系数 PC 表示所有模糊类集合所对应的数据集的紧凑程度,当划分系数取得最大值时取得最佳聚类效果。三种算法划分系数对比结果见表 1。

表 1 三种算法划分系数对比

Tab. 1 Comparison of three algorithm partition coefficients

评价指标	FCM	CS_FCM	ACS_FCM
PC (k = 3)	0.897 4	0.911 9	0.911 6
PC (k = 4)	0.864 6	0.891 1	0.903 5
PC (k = 5)	0.860 9	0.875 2	0.875 1
PC (k = 6)	0.843 2	0.872 4	0.871 6

当实验聚类数分别为 3、4、5、6 类时,从 FCM、CS_FCM 和 ACS_FCM 的划分系数结果可以看出: ACS_FCM 和 CS_FCM 较传统 FCM 都有很好的分割效果。随着聚类数目的增大,聚类划分效果更好。而 ACS_FCM 和 CS_FCM 在聚类效果上差距不大。但在保证聚类效果的情况下,ACS_FCM 能够更好的提升算法运行效率。

5 结束语

本文提出了一种基于改进布谷鸟优化的模糊聚 (下转第 151 页)