

基于群智能优化算法的医学图像分割综述^①

刘 刚^② 陈 华^③ 杨 帆

(燕山大学河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

摘 要 医学图像是医学影像的分析基础,而分割问题是研究的关键步骤。随着智能技术的快速发展,越来越多的人将智能优化算法应用到医学图像分割中,其中群智能优化算法是当今热门的研究课题。群智能优化算法是指人类参考群体生活的昆虫、动物的复杂社会行为而提出的模拟生物系统中群体生活习性的一种新算法。本文主要介绍了包括粒子群算法(PSO)、萤火虫算法(FA)、布谷鸟搜索算法(CS)、蝙蝠算法(BA)在内的几种优化算法及其改进之后在医学图像分割等方面的应用,为学者今后的交流与研究提供参考。
关键词 医学图像分割,群智能优化,粒子群算法(PSO),萤火虫算法(FA),布谷鸟搜索算法(CS),蝙蝠算法(BA)

0 引 言

随着各种影像检查技术的成熟,医院收集了大量医学图像,如何深入研究医学图像从而帮助医生诊断病例十分重要。医学图像分割的核心是通过采取一定的技术手段提取目标区域,是医学图像分析的关键步骤,分割效果直接影响人们对图像的理解和使用,因此,图像分割是当今图像处理研究领域的热点^[1]。

图像分割方法有很多种,传统的图像分割方法主要有边缘检测法、区域跟踪法和阈值法等。近年来,随着智能优化算法的迅速发展,越来越多的研究者也顺势将这些优化算法成功应用于图像处理领域。

本文主要介绍包括粒子群算法、萤火虫算法、布谷鸟搜索算法及蝙蝠算法在内的几种群智能优化算法及其改进之后的算法,并对其应用和今后发展做了阐述。

1 群智能优化算法研究分析

1.1 粒子群算法

1995 年,受鸟类捕食行为的启发,Kennedy 和 Eberhart^[2,3]正式提出了粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)的概念。该算法来源于鸟类群体活动的规律性,进而利用群体智能建立一个简化的模型。该算法具有很好的生物社会背景而易于理解,由于参数少而容易实现,对非线性、多峰问题均具有较强的全局搜索能力,在科学研究与工程实践中得到了广泛关注。

1.1.1 算法原理及实现过程

粒子群算法的信息共享机制是一种共生合作的行为,即每个粒子都在不停地进行搜索,并且其搜索行为在不同程度上受到群体中其他个体的影响^[4],同时这些粒子还具备对所经历最佳位置的记忆能力,即其搜索行为在受其他个体影响的同时还受到自身经验的引导。

假设在一个 D 维的目标搜索空间中,有 N 个粒子组成一个群落,其中第 i 个粒子表示为一个 D 维的向量:

$$\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

令第 i 个粒子搜索到的最优位置成为个体极

① 河北省自然科学基金(F2015203287)资助项目。
② 男,1973 年生,博士,硕士生导师,讲师;研究方向:数字图像处理,模式识别等;E-mail: liugang@ysu.edu.cn
③ 通信作者,E-mail: chenhua@ysu.edu.cn
(收稿日期:2018-07-16)

值,整个粒子群搜索到的为全局极值,粒子群根据如下的两式来更新自己的速度和位置:

$$\begin{aligned} v_{ij}(t+1) = & v_{ij}(t) + c_1 r_1(t) [p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] \\ & + c_2 r_2(t) [p_{gi}(t) - x_{ij}(t)] \quad (2) \end{aligned}$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (3)$$

其中, c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 范围内的均匀随机数, $i = 1, 2, \dots, D$; v_{ij} 是粒子的速度, $v_{ij} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, $v_{\max}$ 是常数, 由用户设定来限制粒子的速度。 r_1 和 r_2 是介于 0 和 1 之间的随机数, 增加了粒子飞行的随机性。

1.1.2 PSO 算法的改进

对粒子群算法的改进主要针对其在求解多峰复杂优化问题时容易出现早熟而影响求解精度的现象。从改进策略上来说大致可以分为 2 种类型。

第 1 种是对算法本身进行改进。为了将粒子群算法应用于离散空间的优化问题, Kennedy 和 Eberhart^[5]于 1997 年首次提出了一种二进制离散粒子群优化算法, 算法速度变量变成决定粒子被判定为 0 或 1 的概率。随后许多学者在此基础上对离散粒子群算法展开研究^[6-9]。此外, 有些学者通过对 PSO 的参数 (如惯性权重、学习因子等) 进行优化, 以实现算法的改进^[10-13]。Santos 等人^[14]通过基于梯度的信息和多样性控制来优化算法的多峰函数, 使其避免陷入局部最优。

第2种是粒子群算法与其他算法进行融合。这是当前粒子群算法改进的重要研究方向,对于提高算法的运行效率,扩展应用领域有很大意义。Dantas 等人^[15]将传统的参数识别算法与 PSO 相结合,提高了算法的收敛性。Enirededy 等人^[16]提出了一种混合粒子群优化算法-布谷鸟搜索算法应用于图像分类,优化了神经网络的学习速率。刘露等人^[17]在传统粒子群与遗传算法的变异、交叉、淘汰环节引入其他常用算法的优点,使其不易陷入局部最优,收敛速度快。Al-Bahrani 等人^[18]则将 PSO 算法与正交法相结合,在每次迭代时,更新位置向量正交对角化,提高了收敛性和鲁棒性。除了以上操作,张新明等人^[19]提出了趋优算子和 Levy Flight 混合的粒子群优化算法。李俊^[20]提出了基于异维变异的差分混合粒子群算法。金梅等人^[21]将 PSO 与差分进化

算法结合寻找全局最优粒子,作为反向传播(back propagation, BP)神经网络的初始权值。

以上改进算法在与其他算法融合的过程中不可避免地引入了新的参数,从一定程度上增加了算法的复杂度,这也是混合粒子群算法存在的最主要问题。

1.1.3 在医学图像分割中的应用

近年来,粒子群算法在图像分割中的应用越来越广泛,但是在医学方面的研究技术还尚未成熟。

Qi^[22]采用指数熵代替对数熵,提出了一种基于最大熵和自适应粒子群优化的多阈值图像分割方法。该算法通过自适应调整粒子飞行速度来改善基本 PSO 的进化过程,充分考虑空间信息和灰度信息,以达到快速收敛、计算效率高的目的。Wen 等人^[23]利用粒子邻域的环状拓扑来加速更新 PSO 公式,使其收敛速度增加,以估计有限混合模型的参数,拟合大脑图像序列的强度直方图,准确分割 3D 血管。Remamany 等人^[24]将模糊熵的最大值作为最优模糊隶属函数(membership function, MF)参数的目标函数,并将其引入 PSO 的适应度函数,用于磁共振脑图像检测脑肿瘤,该算法实现了快速精准的图像分割。Yang 等人^[25]将粒子群优化算法和人工蜂群算法结合,提出了一种混合粒子群优化算法,在此基础上,采用多级阈值技术进行更高质量的适当分割,减少了 CPU 处理时间,消除了掉落到局部最小值的粒子。Neto 等人^[26]提出了粒子群优化和图聚类方法自动分割乳房 X 线照片,将 Otsu 作为群粒子的起点,以此进行优化搜索阈值的全局最大值,使其快速收敛,精确分割。Zhao 等人^[27]将自生神经网络引入到粒子群算法中,使用基于 PSO 的自发神经网络分类算法对区域进行聚类,以达到对扫描图像中的空腔结节分割的目的,既保证了分割的完整性,又提高了分割精度和准确性。谢亮^[28]提出了一种基于信息熵和改进的粒子群算法的医学图像分割方法,将信息熵最大化作为适应度函数,通过基于随机的粒子群算法获得最佳分阈值,改善了粒子群在优化搜索后期存在的搜索能力下降和收敛速度缓慢的缺点。Raja 等人^[29]利用 Otsu 函数作为粒子群算法的目标函数,提出改进的粒子群算法的二值和多阈

值分割方法对肿瘤感染的乳腺热像进行分割,在预测单元(prediction unit, PU)时间和性能测量方面的改进具有重要意义。Ramudu 等人^[30]提出了一种基于核模糊粒子群算法(kernel fuzzy PSO, KFPSO)聚类的水平集 MRI 图像分割方法,在核模糊 C-均值聚类(kernel fuzzy C-means clustering, KFCM)算法随机选取初始聚类中心的基础上,利用 PSO 选择最优聚类中心,有助于准确检测白质和灰质、脑内癌细胞和骨图像。

1.1.4 实验分析

设定初始条件,令初始化群体数目为 40,最大迭代次数为 10 000,惯性权重为 0.7298,学习因子均为 1.4962,进行 5 次优化,其结果如图 1 所示。

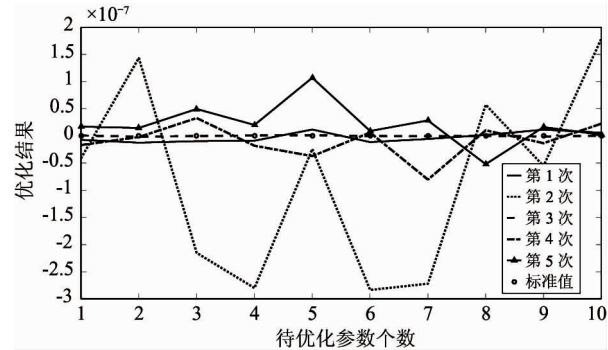


图 1 PSO 多次优化结果对比图

1.2 萤火虫算法

萤火虫算法(firefly algorithm, FA)是由 Yang^[31]于 2008 年提出的,该思想来源于萤火虫的发光特征,通过萤火虫个体之间的相互吸引达到寻优的目的,是一种基于群体搜索的随机优化算法。与 PSO 相比,该算法只需要经过很少的迭代次数就能找到相对较好的最优值,需要调整的参数较少,进化过程简单,全局搜索能力强,无需梯度信息,更加容易实现。

1.2.1 算法原理及实现过程

自然界中绝大多数萤火虫都能够发出短暂而有节奏的荧光,这种闪光信号可以被一定范围内的其他萤火虫感知,萤火虫借此进行沟通、求偶等。Yang 提出了基本 FA 的 3 种理想状态,从而把萤火虫闪光的某些特点理想化^[32]。

(1) 萤火虫不分雌雄,任何一只萤火虫将会不

分性别地吸引其他所有的萤火虫。

(2) 萤火虫相互间吸引力和它们的亮度成正比,与个体间距离成反比。如果个体间发光亮度相同,则萤火虫随机游走。

(3) 萤火虫的发光亮度由待优化的目标函数的值决定。

萤火虫 i 对萤火虫 j 的相对亮度为

$$I_{ij}(r_{ij}) = I_i \times e^{-\gamma r_{ij}^2} \tag{4}$$

式中, I_i 为萤火虫 i 的绝对亮度, γ 为光吸收系数, r_{ij} 是萤火虫 i 到 j 的距离。

萤火虫 i 对萤火虫 j 的吸引力为

$$\beta_{ij}(r_{ij}) = \beta_0 \times e^{-\gamma r_{ij}^2} \tag{5}$$

式中, β_0 为最大吸引力。

由于被萤火虫 i 吸引,萤火虫 j 向其移动而更新自己的位置,更新公式:

$$\vec{x}_j(t+1) = \vec{x}_j(t) + \beta_{ij}(r_{ij})(\vec{x}_i(t) - \vec{x}_j(t)) + \alpha \vec{\epsilon}_j \tag{6}$$

式中, t 为迭代次数; $\vec{x}_i, \vec{x}_j$ 为萤火虫 i 和 j 所处的空间位置; α 为常数,一般取 $\alpha \in [0, 1]$; $\vec{\epsilon}_i$ 是随机数向量。

1.2.2 FA 算法的改进

由于 FA 的理论基础比较薄弱,对参数的选取比较敏感,容易陷入局部最优、易早熟,因此在基本算法的基础上,人们主要从 4 方面进行改进。

一是对步长进行改进。Yang^[33]把莱维飞行引入到萤火虫算法迭代公式的随机部分,构建了莱维萤火虫算法(levy firefly algorithm, LFA),该算法在搜寻全局最优值方面更高效,成功率也更高;但是由于随机步长的局限性,会使收敛速度变慢,因此许多学者致力于对步长的改进。Shadi 等人^[34]改进了萤火虫算法的随机部分,迭代初期采用较大的随机步长,避免陷入局部最优点,几次迭代以后,减小随机步长,使算法快速收敛于全局最优点;此外,还提出了萤火虫的定向运动,提高了算法精度,减少了无效的运动。在此基础上,2012 年则采用自适应步长,将位置信息公式引入一个依赖于迭代次数的系数,搜索初期采用较大步长,后期步长较小^[35]。Yu 等人^[36]将萤火虫历史位置信息和当前信息相结合以确定随机步长,靠近最优位置的萤火虫具有最小的

移动步长,反之拥有大的移动步长,改进算法能够有效避免过早收敛,提升效率。

二是对位置进行更新。董静^[37]针对萤火虫算法在距离较远吸引力很弱,难以影响位置更新的现象,提出根据萤火虫之间距离调节随机系数的方法。在萤火虫距离较大时增加随机项,加强算法的探索能力,当距离较小时随机项也减小,限制其自主探索能力,让吸引力在萤火虫位置更新过程中占主导作用。高伟明^[38]引入了线性递减权重因子来控制萤火虫之前位置信息对当前位置的影响,权重大小决定萤火虫的移动距离,有效解决了后期萤火虫移动步数过大而造成错过或遗失最优解等问题。

三是将萤火虫算法与其他算法相结合。Coelho 等人^[39]把混沌序列引入萤火虫算法,用混沌序列调整萤火虫算法的参数 γ 和 α ,并用该算法优化可靠性和冗余度分配的基准测试函数,得到了较好的最优解。Coelho 和 Mariani^[40]则引入混沌序列来调节 α 和 β ,有效避免了过早陷入局部最优解。Farahani 等人^[41]将遗传算法(genetic algorithm,GA)与 FA 算法相结合,对种群分成的 2 个子群分别执行 GA、FA 操作,每次迭代后交换子群并进入下一次迭代。Guo 等人^[42]将和声搜索融入到 FA 算法中,引入顶部萤火虫以降低算法复杂度,不仅增加了种群的多样性,而且提高了算法的寻优能力。

此外,马彦追^[43]提出了一种基于单纯形法的改进型萤火虫算法,使函数得到优化;引入贪心策略和变异策略,提高了算法的收敛速度和处理约束优化能力;将协作搜索机制引入以提高萤火虫跳出局部极值的能力。

1.2.3 医学图像分割中的应用

陈恺等人^[44]将二维熵单阈值分割扩展到多阈值,引入萤火虫算法的仿生原理和寻优过程对图像进行分割,不仅提高了分割速度,而且能快速有效地解决复杂图像和多目标图像的分割问题。在此基础上,陈恺等人^[45]又提出了一种基于反向萤火虫算法的大津多阈值分割法,增加了萤火虫的多样性和全局搜索能力,有效分割表面缺陷,而且分割速度快。Rodrigues 等人^[46]利用 Tsallis 熵作为萤火虫算法的阈值,用于多尺度图像分割,提高了准确率。Nandy

等人^[47]提出了一种基于聚类的图像分割技术,并利用布谷鸟搜索方法优化聚类中心并找到最佳聚类中心,有效提高了图像的分割技术。Rajinikanth 等人^[48]提出了一种利用 FA 的最优多层次图像分割方法,每个最优阈值通过最大化 Otsu 类间方差函数来实现。He 等人^[49]利用类间方差和最小交叉熵对萤火虫算法进行改进,以寻找图像的最优多级阈值。在此基础上,引入 Kapur 熵^[50],将其与类间方差和最小交叉熵作为目标函数,提高了收敛性;并利用混沌映射对萤火虫种群进行初始化,增强了多元化经营。除此之外,毛肖等人^[51]也以 Kapur 熵作为目标函数,采用自适应步长和添加全局信息两种策略,提出了一种改进的萤火虫优化算法进行多阈值分割,随着迭代次数和搜索空间维数自适应变化步长的策略来提高收敛性能。潘红^[52]在初始化萤火虫个体时,引入了二维直方图波谷灰度值,作为萤火虫个体的一个初始化空间位置;在更新函数中加入局部信息,防止过早陷入局部最优,以此对医学图像进行分割。Pare 等人^[53]提出将相邻熵的差值作为模糊熵函数,最小化适应度函数提供阈值水平,使所有区域具有几乎相等的熵,利用莱维飞行指导萤火虫算法,提高了搜索性能,获得最优阈值,以此获得最佳有效分割。由于穷举搜索用于寻找最优阈值,需要大量的计算成本,效率较低,因此 Naidu 等人^[54]提出了一种基于最大熵 Shannon 熵或模糊熵的多尺度图像阈值分割。

1.2.4 实验分析

设定初始条件,令初始化群体数目为 40,最大迭代次数为 10 000, α 为 0.5, β 为 0.2, γ 为 1,进行 5 次优化,如图 2 所示。

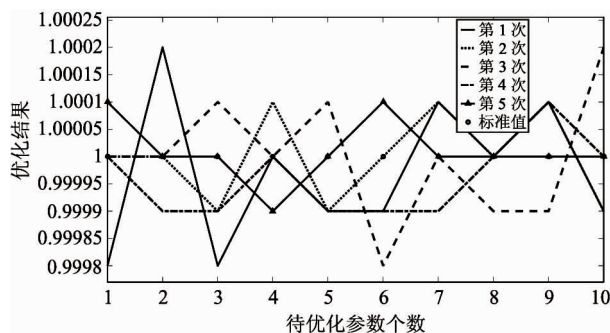


图 2 FA 多次优化结果对比图

1.3 布谷鸟搜索算法

布谷鸟搜索算法 (cuckoo search, CS) 是 2009 年由英国剑桥大学学者 Yang 和 Deb^[55] 首次提出的一种基于种群搜索策略的自适应随机优化算法, 通过个体间的协作和竞争实现全局搜索。与其他算法比较, CS 算法简单易行、参数少, 稳定性和遗传性较好, 在寻找全局最优值时更加高效, 具有更高的成功率; 但是 CS 算法完全依赖于随机步长, 收敛速度慢、搜索精度低、易陷入局部极小值点。

1.3.1 算法原理及实现过程

在自然界中, 布谷鸟寻找适合自己产卵的鸟窝位置是随机的或是类似随机的, 为了模拟布谷鸟寻窝的方式, 设定以下 3 个理想状态。

(1) 每个布谷鸟一次只产一个蛋, 并随机选择鸟巢来孵化它。

(2) 在随机选择的一组鸟窝中, 最好的鸟窝将被保留到下一代。

(3) 可以利用的巢主鸟窝数量 n 是固定的, 巢主鸟能够发现外来鸟蛋的概率是 $p_a \in [0, 1]$ 。在这种情况下, 巢主可以消灭该蛋或放弃旧巢另建新巢。

该算法将局部随机过程和全局搜索随机过程有效结合, 由转换参数 p_a 控制。局部随机游走可以描述为

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha s \oplus H(p_a - \varepsilon) \otimes (x_j' - x_k') \tag{7}$$

式中, x_i^t 为第 i 个鸟窝在第 t 代的鸟窝位置, α 为步长控制量, ε 为随机数, s 为步长, $H(u)$ 为海维赛德函数。

全局随机过程按莱维飞行过程进行, 即:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha L(s, \lambda) \tag{8}$$

其中,

$$L(s, \lambda) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi \lambda / 2)}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}} \tag{9}$$

式中, $\oplus$ 表示点对点乘法; $\alpha > 0$ 为步长比例因子, 取 $\alpha = o(L/10)$ 。

1.3.2 算法的改进

由于布谷鸟算法完全依赖于随机步长, 无法保证其快速收敛性, 因此主要从 3 方面对其进行改进, 以提高算法的收敛速度。

一是针对莱维飞行步长 α 进行改进, 以进行更多的局部搜索。为此, Walton 等人^[56] 针对优势解交换信息步长进行改进, 提高了局部搜索能力, 达到快速收敛。Andrew 等人^[57] 提出了基于种群排序的方法来指导随机游走步长。Valian 等人^[58] 将自适应发现概率和自适应步长相结合, 以寻找最优解。

二是为了加快收敛到最小值的速度, 在鸟蛋之间增加信息交换, 从而使该算法在不丢失原始算法优秀特征的同时具有更大的使用范围。为此, 郑洪清等人^[59] 引入动态发现概率 P , 提出了基于最佳鸟窝位置的自适应动态调整策略, 与原始算法相比, 该算法寻优精度高, 收敛速度快。Wang 等人^[60] 在迭代过程中对鸟窝的位置引入高斯扰动, 使鸟窝位置更新更具活力, 加快收敛速度。

三是将 CS 算法与其他算法相结合, 以提高寻优能力和收敛速度。Li 等人^[61] 将 CS 算法和微分进化 (differential evolution, DE) 算法相结合, 先利用 DE 算法完成选择操作, 然后利用 CS 算法进行搜索, 提高了算法性能。Ghodrat 等人^[62] 在 CS 中引入 PSO, 从而提高粒子搜索能力和寻优精度。Srivastava 等人^[63] 将禁忌搜索和 CS 算法相结合, 有效地避免了陷入局部最优。

1.3.3 在医学图像分割中的应用

为了提高医学图像分割的准确性, Agrawal 等人^[64] 利用布谷鸟搜索算法最大化 Tsallis 熵, 以得到图像最优阈值, 提高算法收敛性以及图像的分割效果。李爱菊等人^[65] 对布谷鸟算法进行改进, 对鸟巢位置进行连续差分进化, 通过变异机制来获得当前个体与种群中优秀个体之间的差异, 得到新的鸟巢位置后, 再进行下一次迭代, 继续利用基本的布谷鸟算法进行搜索和位置更新。Bhandari 等人^[66] 采用布谷鸟算法和基于 Kapur 熵的多级阈值算法来选择最优阈值以优化目标函数, 得到最佳分割。Nandy 等人^[67] 利用布谷鸟搜索算法优化聚类中心, 以找到每个片段的最佳聚类中心, 达到图像的有效分割。Bhandari 等人^[68] 提出了一种利用 Tsallis 熵以支持 CS 算法用于多阈值图像分割, 提高了算法的有效性和鲁棒性。Moghbel 等人^[69] 提出混合方法杜鹃优化和模糊 C-均值算法对布谷鸟算法的目标函数进行

优化,以达到对肝脏肿瘤 CT 图像的分割。尹晓叶等人^[70]在原始布谷鸟算法的基础上引入了两点增强策略:鸟蛋放弃策略与优质鸟蛋之间的信息交互策略。通过布谷鸟搜索使 snake 能量最小化,通过信息交互策略获得新控制点,由此加速布谷鸟搜索的收敛过程。Pare 等人^[71]结合灰度共生矩阵和布谷鸟搜索算法,将灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)作为目标函数,有效地增强了图像的最优多级阈值,提高了分割性能;在此基础上,又引入多水平最小交叉熵,对图像进行多阈值分割^[72]。Alagarsamy 等人^[73]将布谷鸟搜索与区间型模糊聚类算法结合,通过 CS 算法优化聚类中心,找到最佳中心,实现了高效的磁共振(MR)脑图像分割。Chen 等人^[74]提出了一种基于快速密度聚类算法的图像分割方法,通过布谷鸟搜索算法的自适应函数对敏感参数置信区间进行优化,提高了图像分割的自适应性和鲁棒性。

1.3.4 实验分析

设定初始条件,令巢穴数量为 40,最大迭代次数为 10 000,被宿主发现的概率是 0.25,进行 5 次优化,其结果如图 3 所示。

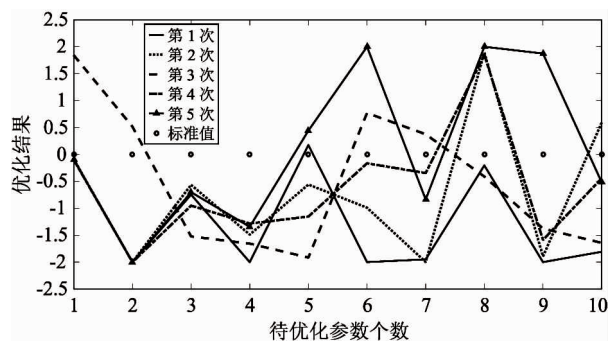


图3 CS 多次优化结果对比图

1.4 蝙蝠算法

2010 年,剑桥大学的 Yang^[75]提出了一种模拟蝙蝠回声定位行为的搜索全局最优解的有效方法——蝙蝠算法(bat algorithm, BA)。

与上述算法相比,BA 算法结合了这些算法的优点,是一种非常具有前途的算法,而且 PSO 与和声搜索都是 BA 在适当简化下的特殊情况。但参数的精细调整会影响到 BA 的收敛速度,这使得 BA 算法

不稳定,敏感性较强,尤其对较难的测试函数在高维空间中求最优解对算法是一个较大的挑战。

1.4.1 算法原理及实现过程

蝙蝠利用回声定位来捕捉猎物 and 躲避障碍物,并可以在黑暗中找到位于裂缝中的栖息地。该算法是利用微型蝙蝠的一些超声波特征研究出不同的蝙蝠算法^[75]。

Yang 设定了以下理想的规则:

(1) 所有的蝙蝠利用超声波回声的感觉差异判断食物/猎物和障碍物之间的差异。

(2) 蝙蝠是以速度 v_i 、位置 x_i 和固定频率 $f_{\min}$ (或波长 λ) 随机飞行的,并用不同的波长 λ (或频率 f) 和音量 A_0 来搜索猎物。

(3) 音量在不同形式下变化不同,假设音量是从一个很大的正数到最小值的变化。

在 D 维搜索空间,定义在 t 时刻下蝙蝠的位置 x_i^t 和速度 v_i^t 的更新公式为

$$\begin{cases} f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \\ v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^{t-1} - x_*)f_i \\ x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\beta \in [0,1]$ 是随机向量, x_* 表示当前全局最优位置(解)。

对于局部搜索,当一个解被选为当前最优解时,每只蝙蝠会按照随机游走法则产生局部新解:

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \varepsilon A^t \quad (11)$$

式中, $\varepsilon \in [-1,1]$ 是一个随机数, $A^t = [A_i^t]$ 是所有蝙蝠在同一时间段的平均音量。

音量和脉冲发射率的更新公式:

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t, r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (12)$$

其中, α, γ 为常量。

1.4.2 算法的改进

对蝙蝠算法的改进主要是使波长和频率进行不同形式的调整。脉冲发生率和音量也可以一种更加复杂的方式改变,在离散问题中利用脉冲发出和回声返回的时间延迟来扩展算法。

张宇楠等人^[76]提出一种步长自适应 BA 算法,随着迭代次数的增加可以自适应调整步长,在一定程度上可以避免算法过早陷入局部最优。刘长平等^[77]将基本蝙蝠算法的全局优化能力和混沌算法

的局部搜索能力相结合,将逻辑自映射函数产生的混沌序列引入到蝙蝠算法中对个体进行混沌优化,同时动态收缩搜索空间,提高收敛速度。尹进田等人^[78]在原算法的基础上利用混沌序列对蝙蝠的位置和速度进行初始化,与 Powell 搜索相结合,提高了局部搜索能力,并应用变异策略在一定程度上避免算法陷入局部最优。李枝勇等人^[79]引入了惯性因子并作用于蝙蝠的速度,重新定义速度更新方程,更新了蝙蝠个体和群体规则,引导蝙蝠向 Pareto 飞行,提高了算法的收敛速度。肖辉辉和段艳明^[80]将变异机制引进蝙蝠算法,采用 DE 算法中的交叉、变异、选择机制对蝙蝠算法进行改进,提高了算法全局寻优能力,避免种群个体陷入局部最优。盛孟龙等人^[81]引入一种交叉变换的方式使蝙蝠群体的位置更新,不仅提高了蝙蝠算法的遍历性,而且避免了蝙蝠算法陷入局部最优。李国成等人^[82]将交叉熵和蝙蝠算法相结合,采用自适应平滑技术提高收敛速度,利用交叉熵方法的遍历性、自适应性和鲁棒性,避免蝙蝠算法的早熟收敛。彭泓等人^[83]针对蝙蝠算法收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,将遗传交叉因子引入了蝙蝠算法。谢健^[84]将差分算子和莱维飞行与蝙蝠算法相结合,加快收敛速度,避免算法早熟;结合云模型云滴的随机性和稳定型,引入蝙蝠群体内社会信息交流及飞行模式,提高了算法的寻优能力和稳定性。汪春峰等人^[85]为了加强蝙蝠算法的局部和全局搜索能力,给出了一个新的搜索方程,吸收改进了和声搜索机制,并采用混沌搜索机制验证算法性能。胡飞等人^[86]将椋鸟群的集体性行为引入到基本算法中,扩大了搜索范围;为了平衡全局搜索和局部搜索,引入线性递减权重,提高了寻优精度。裴宇航^[87]在速度更新公式中加入随机惯性权重,调节移动速度;结合均匀变异和高斯变异,避免种群聚集造成的停滞问题。

1.4.3 在医学图像分割中的应用

在图像分割方面的应用,主要是对阈值进行改进。Alihodzic 等人^[88]在原算法的基础上引入差分进化和人造蜂群的交叉因子,搜索最佳阈值。Ye 等人^[89]将图像阈值作为约束优化问题,通过 BA 算法的收敛得到最优阈值。Scholz 等人^[90]提出了随机

反弹算法,将蝙蝠算法与目标跟踪相结合。
由于蝙蝠算法是近几年新兴的启发式算法,在图像方面的应用还不完善,有待进一步研究。

1.4.4 实验分析

设定初始条件,令巢穴数量为 40,最大迭代次数为 10 000,音量为 0.5,脉冲发生率为 0.5,进行 5 次优化,其结果如图 4 所示。

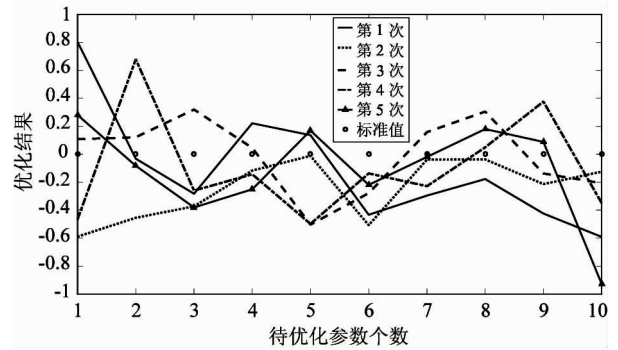


图 4 BA 多次优化结果对比图

2 4 种算法的比较

2.1 理论分析比较

4 种算法优、缺点及适用场景的比较见表 1。

表 1 4 种算法比较

算法	优点	缺点	适用场景
PSO	参数少,易实现,全局搜索能力强	初始化过程双随机,易陷入局部最优	动态、多目标优化环境寻优
FA	参数少,进化过程简单,全局搜索能力较强	早期收敛速度慢,后期收敛速度不稳定	图像处理、聚类问题、组合优化问题等
CS	模型简单,参数少,通用性强	耗时,收敛速度慢	设施布局、聚类问题等
BA	参数少,优化性能高	易陷入早熟,基本算法只能解决低维优化问题	求解高维大规模复杂性问题

2.2 实验分析

对4种算法进行多次实验验证,求取4种算法最优解绝对值的对数并进行对比,其结果如图5所示。

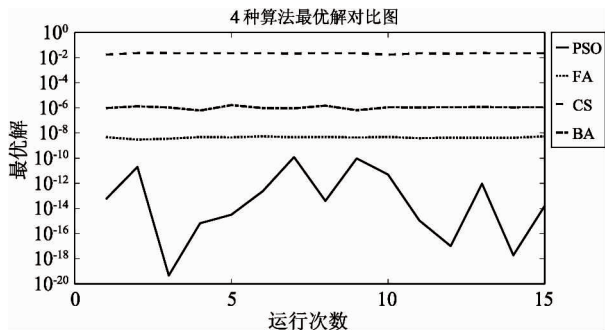


图5 4种算法最优解对比图

3 结论

本文主要介绍了4种群智能优化算法及其改进算法在医学图像分割中的应用。近年来,群智能算法仍处在快速发展阶段,新算法相继出现,如鱼群算法、文化算法、杂草算法等,但目前群智能算法仍停留在初级阶段,其智能性仅体现在生物群体的模拟之上,且在优化过程中易陷入局部最优,收敛速度等问题也亟待解决,在医学图像分割方面的应用还不完善,因此对群智能算法的研究依旧充满挑战。

参考文献

- [1] Wan Y, Yao L, Xu B. Automatic segmentation of fiber cross sections by dual thresholding[J]. *Journal of Engineered Fibers & Fabrics*, 2012, 7(1):114-120
- [2] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. In: *Proceedings of the International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nagoya, Japan, 1995. 39-43
- [3] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]. In: *Proceedings of the World Congress on Computational Intelligence*, Anchorage, USA, 1998. 69-73
- [4] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]. In: *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*, Washington, USA, 1999. 1945-1950
- [5] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Orlando, USA, 1997. 4104-4108
- [6] 董跃华, 刘力, Dong Y H, 等. 基于自适应改进粒子群优化的数据离散化算法[J]. *计算机应用*, 2016, 36(1):188-193
- [7] Pradeepmon T G, Panicker V V, Sridharan R. Parameter selection of discrete particle swarm optimization algorithm for the quadratic assignment problems[J]. *Procedia Technology*, 2016, 25:998-1005
- [8] 张荣光, 胡晓辉, 宗永胜. 基于改进离散粒子群优化的连续属性离散化[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(18):108-114
- [9] Li L, Jiao L, Zhao J, et al. Quantum-behaved discrete multi-objective particle swarm optimization for complex network clustering[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 63:1-14
- [10] 皮倩瑛, 叶洪涛. 一种动态调节惯性权重的粒子群算法[J]. *广西科技大学学报*, 2016, 27(3):26-32
- [11] 董红斌, 李冬锦, 张小平. 一种动态调整惯性权重的粒子群优化算法[J]. *计算机科学*, 2018, 45(2):98-102+139
- [12] 许曦, 熊禾根, 陶永, 等. 基于改进粒子群算法的焊接机器人轨迹优化控制方法[J]. *高技术通讯*, 2018, 28(5):425-433
- [13] 禹鑫焱, 詹益安, 洪学劲峰, 等. 基于粒子群算法的6自由度机械臂动力学模型参数辨识[J]. *高技术通讯*, 2017, 27(7):625-632
- [14] Santos R, Borges G, Santos A, et al. A semi-autonomous particle swarm optimizer based on gradient information and diversity control for global optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 69:330-343
- [15] Dantas A F O D A, Maitelli A L. A modified matricial PSO algorithm applied to system identification with convergence analysis[J]. *Journal of Control Automation & Electrical Systems*, 2015, 26(2):149-158
- [16] Enireddy V, Kumar R K. Improved cuckoo search with particle swarm optimization for classification of compressed images[J]. *Sadhana*, 2015, 40(8):1-15
- [17] 刘露, 陈赞, 刘世劼, 等. 一种新型粒子群改进遗传算法[J]. *信息技术与网络安全*, 2017, 36(23):17-20
- [18] Al-Bahrani L T, Patra J C. A novel orthogonal PSO algorithm based on orthogonal diagonalization[J]. *Swarm & Evolutionary Computation*, 2018, 40:1-23
- [19] 张新明, 王霞, 涂强, 等. 趋优算子和 Levy Flight 混合的粒子群优化算法[J]. *电子科技大学学报*, 2018, 47(3):421-429
- [20] 金梅, 张伟亚, 张淑清, 等. 基于改进 PSO 和 DE 优化神经网络的电能质量扰动分类[J]. *高技术通讯*, 2018, 28(4):291-298

- [21] 李俊, 罗阳坤, 李波, 等. 基于异维变异的差分混合粒子群算法[J]. 计算机科学, 2018, 45(5):208-214
- [22] Qi C. Maximum entropy for image segmentation based on an adaptive particle swarm optimization [J]. *Applied Mathematics & Information Sciences*, 2014, 8(6): 3129-3135
- [23] Wen L, Wang X, Wu Z, et al. A novel statistical cerebrovascular segmentation algorithm with particle swarm optimization[J]. *Neurocomputing*, 2015, 148: 569-577
- [24] Remamany K P, Chelliah T R, Chandrasekaran K, et al. Brain tumor segmentation in MRI images using integrated modified PSO-fuzzy approach[J]. *The International Arab Journal of Information Technology*, 2015, 12(6A): 797-805
- [25] Yang L, Hu K, Zhu Y, et al. Color image segmentation using multilevel thresholding—hybrid particle swarm optimization[C]. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Mechatronics and Automatic Control, Beijing, China, 2015. 661-668
- [26] Neto O P, Carvalho O, De Sampaio W B, et al. Automatic segmentation of masses in digital mammograms using particle swarm optimization and graph clustering [C]. In: Proceedings of the International Conference on Systems, London, UK, 2015. 109-112
- [27] Zhao J J, Ji G H, Xia Y, et al. Cavitory nodule segmentation in computed tomography images based on self-generating neural networks and particle swarm optimisation [J]. *International Journal of Bio-inspired Computation*, 2015, 7(1): 62-67
- [28] 谢亮. 基于信息熵和改进粒子群算法的医学图像分割方法研究[J]. 半导体光电, 2016, 37(6):894-898
- [29] Raja N S M, Sukanya S A, Nikita Y. Improved PSO based multi-level thresholding for cancer infected breast thermal images using otsu [J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 48:524-529
- [30] Ramudu K, Babu T R. Segmentation of tissues from MRI biomedical images using kernel fuzzy PSO clustering based level set approach [J]. *Current Medical Imaging Reviews*, 2018, 14(3):389-400
- [31] Yang X S. Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms [M]. Beckington; Luniver Press, 2008
- [32] Sayadi M K, Ramezanian R, Ghaffarinasab N. A discrete firefly meta-heuristic with local search for makespan minimization in permutation flow shop scheduling problems [J]. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2010, 1(1):1-10
- [33] Yang X S. Firefly algorithm, levy flights and global optimization [J]. *Studies in Computational Intelligence*, 2010, 284:101-111
- [34] Farahani S M, Nasiri B, Abshouri A A, et al. An improved firefly algorithm with directed movement[C]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Science & Information Technology, Chengdu, China, 2011. 248-251
- [35] Farahani S M, Abshouri A A, Nasiri B, et al. Some hybrid models to improve firefly algorithm performance[J]. *International Journal of Artificial IntelligenceTM*, 2012, 8(S12):97-117
- [36] Yu S, Yang S, Su S. Self-adaptive step firefly algorithm [J]. *Journal of Applied Mathematics*, 2013(2):610-614
- [37] 董静. 萤火虫算法研究及其在水下潜器路径规划中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学自动化学院, 2013. 20-30
- [38] 高伟明. 萤火虫算法的研究与应用[D]. 兰州: 兰州大学信息学院, 2013. 16-32
- [39] Coelho L D S, Bernert D L D A, Mariani V C. A chaotic firefly algorithm applied to reliability-redundancy optimization[C]. In: Proceedings of the IEEE Congress of Evolutionary Computation, New Orleans, USA, 2011. 517-521
- [40] Coelho L D S, Mariani V C. Firefly algorithm approach based on chaotic Tinkerbell map applied to multivariable PID controller tuning[J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2012, 64(8):2371-2382
- [41] Farahani S M, Nasiri B, Meybodi M R. A multiswarm based firefly algorithm in dynamic environments [J]. 2011, 3:68-72
- [42] Guo L, Wang G G, Wang H, et al. An effective hybrid firefly algorithm with harmony search for global numerical optimization. [J]. *The Scientific World Journal*, 2013(9):125625
- [43] 马彦追. 萤火虫算法的改进及其应用研究[D]. 南宁: 广西民族大学理学院, 2014. 8-27
- [44] 陈恺, 陈芳, 戴敏, 等. 基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割[J]. 光学精密工程, 2014, 22(2): 517-523
- [45] 陈恺, 戴敏, 张志胜, 等. 基于反向萤火虫算法的多阈值缺陷图像分割[J]. 东南大学学报(英文版), 2014, 44(4):434-438
- [46] Rodrigues P S, Wachs-Lopes G A, Erdmann H R, et al. Improving a firefly meta-heuristic for multilevel image segmentation using Tsallis entropy[J]. *Pattern Analysis & Applications*, 2015, 20(1):1-20
- [47] Nandy S, Yang X S, Sarkar P P, et al. Color image segmentation by cuckoo search[J]. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 2015, 21(4):673-685

- [48] Rajinikanth V, Couceiro M S. RGB histogram based color image segmentation using firefly algorithm[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 46:1449-1457
- [49] He L, Huang S. Improved glowworm swarm optimization algorithm for multilevel color image thresholding problem [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016; 1-24
- [50] He L, Huang S. Modified firefly algorithm based multilevel thresholding for color image segmentation[J]. *Neurocomputing*, 2017, 240:152-174
- [51] 毛肖,和丽芳,王庆平. 基于改进萤火虫优化算法的多阈值彩色图像分割[J]. 计算机科学, 2017, 44(S1):206-211
- [52] 潘红. 基于 Otsu 的医学图像分割算法研究[D]. 长春:吉林大学计算机科学与技术学院, 2016. 28-38
- [53] Pare S, Bhandari A K, Kumar A, et al. A new technique for multilevel color image thresholding based on modified fuzzy entropy and Lévy flight firefly algorithm[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2018, 70: 476-495
- [54] Naidu M S R, Kumar P R, Chiranjeevi K. Shannon and fuzzy entropy based evolutionary image thresholding for image segmentation[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2018, 57(3):1643-1655
- [55] Yang X S, Deb S. Cuckoo search via levy flights[C]. In: IEEE World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, Coimbatore, India, 2009. 210-214
- [56] Walton S, Hassan O, Morgan K, et al. Modified cuckoo search: a new gradient free optimisation algorithm[J]. *Chaos Solitons & Fractals*, 2011, 44(9):710-718
- [57] Lo A W, Mackinlay A C. A Non-Random Walk Down Wall Street[M]. Princeton: Princeton University Press, 1999
- [58] Valian E, Mohanna S, Tavakoli S. Improved cuckoo search algorithm for global optimization[J]. *International Journal of Communications and Information Technology*, 2011, 1(1): 31-44
- [59] 郑洪清,周永权. 一种自适应步长布谷鸟搜索算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(10):68-71
- [60] Wang F, Xing-Shi H E, Wang Y. The cuckoo search algorithm based on Gaussian disturbance [J]. *Journal of Xi'an Polytechnic University*, 2011, 25(4): 566-569
- [61] Li M, Cao D. Hybrid optimization algorithm of cuckoo search and De[J]. *Computer Engineering & Applications*, 2013, 49(9):57-60
- [62] Ghodrati A, Lotfi S. A hybrid CS/PSO algorithm for global optimization[C]. In: Proceedings of the Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems, Kaohsiung, China, 2012. 89-98
- [63] Srivastava P R, Khandelwal R, Khandelwal S, et al. Automated test data generation using cuckoo search and tabu search (CSTS) algorithm[J]. *Journal of Intelligent Systems*, 2012, 21(2):195-224
- [64] Agrawal S, Panda R, Bhuyan S, et al. Tsallis entropy based optimal multilevel thresholding using cuckoo search algorithm [J]. *Swarm & Evolutionary Computation*, 2013, 11:16-30
- [65] 李爱菊,钮文良,王廷梅. 改进布鸟搜索算法最大熵值的医学图像分割[J]. 计算机仿真, 2014, 31(8): 421-426
- [66] Bhandari A K, Singh V K, Singh G K, et al. Cuckoo search algorithm and wind driven optimization based study of satellite image segmentation for multilevel thresholding using Kapur's entropy[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(7):3538-3560
- [67] Nandy S, Yang X S, Sarkar P P, et al. Color image segmentation by cuckoo search[J]. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 2015, 21(4):673-685
- [68] Bhandari A K, Kumar A, Singh G K. Tsallis entropy based multilevel thresholding for colored satellite image segmentation using evolutionary algorithms [J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(22):8707-8730
- [69] Moghbel M, Mashohor S, Mahmud R, et al. Automatic liver tumor segmentation on computed tomography for patient treatment planning and monitoring[J]. *Excli Journal*, 2016, 15:406-423
- [70] 尹晓叶,李俊吉. 基于增强布谷鸟搜索的图像分割算法[J]. 控制工程, 2017, 24(10):2118-2124
- [71] Pare S, Bhandari A K, Kumar A. An optimal color image multilevel thresholding technique using grey-level co-occurrence matrix [J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, 87:335-362
- [72] Pare S, Kumar A, Bajaj V, et al. An efficient method for multilevel color image thresholding using cuckoo search algorithm based on minimum cross entropy [J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 61: 570-592
- [73] Alagarsamy S, Kamatchi K, Govindaraj V, et al. A fully automated hybrid methodology using cuckoo-based fuzzy clustering technique for magnetic resonance brain image segmentation[J]. *International Journal of Imaging Systems & Technology*, 2017, 27(4):317-332
- [74] Chen J, Zheng H, Lin X, et al. A novel image segmentation method based on fast density clustering algorithm [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2018, 73:92-110
- [75] Yang X S. A new metaheuristic bat-Inspired algorithm [J]. *Computer Knowledge & Technology*, 2010, 284:65-74

[76] 张宇楠, 刘付永. 一种改进的变步长自适应蝙蝠算法及其应用[J]. 广西民族大学学报(自然科学版), 2013, 19(2):51-54

[77] 刘长平, 叶春明. 具有混沌搜索策略的蝙蝠优化算法及性能仿真[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(6):1183-1188

[78] 尹进田, 刘云连, 刘丽, 等. 一种高效的混合蝙蝠算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(7):62-66

[79] 李枝勇, 马良, 张惠珍. 0-1 规划问题的元胞蝙蝠算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(10):2903-2906

[80] 肖辉辉, 段艳明. 基于 DE 算法改进的蝙蝠算法的研究及应用[J]. 计算机仿真, 2014, 31(1):272-277

[81] 盛孟龙, 贺兴时, 王慧敏. 一种改进的自适应变异蝙蝠算法[J]. 计算机技术与发展, 2014(10):131-134

[82] 李国成, 肖庆宪. 求解高维函数优化问题的交叉熵蝙蝠算法[J]. 计算机工程, 2014, 40(10):168-174

[83] 彭泓, 丁玉成. 基于遗传交叉因子的蝙蝠算法的改进[J]. 激光杂志, 2015(2):23-26

[84] 谢健. 元启发式蝙蝠算法改进分析及应用研究[D]. 南宁:广西民族大学信息科学与工程学院, 2014. 33-48

[85] 汪春峰, 马民, 申培萍. 求解全局优化问题的改进蝙蝠算法[J]. 应用数学, 2016, 29(3):632-642

[86] 胡飞, 孙自强. 一种基于棕鸟群行为的改进型蝙蝠算法[J]. 华东理工大学学报, 2017, 43(4):525-532

[87] 裴宇航. 蝙蝠优化算法的改进研究[D]. 开封:河南大学理学院, 2017. 13-26

[88] Alihodzic A, Tuba M. Improved bat algorithm applied to multilevel image thresholding[J]. *The Scientific World Journal*, 2014: 176718. doi:10.1155/2014/176718

[89] Ye Z W, Wang M W, Liu W, et al. Fuzzy entropy based optimal thresholding using bat algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 31(C):381-395

[90] Scholz N, Moll J, Mälzer M, et al. Random bounce algorithm: real-time image processing for the detection of bats and birds[J]. *Signal Image & Video Processing*, 2016, 10(8):1449-1456

Survey of medical image segmentation based on swarm intelligence optimization algorithm

Liu Gang, Chen Hua, Yang Fan

(Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

Abstract

Medical image is the basis of medical image analysis, and segmentation is the key step of the study. With the rapid development of intelligent technology, more and more people apply intelligent optimization algorithms to medical image segmentation. Among them, swarm intelligence optimization algorithm is a hot topic. The swarm intelligence optimization algorithm refers to a new algorithm for the group living habits in the simulated biological system, which is proposed based on the complex social behavior of the insects and animals living in the human reference group. This paper mainly introduces several optimization algorithms, including particle swarm optimization (PSO), firefly worm algorithm (FA), cuckoo search (CS) and bat algorithm (BA), and their applications in medical image segmentation, which will help the scholars to communicate and study in the future.

Key words: medical image segmentation, swarm intelligence optimization, particle swarm optimization (PSO), firefly algorithm (FA), cuckoo search (CS), bat algorithm (BA)