

FCM融合改进的GSA算法在医学图像分割中的研究

冯 飞 刘培学 李 丽 陈玉杰

(青岛黄海学院 山东 青岛 266427)

摘 要 医学图像由于具有复杂性,在对其进行图像分割时存在很大的不确定性,为了提高模糊c均值聚类算法(FCM)在处理医学图像分割时的性能,提出一种新的混合方法进行图像分割。利用FCM算法将图像像素分成均匀的区域,融合引力搜索算法,将改进的引力搜索算法纳入模糊c均值聚类算法中,以找到最优聚类中心,使模糊c均值聚类的适应度函数值最小,从而提高分割效果。实验结果表明,相对于传统的聚类算法,所提算法在分割复杂的医学图像方面更具有有效性。

关键词 FCM,引力搜索算法,分割,聚类中心

中图法分类号 TN911.73

文献标识码 A

Study of FCM Fusing Improved Gravitational Search Algorithm in Medical Image Segmentation

FENG Fei LIU Pei-xue LI Li CHEN Yu-jie

(Qingdao Huanghai College, Qingdao, Shandong 266427, China)

Abstract In order to improve the performance of the fuzzy c-means clustering algorithm in dealing with medical image segmentation, this paper presented a new hybrid method for image segmentation. The method uses fuzzy c-means clustering algorithm (FCM) to divide image pixel space into homogeneous area. Gravitational search algorithm is fused is putted into the fuzzy c-means clustering algorithm to find the optimal clustering center and make the fitness function value of fuzzy c-means clustering minimal. Experimental results show that compared with traditional clustering algorithm, this method is more effective in the segmentation of different types of images.

Keywords FCM, Gravitational search algorithm, Segmentation, Cluster centers

图像分割属于计算机视觉研究的前沿领域,是对一系列具有相似强度及几何特征的像素进行聚类。其在多个领域中都有重要应用。在医学图像的研究分析中,图像分割是其中一项关键的技术,图像分割通常将一幅图像分成若干区域,并通过分割算法进行分割。现在已有多种有效的分割算法,通常分类为:利用图像的目标灰度值进行区别的阈值划分方法;根据图像边缘能量函数进行划分的边缘图像分割(其可适用于在轮廓清晰的医学图像分割);Boykov和Funkalea提出的在 N 维空间进行图像分割的最小割/最大流算法。Felzenszwalb提出的基于图论的图像分割方法,将图像中的像素作为有向图 $G:(V,E)$ 的节点, V 是顶点集合, E 是连接相邻像素的集合^[1-2]。

由于人体器官解剖的复杂性、人体器官在形状上不规则及不同成像模式(CT, SPECT, PET, MRI等)增加了医学图像的分割难度,目前还没有一种图像分割技术适合所有的图像分割,由于医学图像的不确定性,如模糊的边界、灰质等,采用聚类的方法解决分割问题在医学图像分割中应用广泛^[3]。一般来说,聚类是分配 n 个数据点到一个更小的群集。其中K-means算法和模糊c均值聚类算法(FCM)由于其分割的有效性而得到广泛应用。FCM聚类算法已被证明在图像分割中是非常有效的聚类算法。这种算法通过迭代过程使目标函数最小化,确定相邻空间像素的隶属度,其与和普通c均值算法相比有很大的改进,FCM算法可以在去除虚假片段方面进

行有效的计算。尽管FCM具有高效分割的性能,但其在精确分割中仍存在缺点。由于需要确定聚类中心的数值,不同的取值会对最终处理结果产生影响,因此,选择合适的聚类中心值和聚类数目显得至关重要。解决这一问题的一种方法是对算法优化,常用的优化算法有蚁群算法、遗传算法、粒子群算法等,本文采用粒子群优化算法进行FCM的算法优化^[4]。

万有引力搜索算法(GSA)是由Esmat Rashedi于2009年提出的一种启发式优化算法,它基于牛顿万有引力定律和牛顿第二定律提出,同时,该算法根据粒子间的相互引力及物体动力学定律提出,粒子间的运动是朝向质量较大的粒子进行,运算通过迭代得到一个最优值。

本文讨论的内容是将改进的引力搜索算法与FCM聚类算法相融合,以期能找到更优化的聚类中心使目标函数最小化,与传统的FCM算法相比较,本文算法能获得更优的性能。本文第1节和第2节将分别对GSA和FCM算法进行介绍;第3节详述本文提出的算法;第4节阐述本文算法在实验中的应用结果。

1 FCM聚类算法

FCM聚类算法是一种无监督学习算法,由Jim Bezdek于1973年提出,是相对于硬聚类算法的一种改进算法,被广泛应用于图像分割中。假设 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 代表一系列点(图像中的 n 个像素),对数据的点进行聚类分组,设 c 为聚类

本文受国家自然科学基金项目(61471224),山东省高等学校科技计划项目(J16LN80, J16LN94)资助。

冯 飞(1978—),女,硕士,副教授,主要研究方向为智能与自适应控制及图像处理;刘培学(1983—),男,博士,副教授,主要研究方向为嵌入式系统应用;李 丽(1982—),女,硕士,主要研究方向为计算机信息处理;陈玉杰(1979—),女,硕士,副教授,主要研究方向为智能控制。

组数,利用迭代过程使目标函数达到最小,如式(1)所示:

$$J_m(U,V)=\sum_{i=1}^c\sum_{k=1}^n(u_{ik})^m d_{ik}^2(x_k,v_i) \quad (1)$$

其中, u_{ik} 代表 x_k 在第 i 个聚类中心的隶属度,其值在 $[0,1]$ 之间; x_k 为第 k 个测量到的 d 维数据, v_i 是类 i 的聚类中心, m 是加权指数。

$$d_{ik}=\|x_k,v_i\|_2 \quad (2)$$

其中, d_{ik} 是第 x_k 个数据点与第 v_i 个聚类中心的欧几里德距离,当同一聚类中心的像素之间相似度最大、不同聚类中心的相似度最小时,最小标准确定。对输入量求导,通过式(3)和式(4)的更新迭代来使得上述目标函数达到极小:

$$u_{ik}=\frac{1}{\sum_{j=1}^c(\frac{d_{ik}}{d_{jk}})^{\frac{2}{m-1}}} \quad (3)$$

$$v_i=\frac{\sum_{k=1}^n(u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n(u_{ik})^m} \quad (4)$$

FCM算法在每次迭代计算中分为两步,第一步计算模糊隶属函数,第二步计算聚类中心的值。由于模糊成员数组值不能直接计算,算法先使用数值在 $[0,1]$ 间的随机值初始化矩阵,FCM算法利用它的迭代特性来估算聚类中心和模糊隶属值所需的精度,当非相似性指标的价值函数小于某个阈值时,迭代停止^[5-7]。

2 改进的引力搜索算法

2.1 万有引力搜索算法(GSA)

GSA是一种新的基于种群的优化算法,由 Esmat Rasheidi 于 2009 年提出,这种算法是基于牛顿的万有引力定律和物体运动定律。在牛顿的万有引力定律中,每个粒子由于引力彼此吸引,这个引力称为万有引力。引力搜索算法通过种群的粒子位置移动来寻找最优解。引力搜索算法假设某一系统中有 N 个粒子, X_i 表示第 i 个粒子的位置, d 表示空间维数, x_i^d 表示第 i 个粒子在第 d 维空间的位置。在式(6)和式(7)中,GSA利用适应度函数计算出相关参数^[8-11]。

$$X_i=(x_i^1\cdots x_i^d\cdots x_i^n),i=1,2,\cdots,N \quad (5)$$

$$m_i(t)=\frac{f_i(t)-w(t)}{b(t)-w(t)} \quad (6)$$

$$M_i(t)=\frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \quad (7)$$

其中, $m_i(t)$ 和 $f_i(t)$ 表示第 i 个粒子在 t 时刻的质量和粒子的适应值, $b(t)$ 表示在 t 时刻的最优值, $w(t)$ 表示在 t 时刻的最差值。 $b(t)$ 和 $w(t)$ 在求解不同的优化问题时对应不同的定义,当求解最大值问题时, $b(t)$ 和 $w(t)$ 的定义如下:

$$b(t)=\max_{j\in\{1,\cdots,N\}}f_j(t) \quad (8)$$

$$w(t)=\min_{j\in\{1,\cdots,N\}}f_j(t) \quad (9)$$

当求解最小值问题时, $b(t)$ 和 $w(t)$ 定义相反,由于每次迭代计算时粒子的加速度值都在更新,总的合力受质量较大的粒子影响较大。为了求得最优解,可通过下式求得粒子的合力:

$$F_{ij}^d(t)=G(t)\frac{M_i(t)\times M_j(t)}{R_{ij}(t)+\epsilon}(x_j^d(t)-x_i^d(t)) \quad (10)$$

$$F_i^d(t)=\sum_{j=1,j\neq i}^N r_j F_{ij}^d(t) \quad (11)$$

其中, $G(t)$ 表示在 t 次迭代时的万有引力常数, r_j 表示介于 $[0,1]$ 之间的随机数。 R_{ij} 表示粒子 i 和粒子 j 之间的欧几里

德距离。 $R_{ij}(t)=\|X_i(t),X_j(t)\|_2$, ϵ 表示一个非常小的常数。为了求得精确的解,万有引力常数 $G(t)$ 在每一次的迭代过程中是逐渐减小的。 $G(t)$ 的值可以通过万有引力初始常数 G_0 和迭代次数 t 求解, $G(t)=G(G_0,t)$ 。粒子的加速度值可以通过物体动力学公式 $a_i^d(t)=\frac{F_i^d(t)}{M_i(t)}$ 求得。在每一次迭代后,粒子的速度都由其新求得的加速度值更新得到,其速度和位置的计算方式如下:

$$v_i^d(t+1)=r_i\cdot v_i^d(t)+a_i^d(t) \quad (12)$$

$$x_i^d(t+1)=x_i^d(t)+v_i^d(t+1) \quad (13)$$

对 GSA 进行多次迭代运算直到取得此算法的最佳解。相对于其他算法(如 PSO、CFO 算法),GSA 的优点是能够对复杂的优化问题进行较高质量的处理。

2.2 改进的万有引力搜索算法

在 GSA 算法中,粒子质量的大小决定了其最优位置,因此可以通过改变粒子的惯性质量大小对引力搜索算法进行改进。对于粒子惯性质量,通过增加权值的方法可以使粒子的质量呈现越大越大、越小越小的特性,这样可以使最终的最优值结果更好。根据式(6)、式(7)可以计算出粒子的惯性质量 $M_i(t)$ 的值,对其增加一个权值 $C_i(t)$:

$$C_i(t)=\frac{C_{\max}-C_{\min}}{M_{\min}-M_{\max}}+\frac{C_{\min}M_{\min}-C_{\max}M_{\max}}{M_{\min}-M_{\max}} \quad (14)$$

其中, $C_i(t)$ 表示第 i 个粒子惯性质量所加权值, $C_{\max}$ 和 $C_{\min}$ 表示最大权值和最小权值, $M_{\min}$ 和 $M_{\max}$ 为最大惯性质量和最小惯性质量,由此推出粒子惯性质量的推导公式可以改写为:

$$M_{gi}(t)=M_i(t)\wedge C_i(t) \quad (15)$$

3 FCM 融合改进的 GSA 算法在医学图像分割中的应用

本文提出的算法主要利用 GSA 改进算法找到 FCM 算法最优的聚类中心,这样可以实现更高效的图像分割。这个目标可以通过引入 GSA 改进算法中的最优粒子群代表聚类中心实现,粒子群的大小决定了聚类中心的数量规模。换言之,FCM 的目标函数在 GSA 算法中扮演适应度函数的角色。粒子按照算法规则在空间中移动,直到满足收敛标准,停止运动。算法主要为以下几个步骤:

1)利用 FCM 算法进行初始医学图像分割,并初始化聚类中心。

假设 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$ 代表一系列数据点; n 为医学图像中像素的个数; c 为聚类数目; m 为模糊加权指数,用于控制数据划分的模糊程度。

对上述数据点进行聚类分组,选取 c 和 m 的值,其中 $2<c<n,m=2$ 。

设定迭代停止阈值 ϵ , ϵ 为医学图像分割的收敛精度, $\epsilon>0$ 。设迭代次数为 0 ,初始化聚类中心 $V=\{v_1,v_2,\cdots,v_i\}$, v_i 为第 i 个聚类中心, $i=1,2,\cdots,c$ 。在医学图像中随机选取 c 个像素作为初始聚类中心。

2)引入改进的 GSA 算法,将聚类中心看作粒子,初始化粒子群。设在一个 d 维搜索空间中有 c 个质点,即 FCM 算法中图像的聚类中心数为 c ,定义第 i 个质点的位置为 $X_i=(x_i^1,x_i^2,\cdots,x_i^d)$, $i=1,2,\cdots,c$ 。

3)计算粒子惯性质量,求出粒子群的最优值和最差值,并利用式(15)求出每个粒子的惯性质量。

4)更新万有引力常数 G 。 $G(t)$ 表示 t 时间的万有引力常

数,具体计算公式如式(16)所示:

$$G(t) = G_0 \times e^{-at/T} \quad (16)$$

其中, G_0 为 t_0 时刻 G 的取值, $G_0 = 100$; a 取 20; T 表示最大迭代次数,根据经验一般取 300,若需要更高精度,可取较大的 T 值。注意 T 的取值不宜过高,否则容易陷入局部最优化,无法取得整体最优粒子值。

5)由式(11)求个体粒子在 d 维空间所受的合力 $F_i^d(t)$ 。

6)更新每个粒子的速度和位置,将改进的 GSA 算法进行 T 次迭代,之后计算返回的粒子计算值。

7)将改进的 GSA 算法计算所得的值返回到 FCM 算法中来计算 FCM 隶属度矩阵 u_{ik} ,将通过 GSA 算法得到的聚类中心值代入式(3)来计算图像中粒子对聚类中心的隶属度。

8)根据式(4)修正聚类中心。

9)评价每个粒子的最佳 FCM 目标函数 $J_m(U, V)$ 。在满足 $\sum_{i=1}^n u_{ik} = 1$ 的条件下,根据 Lagrange 乘数法,使目标函数 $J_m(U, V)$ 获得极小值的条件为式(3)和式(4),当同一聚类中心的像素之间的相似度最大、不同聚类中心的相似度最小时,求得 FCM 的最佳分割效果。

10)重复步骤 3)一步骤 9)直到满足迭代停止条件。

设迭代次数为 K ,令 $K = K + 1$,根据式(4)计算聚类中心 V^K ,当 $\|V^{(K+1)} - V^K\| < \epsilon$ 时,迭代停止;否则重复上述过程,直至满足条件。

4 实验结果分析

将该方法应用于具有不同复杂性的医学图像中,在不同数目的聚类中心、不同的粒子群、不同的初始化参数条件下,算法的有效性都能得到验证。首先对算法进行初始化,令参数 $m=2$, $\epsilon=0.0001$, $G_0=100$, $a=20$,设粒子群初始值 n 为 35,其是介于分割图像中最高强度和最低强度之间的任意随机数值。FCM 融合改进的 GSA 算法与 FCM 算法相比,在图像分割中的有效性和视觉效果更优,实验数据如表 1 所列。实验中采用了两个有效函数: xie-beni 指数 $V_{xb} =$

$$\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m (u_{ik})^m d_{ik}^2(x_k, v_i)}{n * (\min_{i \neq l} d_{il}^2)} \text{ 和 划分熵 } V_{pe} = \frac{-\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m (u_{ik}) \log u_{ik}}{n}$$

实验表明,在小规模的迭代次数中,FCM 算法可以取得较好的有效性指标,但是在大规模迭代过程中,本文提出的算法要优于传统的 FCM 算法。从表 1 的数据中可以看出本算法的高效性。实验对两种算法在不同迭代次数下进行了测试。在较低的迭代次数中,FCM 算法相比本文算法会产生更好的有效性指标,但是在高次迭代时,本文提出的算法在进行图像分割时更有效。实验结果是 10 次图像处理对运算值取平均值得到的,图 1—图 3 显示了采用两种算法后的图像分割结果。本文提出的算法进行图像分割后的结果与传统的 FCM 算法相比具有更好的视觉效果。

表 1 两种算法的有效性指标比较

图像和聚类数量	有效性指标			
	FCM 算法		FCM-GSA 算法	
	V_{xb}	V_{pe}	V_{xb}	V_{pe}
图 1, $c=4$	0.0719	0.1791	0.0723	0.1789
图 2, $c=4$	0.1125	0.0849	0.1081	0.0842
图 3, $c=3$	0.0759	0.1079	0.0755	0.1076



图 1 图像分割结果(1)



图 2 图像分割结果(2)



图 3 图像分割结果(3)

结束语 本文提出了在图像分割中利用改进的 GSA 的优化能力与 FCM 算法相结合,将改进的 GSA 算法引入 FCM 算法中进行最优聚类中心的确定,以克服 FCM 算法的敏感性。此外,通过实验证明,对越多的粒子进行算法分析,其分割结果越理想,这样可以有效地提高算法的性能。本文提出的算法在系统的鲁棒性及图像视觉效果上相比传统的 FCM 算法具有更大的优势,同时在分割复杂图像时其处理结果较传统的 FCM 算法更有效。

参考文献

- [1] 张慧哲,王坚. 基于初始聚类中心选取的改进 FCM 聚类算法[J]. 计算机科学,2009,36(6):206-209.
- [2] 冯晓蒲,张铁峰. 4 种聚类方法之比较[J]. 微型机与应用,2010,29(16):1-3.
- [3] 张翥. 基于模糊 C 均值聚类的医学图像分割研究[J]. 计算机工程与应用,2014,50(4):144-151.
- [4] 杨秀杰,陈平,李法平. 基于改进的模糊聚类图像分割技术研究[J]. 科技通报,2012,28(45):123-124.
- [5] 纪震,周家锐,廖惠连,等. 智能单粒子优化算法[J]. 计算机学报,2010,33(3):556-561.
- [6] LIANG L, TU S L. MR brain image segmentation based on kernelized fuzzy clustering using fuzzy gibbs random field model[C]// International Conference on Complex Medical Engineering. Beijing, 2007:529-535.
- [7] 田存伟,葛广英,申哲. 基于模糊 C 均值的 Mean-Shift 目标跟踪算法[J]. 计算机应用,2009,29(12):3332-3335.
- [8] 黄洋文,王红亮. 基于量子粒子群优化算法的图像分割方法[J]. 电视技术,2010,34(4):16-18.
- [9] 王永久. 引力理论[M]. 北京:科学出版社,2011.
- [10] 杜隆胤. 基于万有引力定律的分类方法研究[J]. 计算机应用与软件,2013,30(2):205-207.
- [11] KRINIDIS S, CHATZIS V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010,19:1328-1337.