

基于PPSO与DBSCAN的脑部医学图像分割算法

朱廷江, 徐智涵, 赵汝鑫

(扬州大学 信息工程学院, 江苏 扬州 225127)

摘要: 脑部医学图像在神经系统疾病的鉴别诊断、病情监测、手术计划、疗效评估等方面发挥着日益重要的作用。为了提高脑部图像分割的准确性, 提出一种全新的DBSCAN-PPSO混合聚类算法。算法创新性地提出容忍度参数 t , 用于确定智能初始化算法的关键参数 $minPts$ 与 $epsilon$ 。算法使用大津准则作为适应度函数, 结合PPSO算法对DBSCAN算法的关键参数进行迭代优化。此外, 算法将空间信息与像素强度信息结合在距离函数中, 以更好地区分不同像素点。将DBSCAN-PPSO算法应用于Harvard Whole Brain Atlas数据集, 并将结果与4种算法进行比较, 使用归一化平方根均值误差(NRMSE)、峰值信噪比(PSNR)和结构相似性指数指标(SSIM)作为标准分割质量指标。通过比较, DBSCAN-PPSO算法表现优异, NRMSE平均降低了约22.6%, PSNR平均提高了约10.4%, SSIM平均提高了约12.3%。实验结果表明, DBSCAN-PPSO算法在脑部图像分割上具有更高的准确性。特别是通过调整容忍度参数 t , 可以在不指定聚类数目的情况下灵活地调整分割质量, 在适用性和灵活性方面具有显著优势。

关键词: 图像分割; DBSCAN算法; PPSO算法; 容忍度参数; 距离函数; 大津方法

DOI: 10.11907/rjdk.241466

扫描二维码阅读全文: 

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)010-0181-09

Brain Medical Image Segmentation Algorithm Based on PPSO and DBSCAN

ZHU Yanjiang, XU Zhihan, ZHAO Ruxin

(College of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China)

Abstract: Medical brain imaging plays an increasingly important role in the differential diagnosis, disease monitoring, surgical planning, and treatment evaluation of neurological diseases. To enhance the accuracy of brain image segmentation, this study proposes a novel DBSCAN-PPSO hybrid clustering algorithm. The algorithm innovatively introduces a tolerance parameter t for the intelligent initialization of the key parameters $minPts$ and $epsilon$ of the algorithm. It employs the Otsu criterion as the fitness function and combines it with the Parallel Particle Swarm Optimization (PPSO) algorithm to iteratively optimize the key parameters of the DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) algorithm. Moreover, the algorithm integrates spatial information and pixel intensity information in the distance function to better distinguish between different pixel points. The DBSCAN-PPSO algorithm was applied to the Harvard Whole Brain Atlas dataset and compared with four other algorithms, using the Normalized Root Mean Square Error (NRMSE), Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), and Structural Similarity Index (SSIM) as standard segmentation quality metrics. The comparison showed that the DBSCAN-PPSO algorithm performed outstandingly: NRMSE was reduced by an average of approximately 22.6%, PSNR was improved by an average of about 10.4%, and SSIM was enhanced by an average of approximately 12.3%. The experimental results indicate that the DBSCAN-PPSO algorithm offers higher accuracy and flexibility in brain image segmentation. Particularly, by adjusting the tolerance parameter t , the algorithm can flexibly adjust the segmentation quality without specifying the number of clusters, demonstrating significant advantages in applicability and flexibility.

Key Words: image segmentation; DBSCAN algorithm; PPSO algorithm; tolerance parameters; distance function; Otsu criterion

收稿日期: 2024-05-18

基金项目: 扬州大学大学生创新创业训练计划项目(XCX20230402)

作者简介: 朱廷江(2002-), 男, 扬州大学信息工程学院学生, 研究方向为智能优化及应用; 徐智涵(2003-), 男, 扬州大学信息工程学院学生, 研究方向为智能优化及应用; 赵汝鑫(1990-), 男, 博士, 扬州大学信息工程学院讲师、硕士生导师, 研究方向为智能优化及应用。本文通讯作者: 赵汝鑫。

0 引言

近年来,随着图像技术的高速发展,其在医学领域得到了广泛应用,极大地提高了疾病诊断的准确性。医学影像分析主要依赖于放射科医师的人工解读,这项工作十分耗时,而且效果通常取决于放射科医生的经验。

图像分割是医学影像分析中最重要的部分,其是通过自动或半自动过程提取感兴趣区域。常用方法有基于区域的方法、聚类方法、分类器方法和混合方法等。近年来,基于深度学习的模型在医学图像分割领域发展迅速,原因是其能够学习复杂的图像特征,从而满足多样性的分割需求,但也随之增加了训练数据量和计算的复杂性^[1]。

相较于深度学习模型,聚类算法不需要训练数据,是一种无监督学习方法。其不依赖于事先标注的训练数据进行学习,而是直接从数据本身的结构中学习如何将数据划分为多个组。在脑肿瘤分割研究领域,DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)算法的应用相对较少。相较于其他聚类算法,DBSCAN算法不需要指定聚类数目,能自动识别出簇的数量和形状,并且可以处理任意形状的簇,因此被广泛应用于不同领域。通过DBSCAN算法可以提高LiDAR数据分割的效率和准确性,实现超像素分割等^[2-6]。因此,本文专注于探索运用DBSCAN算法对脑肿瘤进行精确分割。

脑肿瘤分割问题是一个NP-Hard问题,其复杂度和计算量远超一般的优化问题。传统的优化算法,如梯度下降法、牛顿法等,在解决此类问题时常常陷入局部最优。此外,传统优化算法对初始值和参数的选择非常敏感,稍有不慎即可能导致收敛速度慢、精度低等问题。相比之下,智能优化算法借鉴了自然界的进化机制和群体智能行为,能够更好地跳出局部最优,朝着全局最优解的方向搜索。因此,智能优化算法已成功应用于多个领域的各种优化问题中,在实际应用中显示出巨大的潜力^[7-9]。

1 相关研究

脑部图像分割是一项复杂且具有挑战性的任务^[10]。聚类技术在医学图像分割中得到了广泛研究。在脑肿瘤分割中,K-Means及其变种^[11-15]、FCM(Fuzzy C-means)^[16-19]等聚类算法较为流行。

K-Means在脑肿瘤分割领域已得到广泛验证,并表现出令人满意的准确性^[20]。算法具有低计算需求、易在大型数据集上部署、对新样本适应性强以及收敛性稳定等优势,因此成为了流行的分割方法^[20-21]。然而,K-Means仍面临一些局限性,如肿瘤区域描绘不完整、初始质心选择不够理想以及对异常值较为敏感等问题^[22]。

与硬聚类技术如K-Means相比,FCM在相对无噪声的

图像上表现更好。然而,在容易受到未知噪声影响的医学图像,如脑部MRI中,FCM的性能会受到严重影响^[23]。

DBSCAN算法得益于其独特的性质,能够有效克服上述问题。该算法能够自动识别数据点的密集区域,从而完整分割出形态各异的肿瘤区域;算法无需预先指定聚类数量,从而有效避免了初始质心数量和位置对分割效果的影响;DBSCAN算法对噪声和异常值展现出高度的鲁棒性,使其在处理受噪声干扰较大的医学图像时具有显著优势。

尽管DBSCAN算法更具优势,但在实际应用中也会面临着一些挑战。特别是,由于算法对核心参数 ϵ 和 $minPts$ 的高敏感性,使得寻找最优的参数组合成为一项棘手的任务。例如:手动搜索最优参数组合通常耗时且繁琐,也难以获得令人满意的结果。为了克服这种短板,本文使用PPSO(Parallel Particle Swarm Optimization Algorithm)算法优化DBSCAN算法的关键参数,并利用并行计算的优势,同时更新多个粒子的位置并评估其适应度,极大地提升了算法的收敛速度和寻优效率。通过PPSO的全局搜索过程和高性能并行计算特性,能够在庞大的参数空间中迅速锁定DBSCAN的最优参数组合,从而规避了手动调参的低效率和盲目性。本文的主要贡献可以概括为以下几点:

(1)容忍度参数 t 的引入。本文创新性地提出容忍度参数 t ,用于衡量聚类内部像素强度差异的容忍程度。通过灵活调整 t 值,可以有效控制图像分割对于细节的识别能力。 t 值越小,识别能力越强,能够分割出更多细节,从而满足不同应用场景对分割精度的需求。该创新显著提升了算法的适应性和实用性。

(2)基于容忍度的参数初始化策略。为了得到DBSCAN算法关键参数合适的搜索范围,本文设计了一种基于容忍度参数 t 的参数初始化策略,根据容忍度参数 t 确定关键参数 $minPts$ 和 ϵ 的初始值,并利用初始值为优化算法设置明确的上下界。该策略大大提高了参数搜索效率。

(3)距离函数的改进。为了更好地区分不同位置和像素强度的点,本文结合像素强度差异和空间位置信息对传统的距离函数进行改进。该改进不仅有助于捕捉图像中的局部纹理和形状信息,而且能反映像素在空间上的邻近性。通过强调空间邻近性,该函数能在一定程度上减少噪声和异常值对聚类结果的影响,使分割结果更加平滑、自然。

综上所述,本文提出的DBSCAN-PPSO算法在无需指定聚类数目的情况下能够实现高质量的图像分割,因此具有广阔的应用前景。

2 基础知识

为了更好地理解DBSCAN-PPSO算法原理,将分别介

绍其两个核心组成部分:PPSO算法和DBSCAN算法。通过深入了解这两种算法的特点和优势,可以更清晰地理解其在医学图像分割任务中的互补作用。

2.1 PPSO算法

PPSO算法是PSO(Particle Swarm Optimization)算法的并行版本,主要用于最优化问题,需要最小化(最大化)目标函数。

假设在一个D维的空间中,有一群粒子 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 在搜寻最优解。对于第*i*个粒子的某一时刻,有两个向量需要描述:一个是粒子的位置向量 $x_i=[x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{id}]$,另一个则是粒子的速度。粒子可以根据目标函数的值判断位置的优劣程度。粒子在搜寻最优解过程中会根据自己的经验以及粒子群中其他粒子的位置决定自己的速度,并且可以根据当前位置和速度得到下一刻的位置。

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (1)$$

其中,第*i*个粒子的速度定义如下:

$$v_i(t+1) = v_i(t) + c_1(p_i - x_i(t))R_1 + c_2(g - x_i(t))R_2 \quad (2)$$

其中, p_i 代表第*i*个粒子的个体历史最优, g 代表粒子群的整体最优解。加速度 c_1 和 c_2 为常数,分别称为“认知系数”和“社会系数”。此外, R_1 和 R_2 是在区间 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数。

综上,每个粒子通过向自己和粒子群学习不断更新自己的速度位置,最终找到最优解或者离最优解足够近的点。由于该算法的过程具有天然的并行性,即每个粒子运动轨迹的计算过程是相互独立的,可以通过并行计算的方式实现PSO,这便是PPSO算法。PPSO算法实现了两种并行计算模式:数据并行和任务并行。数据并行是指将同一任务(函数)分配到多个处理器/内核上并行执行,将数据集相应地分割到各个处理单元中。任务并行则是针对同一数据集(或不同数据集),在多个处理器/核心上同时执行多个不同的任务(函数)^[24]。

2.2 DBSCAN算法

DBSCAN算法是一种基于密度的聚类算法,其可以将具有足够高密度的点划分为簇,并能够发现任意形状的簇,且无需指定聚类数量^[25]。其主要成分如下:

(1)*epsilon*。其是社区的最大半径,如果数据点之间的距离小于或等于指定的*epsilon*,则将被归为同一类。

(2)*minPts*。在一个邻域的半径内,至少有*minPts*个数据点的邻域被视为一个簇。

(3)核心点。数据集中的一个数据点,在*epsilon*的范围内存在至少*minPts*个其他样本。

(4)边界点。位于某核心点的邻域范围内,但其自身邻域内包含的数据点数量需要小于*minPts*。

(5)离群点。既不是核心点的邻居,也不是边界点,其位于低密度区域。

DBSCAN算法选择一个至少有*minPts*个邻近点的数据点作为起始点,并对邻域内的每个点进行扫描,判断其

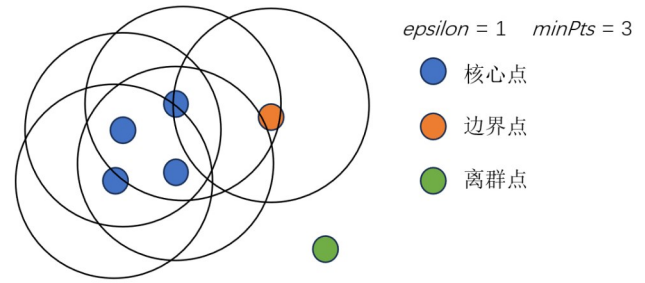


Fig. 1 Illustration of the concept of DBSCAN

图1 DBSCAN概念图解

是否满足成为核心点的条件,即在*epsilon*半径范围内有至少*minPts*个其他样本点。如果某点满足核心点条件,则将其纳入当前聚类簇,并递归地对其邻域进行扫描,将其邻域内符合核心点条件的点也加入簇内。如果遇到不符合核心点条件的点,则将其标记为边界点并加入簇中。算法通过该过程,构建由核心点连接而成的邻里关系链。当正在聚类的簇被边界点完全包围时,表明*epsilon*邻域内已无其他可纳入的点,该簇的查找过程结束。之后,算法选择一个新的未被访问的点作为下一个起始点,重复上述步骤识别新的聚类簇。

3 DBSCAN-PPSO算法

3.1 数据预处理

在医学影像中,噪声干扰是一个普遍而棘手的问题。为了有效消除这一干扰,本文使用高斯降噪技术以很好地去除高频噪声,同时最大限度地保留图像的细节特征和边缘信息。

在运行DBSCAN算法之前,将像素点(尽量位于正方形中心)搜索范围从整个图像缩小到一个边长为*b*的正方形中^[4]。正方形外缺失的像素点被假定为距离超出了*epsilon*,无需计算。参数*b*定义为搜索范围边长,将计算得到的数据使用稀疏矩阵进行缓存,以减少内存开销。具体过程如图2所示。

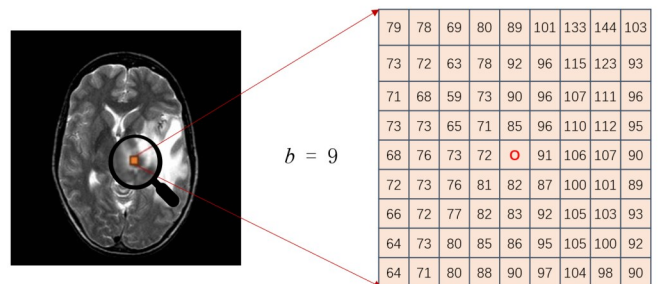


Fig. 2 Illustration of the searching region

图2 搜索范围图解

参数*b*的选取需要权衡内存与精度之间的平衡。一方面,选择较小的*b*值将进一步降低每个像素点需预计算和缓存的邻域范围,从而大幅节省内存资源的占用。与此同

时,较小的 b 值也可能导致部分关键像素点被遗漏,影响算法分割质量。另一方面,适度增大 b 值能够扩大预计算范围,提高分割的可靠性和稳健性。然而,这也意味着需要占用更多内存资源来缓存扩大后的距离数据。

在图像分割领域,合理选择像素点之间的距离度量函数对于聚类质量至关重要。传统的欧氏距离虽然直观、简单,但仍存在一些不足,难以很好地捕捉图像中丰富的语义特征。因此,本文提出一种新颖的距离函数,不仅考虑了像素点的强度差异,而且融合了像素点之间的空间位置关系,更加贴合图像数据的内在结构特征。具体公式如下:

$$\text{distance}(i, j, x, y) = m \cdot CA + n \cdot ED \quad (3)$$

$$CA = f_{\text{-intensity}}(i, j) - f_{\text{-intensity}}(x, y) \quad (4)$$

$$ED = ((i - x)^2 + (j - y)^2)^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

式中, (i, j) 和 (x, y) 各代表一个像素点, CA 代表两个像素点的色差, ED 代表两个像素点的欧式距离。 $f_{\text{-intensity}}(i, j)$ 代表像素点 (i, j) 的像素强度, m, n 是用于加权的常数。通过调节 m 和 n , 使距离函数能够灵活地适应不同场景的需求。

本文中距离函数参数 m 和 n 的设置秉持 $m \geq 1.42 \cdot b \cdot n$ 的原则 (b 为搜索范围的边长), 假设图像有一小块区域像素分布, 如图 3 所示。

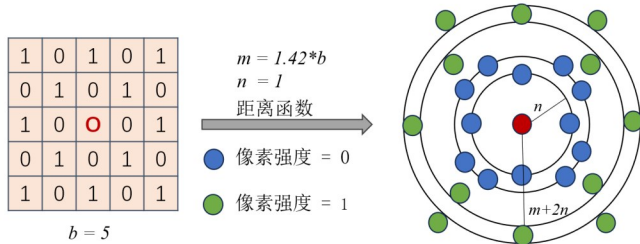


Fig. 3 Illustration of the distance function's effectiveness

图3 距离函数作用图解

由图 3 可知,通过距离函数,中心像素强度为 0 的点与其它像素点的位置进行了变换。由于 $m \geq 1.42 \cdot b \cdot n$, 即使两个平面位置相近的像素点的像素强度差只有一个灰度值,其之间的加权距离值也会比那些像素强度相同,但平面位置相距很远的像素点大,从而将像素强度相近的点聚在一起,并将位置不同且像素强度不同的点分开。

在特殊情况下,如图 4 所示,计算左上角像素点 O (像素强度为 0) 的搜索范围。由图 4 可知,在像素点 O 的搜索范围中,像素点 O 与右侧像素强度为 1 的像素点距离为 $m + n$, 与平面距离最远但像素强度为 0 的右下角像素点的距离为 $4\sqrt{2}n$ 。由于 $m \geq 1.42 \cdot b \cdot n$, 即 $m \geq 5\sqrt{2}n$, 则像素点 O 与右侧紧邻像素点的像素强度差即使只为 1, 其与像素点 O 的加权距离也会大于 $4\sqrt{2}n$, 从而将像素强度相近的点聚在一起,并将位置不同且像素强度不同的点分开。该处理方式有效提高了算法对像素强度和空间位置差异的敏感性,使算法能够对复杂的脑部图像实现更精确的分割。

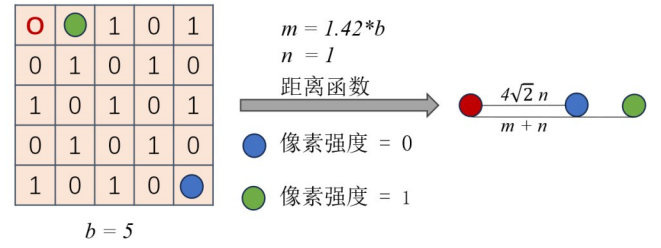


Fig. 4 Illustration of the distance function in special case

图4 特殊情况下的距离函数图解

3.2 初始化操作

DBSCAN算法的两个核心参数 ϵ 和 $\minPts$ 对聚类结果有着决定性影响,合理的初始化这两个参数是非常困难的^[26]。因此,本文提出利用智能算法在合理的搜索空间内迭代求解最佳初始参数值。具体方法如下:

计算每个点与搜索范围内所有点的距离平均值,假设一共有 n 个像素点,得到平均值向量 $\mathbf{M}$ 。

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

在脑部医学图像中,背景通常占据了较大比例,并且大多表现为纯黑色,像素强度值接近 0。如果直接选取整个图像灰度均值最小的像素点作为参考,其很可能落在背景区域,无法很好地反映像素强度值与其周围区域的差异性。因此,对矩阵 $\mathbf{M}$ 中所有像素点的平均灰度值进行排序,选取排在中间位置的像素点作为参考像素点,并根据容忍度参数 t 的值初始化参数。其公式如下:

$$\epsilon = m \cdot t + \text{distance_mean} \quad (7)$$

$$\text{distance_mean} = \left(\sum_{i=1}^N ED \right) / N \quad (8)$$

式中, distance_mean 是参考像素点到搜索范围内所有点平面距离的均值, m 是距离函数中对色差加权的值, N 是搜索范围内点的数量。 $\minPts$ 是参考像素点在搜索范围内距离值小于或等于 ϵ 的点的个数。如果 $\minPts$ 为零,则逐步增大 ϵ , 直至 ϵ 范围内点的个数大于零。其步长为:

$$\text{step} = \text{distance_mean} + 0.5 \cdot m \quad (9)$$

通过上述步骤,可以得到 ϵ 与 $\minPts$ 的初始值,算法会基于这些初始化结果为智能优化算法设置合理的搜索空间边界。 ϵ 与 $\minPts$ 的搜索上界设置为初始化操作得到的初始值, $\minPts$ 的搜索下界通常设置为 4^[25]。 ϵ 的值会受到距离函数影响,选择合适的搜索下界通常更为困难,因此推荐尽量将值设定得较小^[27]。

3.3 迭代优化

PPSO算法对以上两个参数进行优化,适应度函数采用大津准则。其公式如下:

$$\text{fitness}(t) = \sum_{i=0}^{\text{clusters_num}} p_i \cdot (m_i - mg)^2 \quad (10)$$

式中, p_i 是簇 i 中像素数占总像素数的比例, m_i 是簇 i 的平均强度值。 mg 是整个图像的平均强度值, 其值越大越优异。

DBSCAN-PPSO 在每次迭代中会通过创建进程池, 将每个粒子的聚类任务和适应度评估任务并行地提交到进程池中执行。这种并行计算充分利用了多核 CPU 的并行

能力, 能够显著减少适应度值的计算时间。该算法也采用终止准则来减少无效迭代, 如果连续 3 次迭代过程不能改善全局最优解, 则终止后续的迭代优化过程。这一准则能避免算法在收敛后继续进行无谓的计算, 从而提高计算效率。DBSCAN-PPSO 算法流程如图 5 所示。

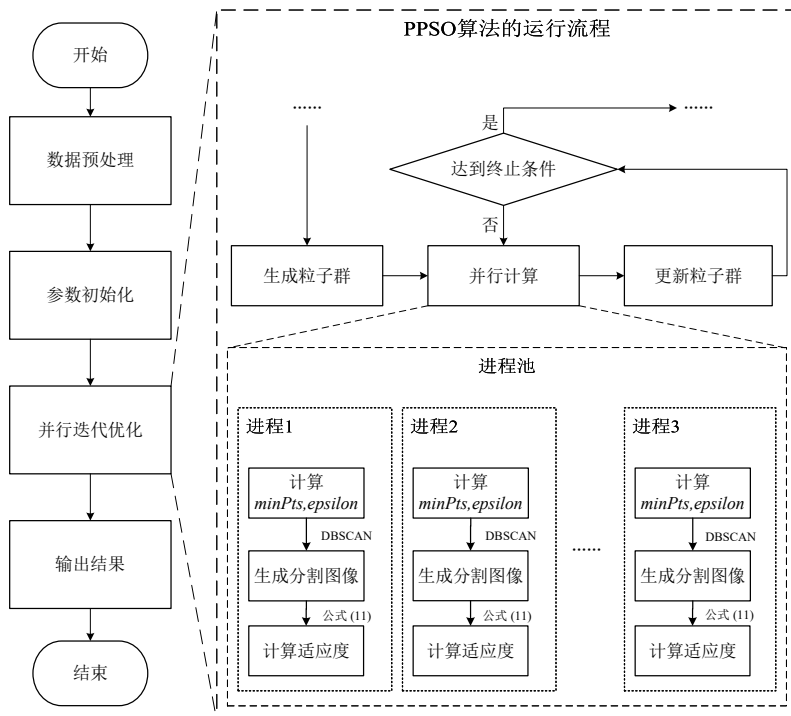


Fig. 5 The flow of the DBSCAN-PPSO algorithm

图5 DBSCAN-PPSO 算法流程

3.4 算法复杂度

假设图像大小为 $r \times c$, 算法时间复杂度分析过程如下: 在图像降噪处理中, 高斯核大小为 $k \times k$, 则高斯降噪的时间复杂度为 $O(r*c*k^2)$, 而在实际应用中, 高斯核大小为 k , 通常远小于图像大小 r 和 c , 因此可将其视为常数, 则时间复杂度可简化为 $O(r*c)$ 。在初始化参数过程中, 需要获取每个点与搜索范围内所有点的距离并求平均值。假设搜索的正方形区域的边长为 b , 则时间复杂度为 $O(r*c*b^2+r*c)$ 。若使用经典的 DBSCAN 算法, 则时间复杂度为 $O((r*c)^2+r*c)$, 算法占用的时间和内存大幅上升, 所有平均值排序的时间复杂度为 $O((r*c)\log(r*c))$ 。上文通过逐步增加 ϵ 大小直至 ϵ 范围内点的个数大于零来初始化 ϵ 和 $\minPts$, 假设需要增加 k 次 ϵ 大小, 其时间复杂度为 $O(k*r*c)$ 。因此, DBSCAN 在参数初始化过程的总时间复杂度为 $O(r*c*b^2+r*c) + O((r*c)\log(r*c)) + O(k*r*c)$ 。在执行 PPSO 算法过程中, 初始化粒子位置和速度的时间复杂度为 $O(PopSize*dim)$, 主循环部分的外层 for 循环执行 $\maxIter$ 次, 其时间复杂度为 $O(\maxIter)$ 。内层 for 循环对每个粒子进行并行计算, 如果进程充足, 其时间复杂度为 $O(1)$, 在最差情况下的时间复杂度为 $O(PopSize)$ 。在图像聚类过程中, 其时间复杂度为 $O(r*c*b^2)$, 并且计算适应度的时间复杂度为 $O(clus-$

$ters_num$)。在参数优化过程中, 更新个体最优解 ($pbest$) 的时间复杂度为 $O(1)$, 更新全局最优解 ($gbest$) 的时间复杂度为 $O(PopSize)$, 更新粒子速度和位置的时间复杂度为 $O(PopSize*dim)$ 。由于 $PopSize$ 、 $\maxIter$ 和 dim 为常数, $clusters_num \ll r*c$, 则算法的总时间复杂度可简化为: $O(r*c*b^2)$, 而 r 、 c 分别表示图像的长度和宽度, b 表示搜索范围的边长。这意味着算法的时间复杂度主要取决于图像的尺寸和 b 的大小。算法时间复杂度分析结果证明了其在处理大规模医学图像数据时的计算效率, 为实际应用提供了理论保障。

4 实验设置

为了全面评估本文提出的 DBSCAN-PPSO 算法性能, 将其与 4 种算法进行对比实验。为确保结果的公平性, 实验所使用的图像数据来源于 Harvard Whole Brain Atlas 数据集, 使用归一化平方根均值误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE)、峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 和结构相似性指数指标 (Structure Similarity Index Measure, SSIM) 的均值作为标准分割质量指标。在脑部医学图像分割任务中, 选择合适的聚类数量可以突出

病变区域。本文对比算法的聚类数目选择参考对比算法 KM-FA 的参数设置, Glioma(t1c)SPECT 数据集聚类数目为 4, 其余数据集聚类数目为 3^[12]。

为了深入探讨容忍度参数 t 和搜索范围边长 b 对图像分割效果的影响, 设计了两组对比实验。在第一组实验中, 将容忍度参数 t 作为独立的变量, 其他参数保持固定, 以此控制实验条件, 排除可能存在的干扰因素。实验分别设置了 t 值为 1、3、5、7、9 的 5 种情形 (此时 $b=11$), 并对每一类 8 张图像在不同 t 值下的聚类数量以及 3 种评价指标进行了详细记录。在第二组实验中, 重点关注搜索范围边长 b 的变化对分割结果的作用, 同样采用控制变量法, 保持除 b 外的其他参数不变, 分别设置 b 值为 7、11、15、19、23 的 5 种情形 (此时 $t=2$), 综合分析其对分割性能的影响。

Table 1 Experimental parameter setting

表 1 实验参数设置

算法	参数
MTS-WOA ^[28]	$a=[0, 2], b=1, l=[-1, 1], \text{population_size}=10, \text{threshold_number}=2, 3$
WKFCM ^[19]	$M=2, \text{cluster_number}=3, 4$
KM-FA ^[12]	$\alpha=0.5, \beta=0.2, \gamma=1, \text{population_size}=10, \text{iterations_times}=10, \text{cluster_number}=3, 4$
Hybrid FCM-PSO ^[29]	$v_max=20, c1=2, c2=2, \text{population_size}=5, \text{max_iterations}=100, \text{cluster_number}=3, 4$
DBSCAN-PPSO	$t=1, 3, 5, 7, 9, b=7, 11, 15, 19, 23, v_max=0.15, c1=1, c2=1, \text{population_size}=10, \text{max_iterations}=100$

(1) MTS-WOA。Aziz 等^[28]研究了两种启发式算法在多级阈值图像分割中的应用, 分别是鲸鱼优化算法 (Whale Optimization Algorithm, WOA) 和飞蛾扑火优化算法 (Moth-Flame Optimization, MFO)。在多级阈值图像分割任务中, 这两种算法优于 SCA 等其他几种群体算法。特别是在高阈值数量时, MFO 的表现优于 WOA, 同时在探索与开发之间实现了良好的平衡。由于脑部医学图像分割无需将图像分割成过多类别, 此时 WOA 的表现更加优异。因此, 选择 WOA 与多阈值分割结合算法作为对比算法。

(2) WKFCM。Ren 等^[19]研究了一种改进的模糊聚类算法 WKFCM (Weighted Fuzzy Kernel Clustering) 及其在脑部图像分割中的应用, 该算法能够有效处理图像的模糊性。通过对脑部 MRI 图像的分析, 量化评估算法的分割效果。WKFCM 算法在脑组织的无监督分割中具有优异的性能, 且对噪声能起到良好的抑制效果。

(3) KM-FA。Hrosik 等^[12]提出一种结合萤火虫算法和 K-Means 聚类算法的脑部图像分割方法, 用萤火虫算法全局搜索最优初始质心点, 对初始质心点使用 K-Means 聚类算法进行局部搜索和收敛, 提高了分割的准确性。

(4) Hybrid FCM-PSO。Verma 等^[29]将 FCM 算法在模糊聚类中的优势与 PSO 算法的全局搜索能力相结合, 以提升聚类效果, 从而解决了 FCM 算法在处理复杂问题 (如医学图像数据) 时易陷入局部最小值的缺点, 有效提高了脑部图像分割的准确性和效率。

4.2 评价指标

本文使用归一化均方根误差 (NRMSE)、峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似指数度量 (SSIM) 衡量图像的分割质

量。为了系统地评估本文提出的新距离函数对图像分割质量的影响, 设计了一组消融实验。在实验中保持其他参数不变, 分别采用传统的欧氏距离函数和新提出的距离函数对脑部图像进行分割, 以比较两者在分割质量上的差异。

4.1 对比算法

为了更好地体现本文提出的 DBSCAN-PPSO 算法的性能, 选取 4 个性能优越的对比算法, 分别是 MTS-WOA、WKFCM、KM-FA 和 Hybrid FCM-PSO, 为本文研究提供了良好的参考和对比基础。具体参数设置如表 1 所示。为了确保对比实验的严谨性与可信度, 依据各算法原文献提供的参数推荐进行了详细的设置, 从而使对比算法在公平的环境下展现其性能。

量。具体公式如下:

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (x(i, j) - x'(i, j))^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x(i, j)^2}} \quad (11)$$

式中, $x(i, j)$ 、 $x'(i, j)$ 分别是原始图像和分割图像在相同位置像素的强度, 其 NRMSE 的数值越低越优异。

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{L^2}{MSE} \right) \quad (12)$$

式中, L 为最大强度值, MSE 为均方误差。具体表示如下:

$$MSE = \frac{1}{N \cdot M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (x(i, j) - x'(i, j))^2 \quad (13)$$

PSNR 的值可体现两幅图像的差异, 差异越小, PSNR 则越高。

结构相似性指标描述了两幅图像之间的相似性水平。两个相同图像的 SSIM 值为 1, 而两个没有结构相似性图像的 SSIM 等于 0。具体公式如下:

$$SSIM = \frac{(2\mu_o \mu_s + d_1)(2\sigma_{os} + d_2)}{(\mu_o^2 + \mu_s^2 + d_1)(\sigma_o^2 + \sigma_s^2 + d_2)} \quad (14)$$

式中, μ_o 、 μ_s 为原始图像 o 和分割图像 s 的均值, σ_{os} 为 o 和 s 的协方差, σ_o^2 、 σ_s^2 分别为图像 o 和 s 的方差。 d_1 和 d_2 用于稳定除法, 避免出现如分母接近于零导致数值不稳定的问题。

4.3 实验环境

本文主要的软硬件环境如下: OS 为 Windows 11 23H2 64bit; CPU 为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12500H 3.10

GHz; RAM 为 32.0 GB (23.8 GB available) 3 200 Hz; PE 为 Python 3.10.12。

5 仿真分析

5.1 算法性能评估

为了更加直观地对比不同算法在图像分割任务上的表现差异,针对 3 类脑部图像的 5 种算法分割结果,各选取一张代表性图像进行对比展示,如图 6 所示。

对 DBSCAN-PPSO 算法在 3 个不同的医学图像分割数据集上进行了实验评估,以验证其图像分割性能。由表 2 数据和图 7 可知,算法表现整体出色。特别是在 Glioma (fdg)PET 和 Sarcoma 数据集上,该算法的 NRMSE、PSNR 和 SSIM 指标均排名前列,展现出最佳性能。在 Glioma(titc)SPECT 数据集上,虽然 DBSCAN-PPSO 的某些指标低于 KM-FA 和 WKFCM 算法,但仍然优于其他算法。该结果证明了 DBSCAN-PPSO 算法在医学图像分割任务中具有良好的性能。

5.2 参数影响分析

容忍度参数 t 代表对像素强度差的容忍度, t 值越小,容忍度越低,会产生更多聚类,捕捉更多图像细节。具体实验数据如表 3 所示。

随着参数 t 值的增加,DBSCAN-PPSO 算法在所有医学图像数据集上生成的聚类数目减少,导致分割性能普遍下降,表现为 NRMSE 上升,PSNR 和 SSIM 下降,说明算法对图像细节的捕捉能力减弱。因此,在实际应用中,选择合适的 t 值是关键,需要平衡分割精度和结果。较小的 t 值有助于提高分割精度和捕捉细节的能力,而适当增大 t 值可以减少冗余聚类,简化分割结果。

搜索范围边长参数 b 的选取是内存空间与分割精度之

Table 2 Comparison of segmentation performance between DBSCAN-PPSO algorithm and comparative algorithms

表 2 DBSCAN-PPSO 算法与对比算法分割性能比较

图像	算法	NRMSE	PSNR	SSIM
Glioma(fdg)PET	MTS-WOA	0.327 6	22.746 4	0.913 8
	WKFCM	0.242 9	25.343 4	0.834 7
	KM-FA	0.224 7	26.019 6	0.825 4
	Hybrid FCM-PSO	0.277 2	24.293 0	0.794 0
	DBSCAN-PPSO	0.218 9	26.979 3	0.908 5
Glioma(titc)SPECT	MTS-WOA	0.190 0	25.139 6	0.843 7
	WKFCM	0.146 9	27.378 9	0.836 6
	KM-FA	0.143 1	27.601 7	0.834 0
	Hybrid FCM-PSO	0.166 3	26.442 7	0.803 1
	DBSCAN-PPSO	0.158 6	26.945 8	0.844 1
Sarcoma	MTS-WOA	0.270 9	22.064 2	0.741 2
	WKFCM	0.213 7	24.096 4	0.695 3
	KM-FA	0.204 0	24.493 8	0.652 5
	Hybrid FCM-PSO	0.261 6	22.566 4	0.530 4
	DBSCAN-PPSO	0.169 3	26.283 4	0.765 1

间权衡的结果,较小的 b 值有助于减少内存消耗。相对地,较大 b 值可以拓宽预计算范围。具体实验数据如表 4 所示。

较小的 b 值往往能带来更多的聚类数目,获得更优秀的分割指标。然而,这不能说明更小的 b 值能带来更好的分割质量。事实上,当 b 值减小时,意味着算法搜索范围缩小,可能导致本该属于同一聚类的大簇被分割成多个小簇,从而产生更多类别。在此情况下,虽然评价指标可能显示出更优的数值,但这并不能代表分割质量的提升。同时, b 值的选取还需要考虑算法的时间复杂度。根据上文对算法时间复杂度的分析,算法的总时间复杂度可简化为 $O(r*c*b^2)$ 。随着参数 b 值的增加,算法运行时间呈现出显著的上升趋势。

5.3 消融实验

新距离函数对于分割质量的影响如表 5 所示。

总体来看,新距离函数在 3 种图像上都显著提高了分

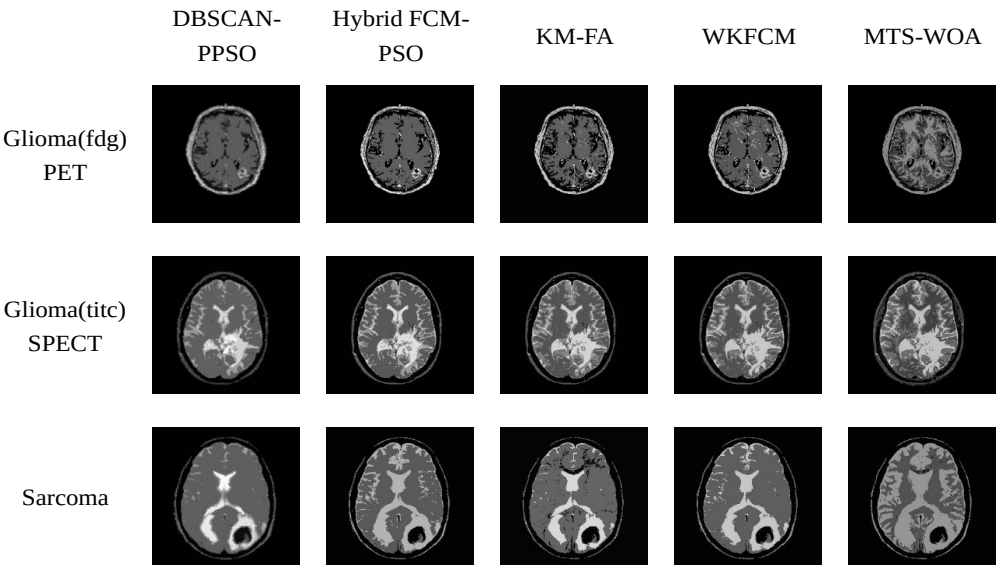


Fig. 6 Comparison of simulation results

图 6 仿真结果比较

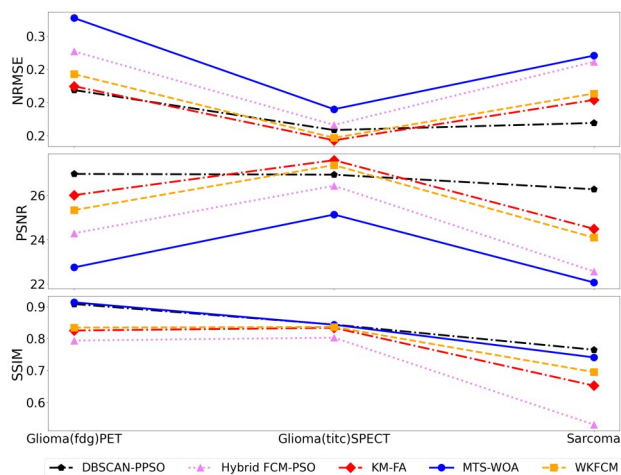


Fig. 7 Comparison of simulation experiment results

图7 仿真实验结果比较

Table 3 Statistics of cluster numbers for various images under different tolerance parameters t

表3 不同容忍度参数 t 下各类影像聚类数统计

图像	$t=1$	$t=3$	$t=5$	$t=7$	$t=9$
Glioma(fdg)PET	1 164	945	313	126	95
Glioma(titc)SPECT	1 230	968	260	104	67
Sarcoma	1 226	853	206	87	52

Table 4 Statistics of cluster numbers for various images under different parameters b

表4 不同 b 值下各类影像聚类数统计

图像	$b=7$	$b=11$	$b=15$	$b=19$	$b=23$
Glioma(fdg)PET	1 396	1 096	560	304	158
Glioma(titc)SPECT	1 476	1 170	541	264	178
Sarcoma	1 517	1 125	508	204	180

Table 5 Impact of the new distance function on segmentation quality

表5 新距离函数对于分割质量的影响

图像	距离函数	NRMSE	PSNR	SSIM
Glioma(fdg)PET	欧式距离函数	0.329 0	23.421 8	0.823 1
	新距离函数	0.218 2	27.011 7	0.909 0
Glioma(titc)SPECT	欧式距离函数	0.258 8	22.657 8	0.689 4
	新距离函数	0.168 9	26.352 0	0.837 1
Sarcoma	欧式距离函数	0.261 6	22.494 0	0.625 1
	新距离函数	0.188 4	25.364 3	0.780 9

割的准确性(NRMSE降低)、图像质量(PSNR提高),以及分割后图像与原始图像的一致性(SSIM提高)。新距离函数的设计可以更好地适应脑部图像的复杂性和多样性。由于脑部图像中不同区域的密度和纹理可能差异很大,新距离函数通过结合像素强度和空间信息,能够更精细地刻画像素间的差异。这种综合信息的方法有助于在分割过程中区分出更细微的结构,表明新距离函数在处理脑部图像分割任务时具有明显优势,能够提供更准确和高质量的分割结果。

5.4 DBSCAN-PPSO算法内在机制

在脑部医学图像分割中,聚类数目的选择十分重要,通常是根据经验观察每个肿瘤图像的特征来确定。然而,DBSCAN算法不需要事先指定聚类数量,使其在处理未知

脑部肿瘤图像时更加灵活。DBSCAN-PPSO算法分割效果如图8所示。

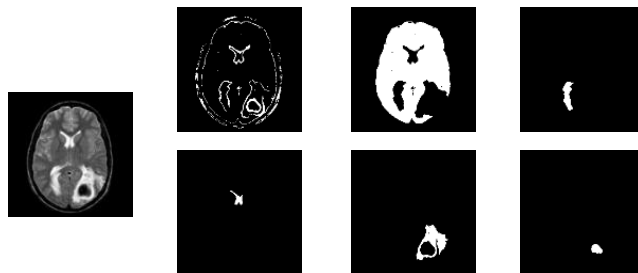


Fig. 8 Segmentation effect of DBSCAN-PPSO algorithm

图8 DBSCAN-PPSO算法分割效果

DBSCAN算法通过定义核心对象和边界对象,能有效识别出噪声点,从而提高分割的鲁棒性,并且其能发现任意形状的聚类,这对肿瘤分割尤为重要。由于肿瘤形状和大小各异,使用传统基于距离的聚类算法(如K-Means)可能无法准确分割出肿瘤区域,而DBSCAN算法通过定义密度可达和密度连接的概念,能够发现各种形状的聚类,更适应肿瘤分割的需求。

虽然DBSCAN算法具有诸多优异特性,但其性能高度依赖于参数设置。PPSO算法通过粒子在解空间中的移动和相互作用,能够高效地搜索最优的参数组合。由图9可知,将DBSCAN算法与PPSO算法相结合,能够充分发挥两者的优势,实现高效、精确的脑部医学图像分割。

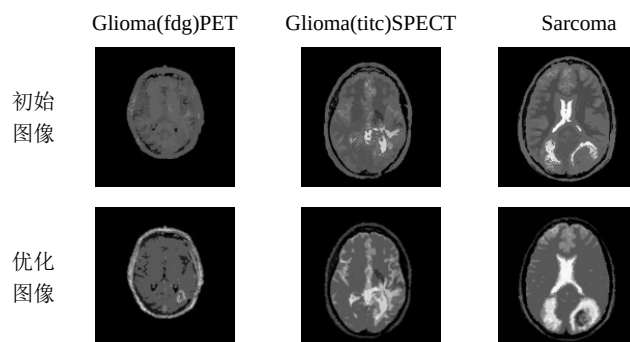


Fig. 9 Comparison of image segmentation effects using initial parameter values and optimized parameter values

图9 使用参数初始值与优化后的最佳参数值进行图像分割效果对比

此外,本文提出的距离函数通过将像素强度信息与空间位置信息加权结合,可更好地区分出不同位置不同像素强度的点,并且设置适当的搜索范围边长 b 值,可在保证分割质量的前提下,减少运行时间。同时,通过调整容忍度参数 t 的值,可以控制算法对细节的捕捉能力。一般情况下,较小的 t 值能够获得更高的分割精度,产生更多细致的聚类,有助于捕捉影像细节。在某些应用场景中,过多细节并非必需,此时适当增大 t 值可以降低算法对细节的聚集程度,这种灵活性使得算法能够适应多种场景下的脑部医学图像分割任务。

6 结语

本文提出一种名为DBSCAN-PPSO的混合聚类算法,该算法创新性地结合了DBSCAN算法和PPSO算法的优点,具有良好的适应性和灵活性,实现了对脑部医学图像的高质量分割,是一种极具发展潜力的算法。

未来的研究主要分为两个方向:一是探索该算法在其他医学图像分割任务中的应用,提升算法的泛化能力,以满足临床应用的需求;二是探索将算法部署在GPU上的可能性,减少数据预处理部分所需的时间,以提高算法的运行效率。

参考文献:

- [1] MA J, HE Y, LI F, et al. Segment anything in medical images [J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 654.
- [2] WANG C, JI M, WANG J, et al. An improved DBSCAN method for LiDAR data segmentation with automatic eps estimation [J]. Sensors, 2019, 19(1): 172.
- [3] MARDANI K, MAGHOOLI K. Enhancing retinal blood vessel segmentation in medical images using combined segmentation modes extracted by DBSCAN and morphological reconstruction [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 69: 102837.
- [4] SHEN J, HAO X, LIANG Z, et al. Real-time superpixel segmentation by DBSCAN clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(12): 5933-5942.
- [5] BAI X, XIE Z, XU X, et al. An adaptive threshold fast DBSCAN algorithm with preserved trajectory feature points for vessel trajectory clustering [J]. Ocean Engineering, 2023, 280: 114930.
- [6] CUI H, WU W, ZHANG Z, et al. Clustering and application of grain temperature statistical parameters based on the DBSCAN algorithm [J]. Journal of Stored Products Research, 2021, 93: 101819.
- [7] ABUALIGAH L, DIABAT A. A comprehensive survey of the grasshopper optimization algorithm: results, variants, and applications [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(19): 15533-15556.
- [8] ABUALIGAH L. Multi-verse optimizer algorithm: a comprehensive survey of its results, variants, and applications [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(16): 12381-12401.
- [9] GAD A G. Particle swarm optimization algorithm and its applications: a systematic review [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(5): 2531-2561.
- [10] LIU Z, TONG L, CHEN L, et al. Deep learning based brain tumor segmentation: a survey [J]. Complex & Intelligent Systems, 2023, 9(1): 1001-1026.
- [11] ARUNKUMAR N, MOHAMMED M A, GHANI M K A, et al. K-Means clustering and neural network for object detecting and identifying abnormality of brain tumor [J]. Soft Computing, 2019, 23: 9083-9096.
- [12] HROSIK R C, TUBA E, DOLICANIN E, et al. Brain image segmentation based on firefly algorithm combined with K-Means clustering [J]. Studies in Informatics and Control, 2019, 28(2): 167-176.
- [13] ISLAM M K, ALI M S, DAS A A, et al. Human brain tumor detection using K-Means segmentation and improved support vector machine [J]. International Journal of Scientific Engineering Research, 2020, 11(6): 6.
- [14] CHIEB J, GHATH M, AMIT C, et al. Mutated aquila optimizer for assisting brain tumor segmentation [DB/OL]. <https://openreview.net/forum?id=6ZRAfCVkeQ>.
- [15] VIJAY J, SUBHASHINI J. An efficient brain tumor detection methodology using K-Means clustering algorithm [C]// Proceedings of the 2013 International Conference on Communication and Signal Processing, 2013: 653-657.
- [16] BENSON C, DEEPA V, LAJISH V, et al. Brain tumor segmentation from MR brain images using improved fuzzy C-Means clustering and watershed algorithm [C]// Proceedings of the 2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, 2016: 187-192.
- [17] ZOTIN A, SIMONOV K, KURAKO M, et al. Edge detection in MRI brain tumor images based on fuzzy C-Means clustering [J]. Procedia Computer Science, 2018, 126: 1261-1270.
- [18] SHASIDHAR M, RAJA V S, KUMAR B V. MRI brain image segmentation using modified fuzzy C-Means clustering algorithm [C]// Proceedings of the 2011 International Conference on Communication Systems and Network Technologies, 2011: 473-478.
- [19] REN T, WANG H, FENG H, et al. Study on the improved fuzzy clustering algorithm and its application in brain image segmentation [J]. Applied Soft Computing, 2019, 81: 105503.
- [20] ABDEL-MAKSOU E, ELMOGY M, AL-AWADI R. Brain tumor segmentation based on a hybrid clustering technique [J]. Egyptian Informatics Journal, 2015, 16(1): 71-81.
- [21] ALMAHFUD M A, SETYAWAN R, SARI C A, et al. An effective MRI brain image segmentation using joint clustering (K-Means and Fuzzy C-Means) [C]// Proceedings of the 2018 International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems, 2018: 11-16.
- [22] KAUR N, SHARMA M. Brain tumor detection using self-adaptive K-Means clustering [C]// Proceedings of the 2017 International Conference on Energy, Communication, Data Analytics and Soft Computing, 2017: 1861-1865.
- [23] BLESSY S, SULOCHANA C H. Performance analysis of unsupervised optimal fuzzy clustering algorithm for MRI brain tumor segmentation [J]. Technology and Health Care, 2015, 23(1): 23-35.
- [24] LALWANI S, SHARMA H, SATAPATHY S C, et al. A survey on parallel particle swarm optimization algorithms [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2019, 44: 2899-2923.
- [25] ESTER M, KRIEGER H-P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise [C]// Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 1996: 226-231.
- [26] STARCZEWSKI A, GOETZEN P, ER J. A new method for automatic determining of the DBSCAN parameters [J]. Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research, 2020, 10(3): 209-221.
- [27] SCHUBERT E, SANDER J, ESTER M, et al. DBSCAN revisited, revisited: why and how you should (still) use DBSCAN [J]. ACM Transactions on Database Systems, 2017, 42(3): 1-21.
- [28] AZIZ M A E, EWEES A A, HASSANIAN E A. Whale optimization algorithm and moth-flame optimization for multilevel thresholding image segmentation [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 83: 242-256.
- [29] VERMA H, VERMA D, TIWARI P K. A population based hybrid FCM-PSO algorithm for clustering analysis and segmentation of brain image [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 167: 114121.

(责任编辑:黄健)