

基于模糊聚类的脑磁共振图像分割算法综述

孙权森 纪则轩

(南京理工大学计算机科学与工程学院, 南京, 210094)

摘要: 磁共振成像(Magnetic resonance imaging, MRI)技术以其非介入、无损伤以及不受目标运动影响等特点,已成为临床诊断的重要辅助手段。精确的脑MR图像分割对生物医学研究和临床应用具有重要的指导意义。在实际应用中,脑MR图像中存在的噪声、灰度不均匀性、部分容积效应和低对比度等缺陷,都给脑MR图像的精确分割带来了巨大困难和挑战。本文基于模糊聚类模型的脑MR图像分割问题,从聚类类别数的确定、模型初始化、克服噪声、估计偏移场、克服部分容积效应、数据不确定性描述以及模型扩展7个方面深入阐述了国内外发展现状、应对技巧及改进策略,并分析存在的不足,指出进一步的研究方向。

关键词: 脑磁共振成像;图像分割;模糊聚类;空间信息;灰度不均匀性;部分容积效应

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Fuzzy Clustering for Brain MR Image Segmentation

Sun Quansen, Ji Zexuan

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing, 210094, China)

Abstract: Magnetic resonance imaging (MRI) has several advantages over other medical imaging modalities, including high contrast among different soft tissues, relatively high spatial resolution across the entire field of view and multi-spectral characteristics. Hence, it has been widely used in quantitative brain imaging studies. Quantitative volumetric measurement and three-dimensional visualization of brain tissues are helpful for pathological evolution analyses, where image segmentation plays an important role. However, MR images suffer from several major artifacts, including intensity inhomogeneity, noise, partial volume effect and low contrast, which makes MR segmentation remain a challenging topic. Therefore, this paper reviews brain MR image segmentation based on fuzzy clustering model from seven aspects, i. e., the determination of cluster number, the initialization of model, the robustness to noise, the estimation of intensity inhomogeneity and partial volume, the uncertainty description of data and the model extension. Limitations existing in the available methods are analyzed, and problems in further research are discussed as well.

Key words: brain magnetic resonance imaging(MRI); image segmentation; fuzzy clustering; spatial information; intensity inhomogeneity; partial volume effect

引 言

近年来,脑部疾病以其高发病率、高死亡率、高致残率、高复发率及多并发症等特点成为威胁人类健康的重要因素。颅脑损伤、颅内肿瘤、脑血管病、癫痫、脑瘫及帕金森氏病等疾病的发病率均在逐年增加。因而,如何借助医学影像定性、定量分析脑组织,并进而分析相关脑部疾病已经成为当前的研究热点^[1]。近二十多年来,医学影像已成为医学诊断的重要技术手段,在临床诊断、治疗和手术规划导航中发挥着重要的作用。磁共振成像(Magnetic resonance imaging, MRI)、磁共振功能成像(functional Magnetic resonance imaging, fMRI)、计算机化 X 线断层摄影(Computed tomography, CT)、正电子发射断层扫描(Positron emission tomography, PET)以及超声成像(Ultrasound scan, US)等医学成像技术已经广泛用于医疗诊断、治疗、术前计划以及术后监控等各个环节。其中,由于 MRI 特殊的成像机理,使其对生物体内软组织的成像十分有效。相比于其他成像模式, MRI 主要具有如下特点:针对软组织获得对比度更高的图像、具有任意方向直接分层成像的能力、无辐射且几乎不会对人体产生伤害、包含的信息量大和具有较高的空间分辨率。

医学图像分割是进行计算机图像处理和分析的关键,是医学图像理解的基础,也是制约医学图像处理领域相关技术发展和应用的瓶颈。医学图像分割是指把医学图像分成具有不同特性的互不交叠的区域。由于脑结构复杂的拓扑结构、不同个体之间脑结构的差异性以及脑 MR 图像本身存在的缺陷,使得脑 MR 图像的自动分割方法得到了广泛的研究。医学图像分割在生物医学研究、临床诊断以及病理分析等方面具有重要的意义,已成为临床领域和医学图像处理领域共同关注的一个核心问题,具体表现如下^[2-5]:(1)用于生物医学图像的分析,辅助医生病理诊断的准确性;(2)用于精确测量人体器官、组织或病灶的体积,实现定量测量和分析,辅助医生诊断、预测和制定治疗方案。(3)用于医学图像的三维重建,丰富诊断和治疗手段;(4)分割结果易于图像理解与重建,加深对视觉本质的理解。本文针对脑磁共振图像中存在的缺陷,总结了基于模糊 C 均值聚类算法在脑磁共振图像分割方面的应用。

1 脑 MR 图像分割难点

在实际应用中,磁共振(MR)图像存在以下缺陷^[6-9]:噪声、灰度不均匀性、脑组织的部分容积效应以及低对比度。

(1)灰度不均匀性现象,即偏移场。由于受射频场不均匀性、MR 设备本身以及脑不同组织之间的差异性和脑组织的容积效应等影响,导致成像过程中信号发生了混淆,造成了图像中出现灰度不均匀现象,其表现为图像上同一组织的像素灰度沿空间呈缓慢平滑的变化。

(2)图像噪声。由于成像过程中受到多种外界因素的干扰,使得 MR 图像中往往含有较多的噪音,且噪声是 MR 图像成像过程很难避免的,对图像的分割精度具有较大影响。

(3)部分容积(Partial volume, PV)效应。由于脑部拓扑结构的复杂性、软组织的不规则性、患者体位的改变以及检床的运动等因素,使目标结构的边界变得不明确和不连续,不同软组织之间边界变得模糊,同时导致图像每层之间的成像结果存在一定程度的交叠,最终反应到脑 MR 图像中即为 PV 效应。

(4)低对比度。作为一种非介入的成像方式,MR 成像的分辨率仍然有限,导致 MR 图像不可避免地存在低对比度现象,一般表现为不同软组织之间或软组织与病灶之间的对比度较低,这样很容易导致分割方法失效。

图 1(a)给出了合成的无噪声无灰度不均匀性的脑 MR 图像,图 1(b)在图 1(a)的基础上加入了噪声,图 1(c)在图 1(a)加入了灰度不均匀性,图 1(d)则在图 1(a)的基础上同时加入噪声和灰度不均匀性。图 1(e)显示了标准的分割结果,图 1(f~h)分别是图 1(b~d)由标准模糊 C 均值聚类算法得到的分割结果。与标准分割结果相比,不难发现噪声与灰度不均匀性对于图像分割所造成的影响。图 2(a)显示了

一幅真实的脑 MR 图像,其中存在明显的噪声、灰度不均匀性以及较低的对比度,图 2(c)给出了采用模糊 C 均值聚类算法的分割结果,与图 2(b)专家分割结果相比,若不采用相应的处理技术,脑 MR 图像中存在的各种缺陷将直接导致普通传统算法失效。因此针对脑 MR 图像自身存在的缺陷对相应的模型进行有针对性的研究和改进十分必要。

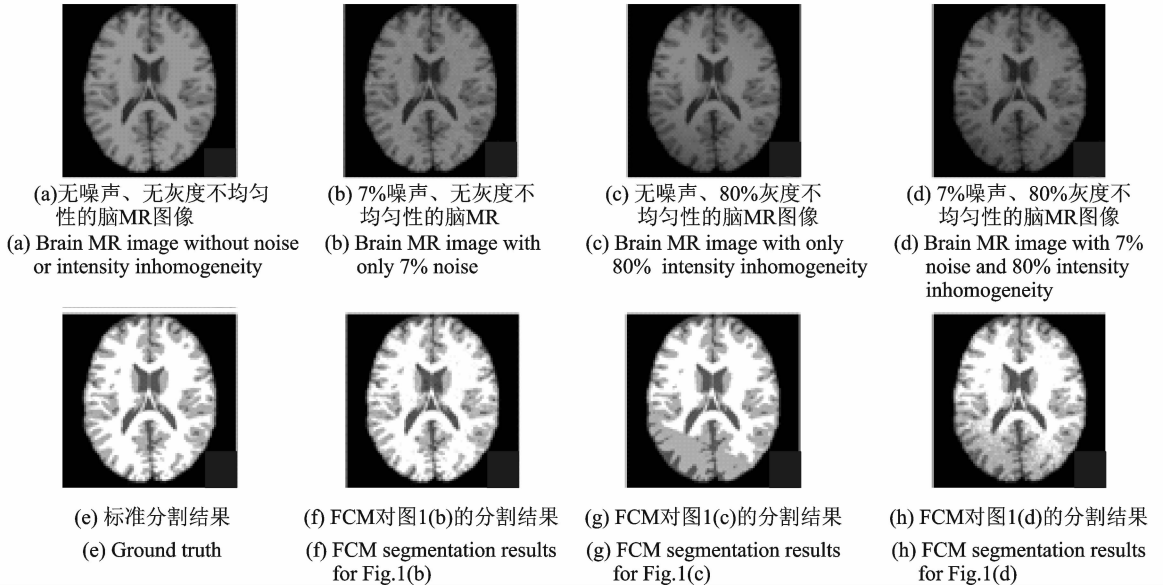


图 1 合成脑 MR 图像存在的缺陷及相应的模糊 C 均值聚类算法分割结果

Fig. 1 Simulated brain images with the artifacts and the corresponding segmentation results with fuzzy c-means algorithm

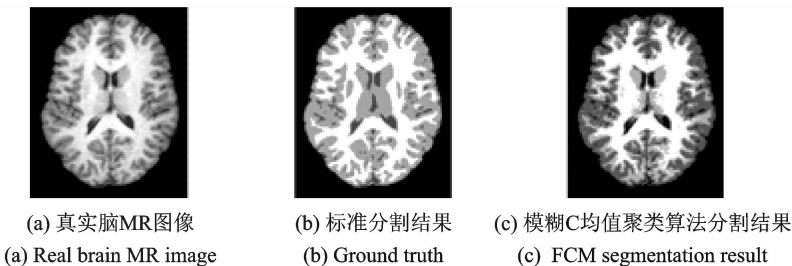


图 2 真实脑 MR 图像、专家分割结果和模糊 C 均值聚类算法分割结果

Fig. 2 Real brain MR image, ground truth and segmentation result with FCM

2 模糊聚类分割算法

2.1 聚类算法

聚类是指按照一定的相似性度量准则将物理或抽象对象的集合划分成多组具有同类性质的子类,子类内部的彼此对象之间的相似性大于与类间对象的相似性^[9]。一般而言,聚类算法可以分为层次聚类、划分聚类和密度聚类。层次聚类通过创建一个层次将数据分解成给定的数据集;划分聚类则是借助相似性度量准则直接将数据划分成预先指定类别数的子类,不需要创建层次结构;基于密度的方法是根据密度完成对象的聚类,无需借助相似性度量准则。目前主流的聚类方法包括:基于平方误差的聚类,

如 K 均值算法^[10];基于混合密度的聚类,如期望最大算法^[11]和高斯混合密度分解算法^[12];基于图论的聚类^[13];基于组合搜索技术的聚类,如遗传引导算法^[14];模糊聚类,如模糊 C 均值聚类^[15];基于神经网络的方法^[16];基于支持向量的聚类^[17]等。其中,作为一种经典的“软”分割模型,基于模糊聚类的算法被广泛应用于脑 MR 图像分割研究中^[18],其原因在于该类方法将聚类问题归结为一个带约束的非线性规划问题,通过优化求解获得数据集的模糊规划和聚类结果。模糊聚类设计简单、易于实现,解决问题的范围广泛,同时该方法还能够转化为优化问题,进而借助经典数学的非线性规划理论求解。尽管该类算法是一种较为经典的算法,但近 20 年来相关文章层出不穷,使其在理论方面不断完善,并与实际应用相结合,成为模式识别理论与应用不可或缺算法之一。因此,本文将针对基于模糊聚类的算法在脑 MR 图像分割方面进行深入探讨。

2.2 模糊 C 均值聚类算法

由于人眼视觉的主观性使图像比较适合采用模糊手段进行处理,同时训练样本图像的匮乏又需要无监督分析,而模糊聚类恰好满足了这两方面的要求。Prewitt^[19]首先提出了图像分割时应该采用模糊处理的方法,自此模糊聚类成为图像分割领域最为广泛应用的方法之一^[20,21]。基于目标函数的聚类算法模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)算法,是其中理论最为完善、应用最广泛的模型之一。FCM 算法最先由 Dunn^[22]提出,后经 Bezdek^[23,24]改进,给出了基于最小二乘法原理的迭代优化算法,并证明了该算法收敛性。FCM 算法的主要目的在于将向量空间的样本点按照某种距离度量划分成一定数量的子空间,通过对目标函数的迭代优化实现数据集的模糊划分。

FCM 算法的基本思路为:将由 N 个维数为 D 的样本组成的数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^{N \times D}$ 分为 C 类,若 X 中任意样本 $x_k (k=1, 2, \dots, N)$ 对第 $i (1 \leq i \leq C)$ 类的隶属度矩阵为 $u_{ik} (u_{ik} \in [0, 1])$, 则分类结果可以用一个模糊隶属度矩阵 $U = \{u_{ik}\} \in \mathbf{R}^{N \times C}$ 表示。根据模糊集的定义,对于图像中的任意一点,都有 $\sum_{i=1}^C u_{ik} = 1$ 。FCM 就是通过最小化关于隶属度矩阵 U 和聚类中心集合 V 的目标函数 J_{FCM} 来实现数据分类的,即

$$J_{FCM} = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{ik}^m d_{ik}^2 \quad (1)$$

其中, $U = \{u_{ik}\} \in \mathbf{R}^{N \times C}$ 为隶属度矩阵, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_C\} \in \mathbf{R}^{C \times D}$ 为 C 个聚类中心的集合, $m \in [1, \infty]$ 为加权指数,当 $m=1$ 时,模糊 C 均值聚类就退化为经典的 K 均值聚类。 $d_{ik} = \|x_k - v_i\|_A$ 表示第 k 个样本到第 i 类中心 v_i 的距离, $\|\cdot\|_A$ 表示 A 范数,一般定义为欧氏距离。FCM 的目标函数可以通过迭代更新隶属度矩阵 U 和聚类中心集合 V ,直到聚类目标函数收敛达到最优解

$$u_{ik}^* = \left\{ \sum_{j=1}^C \left[\left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right] \right\}^{-1} \quad (2)$$

$$v_i^* = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (3)$$

3 模糊聚类算法应用于脑 MR 分割的发展现状

虽然 FCM 算法由于算法自身的优势得到了广泛的应用和发展,然而该算法在分割脑 MR 图像时面临以下几方面的问题。本章针对模糊聚类算法应用于脑磁共振图像分割方面存在的缺陷,对以下 7 方面进行了综述,并分别总结了应对技巧及改进策略。

3.1 聚类类别数确定的问题

FCM 算法在聚类进行之前必须指明类的数目,否则聚类无法进行,因此如何自动估计类别数目是

模糊聚类方法中最为困难的问题之一^[25]。Yu 和 Cheng 重点研究了 FCM 算法中最佳类别数目的取值范围^[26]。为了解决聚类的类别数的问题,目前常用的策略是将类别数目的确定问题转化为聚类有效性问题,通过设计一个“好的”聚类有效性检测准则,即聚类有效性指标,在不同情形下分别运行聚类算法,指标函数取值最优时对应的聚类结果即为最优聚类划分,并由此判定聚类类别数目^[27]。聚类有效性准则包括内部准则、外部准则以及相关准则^[28]。例如,基于类内紧凑性或类间分散性的聚类准则^[29-32]、基于信息熵或基于目标内部比例的聚类准则^[33-35]。此类基于有效性函数的聚类数目确定方法^[36-41]的基本思想是通过对类别数目逐步叠加,依次对图像进行分割,根据有效性函数的最佳取值来选择最佳的聚类数目及相应的分割结果,并以此作为最优的类别数。这种做法虽然有效地解决了聚类时类别数目的确定问题,但是此类试探性的方式其本质是将聚类算法运行数次,加之迭代类算法本身计算量就很大,导致最终算法复杂度大大增加。另一方面,基于模糊集的有效性函数的定义本身就是模糊聚类算法研究中的一个难点。因此此类穷举试探的方法,虽然一定程度上能解决类别数的问题,但是其实用性有限。需要指出的是,采用模糊聚类算法对脑磁共振图像进行分割时,需要进一步根据图像本身的特性以及先验知识和实践经验(例如图像中是否存在肿瘤病变等)对有效性函数进行改进。到目前为止,笔者尚未发现一种简单有效的基于脑 MR 图像分割的聚类类别数的确定方法。因此,如何根据脑 MR 图像自身特点,自动地确定图像中组织(包括正常脑部组织与脑部病变组织)的类别数量是当前该领域亟待解决的问题。

3.2 模型的初始化问题

由数学分析理论可知,任一可收敛的迭代算法,“好的”参数初始化能够显著提高算法的收敛速度,而“坏的”参数初始化往往容易导致算法陷入局部极值。FCM 算法作为一种典型的通过迭代方式求解模型的算法,其参数初始值的好坏往往决定了算法收敛的效果,即 FCM 对于参数初始值十分敏感。一般而言,在没有先验信息指导的情况下,FCM 往往采用随机初始化的方法。这样做虽然在参数初始化时算法较为高效,但是随机选择参数初始化的方式过于盲目,算法无法自动判定初始值的优劣,导致算法可能出现收敛速度慢,甚至陷入局部极值,从而增加了算法的不确定性,降低了算法的实用性。遗憾的是,目前对于聚类算法参数初始值的设定尚无明确的理论指导,使得如何选择聚类参数的初始值仍然是一个难题。

目前,基于 FCM 的图像分割算法中,参数的初始值一般是通过图像的直方图获取,其中以 Pham 和 Prince 提出的方法^[42]为典型代表。该方法在图像直方图的基础上,采用核函数不断对其进行拟合,直到寻找到规定数量的“峰”(即已设定的聚类数目)为止。然而,如前文所述,脑 MR 图像中存在明显的灰度不均匀性、噪声以及低对比度等缺陷,使得图像的直方图中很难找到足够数量的突出的“峰”,从而导致此类基于直方图的初始化方法失效。此外,Yager 和 Filev^[43]利用其提出的山函数或势函数对聚类中心进行初始化,但该方法的计算量会随着样本维数的增加呈指数级增长。Chiu^[44]在此基础上提出了一种改进算法,使得算法的计算量只与样本数目有关,而与样本维度无关,较好地解决了计算精度与复杂度之间的矛盾。Tan 等^[45]采用分裂合并技术提出了一种分层初始化方法;Chaudhuri 等^[46]使用密度函数估计聚类中心的初始值;Poststair 等^[47]在二值形态学方法的基础上,引入模糊测度法和 Marr 算子,实现了聚类中的初始化。从上述算法中不难发现,当前聚类中心的初始化方法一般是通过与多种技术相结合,获得与实际聚类中心值较为接近的参数初始值,从而达到提升算法收敛速度和避免算法陷入局部极值的目的。

3.3 噪声敏感的问题

由式(2)不难发现,FCM 算法通过计算图像中各像素点与各聚类中心之间的距离来求解隶属度函数,因此 FCM 算法对于图像中存在的噪声十分敏感。当前主流算法都是借助马尔可夫模型理论,通过

向模型中引入空间约束信息,使得一个像素点所属类别取决于其所在邻域空间内所有像素点的灰度值,从而提高FCM算法对于图像噪声的鲁棒性。目前,此类基于空间约束的模糊C均值聚类算法可分为以下3种策略。

(1) 在目标函数中引入图像滤波模板

Ahmed等^[48]将邻域均值引入到目标函数中,从而较好地克服了图像噪声的影响,但该方法需要在每一次迭代过程对邻域信息计算,算法复杂度较高。为了提高算法的运行效率,Chen等^[49]在FCM算法迭代之前,图像进行滤波处理,分别采用均值滤波和中值滤波提出了FCM_S1和FCM_S2两种改进算法。Szilágyi等^[50]正是在此基础上,首先对图像进行均值滤波,其次在灰度直方图的基础上对灰度级采用FCM算法,实现了图像的快速分割。然而,无论是均值滤波还是中值滤波,都不可避免地模糊图像的边缘信息,导致算法的分割精度有限,而且随着迭代步骤的增加,分割结果的模糊程度也会逐步提升。

(2) 构造各向异性权重的空间信息

Cai等^[51]借助双边滤波的策略,结合局部空间距离和局部灰度距离,构建了一种新的局部相似性度量方法,虽然减弱了图像边缘的模糊,但该算法引入了较多控制参数,使得算法缺乏实用性,且算法分割精度仍然有限。Szilágyi等^[52]此算法基础上,对各像素点邻域内的所有像素点的灰度值进行统计分析,根据中值、最大值和最小值自动计算出邻域内各点对于中心点的影响权重,并以此更新中心点的像素值。类似的基于各向异性权重的空间约束信息的FCM算法还包括:Kang BY等^[53]提出的自适应权重均值;Kang J等^[54]提出的基于空间同质的FCM算法;Ji等^[55-57]通过计算邻域内各像素点灰度值与邻域其他所有像素点灰度值之间的距离构建的各项异型性权重计算方法;刘华军等^[58]根据像素之间以及像素与邻域之间的关系构造了空间关系隶属度矩阵;Xia等^[59]利用局部信息构造了具有空间约束信息的距离度量函数;Ma和Staunton^[60]将聚类中心的更新与局部均值信息的更新分开迭代;Wang等^[61]将非局部图像滤波的思想引入到FCM目标函数中,构建了局部信息与非局部信息约束下的FCM算法,虽然该方法对于图像噪声具有较强的鲁棒性,但由于非局部信息的复杂度,使得算法的运行效率较为低下。

(3) 构造空间约束正则项

Pham等^[62]在模糊隶属度的基础上构建了空间约束信息,并将其作为正则项引入到目标函数中,使得算法在迭代过程中逐步平滑隶属度函数;Liew等^[63-65]在目标函数的基础上引入了计算更为复杂的空间约束正则项,但其抗噪能力仍然有限,且算法需要通过多重迭代才能完成;Karmakar和Dooley^[66]提出了一种基于模糊尺度的聚类方法,通过对每一个像素点寻找半径为2~4的邻域内像素点之间的关系,构建隶属度函数并进行聚类;Udupa J K等^[67-69]在其所提出的模糊连接度的概念基础上,利用像素点之间的模糊连接度进一步定义了点到区域之间的模糊连接度,并以此更新隶属度函数和聚类中心,通过模糊聚类分割各连通区域;Adhikari等^[70]通过隶属度函数构建了空间约束正则项;Ji等^[71]与Zhu和Pan^[72]将有限混合模型引入到目标函数中,通过先验概率构建空间约束信息;同时,Ji等^[73,74]构建了基于局部高斯分布的模糊C均值聚类算法,通过高斯核函数刻画局部空间信息。

综上所述,当前针对FCM算法的噪声鲁棒性问题的相关研究已经相当成熟,然而绝大多数算法不可避免地存在空间邻域窗口的选择问题:过大的邻域窗口将导致算法的分割结果过于平滑,尤其是对脑MR图像这类拓扑结构复杂、细节纹理丰富的图像而言,较大的邻域窗口往往会使得算法无法精确分割细节纹理,如脑脊液组织;而邻域窗口较小,对于噪声的鲁棒性又十分有限。因此,如何根据图像各像素与其邻域像素之间的关系,自适应地计算邻域窗口大小是未来亟待解决的问题。

3.4 灰度不均匀性估计的问题

脑MR图像中的灰度不均匀性即偏移场一般被认为是真实图像上的一个乘性影响,其模型为

$$\mathbf{I} = \mathbf{B}\mathbf{J} + n \quad (4)$$

式中： \mathbf{I} 为观测图像； \mathbf{J} 为真实图像；偏移场为 \mathbf{B} ； n 为加性噪声。估计偏移场的目的就是观测图像 \mathbf{I} 中估计出偏移场 \mathbf{B} 。一般而言，偏移场 \mathbf{B} 的分布在全图呈缓慢变化，即灰度不均匀性在全图的分布是光滑的。

为了克服脑 MR 图像中灰度不均匀性的影响，国内外许多学者对其展开了大量研究。早期的研究主要采用物理方法，在成像阶段通过改变成像参数达到抑制灰度不均匀性的目的，但该方法缺乏通用性，限制了其在临床上的使用^[75]。后期的研究则主要重点集中于成像后的图像处理，因该类方法与成像设备无关，因而更具有实用性和扩展性。如前文所述，灰度不均匀性在图像中的分布是光滑的，基于偏移场模型，克服图像中灰度不均匀性的方法主要分为以下两种策略。

(1)先估计并去除图像中的灰度不均匀性，后进行图像分割。将估计图像中的偏移场模型作为单独的研究方向，针对偏移场模型(如式(4)所示)，采用不同技术和算法对偏移场系数进行拟合，如基于多项式函数拟合光滑分布的偏移场模型^[76]、Ashburner 等^[77]提出的基于离散正交变换偏移场拟合模型及 Salvado 等^[78]提出的基于薄板样条偏移场拟合模型，此类拟合模型的精度往往取决于拟合函数的自由度。Decarli 等^[79]利用图像局部统计方法中的中值信息与各类别中值的差别来矫正图像。同时，基于图像直方图信息和基于图像梯度信息估计偏移场的方法也广为采用^[80,81]。

(2)在分割模型中引入偏移场估计模型，同时估计偏移场并分割图像。目前主流的基于分割方法的偏移场估计模型可以分为以下 3 类：

(a)图像滤波法。该类方法一般首先通过对数函数，将乘性的偏移场转换为加性的影响，进而基于偏移场存在图像中分布的光滑性，采用大尺度高斯滤波或均值滤波对偏移场进行处理，其中以 Ahmed 等^[48]提出的 BCFCM 算法为典型代表。Wells 等^[82]在最大化期望(Expectation maximization, EM)算法的基础上，通过构建基于图像滤波思想的偏移场校正自适应方法，实现了脑组织的自动分割。该类方法简单有效，但是由于采用图像滤波的方式，其拟合出的偏移场往往不够光滑，其中难免包含部分图像信息，在一定程度上限制了分割精度。

(b)多项式基函数拟合法。该类方法通过采用多项式基函数拟合平滑的偏移场模型，其中 Leemput 等^[83]提出了基于显示参数的偏移场估计模型，Li 等^[84]通过正交的多项式基函数拟合偏移场。该类方法能够得到十分光滑的偏移场，然而此类方法需要手工设定多项式基函数的数量，过少的基函数无法有效拟合偏移场，而过多的基函数又容易导致偏移场的过拟合现象。

(c)空间局部化方法。该类方法通过引入高斯核函数刻画图像的局部能量信息，在克服图像噪声的同时，确保了偏移场的光滑性。Li 等^[85]提出了一种基于局部一致性灰度聚类的能量最小化模型，通过大尺度高斯核函数构造布局一致性的能量函数，达到了同时克服图像噪声、估计偏移场和分割图像的目的，且其能量函数相对于各变量而言是一个凸函数，对于初始化具有较强的鲁棒性。Ji 等^[56]在局部能量函数的基础上，引入全局能量信息，进一步提高了算法的稳定性。同时，Ji 等^[73,74]将局部能量函数引入到高斯混合模型中，构建了基于局部高斯分布的模糊 C 均值聚类算法。尽管该类方法具有较强的鲁棒性和分割精度，然而其迭代速度较慢，算法较为耗时。

3.5 部分容积效应估计的问题

由于成像设备有限的空间分辨率，部分容积效应表现于图像就是图像中一个像素或体素可能包含多个组织信息，而不是绝对的属于某一确定的脑组织^[86]。这种现象导致了传统的分割方法很难得到高精度的脑组织分割结果。Ballester 等^[87]曾指出部分容积效应所导致的脑组织体积测量误差会达到 20%~60%。而传统的“硬”分割方法限定各像素点只能属于一类脑组织，无法有效估计并克服部分容积效应。因此，“软”分割方法在部分容积效应估计方法得到了广泛的应用。其中典型代表是由 Choi^[88]

等提出的 Mixel 模型,该模型假定图像中的各像素点的灰度值由基于类别的随机变量加权平均获得,并采用最大似然估计模型估计相应的加权系数,并最终得到图像的部分容积效应。Pham 和 Prince^[42]指出统计模型与 FCM 在估计部分容积效应时等价。Szilágyi 等^[89]通过改进模糊 C 均值聚类算法发现将模糊系数设置为 3 可得到较好的部分容积估计效果。

尽管目前尚没有充分的理论支撑,但在实际应用中多数学者认为部分容积效应只会发生于两类之间,即图像中一个像素或体素一般最多包含两类脑组织信息^[88]。在此基础上,Leemput 等^[90]对该假设进行进一步约减,指出部分容积效应一般只发生在灰质与白质交界处以及灰质与脑积液交界处。Sikka^[91]构建了模糊像素信息,通过该信息与手工设定阈值之间的关系来判定当前像素点是否存在部分容积效应。He 等^[92]采用高斯混合模型构建并估计部分容积效应。Tohka 等^[93]提出了一种 Trimmed minimum covariance determinant (TMCD)方法用于估计 Mixel 模型中的参数。Rueda 等^[94]通过拓扑保持算子计算部分容积效应中的影响因子。

3.6 数据不确定性的描述方法

当前大量研究表明,仅仅 FCM 算法中的模糊隶属度函数对于数据的刻画能力往往有限,因此很多学者将研究重心转移为如何在模糊隶属度函数的基础上引入数据刻画能力更强的数据不确定描述方法,主要分为以下 3 类。

(1) 引入概率统计信息

一般的模糊聚类模型中,定义隶属度函数满足“0”到“1”之间且和值为“1”的约束。然而这种模糊约束只能表示数据在类间的隶属程度,无法反映其典型性。Krishnapuram 等^[95]引入了概率约束,放宽了隶属度函数的苛刻约束,提升了聚类中心对于噪声的鲁棒性。但是,该方法对于初始化十分敏感,很容易陷入局部极值^[96]。为了提高概率 C 均值算法对于初始化的鲁棒性,有些学者提出了改进算法^[97,98],Pal 等^[99]结合模糊 C 均值聚类和概率 C 均值聚类提出了概率模糊 C 均值聚类算法,在继承各算法自身优势的同时,能够很好地克服彼此的缺陷。

另一方面,基于统计信息与模糊聚类相结合的方法得到了广泛应用,其基本思想是通过概率统计信息改进模糊聚类模型中的距离度量方式。Tran 等^[100]首次提出将高斯混合模型引入到模糊聚类的目标函数中,以提升模型对于数据的刻画能力;Zeng 等^[101]在此基础上将一型模糊集扩展为二型模糊集;Chatzis 和 Varvarigou^[102]将隐式马尔可夫模型引入到模糊聚类的目标函数中,一方面提高了算法对于数据的刻画能力,另一方面提升了算法对于噪声的鲁棒性;Zhang 等^[103]结合了 FCM 与学生 t 分布的各自优势,通过使用 Kullback_Leibler(KL)距离约束模糊目标函数;Ji 等一方面提出了将负对数后验概率作为模糊聚类的距离度量方式^[71],另一方面在目标函数中引入局部高斯能量信息^[73,74],较好地提升了模糊聚类算法对于图像数据的拟合能力。

(2) 引入粗糙集信息

近年来,基于粗糙集的图像分割方法得到了广泛发展^[104-106]。模糊集能够有效地处理数据集中的重叠部分,而粗糙集能够很好地处理数据集中的不确定性、模糊性和不完备性^[107]。粗糙集将数据集划分为上近似集合与下近似集合两个近似空间,其中下近似集合为包含给定集合中所有基本集,上近似集合为包含给定集合元素中所有基本集的最小集合。Lingras 等^[108]将粗糙集引入到模糊 C 均值聚类算法中,提出了粗糙 C 均值聚类。然而在分割图像时,如何确定各个聚类的上近似与下近似空间并未得到很好地解决^[109]。Ji 等^[110]根据数据内在结构,通过图像数据自适应计算两个阈值并以此作为区分上下近似集合的标准,在聚类迭代过程中不断更新各类别对应的粗糙模糊集,获得了较好的效果。基于模糊集与粗糙集自身的特点,粗糙模糊集混合模型为处理数据集中的不确定性提供了重要途径^[111-116]。

(3) 引入二型模糊集信息

FCM 算法中所使用的模糊隶属度函数为一型模糊集,但其往往无法充分描述数据中的不确定,其原因在于一型模糊集消除了数据所属类别的模糊性,其对应的隶属度函数仍然为确定的数值。为了进一步提升算法对于数据不确定性的描述能力,二型模糊集得到了广泛应用。二型模糊集在数据处理过程中,将隶属度函数本身进一步模糊化。尽管二型模糊集增加了算法的运算量,但是其能够更好地处理数据中的一型模糊集所不能处理的不确定性^[117-119]。为了降低二型模糊集的算法复杂度,区间二型模糊集^[120]被引入到 FCM 模型中。区间二型模糊集将模糊隶属度的模糊性设置为统一的数值,一方面降低了算法的时间复杂度,另一方面保持了算法对于数据不确定性的描述能力,因此该方法得到了广泛应用。目前,已有文献提出了两种经典的基于区间二型模糊集的算法:区间二型模糊聚类^[120]算法和区间二型模糊集概率聚类^[121]算法。这两种算法能够更好地表征数据中的不确定性,但也不可避免地继承了相应一型模糊聚类算法的缺陷。Ji 等^[123]在此基础上,将区间二型模糊集引入到概率模糊 C 均值模型中,提出了一种泛化模型。

3.7 模型扩展

(1) 模糊神经网络

模糊神经网络结合了神经网络系统和模糊系统各自的优势,在处理非线性问题和模糊性问题上具有较大优势。模糊神经网络就是具有模糊权系数或者输入信号是模糊量的神经网络^[123]。Zhang 和 Pal 针对系统设计方法提出了一种模糊聚类的神经网络^[124];Wang 等^[125]提出了一种模糊神经网络的聚类方法;叶少珍等^[126]通过覆盖构造法提出一种基于神经网络的模糊分类器;进而,Aliev 等^[127]将二型模糊集引入到模糊神经网络中。随着深度神经网络的蓬勃发展,结合模糊聚类与深度神经网络的相关模型算法也得了广泛研究^[128,129],这也为该领域今后的研究注入了新鲜血液。

(2) 结合图像语义的模糊聚类

条件随机场(Conditional random fields, CRFs)作为统计模型中的经典方法之一,常用于基于图像语义的图像标记及分割。条件随机场模型是 Lafferty 在最大熵模型和隐马尔科夫模型的基础上提出的一种判别式概率无向图学习模型,用于标记和切分序列化数据的条件概率模型。该模型在给定的具有标记信息的观察序列的条件下,计算整个标记序列的联合概率,拟合标记序列的分布条件属性,通过赋予标记序列中非独立的、相互作用的特征以不同权值来表示特征的重要程度^[130]。近年来,结合条件随机场的图像分割方法得到了广泛的研究^[131-134]。最新的研究成果中,Zheng 等^[135]提出了基于循环神经网络的条件随机场模型,该方法结合卷积神经网络和条件随机域的优势,基于高斯成对势函数的条件随机场模型,制定了的平均场近似推理的循环神经网络,并将其应用于语义图像分割的问题中,获得了当前最佳的语义分割结果。因此,在此基础上,如何引入模糊聚类模型,进一步提升算法对于数据不确定性的描述能力,并将其应用于医学图像分割将是该领域未来研究的热点之一。

4 结束语

本文简述了脑磁共振图像分割面临的主要技术难点,并针对模糊聚类算法应用于脑磁共振图像分割方面存在的缺陷,总结了应对技巧及改进策略。需要指出的是,本文针对模糊 C 均值聚类算法应用于脑磁共振图像分割方面进行了详细的综述,相比较于一般的将模糊 C 均值聚类算法对普通图像进行分割的方法而言,脑磁共振图像由于其特殊的成像机理,导致图像中存在明显的灰度不均匀性和部分容积效应,因此本文所总结的如何使用模糊 C 均值模型估计并克服图像中的灰度不均匀性和部分容积效应的相关理论和算法,一般仅适用于磁共振图像的分割。同时,本文综述的如何确定聚类类别数目的问

题、模型初始化问题、噪声鲁棒性问题、数据不确定描述问题以及模型扩展问题不仅适用于磁共振图像的分割,对于大多数聚类场景往往也都有效。通过本文综述不难发现,作为医学影像学与图像处理交叉领域中的经典问题,采用模糊聚类算法对脑磁共振图像进行分割方面的研究仍然存在诸多亟待解决的问题。如何在考虑到本文所指出的主要问题的基础上,提出一个具有快速、鲁棒特性的分割框架,并基于该框架进一步辅助医生的诊断是未来研究工作急需重点关注的难题。

参考文献:

- [1] 何小海, 梁子飞, 唐晓颖, 等. 图谱法脑部 MRI 图像自动分割技术发展及应用[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(5): 956-964.
He Xiaohai, Liang Zifei, Tang Xiaoying, et al. Development and application for atlas based brain MRI image segmentation technology [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(5): 956-964.
- [2] Huseyin T, Kimia B. Volumetric segmentation of medical images by three dimensional bubbles [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1997, 65(2): 246-258.
- [3] Chakraborty A, Staib H, Duncan S. Deformable boundary finding in medical images by integrating gradient and region information [J]. IEEE Transactions on Medical Image, 1996, 15(6): 859-870.
- [4] Johnston B, Atkins M, Mackiewicz B. Segmentation of multiple sclerosis lesions in intensity corrected multispectral MRI [J]. IEEE Transactions on Medical Image, 1996, 15(2): 154-169.
- [5] Mackiewicz B. Intracranial boundary detection and radio frequency correction in magnetic resonance images [D]. Burnaby, B. C, Canada: Simon Fraser Univ., 1995.
- [6] Rogowska J. Handbook of medical imaging processing and analysis[M]. New York:Academic Press, 2000: 69-86.
- [7] Ginneken B, Alejandro F F, Joes J. Active shape model segmentation with optimal features [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(8): 924-933.
- [8] Pham L, Xu C Y, Prince L. A survey of current methods in medical image segmentation [J]. Annual Review of Biomedical Engineering, 2000,2: 315-317.
- [9] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 46(3): 223-247.
- [10] Aloise D, Deshpande A, Hansen P. NP-hardness of Euclidean sum-of-squares clustering [J]. Machine Learning, 2009, 2(75): 245-248.
- [11] Sanjaygopal S, Hebert T. Bayesian pixel classification using spatially variant finite mixtures and the generalized EM algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(7): 1014-1028.
- [12] Greenspan H, Ruf A, Goldberger J. Constrained Gaussian mixture model framework for automatic segmentation of MR brain images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(9): 1233-1245.
- [13] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888 - 905.
- [14] Xue H, Srinivasan L, Jiang S, et al. Automatic segmentation and reconstruction of the cortex from neonatal MRI [J]. NeuroImage, 2007, 38(3): 461 - 477.
- [15] 闫晓玲. 一种基于多维彩色向量空间的(火焰)图像模糊聚类分割算法 [J]. 数据采集与处理, 2012, 27(3): 1-6.
Yan Xiaoling. A fuzzy clustering segmentation algorithm of flame image based on multi-dimensional color vector space image [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(3): 1-6.
- [16] Liu H, Ban X. Clustering by growing incremental self-organizing neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(11): 4965-4981.
- [17] 郑馨, 王勇, 汪国有. EM 聚类和 SVM 自动学习的白细胞图像分割算法 [J]. 数据采集与处理, 2013, 28(5): 614-619.
Zheng Xin, Wang Yong, Wang Guoyou. White blood cell segmentation using expectation-maximization and automatic support vector machine learning [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(5): 614-619.
- [18] 纪则轩. 基于模糊聚类的脑磁共振图像分割技术研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2012.
Ji Zexuan. Research on brain MR image segmentation with fuzzy clustering based model [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2012.
- [19] Prewitt J M. Picture processing and psychopictories[M]. New York:Acad Press, 1970: 75-149.
- [20] Pappas T, Jayant N. An adaptive clustering algorithm for image segmentation [J]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1992, 40(4): 901-914.

- [21] Tolias Y, Panas S. Image segmentation by a fuzzy clustering algorithm using adaptive spatially constrained membership functions [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1998, 28(3): 359-369.
- [22] Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well separated cluster [J]. *Journal of Cybernetics*, 1974, 3(3): 32-57.
- [23] Bezdek J C. *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms* [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [24] Bezdek J. A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1980, 2(1): 1-8.
- [25] Rezaee B. A cluster validity index for fuzzy clustering [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2010, 161(23): 3014-3025.
- [26] Yu J, Cheng Q S. The range of the optimal number of clusters for the fuzzy clustering algorithms [J]. *Science in China (Series E)*, 2002, 32(2): 274-280.
- [27] Bezdek J C. Cluster validity with fuzzy sets [J]. *Journal of Cybernetics*, 1974, 3(3): 58-74.
- [28] Halkidi M, Batistakis Y, Vazirgiannis M. Clustering validity checking methods; Part II [J]. *Sigmod Record*, 2002, 31(3): 19-27.
- [29] Bouguessa M, Wang S, Sun H. An objective approach to cluster validation [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(13): 1419-1430.
- [30] Xie X, Beni G. A validity measure for fuzzy clustering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(8): 841-847.
- [31] Dunn J. Well-separated clusters and optimal fuzzy partitions [J]. *Journal of Cybernetics*, 1974, 4: 95-104.
- [32] Lingras P, Chen M, Miao D. Rough cluster quality index based on decision theory [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2009, 21(7): 1014-1026.
- [33] Liang J, Zhao X, Li D. Determining the number of clusters using information entropy for mixed data [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(6): 2251-2265.
- [34] Kapp A V, Tibshirani R. Are clusters found in one dataset present in another dataset? [J]. *Biostatistics*, 2007, 8(1): 9-31.
- [35] Still S, Bialek W. How many clusters? An information-theoretic perspective [J]. *Neural Computation*, 2004, 16(12): 2483-2506.
- [36] Bahgt S F, Aljahdali S, Zanaty E A, et al. A new validity index for fuzzy C-means for automatic medical image clustering [J]. *International Journal of Computer Applications*, 2012, 38(12): 1-8.
- [37] Zhang Y J, Wang W N, Zhang X N, et al. A cluster validity index for fuzzy clustering [J]. *Information Sciences*, 2008, 178(4): 1205-1218.
- [38] Sun H J, Wang S R, Jiang Q S. FCM-based model selection algorithms for determining the number of cluster [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(10): 2027-2037.
- [39] Yu H, Liu Z G, Wang G Y. An automatic method to determine the number of clusters using decision-theoretic rough set [J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2014, 55(1): 101-115.
- [40] Rosenberger C, Chehdi K. Unsupervised clustering method with optimal estimation of the number of clusters: Application to image segmentation [C]//15th International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain: IEEE Computer Society Press, 2000: 656-659.
- [41] Khan J, Malik A S, Kamel N, et al. Segmentation of acne lesion using fuzzy C-means technique with intelligent selection of the desired cluster [C]//37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Milano, Italy: IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2015: 3077-3080.
- [42] Pham D, Prince J. An adaptive fuzzy C-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1999, 20(1): 57-68.
- [43] Yager R, Filev D. Approximate clustering via the mountain method [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1994, 24(8): 1279-1284.
- [44] Chiu S. Fuzzy model identification based on cluster estimation [J]. *J Intelligent and Fuzzy System*, 1994, 2(3): 267-278.
- [45] Tan K, Lim W, Isa N. Novel initialization scheme for fuzzy C-means algorithm on color image segmentation [J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(4): 1832-1852.
- [46] Chaudhuri D, Chaudhuri B. A novel multiseed nonhierarchical data clustering technique [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1997, 27(5): 871-876.
- [47] Postaire J, Zhang R, Lecocqbotte C. Cluster analysis by binary morphology [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(2): 170-180.
- [48] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A modified fuzzy C-means algorithm for bias field estimation and segmenta-

- tion of MRI data [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 21(3): 193-199.
- [49] Chen S, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. *IEEE Transactions on System Man and Cybernetics Part B*, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [50] Szilágyi L, Benyó Z, Szilágyi S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy C-means algorithm [C]// *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Cancun: [s. n.], 2003: 724-726.
- [51] Cai W, Chen S, Zhang D Q. Fast and robust fuzzy C-means algorithms incorporating local information for image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 825-838.
- [52] Szilágyi L, Szilágyi S M, Benyó Z. A modified FCM algorithm for fast segmentation of brain MR images [J]. *Analysis and Design of Intelligent Systems Using Soft Computing Techniques*, 2007, 41: 119-127.
- [53] Kang J Y, Min L, Luan Q X, et al. Novel modified fuzzy C-means algorithm with applications [J]. *Digital Signal Processing*, 2009, 19(22): 309-319.
- [54] Kang B Y, Kim D W, Qing Li. Spatial Homogeneity-based fuzzy C-means algorithm for image segmentation [J]. *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, 2005, 3613: 462-469.
- [55] Ji Z, Sun Q, Xia D. A modified possibilistic fuzzy C-means clustering algorithm for bias field estimation and segmentation of brain MR image [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2011, 35(5): 383-97.
- [56] Ji Z, Chen Q, Sun Q, Xia D, et al. MR image segmentation and bias field estimation using coherent local and global intensity clustering [C]// *7th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*. Pislataway, NJ, USA; IEEE Computer Society, 2010(2): 578-582.
- [57] 纪则轩, 陈强, 孙权森, 等. 各向异性权重的模糊 C 均值聚类图像分割[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2009, 21(10): 1451-1459.
- Ji Zexuan, Chen Qiang, Sun Quansen, et al. Image segmentation with anisotropic weighted fuzzy C-means clustering [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2009, 21(10): 1451-1459.
- [58] 刘华军, 任明武, 杨静宇. 一种改进的基于模糊聚类的图像分割方法[J]. *中国图象图形学报*, 2006, 11(9): 1312-1316.
- Liu Huajun, Ren Mingwu, Yang Jingyu. An improved image segmentation method based on fuzzy clustering [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, 11(9): 1312-1316.
- [59] Xia Y, Feng D, Wang T J, et al. Image segmentation by clustering of spatial patterns [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(12): 1548-1555.
- [60] Ma L, Staunton R C. A modified fuzzy C-means image segmentation algorithm for use with uneven illumination patterns [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(11): 3005-3011.
- [61] Wang J Z, Kong J, Lu Y H, et al. A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation using both local and non-local spatial constrains [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2008, 32(8): 685-698.
- [62] Pham D L, Prince J L. Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, 18 (9): 737-752.
- [63] Liew A, Leung S, Lau W. Fuzzy image clustering incorporating spatial continuity[J]. *IEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing*, 2000, 147(2): 185-192.
- [64] Liew A, Yan H. An adaptive spatial fuzzy clustering algorithm for 3-D MR image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(9): 1063-1075.
- [65] Liew A, Yan H, Law N F. Image segmentation based on adaptive cluster prototype estimation [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2005, 13(4): 444-453.
- [66] Karmakar G C, Dooley L. A generic fuzzy rule based technique for image segmentation [C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Salt Lake City, UT, USA; [s. n.], 2001: 1577-1580.
- [67] Udupa J K, Wei L, Samarasekera S, et al. Fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms and applications in image segmentation [J]. *Graphical Models and Image Processing*, 1996, 58(3): 246-261.
- [68] Udupa J K, Saha P K, Lotufo R A. Fuzzy connected object definition in images with respect to co-objects [J]. *Proc Int'l Soc for optical eng-(SPIE) Conf Medical Imaging*, 1999, 3661: 236-235.
- [69] Udupa J K, Punam K, Saha P K, et al. Relative fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 24(11): 1485-1500
- [70] Adhikari S, Sing J, Basu D. Conditional spatial fuzzy C-means clustering algorithm for segmentation of MRI images [J]. *Applied Soft Computing*, 2015: 758-769.

- [71] Ji Z, Liu J, Cao G, et al. Robust spatially constrained fuzzy C-means algorithm for brain MR image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(7): 2454-2466.
- [72] Zhu H, Pan X. Robust fuzzy clustering using nonsymmetric student's t finite mixture model for MR image segmentation [J]. *Neurocomputing*, 2016, 175: 500-514.
- [73] Ji Z, Xia Y, Sun Q, et al. Adaptive scale fuzzy local Gaussian mixture model for brain MR image segmentation [J]. *Neurocomputing*, 2014, 134(7): 60-69.
- [74] Ji Z, Xia Y, Sun Q. Fuzzy local Gaussian mixture model for brain MR image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2012, 16(3): 339-347.
- [75] Vovk U, Pernus F, Likar B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26(3): 405-421.
- [76] Likar B, Viergever M, Pernus F. Retrospective correction of MR intensity inhomogeneity by information minimization [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2001, 20(12): 1398-1410.
- [77] Ashburner J, Friston K J. Voxel-based morphometry—The methods [J]. *NeuroImage*, 2000, 11(6): 805-821.
- [78] Salvado O, Hillenbrand C, Zhang S X, et al. MR signal inhomogeneity correction for visual and computerized atherosclerosis lesion assessment [C]//*Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Nano to Macro, Arlington; [s. n.], 2004: 1143-1146.*
- [79] DeCarli C, Murphy D G, Teichberg D, et al. Local histogram correction of MRI spatially dependent image pixel intensity nonuniformity [J]. *J Magn Reson Imaging*, 1996, 6(3): 519-528.
- [80] Hou Z, Huang S, Hu Q, et al. A fast and automatic method to correct intensity inhomogeneity in MR brain images [J]. *Med Image Comput Comput Assist Interv*, 2006, 9(2): 324-331.
- [81] Zheng Y, Grossman M, Awate S P, et al. Automatic correction of intensity nonuniformity from sparseness of gradient distribution in medical images [J]. *Med Image Comput Comput Assist Interv*, 2009, 12(2): 852-859.
- [82] Wells W, Grimson E, Kikinis R, et al. Adaptive segmentation of MRI data [J]. *IEEE Trans Med Imag*, 1996, 15(4): 429-442.
- [83] Leemput V, Maes K, Vandermeulen D, et al. Automated model-based bias field correction of MR images of the brain [J]. *IEEE Trans Med Imag*, 1999, 18(10): 885-896.
- [84] Li C, Gatenby C, Wang L. A robust parametric method for bias field estimation and segmentation of MR images [C]//*IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA: IEEE Computer Society, 2009: 218-223.*
- [85] Li C, Xu C, Anderson A, et al. MRI tissue classification and bias field estimation based on coherent local intensity clustering: A unified energy minimization framework [J]. *Information Processing in Medical Imaging (IPMI), Lect Notes Comput Sci*, 2009, 5636: 288-299.
- [86] Tohka J. Partial volume effect modeling for segmentation and tissue classification of brain magnetic resonance images: A review [J]. *World Journal of Radiology*, 2014, 6(11): 855-864.
- [87] Ballester M, Zisserman A, Brady M. Estimation of the partial volume effect in MRI [J]. *Medical Image Analysis*, 2002, 6(4): 389-405.
- [88] Choi H, Haynor D, Kim Y. Partial volume tissue classification of multichannel magnetic resonance images—a mixel model [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1991, 10(3): 395-407.
- [89] Szilágyi L. Novel image processing methods based on fuzzy logic [D]. Budapest, Hungary: Budapest University of Technology and Economics, 2008.
- [90] Van Leemput K, Maes F, Vandermeulen D. A unifying framework for partial volume segmentation of brain MR images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(1): 105-119.
- [91] Sikka K, Sinha N, Singh P. A fully automated algorithm under modified FCM framework for improved brain MR image segmentation [J]. *Magnetic Resonance Imaging*, 2009, 27(7).
- [92] He H, Lv B, Lu K. Robust partial volume segmentation with bias field correction in brain MRI [C]// *International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, China: IAPR, 2006: 175-178.*
- [93] Tohka J, Zijdenbos A, Evans A. Fast and robust parameter estimation for statistical partial volume models in brain MRI [J]. *NeuroImage*, 2004, 23(1): 84-97.
- [94] Rueda A, Acosta O, Couprie M, et al. Topology-corrected segmentation and local intensity estimates for improved partial volume classification of brain cortex in MRI [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2010, 188(2): 305-315.
- [95] Krishnapuram R, Keller J. A possibilistic approach to clustering [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1993, 1(2): 98-110.

- [96] Krishnapuram R, Keller J. The possibilistic C-means algorithm: Insights and recommendations [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1996, 4(3): 385-393.
- [97] Timm H, Borgelt C, Doring C. An extension to possibilistic fuzzy cluster analysis [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2004, 147(1): 3-16.
- [98] Zhang J, Leung Y. Improved possibilistic C-means clustering algorithms [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2004, 12(2): 209-217.
- [99] Pal N, Pal K, Keller J. A possibilistic fuzzy C-means clustering algorithm [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2005, 13(4): 517-530.
- [100] Tran D, Le T, Wagner M. Fuzzy Gaussian mixture models for speaker recognition [C]//*Proceedings of the International Conference on Spoken Language*. Sydney, Australian; Australian Speech Science and Technology Association, 1998: 759-762.
- [101] Zeng J, Xie L, Liu Z. Type-2 fuzzy Gaussian mixture models [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(12): 3636-3643.
- [102] Chatzis S, Varvarigou T A. A fuzzy clustering approach toward hidden markov random field models for enhanced spatially constrained image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2008, 16(5): 1351-1361.
- [103] Zhang H, Wu Q, Nguyen T M. A robust fuzzy algorithm based on student's t-distribution and mean template for image segmentation application [J]. *IEEE Signal Processing Letters*. 2013, 20(2): 117-120.
- [104] Mushrif M, Ray A. Color image segmentation: Rough-set theoretic approach [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(4): 483-493.
- [105] Pal S K, Mitra P. Multi-spectral image segmentation using rough set initialized EM algorithm [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(11): 2495-2501.
- [106] Widz S, Slezak D. Approximation degrees in decision reduct-based MRI segmentation [C]//*Proceedings of the Frontiers in the Convergence of Bioscience and Information Technologies*. Jeju Island, Korea; IEEE Computer Society, 2007: 431-436.
- [107] Pawlak Z. Rough sets, theoretical aspects of reasoning about data [M]. Dordrecht, the Netherlands; Kluwer, 1991.
- [108] Lingras P, West C. Interval set clustering of web users with rough k-means [J]. *Journal of Intelligent Information Systems*, 2004, 23(1): 5-16.
- [109] Mitra S, Banka H, Pedrycz W. Rough-fuzzy collaborative clustering [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2006, 36(4): 795-805.
- [110] Ji Z, Sun Q, Xia Y. Generalized rough fuzzy c-means algorithm for brain MR image segmentation [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2012, 108(2): 644-655.
- [111] Maji P, Pal S K. RFCM: A hybrid clustering algorithm using rough and fuzzy sets [J]. *Fundamenta Informaticae*, 2007, 80(4): 475-496.
- [112] Maji P, Pal SK. Rough set based generalized fuzzy C-means algorithm and quantitative indices [J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2007, 37(6): 1529-1540.
- [113] Mitra S, Pedrycz W, Barman B. Shadowed C-means: Integrating fuzzy and rough clustering [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 43(4): 1282-1291.
- [114] Maji P, Roy S. Rough-fuzzy clustering and multiresolution image analysis for text-graphics segmentation [J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 30(5): 705-721.
- [115] Maji P, Roy S. Rough-fuzzy clustering and unsupervised feature selection for wavelet based MR image segmentation [J]. *PLOS One*, 2015, 10(4): e0132081.
- [116] Saha I, Sarkar J, Maulik U. Ensemble based rough fuzzy clustering for categorical data [J]. *Knowledge Based Systems*, 2015, 1(8): 114-127.
- [117] Mendel J. Uncertain rule-based fuzzy logic systems: Introduction and new directions [M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2001.
- [118] Mendel J, John R. Type-2 fuzzy set made simple [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2002, 10(2): 117-127.
- [119] Rhee F. Uncertain fuzzy clustering: Insights and recommendations [J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2007, 2(1): 44-56.
- [120] Hwang C, Rhee F. Uncertain fuzzy clustering: Interval type-2 fuzzy approach to C-means [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2007, 15(1): 107-120.
- [121] Min J H, Shim E A, Rhee F C. An interval type-2 fuzzy PCM algorithm for pattern recognition [C]//*IEEE International Conference on Fuzzy Systems, FUZZ-IEEE 2009*. Jeju Island, Korea; IEEE Computational Intelligence Society, 2009: 480-483.

- [122] Ji Z, Xia Y, Sun Q. Interval-valued possibilistic fuzzy C-means clustering algorithm [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2014, 253(10): 138-156.
- [123] Buckley J J, Hayashi Y. Fuzzy neural networks: A survey [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1994, 66(1): 1-13.
- [124] Zhang D, Pal S. A fuzzy clustering neural networks (FCNs) system design methodology [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, 11(5): 1174-1177.
- [125] Wang S, Chung K, Deng Z, et al. Robust fuzzy clustering neural network based on epsilon-insensitive loss function [J]. *Applied Soft Computing*, 2007, 7(2): 577-584.
- [126] 叶少珍, 张钊, 吴鸣锐, 等. 一种基于神经网络覆盖构造法的模糊分类器 [J]. *软件学报*, 2003, 14(3): 429-434.
Ye Shaozhen, Zhang Ba, Wu Mingrui, et al. A fuzzy classifier based on the constructive covering approach in neural networks [J]. *Journal of Software*, 2003, 14(3): 429-434.
- [127] Aliev R, Pedrycz W, Guirimov B, et al. Type-2 fuzzy neural networks with fuzzy clustering and differential evolution optimization [J]. *Information Sciences*, 2011, 181(9): 1591-1608.
- [128] John V, Mita S, Liu Z, et al. Pedestrian detection in thermal images using adaptive fuzzy C-means clustering and convolutional neural networks [C]//14th IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA). Tokyo, Japan: IAPR, 2015: 246-249
- [129] Alam J, Hassan M, Khan A, et al. Robust fuzzy RBF network based image segmentation and intelligent decision making system for carotid artery ultrasound images [J]. *Neurocomputing*, 2015, 151(3): 745-755.
- [130] Lafferty J, McCallum A, Pereira F. Conditional random fields: probabilistic models for segmenting and labeling sequence data [C]//International Conference on Machine Learning. MA, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 2001: 282-289.
- [131] He X, Zemel R, Carreira-perinan M. Multiscale conditional random fields for image labeling [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2004, 2: 695-702.
- [132] Shotton J, Winn J, Rother C, et al. Textonboost: Joint appearance, shape and context modeling for multi-class object recognition and segmentation [C]//European Conference on Computer Vision (ECCV). Graz, Austria: Springer Berlin Heidelberg, 2006: 1-15.
- [133] Gould S, Fulton R, Koller D. Decomposing a scene into geometric and semantically consistent regions [C]//12th International Conference on Computer Vision (ICCV). Kyoto, Japan: IEEE, 2009: 1-8.
- [134] Gould S. Multiclass pixel labeling with non-local matching constraints [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence, Rhode Island, USA: IEEE Computer Society, 2012: 2783-2790.
- [135] Zheng S, Jayasumana S, Romera-Paredes B, et al. Conditional random fields as recurrent neural networks [C]//International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, Chile: IEEE, 2015: arXiv:1502.03240.

作者简介:



孙权森 (1963-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 模式识别、图像处理、计算机视觉和机器学习, E-mail: sunquansen @ njust.edu.cn.



纪则轩 (1984-), 通信作者, 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向: 模式识别、图像处理和医学影像学, E-mail: jizexuan @ njust.edu.cn.

